

Повышение достоверности работы мобильных систем мониторинга сердечной деятельности пациента

Аннотация

Рассматривается решение задачи повышения надежности и достоверности получения информации в процессе эксплуатации носимых комплексов мониторинга параметров сердечно-сосудистой системы пациента.

Введение

Развитие высокопроизводительных миниатюрных вычислительных средств с низким энергопотреблением позволяет расширить функциональные возможности носимых систем мониторинга состояния сердечно-сосудистой системы пациента и увеличить время их работы без подзарядки. Разработанная в ИАиЭ СО РАН малогабаритная мобильная система позволяет регистрировать и обрабатывать данные с различных беспроводных датчиков сердечной деятельности и физической активности человека [1]. Обработанные и сжатые [2] данные передаются по каналу сотовой связи на медицинский сервер и, кроме того, при обработке данных определяется соответствие измеренных параметров пациента заданному «нормальному» диапазону, и в случае выхода параметров за диапазон производится оповещение пациента и передается соответствующее сообщение на медицинский сервер. Блок-схема системы мониторинга приведена на *рис. 1*.

Система состоит из бесконтактных емкостных датчиков ЭКГ 2, оптического датчика пульса, модуля сбора и анализа данных 4 и смартфона 10, осуществляющего обмен данными с медицинским сервером 11. Применение модуля сбора и анализа данных 4 обусловлено обеспечением возможности автономной работы системы мониторинга вне зависимости от наличия смартфона.

Обмен данными модуля 4 с датчиками осуществляется по каналу Bluetooth LE, который реализован при помощи микроконтроллеров TI CC2540 (узлы 3 и 5 на *рис. 1*), а обмен данными со смартфоном осуществляется по каналу Bluetooth 3. Модуль сбора и анализа данных 4 выполнен на основе микроконтроллера STM32F405, обладающего пониженным энергопотреблением (блок анализа сигналов 7) и осуществляющего управление комплексом мониторинга и обработку получаемых сигналов. Помимо этого, устройство сбора и анализа данных содержит узлы 5 и 8 беспроводной связи с датчиками и смартфоном, встроенный акселерометр 6, а также узел диалога с пациентом. Узел диалога с пациентом введен в устройство сбора и анализа данных 4 на случай, если смартфон 10 окажется недоступным.

В результате физической активности пациента регистрируемые физиологические сигналы содержат искажения, обусловленные тем, что датчики ЭКГ и пульса, особенно бесконтактные датчики, чувствительны к смещениям датчика отно-

сительно кожных покровов пациента. Это затрудняет их дальнейшую обработку и может привести к отказу или ложным оповещениям пациента и медицинского персонала о возникновении потенциально опасной ситуации. В настоящей статье рассмотрен алгоритм управления системой телемониторинга сердечной деятельности, позволяющий, используя только встроенные вычислительные средства, выявить дефектные фрагменты полученного сигнала, что существенно повышает надежность системы и сокращает объем передаваемых данных. Для этого учитываются следующие параметры: уровень искажений ЭКГ-сигнала, частота пульса и уровень физической активности, получаемый по данным встроенного акселерометра.

Оценка уровня искажений ЭКГ-сигнала

Существует несколько различных подходов к оценке параметров качества ЭКГ-сигнала. При этом, в зависимости от подхода, исходный сигнал может быть представлен в определенном базисе его параметров – в виде значений критериев, описывающих качество сигнала. Такими критериями являются: мощность определенных частотных составляющих сигнала, величина первой производной сигнала, амплитуда фрагментов сигнала. Полученные значения критериев сравниваются с заранее определенными пороговыми величинами. Такой подход обладает простой реализацией, но его применение затруднено из-за широкой вариативности параметров сигнала и ошибок, вызванных «линейным» разделением значений критериев. Компенсировать такие недостатки возможно применением методов машинного обучения – например, методов опорных векторов или искусственных нейронных сетей [3], [4]. Такие способы подразумевают формирование обучающих выборок, содержащих фрагменты сигнала различного качества, и морфологии, на основе которых формируются параметры классификации получаемых значений критериев качества. С целью формирования обучающей выборки, учитывающей индивидуальные особенности пользователя системы мониторинга, был предложен алгоритм, основанный на автокорреляционном анализе ЭКГ-сигнала, получаемого непосредственно при работе комплекса мониторинга. Обучающая выборка формируется перед началом процесса мониторинга следующим образом. Получаемый ЭКГ-сигнал разделяется на фрагменты фиксированной длины, для которых формируется автокорреляционная функция (АКФ), при этом вид АКФ зависит от на-

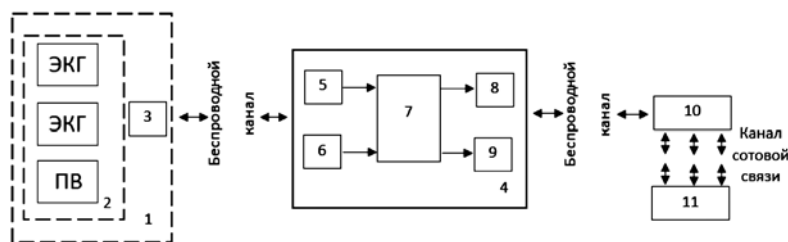


Рис. 1. Блок-схема комплекса телемониторинга: 1 – блок съема и передачи физиологических сигналов; 2 – блок датчиков ЭКГ; ПВ – датчик пульсовой волны; 3 – узел связи с устройством сбора и анализа данных; 4 – устройство сбора и анализа данных; 5 – узел связи с блоком датчиков; 6 – акселерометр; 7 – блок анализа сигналов; 8 – узел связи со смартфоном; 9 – узел диалога с пациентом; 10 – смартфон; 11 – удаленный медицинский сервер

личия искажений в исследуемом сигнале. Общий вид получаемых АКФ представлен на рис. 2.

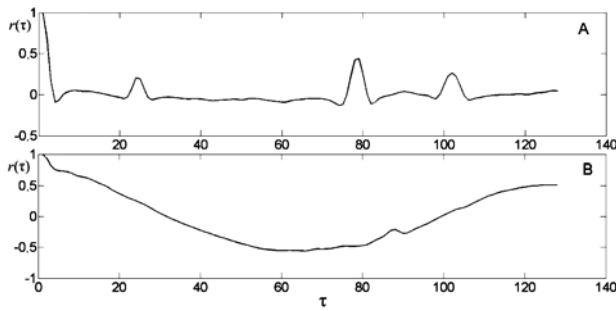


Рис. 2. Общий вид автокорреляционной функции в случае отсутствия (кривая А) и наличия (кривая В) искажений в исследуемом фрагменте ЭКГ-сигнала

Кривая вида А, показанная на рис. 3, формируется за счет наличия квазипериодической структуры, характерной для ЭКГ-сигнала. Полученная АКФ аппроксимируется полиномом второго порядка [близость АКФ на рис. 2 (кривая В) к параболе], после чего определяется коэффициент детерминации между полученной аппроксимацией и исходной АКФ. В случае, если значение коэффициента детерминации превышает установленный порог, данный фрагмент считается искаженным. Таким образом производится накопление набора из n выборок сигнала, признанных неискаженными. После этого выполняется расчет взаимной корреляции между всеми парами из n выборок. Фрагмент сигнала, для которого значение корреляции наибольшее, используется при формировании обучающей выборки. В результате экспериментального исследования с применением сигналов из базы данных physionet: были получены значения чувствительности $Se = 0,85$, а специфичности $Sp = 0,9$.

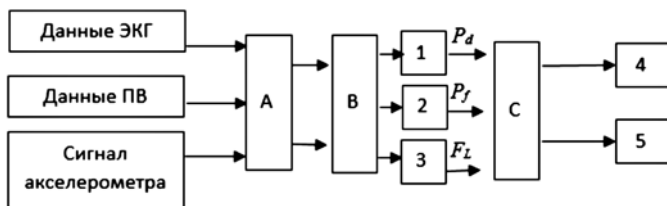


Рис. 3. Блок-схема системы анализа данных: А, В – первичный и промежуточный буферы накопления данных; 1 – блок оценки уровня искажений ЭКГ-сигналов; 2 – блок формирования значения частоты пульса; 3 – блок формирования значения уровня физической активности; С – блок анализа данных; 4 – блок оповещения пациента; 5 – блок передачи данных на смартфон

Определение качества сигнала может быть выполнено за счет представления сигнала в виде критериев качества: значения статистического момента четвертого (μ_4) и значения амплитудного размаха первой производной (α). Первый критерий позволяет выявить изменения амплитуды сигнала в пределах динамического диапазона измерительного канала. Второй критерий позволяет выявить квазипостоянное значение амплитуды сигнала. Сравним метод опорных векторов и аппарат искусственных нейронных сетей по достигаемым значениям специфичности и чувствительности и по требуемому объему вычислительных операций. Рассмотрим метод опорных векторов, который заключается в нахождении параметров функции (гиперплоскости), разделяющей множества значений критериев качества. Классификация исследуемых значений критериев сводится к их подстановке в выражение вида

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_i \alpha_i K(s_i, x) + b \right]. \quad (1)$$

При этом примем, что разделяющая функция может быть линейной и иметь вид уравнения плоскости

$$f(x) = \text{sign}(Ax + d). \quad (2)$$

Вычислительная сложность определения значения зависит от размерности вектора x (количества критериев качества) и может быть определена выражением

$$O_{SVM} = 2\text{dim}(x) + 2, \quad (3)$$

где $\text{dim}(x)$ – размерность вектора x критериев качества, равная 2. Однако в ряде случаев достичь линейной разделимости [выражение (1)] невозможно, в результате чего в качестве наилучшего случая рассмотрим ядро типа RBF:

$$K(s_i, x) = \exp(-\gamma \|s_i - x\|^2), \quad \gamma > 0, \quad (4)$$

где γ – параметр; s_i – опорный вектор; x – исследуемый вектор (значения критериев качества); $\| \cdot \|$ – евклидова норма. Вычислительная сложность в наилучшем случае, при применении ядра, может быть определена выражением

$$O_{SVM}^{Xy\phi} = (3N_{sv} + 1) + (3N_{sv} + 3). \quad (5)$$

Составляющие данного выражения формируются исходя из необходимости вычисления уравнений (1) и (4). В ходе моделирования с применением сигнала s119_e6 и ядра RBF найдено $N_{sv} = 22$ опорных векторов в результате выполнения оптимизационной процедуры [3] при размере обучающей выборки в 64 вектора. При этом достигаются значения $Se = 0,92$, $Sp = 0,91$.

Рассмотрим классификацию с использованием аппарата нейронных сетей (MLP). В ходе эксперимента с аналогичным сигналом производилась вариация количества слоев и нейронов в слое, определялись вид передаточной функции, параметры обучения. Было установлено, что наибольшие значения $Se = 0,94$, $Sp = 0,92$ достигаются при следующих параметрах: нейронная сеть с обратным распространением ошибки; число слоев – 4; число нейронов равно 45, 45, 30, 1 соответственно. При этом в качестве функции активации была применена функция tansig вида

$$\sigma(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1, \quad (6)$$

где n – значение на входе нейрона; σ – значение выхода нейрона. Вычислительная сложность определяется, исходя из количества слоев и количества нейронов в каждом слое, и может быть определена из выражения

$$O_{MLP} = \sum_{j=1}^Q N_j N_{j-1} + 6K, \quad (7)$$

где Q – общее число слоев нейронной сети; N_j – количество нейронов в j -м слое; K – общее число нейронов в сети, при этом $N_0 = 1$. В качестве исходных для формирования обучающей выборки была применена первая половина первого сигнала записи s119e_6, а в качестве данных для апробации была применена вторая половина сигнала s119e_6. В табл. 1 приведены результаты сравнения данных подходов.

Таблица 1

Сравнение MLP и SVM

	Se	Sp	O	
SVM	0,92	0,91	13 (RBF)	6 (Lin)
MLP	0,94	0,92	6354	

Как видно из табл. 1, оба метода позволяют достичь схожего качества классификации, но при этом применение метода опорных векторов оказывается предпочтительным за счет существенно меньшей вычислительной сложности, даже с учетом применения нелинейного ядра.

Описание алгоритма управления

При подготовке к мониторингу устройством сбора и анализа данных выполняется определение по идентификатору Bluetooth профиля количества и типа доступных датчиков физиологических сигналов, наличие смартфона. Далее запускается процесс регистрации и обработки физиологических сиг-

налов, в ходе которого данные от датчиков ЭКГ и датчика пульса передаются по беспроводному каналу устройству сбора и анализа данных, кроме того, фиксируется сигнал по уникальному идентификатору Bluetooth профиля акселерометра. Рассмотрим работу системы анализа данных, блок-схема которой показана на рис. 3.

Получаемые устройством сбора и анализа данных физиологические сигналы и данные о физической активности пациента попадают в промежуточный буфер А, после его заполнения данные переносятся в буфер В, где хранятся в течение времени обработки, не превышающего время заполнения буфера А. В ходе обработки данных оценивается уровень искажений P_D получаемых ЭКГ-сигналов, равный отношению числа искаженных фрагментов обрабатываемой выборки к длине выборки (размеру буфера В). Получаемый уровень искажений сравнивается с заранее заданной уставкой R_G . Величина P_D отражает уровень амплитудных искажений ЭКГ-сигналов. Датчик пульсовой волны реализован таким образом, что в устройстве сбора и анализа данных передается усредненное значение частоты пульса P_F , которое сравнивается с границами области допустимых значений R_P . Уровень физической активности F_L сравнивается с заранее заданной уставкой W . Полученные результаты передаются блоку анализа данных. В зависимости от полученных результатов возможны пять вариантов, соответствия которых получаемым данным схематично показано на рис. 4.

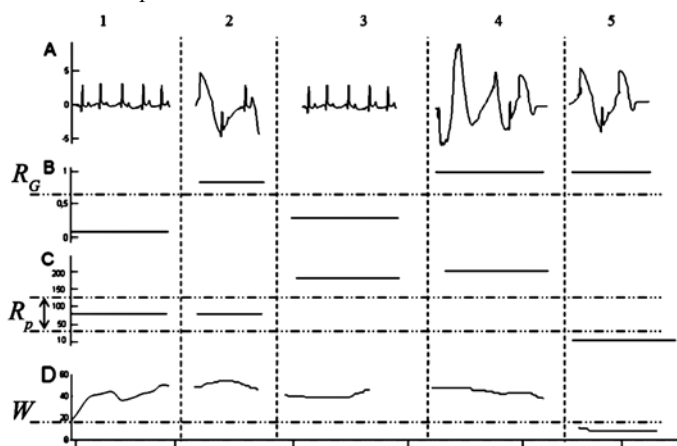


Рис. 4. Соответствие получаемых данных различным случаям поведения системы телемониторинга: А – сигнал ЭКГ; В – значение уровня искажений сигнала ЭКГ; С – значение частоты пульса; D – уровень физической активности; 1-5 – номера случаев

В случае, показанном на участке 1 рис. 4, уровень искажений P_D сигнала ЭКГ находится ниже порога R_G , частота пульса P_F находится в допустимом диапазоне R_P , пациент сохраняет физическую активность. В данном случае производится сохранение полученных данных в память устройства сбора и анализа данных. В случае принадлежности частоты пульса пациента P_F к интервалу допустимых R_P и при коэффициенте P_D искажений, превышающем значение R_G , что показано на участке 4 рис. 4, осуществляется оповещение пациента о необходимости проверить крепление датчика ЭКГ, для которого определено значение P_D , полученные данные сохраняются.

Случай, показанный на участке 3 рис. 4, соответствует нахождению частоты пульса P_F вне интервала допустимых значений R_P , а уровень искажений P_D менее максимального значения R_G соответствует необходимости передачи сообщения пациенту о проверке крепления датчика пульса.

В случае, показанном на участке 4 рис. 4, частота пульса P_F находится вне интервала R_P , в сигнале ЭКГ присутствуют искажения ($P_D > R_G$) и при этом пользователь системы телемониторинга сохраняет физическую активность ($F_L > W$); в таком случае производится оповещение пациента о необходимости проверить крепление датчика ЭКГ.

При уровне F_L , не превышающем уставку W уровня физической активности пациента (участок 5 на рис. 4), выполняется оповещение пациента о потенциально критическом состоянии, после чего передается тревожное сообщение на удаленный медицинский сервер. При этом, в зависимости от пользовательских настроек, может осуществляться передача полученных физиологических сигналов на удаленный медицинский сервер. Кроме того, данный алгоритм реализован таким образом, что в любое время уставки могут быть скорректированы.

Заключение

Рассмотрен подход к повышению достоверности получаемой информации в процессе мониторинга состояния сердечно-сосудистой системы человека, выполняемого индивидуальной носимой системой телемониторинга. Повышение достоверности осуществляется за счет введения в алгоритм управления комплексом мониторинга этапа контроля качества получаемых данных, который осуществляется при помощи метода опорных векторов; при этом автоматизированное формирование обучающей выборки позволяет настроить параметры системы оценки качества под индивидуальные особенности пользователя системы мониторинга. Рассмотренные в настоящей статье подходы к выявлению искажений предусматривают в большей степени оценку амплитудных (линейных) искажений сигнала, а подходы к оценке частотных (нелинейных) искажений требуют дополнительных исследований.

Алгоритм управления реализован при помощи встроенного в устройство сбора и анализа данных микроконтроллера STM32F405, на котором средствами операционной системы «Free RTOS» запущены несколько потоков, один из которых реализует алгоритм управления. Предложенный алгоритм управления представлен в патенте РФ на изобретение [5].

Список литературы:

1. Бессмельцев В.П. и др. Мобильная система для автоматизированного дистанционного мониторинга сердечной деятельности // Медицинская техника. 2015. № 1. С. 5-8.
2. Бессмельцев В.П., Катасонов Д.Н. Применение дискретного вейвлет-преобразования с изменением представления коэффициентов для сжатия данных в мобильных системах мониторинга ЭКГ // Медицинская техника. 2016. № 1. С. 25-28.
3. Bartlett P., Shawe-Taylor J. Generalization performance of support vector machines and other pattern classifiers / In: Advances in Kernel Methods – Support Vector Learning. – MIT press, 1999.
4. Schölkopf B. Learning with kernels: Support vector machines, regularization, optimization, and beyond. – MIT press, 2002.
5. Бессмельцев В.П., Катасонов Д.Н., Служев В.А. и др. Способ мониторинга сердечной деятельности пациента / Патент РФ на изобретение № RU 2593351C1, 2015.

Виктор Павлович Бессмельцев,
канд. техн. наук, зав. лабораторией,
Денис Николаевич Катасонов,
канд. техн. наук, научный сотрудник,
Владимир Александрович Служев,
канд. техн. наук, научный сотрудник,
ФГБУН «Институт автоматизации и электрометрии
Сибирского отделения РАН»,
г. Новосибирск,
e-mail: katasonovdenis@ya.ru