Аннотация. Цель статьи – проанализировать современные методы классификации электрокардиограмм (ЭКГ). В частности, рассмотрены такие методы, как преобразование Фурье, Вейвлет-преобразование, статистический анализ. Также рассмотрено использование нейронных сетей и машинного обучения для классификации ЭКГ.

Методика и методы: обобщение содержания ведущих зарубежных источников по проблеме классификации электрокардиограмм; системный анализ исследований.

Результаты: проведен обзор публикаций в ведущих международных изданиях по проблематике классификации ЭКГ, показаны достоинства и недостатки существующих подходов к классификации.

Научная новизна: рассмотрены существующие математические методы анализа биомедицинских сигналов. Выявлены проблемы точности постановки диагноза на основе полученных данных, игнорирования локальной информации, плохого частотного или временного разрешений.

Ключевые слова: электрокардиограмма, преобразование, Фурье, Вейвлет, нейронная сеть, машинное обучение.

**Механизм образования сигнала ЭКГ**

В 1902 году голландский ученый Виллем Эйнтховен изобрел струнный гальванометр для измерения электрической сердечной активности. Этот прибор стал одним из самых важных изобретений века. Изобретение электрокардиограммы (ЭКГ) произвело революцию в диагностике сердечно-сосудистых аномалий [1].

Прохождение импульса по сердечной проводящей системе графически фиксируется по вертикали в виде подъемов и спусков изогнутой линии, представленной на рисунке 1. Эти пики обычно обозначаются латинскими буквами P, Q, R, S и T [2]. Пик U - это последняя неустойчивая и самая маленькая волна на ЭКГ. Иногда пик U может не наблюдаться из-за его небольшого размера [3]. Помимо записи пиков, на электрокардиограмме по горизонтали записывается время, в течение которого пульс проходит через определенные части сердца. Отрезок на электрокардиограмме, измеряемый его продолжительностью во времени (в секундах), называется интервалом [2].

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

Рисунок 1 – Лента ЭКГ, зубцы и интервалы

Сердце работает в организме под руководством водителя ритма, который вырабатывает электрические импульсы и направляет их в проводящую систему. Водитель ритма сердца расположен в правом предсердии в месте слияния полых вен, в синусе, и поэтому назван синусовым узлом, а импульс возбуждения, исходящий из синусового узла, называется синусовым импульсом [2].

Пик Р представляет собой отображение прохождения синусового импульса по проводящей системе предсердий и поочередное возбуждение сначала правого, а затем левого предсердий. Возбуждение правого предсердия проявляется восходящей ножкой зубца Р, нисходящая ножка возникает в результате охвата возбуждением левого предсердия [4].

Одновременно импульс, выходящий из синусового узла, направляется к атриовентрикулярному узлу. В нем происходит задержка импульса. Проходя по атриовентрикулярному узлу, электрический импульс не вызывает возбуждения прилежащих слоев, поэтому на электрокардиограмме пики возбуждения не записываются. Так формируется PQ интервал.

Далее электрический импульс достигает проводящих путей желудочков, проходит по путям, возбуждая при этом миокард желудочков. Этот процесс отображается на электрокардиограмме формированием комплекса QRS. Зубец R — это самая крупная отметка на электрокардиограмме, так как мышечные клетки желудочков очень многочисленны и деполяризуются почти одновременно [5].

Охватив возбуждением желудочки, импульс угасает, потому что клетки миокарда не могут долго оставаться возбужденными. В них начинаются процессы восстановления своего первоначального состояния, бывшего до возбуждения. Все механизмы этого процесса объединяют обычно одним понятием — процессы деполяризации. Процессы деполяризации отображаются графически на ЭКГ отрезком S—Т и пиком Т [2, 4, 5]. К моменту завершения зубца T все клетки сердца находятся в состоянии покоя [5].

Формирование зубца U спорно. Обычно считается, что зубец U отражает деполяризацию волокон Пуркинье. Обычно зубец U имеет ту же полярность, что и зубец T [3].

**Статистический анализ**

Электрокардиография является ценным диагностическим средством, позволяющим с достаточно высокой точностью получить информацию о состоянии электрической активности сердечной мышцы. Сравнивая полученную запись с формой нормальной электрокардиограммы, можно делать заключение о тех или иных изменениях в работе сердца [4].

В случае нормального возбуждения обоих предсердий, вершина зубца Р получается уплощенной. Это происходит потому, что левое предсердие возбуждается позже правого на 0,02 с, это и обусловливает появление плоской вершины Р. В нормальных условиях время полного охвата возбуждением обоих предсердий не превышает 0,1 с. Высота зубца Р в норме составляет от 0.5 до 2-х мм.

Длительность PR интервала измеряют от начала зубца Р до начала R или Q. В норме он равен от 0,11 до 0,20 с, в зависимости от возраста и состояния миокарда. При оценке длительности PQ нужно учитывать ширину (продолжительность) зубца Р. Если удлинен PQ (больше 0,20 с), а зубец Р нормальный, можно говорить об удлинении атриовентрикулярной проводимости.

Если зубец Q присутствует на ЭКГ, его величина в норме не должна превышать 0,25 зубца R, а продолжительность - 0,03 с. Истинная величина потенциала перегородки гораздо больше той, которая регистрируется на ЭКГ. Патологический Q (больше 0,03 с по ширине и более 0,25 амплитуды зубца R) - всегда есть подтверждение инфаркта миокарда. Однако, его отсутствие не дает права отвергнуть наличие инфаркта миокарда, особенно в первые часы периода острого приступа.

В условиях здорового сердца регистрация зубца R длится не более 0,02 с. В норме высота зубца R находится в переделах от 6 до 16 мм.

Зубца S в норме может не быть, если его потенциал невелик и прибор его не улавливает. На ЭКГ регистрируется прямая линия (изолиния - ST). Время от начала регистрации зубца Q до конца зубца S характеризует скорость распространения возбуждения и по проводящей системе, и по сократительному миокарду. В норме оно равно 0,06–0,10 с [4].

Автоматически измеряемый глобальный интервал QT, как правило, длиннее интервала QT, измеренного в любом отдельном отведении, на 30–40 мс. Использование центральных баз данных с высоким качеством ЭКГ будет единственным способом отличить нормальное от ненормального значения в конкретных группах населения [9].

Сегмент ST, как правило, совпадает с изолинией, но может быть смещен, чаще выше изолинии. Если следующий за ST зубец T не изменен, то такому смещению (не более 1–2 мм) обычно не придают значения, не считая его патологическим признаком. Смещение сегмента ST рассматривают как результат расстройства возбуждения вследствие повреждения отдельных отделов миокарда. Эти расстройства могут быть преходящими (приступ стенокардии, предынфарктное состояние), либо стойкими (инфаркт миокарда – элевация, гипертрофия миокарда – депрессия). Амплитуды между зубцами S и T в значительной степени наследуются [10]. В [11] обнаружили, что аномальные изменения ST-T были наиболее частыми проявлениями ЭКГ у пациентов с COVID-19, и на них приходилась самая высокая доля аномалий ЭКГ как в критически тяжелых, так и в тяжелых типах.

**Вариационный метод**

Вариабельность сердечного ритма (ВСР) — это временной ряд R-R интервалов на интервале наблюдения. Наибольший разброс R-R интервалов свидетельствует о влиянии блуждающих нервов и дыхания и известен как дыхательная синусовая аритмия. Более медленные или низкочастотные колебания длительности R-R интервалов обозначаются как недыхательная синусовая аритмия и связаны с симпатическими сегментарными и надсегментарными отделами вегетативной нервной системы, а также гуморальными влияниями на водителя ритма сердца [5].

Вариационный метод заключается в изучении закона распределения R-R интервалов как случайных величин. Для этого строятся гистограммы распределения R-R интервалов в координатах: количество R-R интервалов K — длительность R-R интервалов τ. Из всего многообразия гистограмм распределения ВСР наиболее типичными являются гистограммы, представленные на рисунке 2.

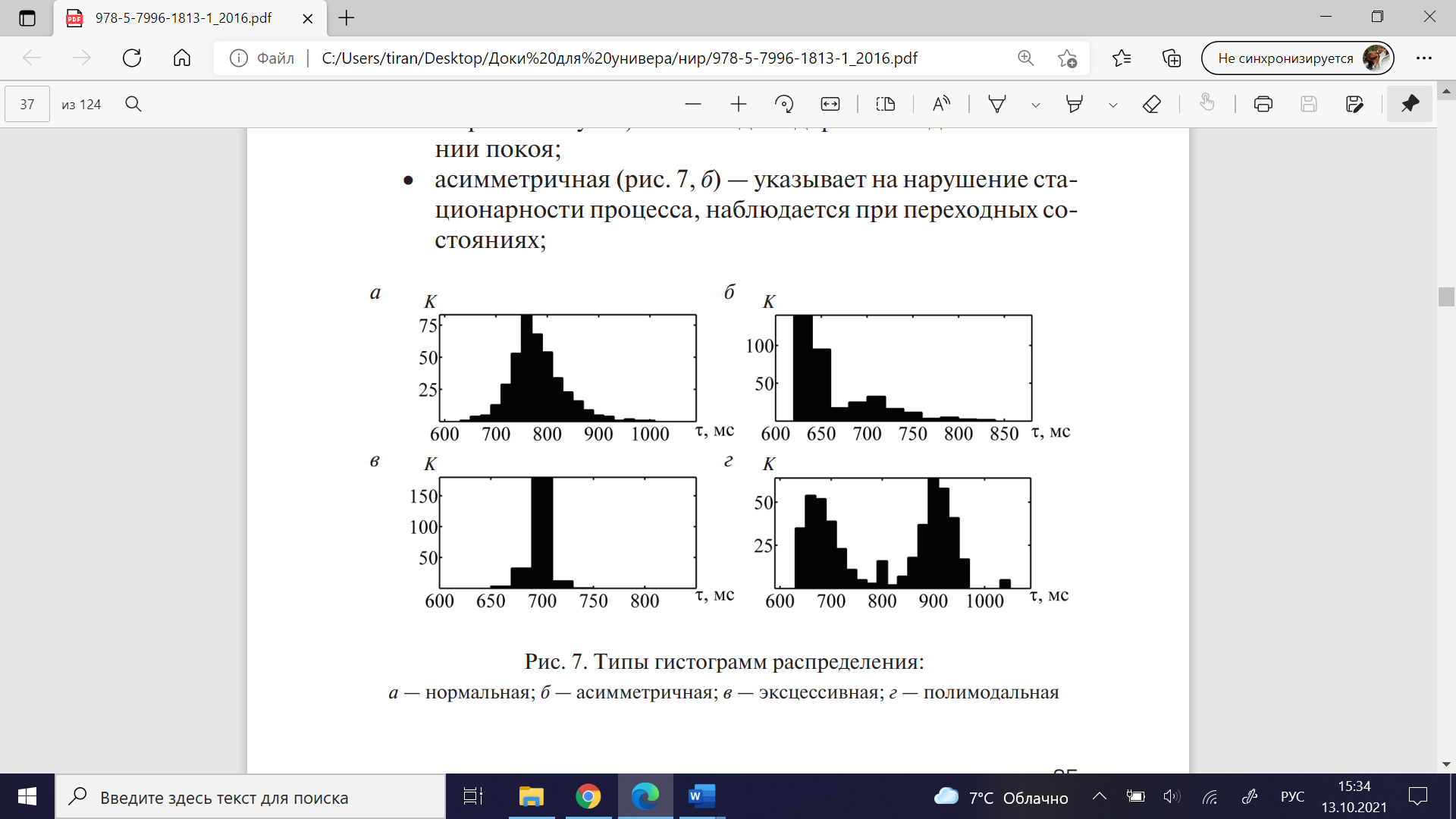


Рисунок 2 – Типы гистограмм распределения: а – нормальная, б – ассиметричная, в – эксцессивная, г - полимодальная

· Нормальная гистограмма, близкая по виду к кривым Гаусса, типична для здоровых людей в состоянии покоя;

· Асимметричная — указывает на нарушение стационарности процесса, наблюдается при переходных состояниях

· Эксцессивная — характеризуется очень узким основанием и заостренной вершиной, регистрируется при выраженном стрессе, патологических состояниях;

· Полимодальная — обусловлена наличием несинусового ритма (мерцательная аритмия, экстрасистолия), а также множественными артефактами при регистрации ВСР [5].

**Метод Фурье**

Ключевыми задачами анализа кардио-сигналов является не только обнаружение комплексов и анализ их формы, но и выявления характерных зависимостей в спектре. В этой связи новые возможности открывает использование стандартного преобразования Фурье и спектрального анализа для получения частотно-временного представления сигнала. В основе преобразования Фурье лежит идея представления периодической функции, все сигналы ЭКГ являются именно такими, в виде суммы отдельных гармонических составляющих (синусов и косинусов с различными амплитудами A, периодами Т и, следовательно, частотами ω) [13]. Преобразование Фурье преобразует сигнал из временной области в частотную, и можно легко найти амплитудный и фазовый спектр каждой частотной составляющей. Быстрое преобразование Фурье значительно сокращает время умножения, необходимое для вычисления дискретного преобразования Фурье, и значительно повышает скорость обработки [3].

После первичной обработки сигнала (сглаживания при помощи полиномов Лагранжа-Сильвестра) во временной области производится спектральный анализ с использованием быстрого преобразования Фурье по формуле (1):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (1)

где 0 ≤ *k* ≤ *N*– 1, *N* – количество перемножения комплексных чисел.

Преобразование Фурье предполагает наличие периодического, но сглаженного сигнала. Исходные оцифрованные данные показывают, что тот пик, отвечающий за резкое сжатие желудочков, наиболее близко соответствует δ-функции с амплитудой в 3–5 раз больше, чем у пиков P (сжатие предсердий) и T (расслабления желудочков). Это представляет наибольшую «нагрузку» на результаты спектрального анализа. Временное представление ЭКГ сигнала в виде двух функций, периодически появляющегося пика δ-функции и сглаженного сигнала с пиками P и T, приводит к получению спектров с адекватно интерпретируемыми гармоническими составляющими [13].

С другой стороны, в статье [6] отстаивается мнение, что преобразование Фурье не подходит для анализа ЭКГ, поскольку оно характеризует сигналы глобально, но игнорирует локальную информацию. Хотя кратковременное преобразование Фурье делит длительный сигнал на короткие сегменты равной длины, а затем вычисляет преобразование Фурье отдельно для каждого сегмента, большая ошибка кратковременного преобразования Фурье заключается в его фиксированном разрешении. Обычно ширина оконной функции зависит от того, как представлен сигнал. Широкое окно дает лучшее разрешение по частоте, но плохое разрешение по времени. Узкое окно дает хорошее временное разрешение, но плохое частотное разрешение. Следовательно, кратковременное преобразование Фурье также не подходит для анализа сигналов ЭКГ различной частоты.

**Спектральный анализ**

Спектральный анализ применяется для количественной оценки частотно-временных изменений колебательных процессов в сигнале ВСР. При спектральном анализе сигналов ВСР выделяют следующие спектральные компоненты: высокочастотная (High Frequency — HF), низкочастотная (Low Frequency — LF), очень низкочастотная (Very Low Frequency — VLF) и ультранизкочастотные (Ultra Low Frequency — ULF). Согласно российским и западным стандартам исследования спектральных характеристик ВСР проводят в следующих диапазонах частот:

· диапазон HF — от 0,4–0,15 Гц (2,5–6,5 с);

· диапазон LF — от 0,15–0,04 Гц (6,5–25 с);

· диапазон VLF — от 0,04–0,003 до Гц (25–333 с);

· диапазон ULF — частоты ниже 0,003 Гц.

При анализе кратковременных 5-минутных записей диапазон ULF не анализируется. Активность парасимпатического звена вегетативной нервной системы и активность автономного контура регуляции характеризуются мощностью высокочастотной составляющей спектра HF. Мощность низкочастотной составляющей спектра LF характеризует преимущественно состояние симпатического центра регуляции сосудистого тонуса.

Мощность очень низкочастотной составляющей спектра VLF обусловлена влиянием на ритм сердца надсегментарного уровня регуляции, поскольку амплитуда этих волн тесно связана с психоэмоциональным напряжением и функциональным состоянием коры головного мозга.

При спектральном анализе ВСР применяют прямое дискретное преобразование Фурье в частотный спектр дискретного сигнала *x(k‧Δt)*, используя формулу (2):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (2)

где *N* — количество отсчетов сигнала *x(k‧Δt)*; *k* = l = 0, 1, …; (*N* — 1) — номер отсчета; *∆t* — интервал времени между отсчетами; *T* = (*N* — 1)*∆t* — временной интервал анализируемого сигнала; *Δω* = *2pi/T* – шаг спектра в частотной области.

Для преобразования частотного спектра *X(l‧Δω)* в дискретный сигнал *x(k‧Δt)* используют обратное преобразование Фурье, формулу (3):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (3)

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описаниеПод спектральной мощностью понимается значение, посчитанное по формуле (4):

, 22222222222(4)

Далее вычисляют:

· абсолютную спектральную мощность в каждом частотном диапазоне *HF*, *LF* и *VLF* по формулам (5) - (7):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (5)

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (6)



, (7)

где *LHFf*, *LHFi*, *LLFf*, *LLFi*, *LVLFf*, *LVLFi* — номера граничных отсчетов спектральной мощности *Pl* в каждом частотном диапазоне *HF*, *LF* и *VLF*;

· суммарную мощность спектра (Total Power — *TP*), которая определяется как сумма мощностей в диапазонах *HF*, *LF* и *VLF*;

· нормированное значение мощности в каждом частотном диапазоне в процентах от суммарной мощности спектра *ТР* — *HFn*, *LFn* и *VLFn*;

· индекс вегетативного баланса — *LF/HF*;

· индекс централизации по формуле (8):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (8)

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание· индекс активации подкорковых нервных центров по формуле (9):

, (9)

Согласно [5], значения интенсивностей нормированных значений спектральных составляющих ВСР в норме, %:

*HFn*.......................... 10–30

*LFn*.......................... 15–45

*VLFn*........................ 20–60

**Вейвлет-преобразование**

Вейвлет-анализ как мощный метод обработки сигналов для анализа временных рядов с множеством различных временных масштабов может разложить сигнал во временной шкале на сдвинутые и масштабированные версии базового вейвлета. По сравнению с преобразованием Фурье вейвлет-преобразование предоставляет переменное «частотно-временное окно», которое позволяет нам динамически изменять его масштаб. Размер окна будет увеличиваться в области низких частот и сужаться в области высоких частот, поэтому это подходящий инструмент для всех диапазонов частот, что приводит к повышению точности как во временной, так и в частотной области. Вейвлет предоставляет метод сжатия или улучшения функций [3].

Благодаря высокому разрешению по времени и частоте, вейвлет-преобразование может распознавать абстрактные и скрытые особенности сигналов ЭКГ. Существуют различные базы вейвлетов, такие как Морле, Мексиканская шляпа, Мейер, Добеши, Симлет и Койфлет, Хаар и биортогональные вейвлеты. Жизненно важно выбрать подходящую основу вейвлета и соответствующее количество уровней разложения для интересующего сигнала с использованием вейвлет-преобразования. Различные базы вейвлетов имеют свои характеристики и подходят для конкретного приложения, например, вейвлет Хаара прост и быстр, обеспечивая при этом эффективность памяти, и он может разделять сигнал и шум без значительной потери информации о сигнале. Вейвлет Мейера наделен лучшими характеристиками локализации, в то время как биортогональный вейвлет полезен для реконструкции сигнала, поскольку он имеет линейные блоки фазовых фильтров с симметричным свойством. Вейвлет Добеши обладает симметрией с энергетическим спектром, в основном распределенным вокруг низких частот, что, как обнаружено, более подходит для обнаружения R-пика. На практике соответствующую вейвлет-функцию следует выбирать в соответствии с такими параметрами, как поддерживающая длина, симметрия, исчезающий момент, регулярность и подобие. При разумном выборе баз вейвлетов следует должным образом учитывать эти свойства для конкретного приложения. В семействе вейвлетов с дискретным вейвлет-преобразованием (ДВТ) легко работать на компьютере, а эффективность вычислений относительно выше по сравнению с другими типами вейвлетов. ДВТ также наиболее широко используется при анализе ЭКГ [3, 5].

Перед преобразованием одномерного сигнала ЭКГ в двумерное изображение необходимо определить положение зубца R сигнала ЭКГ. Для его нахождения также можно применить ДВТ.

Вейвлет-преобразование даёт хорошие результаты в улучшении защиты от помех и точности группового обнаружения QRS. Согласно теории вейвлет-преобразования, точка пика зубца R соответствует пересечению нуля максимумов модуля. Положение пика зубца R определяется путем определения положение максимумов модуля зубца R, а затем начальная и конечная точки зубца QRS ищутся вперед и назад в соответствии с положением пика R [7].

Согласно [5], для сигнала *f(t)* его непрерывное вейвлет-преобразование (НВТ) находится по формуле (10):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание



, (10)

где *ɑ* - параметр масштабирования, а τ - параметр трансляции (сдвига), где *ɑ* ∈ R и *τ* ∈ R, *ψ* — анализирующий базисный вейвлет; *f(t)* — исходный сигнал. Параметр масштабирования может либо сжимать, либо расширять сигнал. Когда *ɑ* относительно мало, сигнал будет более сжатым; когда *ɑ* большое, сигнал будет растянутым. Cвязь масштабирующего параметра *ɑ* с частотой выражается формулой (11):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (11)

где *fc*– центральная частота вейвлета; *delta* — время дискретизации исследуемого сигнала; *f* — анализируемая частота [5].

Параметр перевода связан с положением окна, поскольку окно сдвигается через сигнал. Базисная функция вейвлета *ψɑ*, *τ(t)* получается путем преобразования и масштабирования исходного вейвлета *ψ(t)*, который является непрерывным как во временной, так и в частотной областях. Символ над чертой обозначает операцию комплексного сопряжения. Более конкретно, *ψɑ*, *τ(t)* определяется по формуле (12):

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, компьютер

Автоматически созданное описание



, (12)

Дискретное вейвлет-преобразование (ДВТ) — это любое вейвлет-преобразование, или вейвлеты которого дискретно дискретизируются. Чтобы получить ДВТ, в *F(ɑ, τ)* параметр масштабирования *ɑ* должен быть дискретизирован как *ɑ = bj*, где *j* ∈ Z и *b*> 0, а параметр переноса *τ* должен быть дискретизирован как *τ = bjkT*, где *k* ∈ Z и *T*> 0. Здесь *j* - частотная шкала; *k* - масштаб времени; *T* - постоянная, зависящая от материнского вейвлета. В частности, когда *b* = 2 и *j*> 0, ДВТ называется «диадическим» [3, 6].

Информационные особенности вейвлет-преобразования анализируются по данным ВР индекса вегетативного баланса, найденного по формуле (13):

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

, (13)

где *LFвп* и *HFвп* — вейвлет-преобразования интенсивностей периодических составляющих ВСР в диапазонах частот *LF* и *HF* соответственно.

Функционал (13) не является гладкой функцией, а параметры его «выбросов» (локальных дисфункций) изменяются при функциональных нагрузках.

Для идентификации локальных дисфункций *AF* функционала применяется решающее правило *AF ≥ Δ,* где *Δ* – порог принятия решения о наличии дисфункций функционала в норме, *Δ* = 10.

В качестве параметров локальных дисфункций *AF* функционала применяют количество дисфункций *N*, максимальное значение *Aмакс* их амплитуды и интенсивность *Aintense* на интервале наблюдения [5].

**Использование нейронных сетей для классификации ЭКГ**

Нейронные сети были впервые использованы для обработки сигналов ЭКГ в 1990 году для диагностики, категоризации и обнаружения QRS и оказались интересными. Применение нейронных сетей также оказалось полезным при классификации и обнаружении с расширенными вычислениями. С годами такие алгоритмы искусственного интеллекта были расширены для классификации нормальных и аномальных сигналов и сопоставления с образцом [1].

Нейроны в сети глубокого обучения активируются в соответствии с входными данными. Их активация распространяется по сети, предоставляя возможность изучить взаимосвязь между входными и выходными данными (такими как классификация пациентов или ритмов) посредством процесса, называемого эмпирическим обучением. После обучения нейронной сети ее производительность оценивается на независимом наборе данных, который не использовался для обучения, и вычисляются такие статистические показатели, как чувствительность, специфичность и точность [8].

В этой статье [7] использовали Faster R-CNN на основе сети ZF для классификации ЭКГ. Faster R-CNN состоит из сети ZF, сети предложений региона (RPN) и сети Fast R-CNN. Среди них сеть ZF представляет собой архитектуру CNN, которая используется для извлечения карты характеристик ЭКГ изображений. Затем сеть RPN запускается на карте функций и генерирует примерно 20 000 прямоугольных блоков, которые сортируются по количеству баллов от большого к меньшему. Затем первые 300 прямоугольных блоков принимаются в качестве входных данных для сети Fast R-CNN, которая обеспечивает более высокую точность при одновременном сокращении временной сложности. Наконец, сеть Fast R-CNN выводит вероятность категории и матрицу координат (содержащую четыре значения координат). Средняя точность классификации, полученной с помощью Faster R-CNN, составила 99,21%.

Преимущества Faster R-CNN следующие:

1. Извлечение функций вручную не требуется.
2. Частоту дискретизации исходного сигнала ЭКГ не нужно учитывать.
3. Подход нечувствителен к качеству сигнала ЭКГ.
4. Высокая точность классификации.

Недостатки Faster R-CNN следующие:

1. Образцы обучающей выборки необходимо пометить вручную.
2. Требуются долгие часы обучения и специализированное оборудование для эффективного обучения наборов данных (графический процессор (GPU)).

Однако, как только обучение сигналов ЭКГ завершено, классификация сигналов сердцебиения ЭКГ выполняется быстро. Классификация тестовой выборки ЭКГ занимает около 0,025 с.

**Использование машинного обучения для классификации ЭКГ**

Машинное обучение — это область искусственного интеллекта, основанная на вычислительных статистических алгоритмах, которые позволяют компьютерам учиться непосредственно на основе данных, без явного программирования. У методов машинного обучения есть потенциал для автоматического определения наиболее важных характеристик, связанных с ключевыми различиями в данных о пациентах, то есть между заболеванием и здоровьем [8].

В [1] говорится об исследовании, в котором авторы предоставили индивидуализированный классификатор ЭКГ с данными пациента, основанными на методе обучения без учителя. Ограничение метода состояло в том, что он требовал разработки локального классификатора для каждого пациента с данными, специфичными для каждого пациента. Также известное ограничение современных методов машинного обучения состоит в том, что сложно понять причину их результатов. Искусственный интеллект не может надежно и автоматически получать ключевые физиологически значимые биомаркеры ЭКГ из больших наборов данных, которые они анализируют [8].

**Заключение**

В области классификации сигналов ЭКГ был достигнут значительный прогресс. Однако ограничения все еще присутствуют, что требует стандартизации, постоянного совершенствования прикладного программного обеспечения и унификации диагностических критериев и утверждений ЭКГ. Чтобы обеспечить пациентам наилучший уровень обслуживания, необходимы критические знания в области интерпретации ЭКГ, которые могут быть приобретены только путем непрерывного образования и активного обучения ЭКГ. Это также требует получения новой информации о ЭКГ.

**Литература**

1. Neha Arora, Biswajit Mishra. Origins of ECG and Evolution of Automated DSP Techniques: A Review// arXiv:2105.08938v1 [eess.SP] 19 May 2021.
2. Зудбинов Ю. И. Азбука ЭКГ. Изд. 3-е./ Ростов-на-Дону: «Феникс», 2003. — 160с.
3. Liping Xie, Zilong Li, Yihan Zhou, Yiliu He, Jiaxin Zhu. Computational Diagnostic Techniques for Electrocardiogram Signal Analysis// Sensors 2020, 20, 6318; doi:10.3390/s20216318 5 November 2020.
4. Белокриницкий, В.И. Применение электрокардиографии в диагностике острой коронарной недостаточности в условиях скорой медицинской помощи. Изд. 3-е./ Екатеринбург 2010
5. Кубланов, В.С. К88 Анализ биомедицинских сигналов в среде MATLAB: учебное пособие / В.С. Кубланов, В.И. Борисов, А.Ю. Долганов. — Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2016. – 120 с.
6. Wei Li. Wavelets for Electrocardiogram: Overview and Taxonomy// 169-3536 2018 IEEE 9 November 2018
7. Yinsheng Ji, Sen Zhang, Wendong Xiao. Electrocardiogram Classification Based on Faster Regions with Convolutional Neural Network// Sensors 2019, 19, 2558; doi:10.3390/s19112558 5 June 2019.

8. Ana Minchole, Blanca Rodriguez. Cardiovascular diseases Artifcial intelligence for the electrocardiogram// Nature Medicine. 2019. Vol. 25. Pp. 20–23

9. Jürg Schläpfer, Hein J. Wellens. Computer-Interpreted Electrocardiograms

Benefits and Limitations// Journal of the American college of cardiology. 2017. vol. 70. no. 9.

10. Niek Verweij, Jan-Walter Benjamins, Michael P. Morley, Wibke Reinhard, Thomas P. Cappola, Pim van der Harst. The Genetic Makeup of the Electrocardiogram// Cell Systems 11. Pp. 229–238. 23 September 2020.

11. Yina Wang, Lie Chen, Jingyi Wang, Xingwei He, Fen Huang, Jing Chen, Xiaoyun Yang. Electrocardiogram analysis of patients with different types of COVID-19// Ann Noninvasive Electrocardiol. 2020;25:e12806. 24 August 2020

12. Gherardo Finocchiaro, Marco Merlo, Nabeel Sheikh, Giulia De Angelis, Michael Papadakis, Iacopo Olivotto, Claudio Rapezzi, Gerald Carr-White, Sanjay Sharma, Luisa Mestroni, and Gianfranco Sinagra. The electrocardiogram in the diagnosis and management of patients with dilated cardiomyopathy// European Journal of Heart Failure (2020) 22, 1097–1107 doi:10.1002/ejhf.1815. 3 April 2020

13. Черешнев В.О., Проскурин С.Г. Исследование частотных характеристик электрокардиограммы при помощи дискретного преобразования Фурье// Современные наукоемкие технологии № 8, 2019