Received August 16, 2018, accepted September 24, 2018, date of publication November 9, 2018, date of current version March 8, 2019.

Wavelets for Electrocardiogram:

Overview and Taxonomy

WEI LI

School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

e-mail: li-wei@seu.edu.cn

This work was supported in part by the National Natural Science Foundation of China under Grant 61806055, in part by the Natural

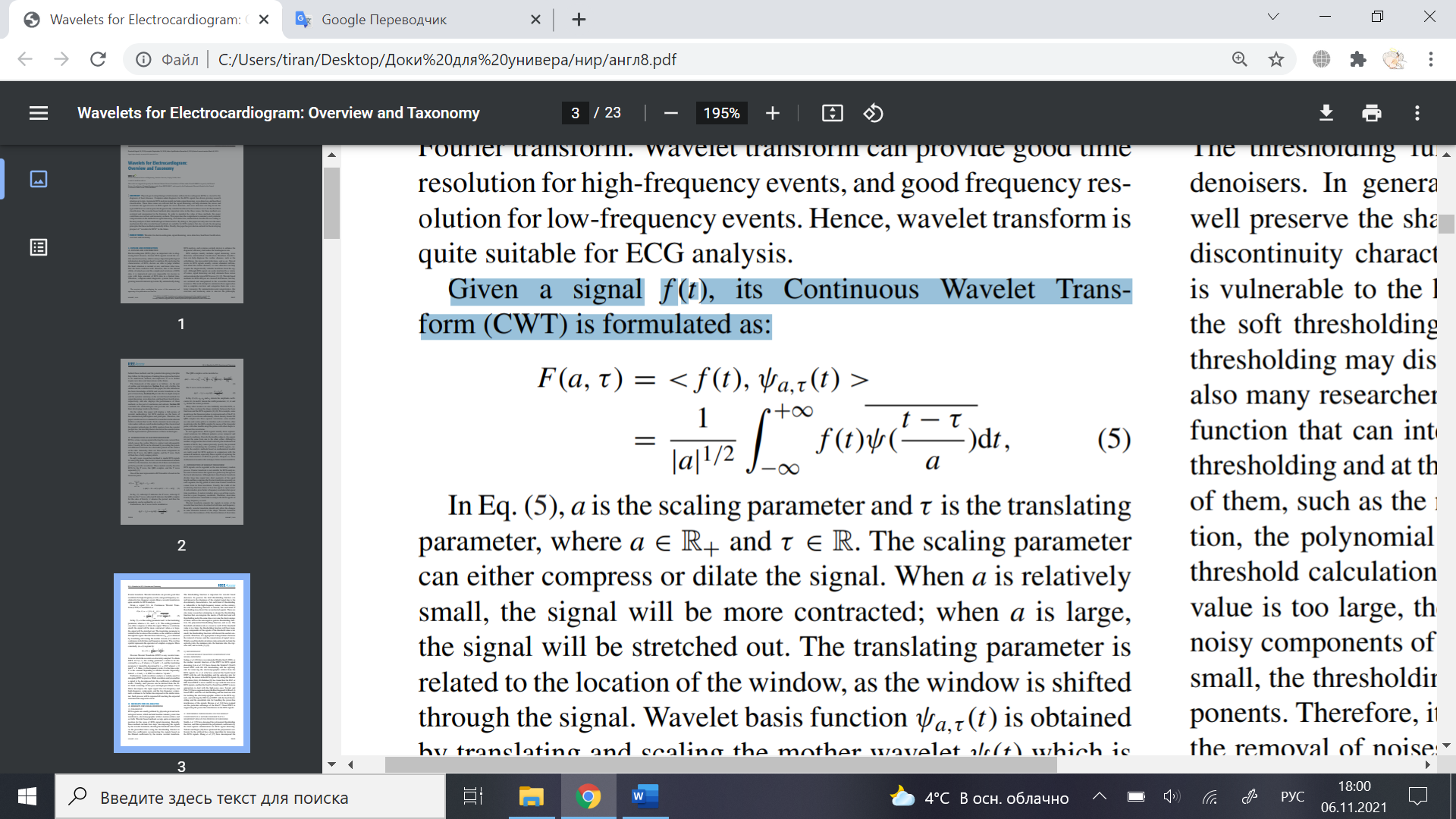
Science Foundation of Jiangsu Province under Grant BK20160697, and in part by the Fundamental Research Funds for the Central

Universities under Grant 2242018K40068.**\*В этой статье много ссылок на разные исследования\***

Сигналы ЭКГ можно рассматривать как нестационарный случайный процесс. 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.

Вейвлет-преобразование расширяет сигналы с точки зрения вейвлет-функции, которая локализована как по времени, так и по частоте. По сути, вейвлет-преобразование должно допускать изменения только во времени, а не в форме. Вейвлет-преобразование преодолевает слабость фиксированного разрешения кратковременного преобразования Фурье. Вейвлет-преобразование может обеспечить хорошее временное разрешение для высокочастотных событий и хорошее частотное разрешение для низкочастотных событий. Следовательно, вейвлет-преобразование вполне подходит для анализа ЭКГ.

Для сигнала f (t) его непрерывное вейвлет-преобразование (CWT) формулируется как:



где a - параметр масштабирования, а τ - параметр трансляции, где a ∈ R + и τ ∈ R. Параметр масштабирования может либо сжимать, либо расширять сигнал. Когда a относительно мало, сигнал будет более сжатым; когда a большое, сигнал будет растянутым. Параметр перевода связан с положением окна, поскольку окно сдвигается через сигнал. Базисная функция вейвлета ψa, 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, ψa, τ (t) определяется как:

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, компьютер

Автоматически созданное описание

Дискретное вейвлет-преобразование (DWT) - это любое вейвлет-преобразование, или вейвлеты которого дискретно дискретизируются. Чтобы получить DWT, в F (a, τ) параметр масштабирования a должен быть кретизирован как a = 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, DWT называется «диадическим».

Типичные волны сигналов ЭКГ в основном относятся к зубцам P, Q, R, S и T. Поскольку комплексы QRS содержат значительную информацию о сердечных заболеваниях, как и большинство исследований в литературе, в этой статье основное внимание уделяется проблеме обнаружения волны ЭКГ на поиске комплекса QRS. Обычно обнаружение комплекса QRS может быть сведено к проблеме обнаружения пика R, так как после того, как зубец R, который имеет наиболее заметный пик в комплексе QRS, локализован, можно легко найти зубцы Q и S. Следовательно, на практике местоположение комплекса QRS также может быть представлено местоположением пика R. Вейвлет-преобразование достигается путем свертки базовой функции вейвлета и целевого сигнала, и если в сигнале есть событие с морфологией, аналогичной вейвлету, в результате свертки появится пик. Таким образом, свойство волновых колебаний вейвлетов делает вейвлет-преобразование по своей сути подходящим для обнаружения комплекса QRS. При использовании вейвлет-преобразования энергия любого комплекса QRS будет иметь тенденцию концентрироваться вокруг определенного момента времени в нескольких последовательных масштабах. Имея такую ​​многомасштабную информацию, можно легко отличить комплексы QRS от других высоких волн, а также от различных шумов. Обратите внимание, что в этой работе детекторы на основе вейвлетов не только включают методы, которые непосредственно обнаруживают типичные волны в сигналах ЭКГ с использованием вейвлет-преобразования, но также включают методы, выполняющие обнаружение на основе сигналов ЭКГ, чьи волны были подчеркнуты шумоподавителями на основе вейвлетов.

Основные проблемы, связанные с классификацией сердцебиения на ЭКГ, - это большие внутриклассовые вариации и небольшие межклассовые различия данных ЭКГ, которые вызваны тем фактом, что сердцебиение в одном и том же классе может иметь разные характеристики для разных субъектов и условий, но при этом представители разных классов могут обладать сходными временными и морфологическими свойствами.

Sarkaleh и Shahbahrami разработали функцию вейвлет-коэффициента (WCF) для сердечных сокращений ЭКГ, используя максимум, минимум и дисперсию коэффициентов DWT, а затем использовали MLP-NN на основе этой функции для классификации аритмий. Sarma et al. приобрели характеристики нормализованной энергии поддиапазона, средней энергии поддиапазона и относительной средней энергии поддиапазона на основе DWT сердечных сокращений ЭКГ, а затем изучили MLP-NN на основе этих функций для распознавания аритмии. Озбай et al. выполнили кластеризацию T2FCM, чтобы сгруппировать сердцебиения ЭКГ в кластеры с различным членством, а затем использовали DWT для извлечения WCF, который состоит из коэффициентов разложения из этих сердцебиений с обучающими шаблонами, полученными из нечеткой кластеризации, и, наконец, выполнил MLP-NN на основе этой функции для распознавания аритмии. Дас и Ари использовали сочетание WCF, временной характеристики (TF) и функции ST (STF) в качестве представления каждого сердцебиения ЭКГ, а затем использовали MLP-NN на основе этого представления для классификация аритмий. Здесь WCF содержит среднее, максимальное, минимальное и стандартное отклонение коэффициентов DWT; TF состоит из интервалов до RR, после RR, местного RR и среднего RR; STF состоит из статистических атрибутов частотно-временного контура и графика максимальной амплитуды во времени из S-T. Рай et al. объединили WCF, TF и ​​морфологический признак (MF) как представление каждого сердцебиения ЭКГ, а затем применили MLP-NN на основе этого представления для распознавания аритмий. Здесь WCF состоит из среднего, дисперсии и стандартного отклонения коэффициентов DWT; МП состоит из амплитуд волн P, Q, R, S и T и количества пиков R, где эти характерные точки сигнала обнаруживаются с помощью DWT; TF формируется стандартными отклонениями интервалов RR, PR, PT, ST, TT и QT. Thomas et al. выполнили БПФ для абсолютных значений коэффициентов DTCWT сердцебиений ЭКГ, а затем вычислили логарифм спектра Фурье для получения WCF; после этого они объединили WCF с TF и ​​функцией статистики высшего порядка (HOS) вместе, чтобы построить пространство признаков, и в конечном итоге использовали MLP-NN в пространстве признаков для различения аритмий. Здесь TF - это соотношение между интервалами до RR и после RR; признак HOS состоит из дисперсии, асимметрии и эксцесса комплексов QRS. Рай и Чаттерджи создали MF для сердцебиения ЭКГ на основе равномерно выбранных точек вокруг пиков R, которые обнаруживаются с помощью DWT, а затем использовали вероятностную нейронную сеть (PNN) в пространстве функций для выявление аритмий. Здесь MF содержит амплитуды 21 точки, отобранных вокруг каждого пика R с равным шагом. Патил и Сингх объединили TF и ​​MF вместе, чтобы построить пространство признаков сердцебиения ЭКГ, а затем применили классификатор на основе вейвлетов, WNN, в пространстве признаков для различения аритмий. Здесь TF и ​​MF извлекаются из комплексов QRS, обнаруженных с помощью DWT; TF состоит из интервалов до RR и после RR, длительности комплекса QRS и соотношения между интервалами после RR и до RR; MF - это пиковая амплитуда R. Sumathi et al. получили МП сердцебиения ЭКГ из комплексов QRS, обнаруженных с помощью DWT, а затем использовали Адаптивную систему нейро-нечеткого вывода (ANFIS) в пространстве признаков для идентификации аритмии. Здесь MF содержит амплитуды волн Q, R и S и два значения наклона каждой волны R; ANFIS - это своего рода нейронная сеть, основанная на системе нечеткого вывода.

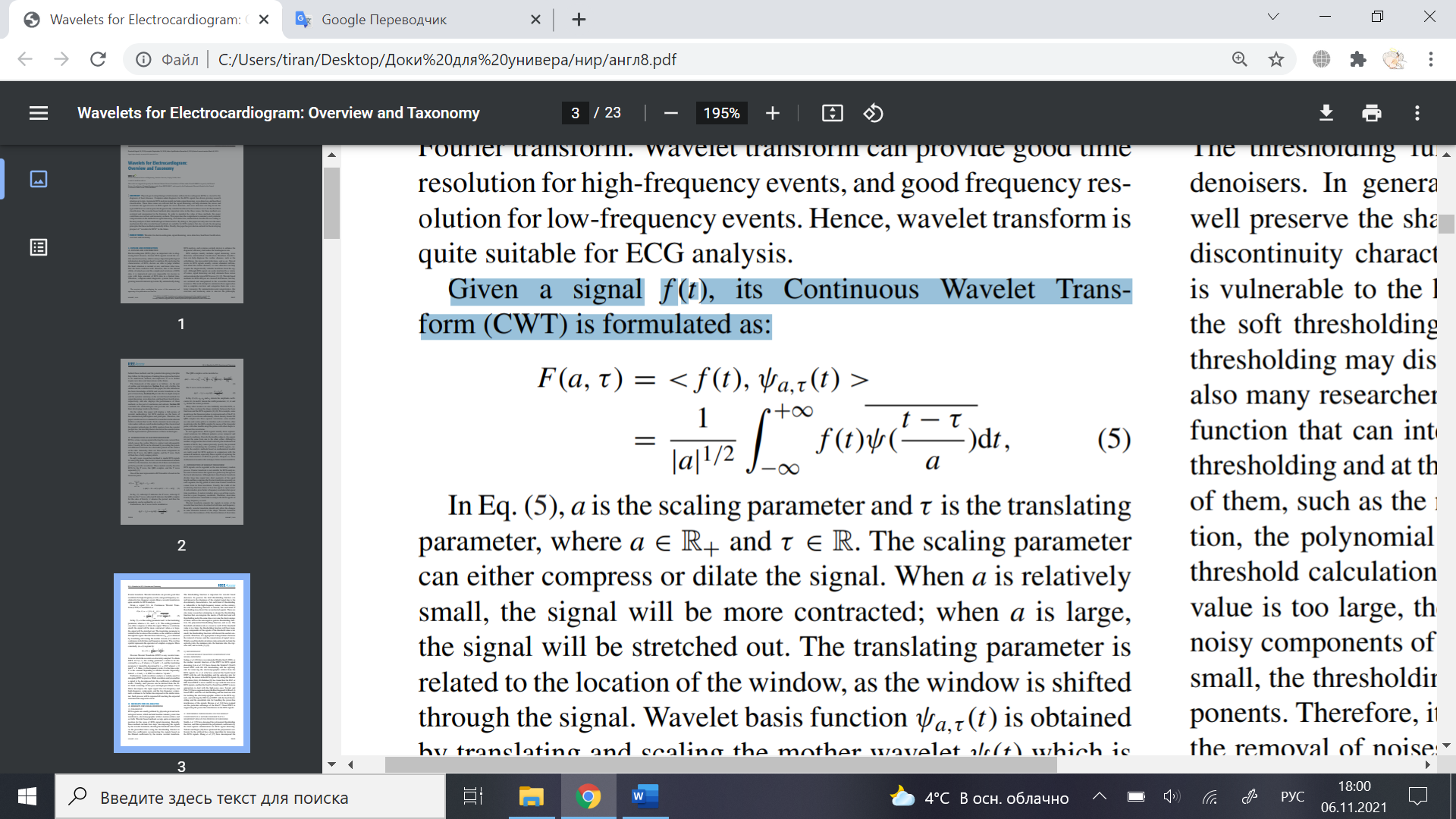
Луо et al. извлекли частотно-временное представление (TFR) из каждого сердцебиения ЭКГ с помощью модифицированного частотного среза вейвлет-преобразования (MFSWT), а затем применили Stacked Denoising Autoencoder (SDA), основанный на этом представлении, для классификации аритмий для конкретных пациентов. Rahhal et al. прибегли к сверточной нейронной сети (CNN), которая состоит из чередующихся сверточных и объединяющих слоев, а также дополнительных полносвязных слоев для классификации аритмий. Этот метод сначала предварительно обучает модель CNN с помощью большого количества данных вспомогательного изображения, а затем изучает предварительно обученную модель на основе сверхполного СКР, который извлекается из каждого сердцебиения ЭКГ с использованием CWT с разными материнскими вейвлетами. Йилдирим предложил сеть с глубокой двунаправленной долгосрочной и краткосрочной памятью (DBLSTM) с входным слоем вейвлет-последовательности (WS) для классификации аритмий. Этот подход использует уровень WS для создания последовательностей, содержащих основные сегменты ЭКГ и их поддиапазоны DWT, а затем доставляет эти последовательности в сеть DBLSTM для классификации. Ли и Ли построили локальное глубокое поле (LDF) для классификации аритмий с множественными ударами. Этот метод изучает глубокую модель MLP-NN в каждой локальной диаграмме коллектора данных ЭКГ, которая была удалена с помощью DWT. Локальная регионализация может помочь справиться с локальными вариациями данных, а глубокие модели могут исследовать информацию о скрытых классах в локальных распределениях.

Ли et al. разработали функции сердцебиения ЭКГ, которые включают WCF, оптимизированную линейным дискриминантным анализом (LDA), и функцию Kernel ICA (KICA), извлеченную из подпространства PCA исходных данных, а затем изучили машину опорных векторов (SVM). на основе этих признаков для классификации аритмий. Здесь WCF состоит из среднего, максимального, минимального и стандартного отклонения коэффициентов DWT. Ye et al. объединили WCF, TF и ​​ICA вместе, чтобы построить пространство признаков сердцебиения ЭКГ, а затем выполнили SVM в пространстве признаков для распознавания аритмии. Здесь WCF формируется коэффициентами DWT; TF состоит из интервалов до RR, после RR, местного RR и среднего RR; характеристика ICA рассчитывается на основе необработанных данных. Эльхадж et al. объединили PCA WCF и ICA функции HOS вместе, чтобы построить пространство признаков сердцебиения ЭКГ, а затем использовали SVM с ядром радиальной базовой функции (RBF) в пространстве признаков для распознавания аритмии. Здесь WCF состоит из коэффициентов DWT; признак HOS состоит из асимметрии и эксцесса комплексов QRS.

ECG signals can be regarded as the non-stationary random process. Fourier transform is not suitable for ECG analysis, because it characterizes the signals in a global way but ignores the local information. Although short-time Fourier transform divides long time signal into short segments of the equal length and then computes the Fourier transform separately on each segment, the big pitfall of short-time Fourier transform comes from its fixed resolution. Usually, the width of the windowing function relates to how the signal is represented. A wide window gives better a frequency resolution but a poor time resolution. A narrow window gives a good time resolution but a poor frequency resolution. Therefore, short-time Fourier transform is unsuitable to analyze the ECG signals of varying frequency as well.

Wavelet transform expands the signals in terms of the wavelet function that is localized in both time and frequency. Basically, wavelet transform should only allow the changes in time extension instead of the shape. Wavelet transform overcomes the weakness of the fixed resolution of short-time Fourier transform. Wavelet transform can provide good time resolution for high-frequency events, and good frequency resolution for low-frequency events. Hence, wavelet transform is quite suitable for ECG analysis.

Given a signal f (t), its Continuous Wavelet Transform (CWT) is formulated as:



In Eq. (5), a is the scaling parameter and τ is the translating parameter, where a ∈ R+ and τ ∈ R. The scaling parameter can either compress or dilate the signal. When a is relatively small, the signal will be more contracted; when a is large, the signal will be stretched out. The translating parameter is related to the location of the window, as the window is shifted through the signal. Wavelet basis function ψa,τ (t) is obtained by translating and scaling the mother wavelet ψ(t) which is continuous in both time and frequency domains. The overline symbol represents the operation of complex conjugate. More concretely, ψa,τ (t) is given by:

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, компьютер

Автоматически созданное описание

Discrete Wavelet Transform (DWT) is any wavelet transform or which the wavelets are discretely sampled. To obtain DWT, in F(a, τ ), the scaling parameter a needs to be iscretized by a = b j where j ∈ Z and b > 0, and the translating parameter τ should be discretized by τ = b j kT where k ∈ Z and T > 0. Here, j is the frequency scale; k is the time scale; T is the constant depending on mother wavelet. Especially, when b = 2 and j > 0, DWT is called as ‘‘dyadic’’.

Typical waves of ECG signals mainly refer to the P, Q, R, S and T waves. Because the QRS complexes contain significant information about the cardiac diseases, like most researches in the literature, this paper focuses the issue of ECG wave detection on QRS complex finding. Usually, QRS complex detection can be reduced to the problem of R peak detection, due to that once the R wave, which has the most salient peak in the QRS complex, is located, the Q and the S waves can also be easily found. Hence, in practice, the QRS complex location can be represented by the R peak location as well. Wavelet transform is achieved by the convolution of the wavelet basis function and the target signal, and if there is an event in the signal with a similar morphology to the wavelet, a peak will appear in the convolution result. Thus, the wavelike oscillation property of wavelets makes wavelet transform inherently suitable for QRS complex detection. Moreover, wavelet transform can exploit the multi-scale information of signals. By using wavelet transform, the energy of any QRS complex will tend to concentrate around a specific time point across several successive scales. With such multi-scale information, it can be easy to distinguish the QRS complexes from other high waves as well as different kinds of noises [42]–[44]. Note that, in this work, wavelet based detectors not only include the methods that directly detect the typical waves in ECG signals using the wavelet transform, but also involve those doing detection based on the ECG signals whose waves have been accentuated by the wavelet based denoisers.

The main challenges for the issue of ECG heartbeat сlassification are the large intra-class variation and small inter-class difference of ECG data, which are caused by the facts that the heartbeats in the same class may present different characteristics across subjects and conditions but that those from different classes may exhibit similar temporal and morphological properties. 72], [73]

Sarkaleh and Shahbahrami [74] have designed the Wavelet Coefficient Feature (WCF) for the ECG heartbeats using the maximum, the minimum and the variance of the DWT coefficients, and then leveraged the MLP-NN based on this feature for arrhythmia classification. Sarma et al. [75] have acquired the features of the normalized subband energy, the average subband energy, and the relative average subband energy based on the DWT of the ECG heartbeats, and then learned the MLP-NN based on these features for arrhythmia recognition. Özbay et al. [76] have carried out the T2FCM clustering to group the ECG heartbeats into the clusters with different memberships, and then used the DWT to extract the WCF which is made up of the decomposition coefficients from these heartbeats with the training patterns obtained from fuzzy clustering, and finally performed the MLP-NN based on this feature for the arrhythmia discrimination. Das and Ari [77] have taken advantage of the mixture of the WCF, the Temporal Feature (TF), and the S-T Feature (STF) as the representation of each ECG heartbeat, and then used the MLP-NN based on this representation for classifying the arrhythmias. Here, the WCF contains the mean, the maximum, the minimum and the standard deviation of the DWT coefficients; the TF consists of the pre-RR, the post-RR, the local-RR and the average-RR intervals; the STF is comprised of the statistical attributes of the time-frequency contour and the time maximum amplitude plot from the S-T. Rai et al. [78] have concatenated the WCF, the TF and the Morphological Feature (MF) together as the representation of each ECG heartbeat, and then applied the MLP-NN based on this representation for recognizing the arrhythmias. Here, the WCF is comprised of the mean, the variance and the standard deviation of the DWT coefficients; the MF is composed of the amplitudes of P, Q, R, S and T waves and the number of R peaks, where these signal characteristic points are detected by means of the DWT; the TF is formed by the standard deviations of the RR, the PR, the PT, the ST, the TT and the QT intervals. Thomas et al. [79] have performed the FFT on the absolute values of the DTCWT coefficients of the ECG heartbeats, and then calculated the logarithm of the Fourier spectrum to obtain the WCF; after that, they have combined the WCF with the TF and the Higher Order Statistics (HOS) feature together to construct the feature space, and ultimately employed the MLP-NN in the feature space for discriminating the arrhythmias. Here, the TF is the ratio between the pre-RR and the post-RR intervals; the HOS feature consists of the variance, the skewness and the kurtosis of the QRS complexes. Rai and Chatterjee [57] have crafted the MF for the ECG heartbeats based on the uniformly sampled points around the R peaks which are detected by means of the DWT, and then made use of the Probabilistic Neural Network (PNN) in the feature space for identifying the arrhythmias. Here, the MF contains the amplitudes of 21 points sampled around each R peak with the equal step. Patil and Singh [80] have combined the TF and the MF together to construct the feature space of the ECG heartbeats, and then adopted the wavelet based classifier, WNN, in the feature space for discriminating the arrhythmias. Here, the TF and the MF are extracted from the QRS complexes detected by means of the DWT; the TF is comprised of the pre-RR and the post-RR intervals, the QRS complex duration, and the ratio between the post-RR and the pre-RR intervals; the MF is the R peak amplitude. Sumathi et al. [81] have obtained the MF of the ECG heartbeats from the QRS complexes detected by means of the DWT, and then utilized the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) in the feature space for arrhythmia identification. Here, the MF contains the amplitudes of Q, R and S waves and the two slope values of each R wave; the ANFIS is a kind of neural network that is based on the fuzzy inference system.

Luo et al. [82] have extracted the Time-Frequency Representation (TFR) from each ECG heartbeat by the Modified Frequency Slice Wavelet Transform (MFSWT), and then adopted the Stacked Denoising Autoencoder (SDA) based on this representation to do patient-specific arrhythmia classification. Rahhal et al. [83] have resorted to the Convolutional Neural Network (CNN), which is made up of the alternating convolutional and pooling layers as well as the additional fully-connected layers, for classifying the arrhythmias. This method pre-trains the CNN model by a large amount of auxiliary image data at first, and then learns the prerained model based on the over-complete TFR which is extracted from each ECG heartbeat using the CWT with different mother wavelets. Yildirim [84] has proposed the Deep Bidirectional Long-Short Term Memory (DBLSTM) network with the input layer of Wavelet Sequence (WS) to classify the arrhythmias. This approach utilizes the WS layer to produce the sequences that contain the main ECG segments and their DWT subbands, and then delivers these sequences into the DBLSTM network for the classification. Li and Li [85] have constructed the Local Deep Field (LDF) for multiple-beat arrhythmia classification. This method learns the deep MLP- NN model within each local chart of the ECG data manifold that has been denoised by means of the DWT. Local regionalization can help tackle local variations of the data, and deep models can explore the hidden class information within local distributions.

Li et al. [86] have designed the ECG heartbeat features which include the WCF optimized by the Linear Discriminant Analysis (LDA) and the Kernel ICA (KICA) feature extracted from the PCA subspace of the raw data, and then learned the Support Vector Machine (SVM) based on these features for arrhythmia classification. Here, the WCF consists of the mean, the maximum, the minimum and the standard deviation of the DWT coefficients. Ye et al. [87] have concatenated the WCF, the TF and the ICA feature together to construct the ECG heartbeat feature space, and then performed the SVM in the feature space for arrhythmia recognition. Here, the WCF is formed by the DWT coefficients; the TF is comprised of the pre-RR, the post-RR, the local-RR and the average-RR intervals; the ICA feature is calculated based on the raw data. Elhaj et al. [88] have combined the PCA of the WCF and the ICA of the HOS feature together to construct the feature space of the ECG heartbeats, and then used the SVM with the kernel of Radial Basis Function (RBF) in the feature space for arrhythmia discrimination. Here, the WCF is made up of the DWT coefficients; the HOS feature is comprised of the skewness and the kurtosis of the QRS complexes.