

Анализ погрешностей измерения амплитуды пульсовой волны

Аннотация

Статья посвящена анализу случайных погрешностей измерения амплитуды пульсовой волны, обусловленных влиянием помех и шумов различной природы возникновения и интенсивности. Описаны математические модели основных искажающих воздействий, возникающих при регистрации пульсовой волны. Проведена оценка помехоустойчивости различных методов детектирования и измерения амплитуды систолического максимума пульсовой волны.

Введение

Регистрация и обработка сигнала пульсовой волны находят широкое применение в инструментальных системах кардиологической диагностики для мониторинга частоты сердечных сокращений, артериального давления крови, степени насыщения гемоглобина артериальной крови кислородом, исследования гемодинамических процессов в артериальном русле человека [1]-[3].

Регистрация пульсовой волны посредством сфигмографических или плетизмографических датчиков сопровождается наличием помех электрической, оптической и физиологической природы [2]. Наибольшие искажения сигнала обусловлены присутствием физиологических артефактов, вызванных дыханием или произвольными движениями обследуемого, приводящими к возникновению дрейфа изолинии и сильным изменениям морфологии биосигнала [1], [3].

Основным источником возникновения погрешности измерения амплитуды пульсовой волны является низкая помехоустойчивость детекторов систолического максимума. Процессу обнаружения характерных точек пульсовой волны часто предшествует их выделение на фоне помех и шумов. В общем случае обнаружитель систолических максимумов пульсовой волны включает в себя последовательно соединенные блок предварительной обработки и пороговый детектор.

Предварительная обработка пульсовой волны включает в себя различные процедуры цифровой фильтрации для устранения шумов и помех, а также набор амплитудно-временных преобразований исходного биосигнала в форму, наиболее пригодную для последующего анализа пороговым детектором. На стадии предварительной обработки наиболее часто используются частотная фильтрация [4], фильтрация во временной области [5], методы, основанные на первой производной и нелинейных преобразованиях [6], [7]: реже применяются вейвлет-преобразование и корреляционная обработка [8].

Настоящее исследование посвящено проблемам помехоустойчивого измерения амплитуды пульсовой волны и сравнительному анализу различных методов детектирования систолических максимумов.

Материалы и методы

Одним из возможных путей исследования погрешности измерения амплитуды пульсовой волны является моделирование процессов обработки исследуемого биосигнала и присутствующих возмущающих воздействий. При создании математических моделей искажающих воздействий, наблюдаемых при регистрации пульсовой волны, в основу могут быть положены априорные сведения о природе возникающих помех.

Анализ факторов, влияющих на появление дрейфа изолинии пульсовой волны, показал, что помеха является низкочастотным сигналом преимущественно стохастической природы возникновения и может быть описана в виде аддитивной комбинации детерминированных и случайных компонент:

$$W(k) = W_{\max} \cdot \left[\sum_{i=1}^4 \sin \left(2\pi f_i \frac{k}{f_s} \right) + \psi(k) \right],$$

где W_{\max} – амплитуда модельного сигнала дрейфа изолинии; k – номер отсчета сигнала; f_s – частота дискретизации сигнала; $\psi(k)$ – случайная компонента, полученная фильтрацией белого гауссовского шума низкочастотным фильтром с частотой среза 1 Гц; f_i – аддитивный набор частот гармонических сигналов, представляющих детерминированную компоненту дрейфа изолинии; при моделировании использовались следующие значения: $f_1 \dots f_4 = 0,1; 0,2; 0,4; 0,8$ Гц.

Проведенные исследования с использованием размещенного на руке обследуемого человека датчика акселерометрии с последующим спектральным анализом зарегистрированных сигналов двигательных искажений показали, что частотный диапазон двигательных артефактов, сопровождающих регистрацию пульсовой волны при различной двигательной активности (ходьба, жестикуляция, бег, произвольные движения), составляет от 0 до 5 Гц [9].

В качестве математической модели двигательных артефактов предлагается использовать модель марковского процесса или авторегрессионную модель первого порядка, описываемую следующим рекурсивным выражением:

$$z(k) = z_{\max} \cdot [c + a \cdot z(k-1) + \epsilon(k)],$$

где z_{\max} – амплитуда модельного сигнала артефакта движения; $\epsilon(k)$ – последовательность случайных чисел, распределенных по нормальному закону, с нулевым средним и единичной дисперсией; a и c – константы; $z(k)$ – текущий отсчет марковского процесса; $z(k-1)$ – предыдущий отсчет марковского процесса.

С учетом того, что спектральная полоса частот артефактов движения, наблюдаемых в реальных условиях, ограничена, к модельному сигналу $z(k)$ необходимо применить цифровую фильтрацию посредством фильтра нижних частот (ФНЧ) с частотой среза 5 Гц.

Рассматриваемая модель сигнала пульсовой волны с присутствующими искажениями принимается аддитивной. Для исследования погрешностей измерения амплитуды пульсовой волны будем использовать имитационную модель, позволяющую сформировать фрагменты пульсовой волны с требуемой морфологией и заданными значениями амплитудно-временных параметров, предложенную Р.Е. McSharry [10].

Для оценки погрешности измерения амплитуды сигнала пульсовой волны использовались квантильные характеристики, при которых значение погрешности с заданной доверительной вероятностью P находится внутри интервала неопределенности [11]. Погрешность измерения амплитуды биосигнала рассматривалась при доверительной вероятности $P = 0,9$, так как только в этом случае для наиболее распространенных законов распределения вероятностей она имеет однозначное соотношение со среднеквадратичным отклонением вне зависимости от вида закона распределения. Относительная погрешность измерения амплитуды пульсовой волны (δ_A) при доверительной вероятности $P = 0,9$ определялась следующим образом:

$$\delta_A = \frac{1,6 \cdot \sigma_A}{A_m} \cdot 100 \%,$$

где A_m – истинное значение амплитуды пульсовой волны; σ_A – среднее квадратичное отклонение амплитуды пульсовой волны от истинного значения:

$$\sigma_A = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N [A_m'(j) - A_m(j)]^2}{N}},$$

где $A_m(j)$ – истинное значение амплитуды j -й пульсовой волны; $A_m'(j)$ – измеренное значение амплитуды j -й пульсовой волны; N – общее количество фрагментов пульсовой волны в рассматриваемой выборке.

Сравнительная оценка погрешностей измерения амплитуды пульсовой волны проводилась для следующих вариантов построения схемы детектирования систолических максимумов:

- 1) ФСС – обнаружитель на основе применения фильтра скользящего среднего [5]. На стадии предварительной обработки исходный сигнал пульсовой волны проходит через фильтр скользящего среднего (с шириной окна, определенной как 1/4 часть от значения частоты дискретизации). Систолический максимум пульсовой волны с учетом вносимой временной задержки соответствует максимуму выходного сигнала фильтра скользящего среднего, который определяется по классической трехточечной схеме;
- 2) ПФ – обнаружитель на основе полосовой частотной фильтрации [4]. При этом на стадии предварительной обработки исходный биосигнал проходит через полосовой фильтр Баттерворта 8-го порядка с полосой пропускания 0,7...10 Гц, систолический максимум детектируется при помощи порогового метода как максимум выходного сигнала полосового фильтра по трехточечной схеме. Значение порога определяется как 70-й перцентиль от выборки сигнала в скользящем окне длительностью 10 с [5];
- 3) ППАД – обнаружитель на основе применения оператора первой производной, нелинейных преобразований и адаптивного порогового алгоритма [6]. На стадии предварительной обработки к исходному сигналу пульсовой волны применяется оператор первой производной, определяемый как

$$y(n) = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)],$$

где $x(n)$ – исходный сигнал пульсовой волны; $y(n)$ – выходной сигнал.

Далее отсчеты полученного сигнала $y(n)$ возводятся в квадрат. В качестве алгоритма поиска максимумов используется пороговый метод с адаптивным порогом, значение которого зависит от амплитуды двух предшествующих успешно обнаруженных максимумов следующим образом:

$$Thr(k) = \frac{A(k+1) + A(k)}{5},$$

где $A(k)$ и $A(k+1)$ – амплитуды двух соседних успешно обнаруженных максимумов; $Thr(k)$ – адаптивный порог.

Если при данном значении порога в течение 2 с не было обнаружено ни одного максимума, то значение порога уменьшается по экспоненциальному закону до такого значения, пока не будет обнаружен хотя бы один максимум на этом участке [7];

- 4) КВП – детектор систолических максимумов на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования пульсовой волны [8]. На этапе предварительной обработки происходит декомпозиция исходного сигнала в соответствии с алгоритмом Малла на последовательность аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов. Далее выполняется пороговая обработка детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения на каждом уровне декомпозиции в соответствии с адаптивным порогом T по формуле Donoho:

$$T = \sigma \sqrt{2 \lg M},$$

где σ – среднее квадратическое отклонение последовательности детализирующих коэффициентов на данном уровне вейвлет-разложения; M – общее количество отсчетов сигнала.

На заключительном этапе выполняется восстановление сигнала пульсовой волны на основе исходных коэффициентов аппроксимации и модифицированных детализирующих коэффициентов при помощи обратного вейвлет-преобразования. В качестве порогового алгоритма детектирования систолических максимумов сигнала пульсовой волны после выполнения этапов вейвлет-обработки использовалась трехточечная схема аналогично методу ФСС.

Результаты

Сравним эффективность рассмотренных обнаружителей при обработке модельного биосигнала в условиях воздействия помех различной интенсивности. Критерием оценки эффективности обнаружителя является относительная погрешность измерения амплитуды пульсовой волны в диапазоне изменения соотношения сигнал/шум, которое определялось следующим образом:

$$K = 10 \lg \frac{S_{\max}}{X_{\max}},$$

где S_{\max} – общая спектральная мощность модельного сигнала пульсовой волны; X_{\max} – общая спектральная мощность присутствующих аддитивных помех.

На рис. 1 представлены зависимости относительной погрешности измерения (δ_A) амплитуды пульсовой волны от изменения соотношения сигнал/шум K для различных обнаружителей систолических максимумов: 1 – ФСС; 2 – ПФ; 3 – ППАД; 4 – КВП. Зависимости получены при следующих параметрах модели: частота сердечных сокращений 60 уд/мин; $f_s = 250$ Гц; $a = 0,5$; $c = 0$; амплитуды W_{\max} и z_{\max} задавались в соответствии со значением соотношения сигнал/шум K .

Как следует из полученных зависимостей, уменьшение соотношения сигнал/шум приводит к экспоненциальному увеличению погрешности измерения амплитуды сигнала пульсовой волны. При этом наименьшей погрешностью измерения амплитуды пульсовой волны в условиях присутствия дрейфа изолинии и артефактов движения различной интенсивности обладает детектор на основе кратномасштабных вейвлет-преобразований (КВП). Фильтрация скользящего среднего при обработке пульсовых волн является эффективным подходом к детектированию систолических максимумов при небольшой зашумленности сигнала (соотношение сигнал/шум более 10 дБ), однако она уступает полосовой частотной фильтрации в условиях присутствия физиологических артефактов высокой интенсивности. Детектор на основе дифференцирования и адаптивного порогового обнаружения (ППАД) демонстрирует эффективность, близкую к обнаружителю на основе вейвлет-преобразований.

Для анализа эффективности обнаружения систолических максимумов пульсовой волны при обработке клинических записей пульсовых волн использовалась общедоступная база данных Массачусетского технологического университета Physionet. Для количественной оценки эффективности обнаружения применялись следующие статистические показатели:

- 1) вероятность правильного обнаружения опорных точек (P_T):

$$P_T = \frac{N_T}{N} \cdot 100 \%;$$

- 2) вероятность ложного обнаружения опорных точек (P_F):

$$P_F = \frac{N_F}{N} \cdot 100 \%;$$

- 3) показатель уровня ошибок обнаружения P_{er} :

$$P_{er} = \frac{N_m + N_F}{N} \cdot 100 \%,$$

где N_T – количество правильно обнаруженных систолических максимумов; N_F – количество ошибочно обнаруженных систолических максимумов; N – общее количество систолических максимумов; N_m – количество пропущенных систолических максимумов.

Компьютерная обработка сигналов проводилась для многоканальных записей биосигналов полисомнографии из базы данных MIT-BIH Polysomnographic Database, содержащей 18 фрагментов сигналов пульсовых волн артериального давления крови длительностью 2 ч каждый; отдельно для исследований были выбраны: одна слабозашумленная выборка (Slp45) и наиболее зашумленная запись (Slp67x).

В табл. 1 приведены результаты количественной оценки эффективности различных детекторов систолических максимумов при обработке реальных сигналов пульсовых волн.

Заключение

Проведенные исследования показали, что обнаружитель систолических максимумов пульсовой волны на основе кратномасштабных вейвлет-преобразований обеспечивает наименьшую погрешность измерения амплитуды пульсовой волны, а также высокие показатели истинного обнаружения и малые ошибки ложного обнаружения и пропуска систолических максимумов.

Большинство современных методов цифровой обработки сигналов обеспечивают эффективную обработку пульсовых волн: вероятность правильного обнаружения систолических максимумов составляет не менее 97 %, вероятность ошибочного детектирования не превышает 1 %, случайная погрешность измерения амплитуды пульсовой волны составляет менее 10 % в условиях присутствия интенсивных физиологических артефактов, вызванных дыханием обследуемого и непровольными движениями во время регистрации.

Детектирование систолических максимумов на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования на стадии предварительной обработки обеспечивает наиболее высокую точность обработки пульсовых волн по сравнению с традиционными

методами фильтрации даже при использовании простейшего порогового детектора: вероятность правильного обнаружения составляет не менее 99 %, вероятность ошибочного детектирования не превышает 0,5 %, случайная погрешность измерения амплитуды пульсовой волны составляет менее 5 %. Отличные метрологические характеристики данного метода могут служить основой для разработки высокоэффективных алгоритмов и аппаратно-программных комплексов кардиологической и респираторной диагностики.

Список литературы:

1. Allen J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement // Physiological Measurement. 2007. Vol. 28. PP. 1-39.
2. Калакутский Л.И., Манелис Э.С. Аппаратура и методы клинического мониторинга. Уч. пособие. – Самара: СГАУ, 1999. 160 с.
3. Webster J.G. Design of Pulse Oximeters. – The Medical Science Series. – Taylor & Francis, 1997. 260 p.
4. Abov M., McNamers J., Goldstein B. Automatic detection algorithm of intracranial pressure waveform components / Proceedings of 23th International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2001. Vol. 3. PP. 2231-2234.
5. Crespo C. et al. Automatic detection algorithm for physiologic pressure signal components / Proceedings of 24th International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society and Biomedical Engineering Society. 2002. Vol. 1. PP. 196-197.
6. Townsend N.W., Germuska R.B. Location features in a photoplethysmograph signal / Patent US 2005/000479 A1, USA, A61B 5/02; 6.01.2005. 19 p.

Таблица 1

Оценка эффективности обнаружения систолических максимумов сигнала пульсовой волны

| Запись биосигнала | Slp45 | | | Slp67x | | | Среднее значение по 18 фрагментам | | |
|-------------------|-----------|-----------|--------------|-----------|-----------|--------------|-----------------------------------|-----------|--------------|
| | P_T , % | P_F , % | P_{er} , % | P_T , % | P_F , % | P_{er} , % | P_T , % | P_F , % | P_{er} , % |
| 1 – ФСС | 98,9 | 0,1 | 0,1 | 97,2 | 0,3 | 0,95 | 97,1 | 0,09 | 0,44 |
| 2 – ПФ | 99,3 | 0,07 | 0,06 | 97,5 | 0,28 | 0,8 | 97,6 | 0,08 | 0,29 |
| 3 – ППАД | 100 | 0 | 0,07 | 98,1 | 0,17 | 0,78 | 99 | 0,04 | 0,23 |
| 4 – КВП | 100 | 0 | 0,05 | 98,7 | 0,16 | 0,57 | 99,3 | 0,03 | 0,2 |

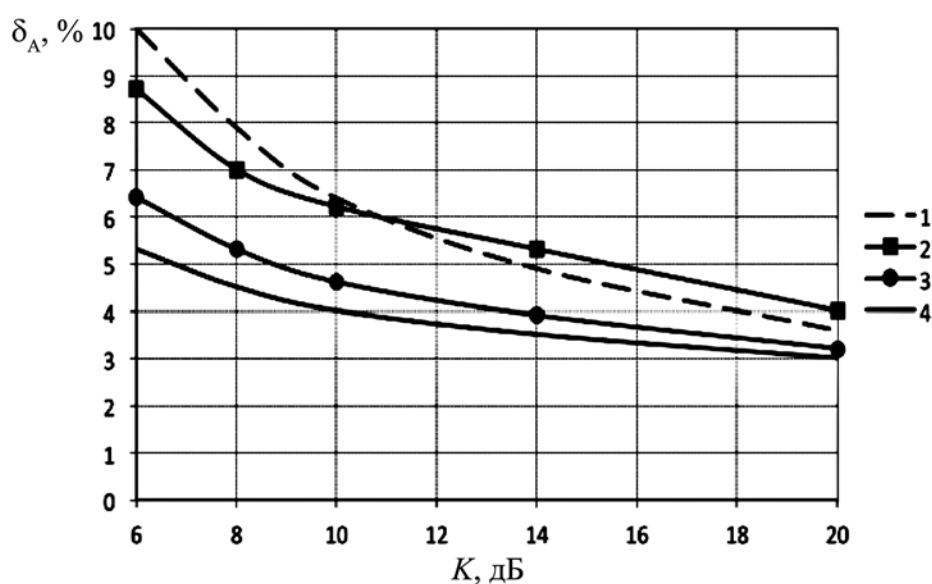


Рис. 1. Зависимости погрешности измерения амплитуды пульсовой волны от изменения отношения сигнал/шум K (пояснения – в тексте)

7. Федотов А.А. Амплитудно-временной метод детектирования характерных точек сигнала пульсовой волны // Медицинская техника. 2012. № 6. С. 22-28.
8. Fu T.H. et al. Heart rate extraction from photoplethysmogram waveform using wavelet multi-resolution analysis // Journal of Medical and Biological Engineering. 2008. Vol. 28 (4). PP. 229-232.
9. Han H. et al. Development of real-time motion artifact reduction algorithm for a wearable photoplethysmography / Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS. 2007. PP. 1538-1541.
10. McSharry P.E., Clifford G.D. A realistic coupled nonlinear artificial ECG, BP and respiratory signal generator for assessing noise performance of biomedical signal processing algorithms // Proceedings of the SPIE. 2004. Vol. 5467. PP. 290-301.
11. Новицкий П.В., Зограф И.А. Оценка погрешностей результатов измерений. – М.: Энергоатомиздат, 1991. 304 с.

Александр Александрович Федотов,
канд. техн. наук, доцент,
кафедра лазерных и биотехнических систем,
ФГАОУ ВО «Самарский национальный
исследовательский университет
им. акад. С.П. Королева»,
г. Самара,
e-mail: fedoaleks@yandex.ru

А.В. Быков, Н.А. Корневский, С.Н. Родионова, М.В. Артеменко

Интеллектуальная поддержка выбора схем лечебной стабилизации при смешанном ишемическом поражении

Аннотация

С использованием методологии синтеза гибридных нечетких моделей получена система математических моделей оценки степени тяжести ишемических процессов в центральной гемодинамической системе, нижних конечностях, сердце и головном мозге и классификация нормальных, латентных, реверсивных и критических состояний исследуемых органов. Для различных классов состояний по исследуемым органам разработан алгоритм выбора рациональных схем профилактики и лечения.

Показано, что по сравнению с традиционными схемами лечения использование предлагаемого алгоритма по различным критериям оценки эффективности позволяет увеличить скорость достижения положительных результатов в 2,4 раза (на 58 %) и снизить риск ампутации конечностей в 2,5 раза (на 73 %).

Введение

Несмотря на значительные усилия мировой медицины, проблема успешного лечения мультицентричной ишемической болезни далека от своего эффективного решения. Одной из проблем, связанной с ведением ишемических больных, является частое сочетание сосудистых поражений различных органов, включая головной мозг, сердце и нижние конечности [1]-[4].

Проведенные исследования показали, что патологические состояния сердца и сосудов, включая сосуды головного мозга и нижних конечностей, сосуществуют длительное время, приобретая хроническую взаимоотношающую связь [2], [3].

Такое течение хронических ишемических процессов требует разработки адекватных способов профилактики и лечения, ориентированных на комплексную терапию всех пораженных систем и органов с учетом степени тяжести патологического процесса.

С учетом сказанного, *целью рассматриваемой работы* является повышение эффективности профилактики и лечения пациентов с сочетанной ишемической патологией центральной гемодинамической системы, нижних конечностей, сердца и головного мозга.

Медицинская поддержка работы выполнялась экспертами – группой врачей под руководством доктора А. Быкова.

Методы и модели

Для достижения поставленной цели предполагается использовать интеллектуальную систему поддержки принятия решений, в которой выбор схем лечебной стабилизации при сочетанной ишемии центральной гемодинамической системы, нижних конечностей, сердца и головного мозга базируется на оценке степени тяжести поражения исследуемых систем и органов, по которым определяются такие классы их состояний, как нор-

мальное состояние (класс ω_n), латентное состояние (класс ω_l), реверсивное состояние (класс ω_p) и критическое состояние (класс ω_k). Для различных классов состояний выбираются адекватные базовые схемы профилактики или лечения, состав и количество которых оптимизированы с использованием теории измерения латентных переменных с моделью Г. Раша [5]-[7].

Математические модели оценки степени тяжести ишемического поражения центральной гемодинамической системы – ST_B , сердца – ST_C , головного мозга – ST_M , нижних конечностей – ST_K достаточно хорошо описаны в работах [3], [8].

Модели оценки степени тяжести получены в соответствии с общими рекомендациями по синтезу гибридных нечетких правил, описанными в работах [6]-[8], [9]-[12], в которых основными элементами являются функции принадлежности к искомым классам состояний $\omega_n, \omega_l, \omega_p, \omega_k$ с базовыми переменными ST_C, ST_M, ST_K : для нижних конечностей – $\mu_n(ST_K), \mu_l(ST_K), \mu_p(ST_K), \mu_k(ST_K)$; для сердца – $\mu_n(ST_C), \mu_l(ST_C), \mu_p(ST_C), \mu_k(ST_C)$; для головного мозга – $\mu_n(ST_M), \mu_l(ST_M), \mu_p(ST_M), \mu_k(ST_M)$.

Аналитические описания всех функций приведены в работах [3], [8], [9].

Решение о классификации [о принадлежности к одному из классов ω_l ($l = n, l, p, k$)] принимается в пользу класса, имеющего максимальную величину функции принадлежности.

Уверенность в правильной классификации определяется по величине выбранной функции принадлежности:

$$U_K = \max[\mu_n(ST_K), \mu_l(ST_K), \mu_p(ST_K), \mu_k(ST_K)]; \quad (1)$$

$$U_C = \max[\mu_n(ST_C), \mu_l(ST_C), \mu_p(ST_C), \mu_k(ST_C)]; \quad (2)$$

$$U_M = \max[\mu_n(ST_M), \mu_l(ST_M), \mu_p(ST_M), \mu_k(ST_M)]. \quad (3)$$