

в эмульсию – среду с относительно низкой вязкостью, после чего откачивается аспиратором через специальный канал в инструменте.

В проктологии нашел применение метод ультразвукового склерозирования, основанный на комплексном воздействии ультразвука и раствора склерозанта на кавернозное тело, позволяющий выполнять безоперационное лечение геморроя [13].

Заключение

Развитие ультразвуковых технологий в медицине инициировано специалистами МГТУ им. Н.Э. Баумана более полувека назад и активно развивается во всем мире в настоящее время. За рубежом рынок заполнен десятками УЗ-аппаратов различных видов, прототипами которых являются наши отечественные. Российские специалисты совместно с ведущими медицинскими учреждениями лидируют в создании различных лечебных УЗ-технологий. Этим разработкам посвящены десятки докторских и кандидатских диссертаций на соискание степеней технических и медицинских наук. Работы в данном направлении продолжают активно развиваться.

Список литературы:

1. Ультразвук. Маленькая энциклопедия / Под. ред. И.П. Голяминой. – М.: Советская энциклопедия, 1979. 399 с.
2. Николаев Г.А. Сварка и резка органических тканей // Автоматическая сварка. 1970. № 8. С. 7-10.
3. Николаев Г.А. Сварка и резка ультразвуком биологических тканей // Сварочное производство. 1972. № 12. С. 6-8.
4. Николаев Г.А., Лоцилов В.И. Ультразвуковые технологии в хирургии. – М.: Медицина, 1980. 272 с.
5. Поляков В.А., Николаев Г.А., Волков М.В. и др. Ультразвуковая сварка костей и резка живых биологических тканей. – М.: Медицина, 1973. 136 с.
6. Matthews B., Nalysnyk L., Estok R., Fahrbach K., Banel D., Linz H. Ultrasonic and nonultrasonic instrumentation: A systematic review and meta-analysis // Arch. Surg. 2008. Vol. 143 (6). PP. 592-600.

7. Tanaka T., Ueda K., Hayashi M., Hamano K. Clinical application of an ultrasonic scalpel to divide pulmonary vessels based on laboratory evidence // Interactive CardioVascular and Thoracic Surgery. 2009. Vol. 8. Iss. 6. PP. 615-618.
8. Саврасов Г.В. Технологии ультразвуковой хирургии / Учеб. пособие. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2009. 38 с.
9. Ультразвуковая ангиохирургия / Под ред. А.В. Покровского, Г.В. Саврасова, Ю.В. Новикова, В.А. Красавина. – Кострома: ДиАр, 2004. 202 с.
10. Lee S.J., Park Kh. Ultrasonic energy in endoscopic surgery // Yonsei Med. J. 1999. Vol. 40 (6). PP. 545-549.
11. Еришов Ю.А., Альков С.В., Ртищева А.Л. Задачи, возможности, оборудование ультразвуковой стерилизации поврежденных тканей // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. № 10. С. 45-52.
12. Еришов Ю.А., Акоюн В.Б., Альков С.В., Петросянец А.А. Тероретические основы ультразвуковой факооперации // Технологии живых систем. 2017. Т. 14. № 1. С. 36-39.
13. Соловьев О.Л., Саврасов Г.В., Соловьев А.О. Склерозирующее лечение геморроидальных узлов с ультразвуковым воздействием: методические рекомендации. – Волгоград, 2010. С. 1-10.

*Геннадий Викторович Саврасов,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра «Биомедицинские технические системы»,
Сергей Витальевич Альков,
канд. техн. наук, доцент, декан,
факультет «Радиоэлектроника и лазерная техника»,
Юрий Алексеевич Еришов,
д-р хим. наук, профессор,
кафедра «Медико-технические информационные технологии»,
ФГБОУ ВО «МГТУ им. Н.Э. Баумана»,
г. Москва,
e-mail: alkov@bmstu.ru*

*Д.В. Леонов, Н.С. Кульберг, В.А. Фин, В.А. Подмосковная, Л.С. Иванова,
А.С. Шипаева, А.В. Владзимирский, С.П. Морозов*

Алгоритмы фильтрации при медицинской ультразвуковой визуализации в режиме цветового доплеровского картирования кровотока

Аннотация

Фильтрация сигнала кровотока играет очень важную роль в режиме цветового доплеровского картирования. На этапе фильтрации происходит подавление сигналов от малоподвижных тканей и стенок сосудов. Эти сигналы на 40...60 дБ превосходят сигнал кровотока. Их полное подавление в режиме картирования кровотока труднодостижимо, что связано с плохим отношением сигнал/шум, малой длиной доплеровского ансамбля и высокими требованиями к быстродействию. В статье дается общая модель доплеровского сигнала, рассматриваются фильтры на основе полиномиальной и адаптивной регрессий, эмпирической модовой декомпозиции, а также возможности комбинированного подхода к фильтрации кровотока.

Введение

Цветовое доплеровское картирование (ЦДК) – это режим доплеровского канала ультразвукового медицинского диагностического устройства (УЗМДУ), позволяющий наблюдать динамику и пространственное распределение кровотока. Он дает возможность отследить развитие стеноза, опухоли и аневризмы, оценить эффективность шунтирования и сделать вывод о качестве работы сердечных клапанов. Режим ЦДК часто используется для оценки параметров кровотока, скорость которого невелика относительно окружающих тканей [1], [2]. Примером такого применения могут служить диагностика микроциркуляции в глазном яблоке, исследование развития микрососудов, питающих опухоль, при химиотерапии, анализ работы сердечной мышцы и т. д. Преимущество режи-

ма ЦДК в сравнении с другими неинвазивными средствами диагностики, такими как магниторезонансная ангиография, в возможности работы в реальном времени. Кроме того, УЗМДУ очень доступны, универсальны и находятся во многих лечебных заведениях.

В условиях сильной распространенности УЗМДУ очень важно, чтобы режим ЦДК давал качественную диагностическую информацию. Ошибки при отображении кровотока могут привести к неправильному диагнозу и осложнениям при долговременном наблюдении пациентов [3]. С точки зрения обработки сигналов, выделяют две основных особенности данных, влияющих на качество работы ЦДК [4]. Во-первых, отраженный сигнал помимо кровотока содержит информацию о малоподвижных тканях. Это могут быть пульсации стенок сосудов, сердца, дрожание руки врача, перистальтика кишечни-

ка и т. д. Мощность отражения от тканей обычно на 20...60 дБ превышает отражение от кровотока. Во-вторых, длина ансамбля ЦДК мала (порядка 5...17 отсчетов) для обеспечения требования работы в реальном времени.

Обработка данных ЦДК состоит из двух основных этапов: фильтрации и расчета скорости в каждом элементе разрешения. Расчет скорости обычно производится на базе автокоррелятора путем нахождения среднего сдвига фазы доплеровской пачки [5]. При этом предполагается, что на вход автокоррелятора поступают только белый шум и сигнал от кровотока, а сигнал от тканей полностью подавлен на этапе фильтрации. Некорректная фильтрация может привести к появлению артефактов вспышки или неправильному отображению кровотока на экране УЗМДУ.

За последние годы появилось множество исследований, посвященных этапу фильтрации в режиме ЦДК [6]-[18]. Классические БИХ- и КИХ-фильтры хорошо себя зарекомендовали при анализе быстрого кровотока [8]. Но в условиях, когда скорость кровотока невелика относительно движения тканей, когда их спектры перекрываются, такие фильтры не способны подавить сигнал от тканей полностью [18]. Более эффективными здесь могут оказаться адаптивные и регрессионные алгоритмы.

Наиболее известные адаптивные фильтры строятся на основе алгоритмов компенсации движения тканей и разложения на собственные векторы. Представляет интерес их сравнение с алгоритмом разложения на эмпирические моды и фильтром полиномиальной регрессии, аппроксимирующим сигнал от ткани полиномиальной кривой с минимизацией ошибки по методу наименьших квадратов.

Алгоритм разложения на эмпирические моды является первым этапом преобразования Гильберта-Хуанга [19]-[25]. Для него не требуется априорного базиса. Фильтрация производится адаптивно – процедурами отсеивания функций эмпирических мод, получаемых непосредственно из данных.

В фильтре на базе разложения на собственные векторы ортогональный базис рассчитывается по ковариационной матрице с использованием разложения Карунена-Лоэва [6]-[14]. Компонента с наибольшей амплитудой соответствует сигналу от тканей. Аппроксимация выполняется по методу наименьших квадратов, что позволяет добиться наибольшего уровня подавления сигнала от тканей при заданном порядке фильтра. Как и в методе разложения на эмпирические моды, вычислительная сложность здесь слишком высока, это затрудняет внедрение таких алгоритмов в устройства, работающие в реальном времени [8].

Общая модель доплеровских данных

Обрабатываемые данные канала ЦДК можно представить в виде четырехмерной матрицы, одно из измерений которой соответствует номеру кадра, другое – номеру луча, третье – «быстрому» времени или глубине прихода сигнала, четвертое – «медленному» времени или номеру импульса в пачке. При обработке в режиме ЦДК рассматриваются ансамбли «медленного» времени; полагается, что они состоят из отсчетов, взятых из одной точки пространства с частотой повторения импульсов. Тогда сигнал представляет собой вектор из K комплексных чисел: $x = [x_0, x_1, \dots, x_{K-1}]^T$. Ансамбль «медленного» времени в области кровотока содержит три компоненты: 1) отражения от эритроцитов; 2) отражения от тканей; 3) теплового шума приемного устройства. Если же кровотока в рассматриваемой точке нет, то в ансамбль войдут только тепловой шум и сигнал от тканей. Тогда ансамбль «медленного» времени можно представить в двух формах в зависимости от наличия кровотока:

$$x = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{K-1} \end{bmatrix} = \begin{cases} b + c + n & (\text{кровоток}); \\ c + n & (\text{ткань}). \end{cases} \quad (1)$$

В уравнении (1) x_k соответствует k -му элементу ансамбля, а b , c и n – это векторы длиной K , соответствующие отражению от эритроцитов, тканей и шумовой компоненте [6], [10]. Компоненты b и c происходят из разных источников, расположенных в разных точках пространства, и поэтому являются статистически независимыми. Поскольку ширина шума в спектральной области на входе доплеровского канала обработки велика по отношению к частоте повторения импульсов, его модулируют как белый шум [14]. А плотность вероятности ансамбля «медленного» времени $p_x(x)$ соответствует центрированному комплексному гауссовскому процессу:

$$p_x(x) = \frac{1}{\pi^K |R_x|} e^{-x^T R_x^{-1} x}. \quad (2)$$

Являясь гауссовским, ансамбль полностью статистически характеризуется моментом второго порядка, информация о котором содержится в корреляционной матрице:

$$R_x = E\{xx^{*T}\}, \quad (3)$$

где E соответствует оператору математического ожидания размерностью $K \times K$.

С учетом статистической независимости это можно записать так:

$$R_x = \begin{cases} R_c + R_b + R_n \\ R_c + R_n \end{cases} = \begin{cases} R_c + R_b + \sigma_n^2 I; \\ R_c + \sigma_n^2 I. \end{cases} \quad (4)$$

В формуле (4) R_c – корреляционная матрица компоненты ткани; R_b – корреляционная матрица сигнала от эритроцитов; σ_n^2 – дисперсия теплового шума; I – единичная матрица размерностью $K \times K$.

При формировании карты очень важно определить наличие компоненты кровотока в анализируемом ансамбле. Для этого необходимо подавить компоненту отражения от тканей, мощность которой обычно более чем на 20 дБ превышает другие компоненты. В этом и состоит основная задача фильтрации, которая в случае малой относительной скорости кровотока осложняется наложением спектров компонент отражения от тканей и эритроцитов.

Алгоритмы фильтрации

Фильтрация на основе полиномиальной регрессии

В отличие от БИХ- и КИХ-алгоритмов, выполняющих фильтрацию за счет линейной независимой от времени суперпозиции отсчетов, рассматриваемые регрессионные фильтры аппроксимируют входной сигнал полиномом во временной области; классический анализ по импульсному и частотному характеристикам для них неприменим. Предполагается, что компонента отражения от тканей описывается полиномом первого или второго порядка. Обычно используют базис Лежандра и метод наименьших квадратов [14], [26], [27]. Ансамбль проецируют на подпространство W , содержащее набор полиномов $B = \{b_0(t), b_1(t), \dots, b_i(t)\}$, таких, что $b_i(t) = c_{0i}, c_{1i}t, \dots, c_{ii}t^i$. Тогда проекция ансамбля x_k находится в W и описывается как

$$\hat{x}_k = \sum_{i=0}^p \alpha_i b_i(t_k), \quad (5)$$

где $t_k = kT_{PRF}$ – промежуток времени между нулевым и k -м импульсом в пачке; $k = 0, 1, \dots, K - 1$.

Остаток $y = x - \hat{x}$ соответствует компоненте кровотока, не попавшей в подпространство W в силу ортогональности к \hat{x} . Коэффициенты α рассчитываются по формуле

$$\alpha_i = \frac{(x, b_i)}{\|b_i\|^2} = \frac{\sum_{k=0}^{K-1} x_k b_i(t_k)}{\sum_{k=0}^{K-1} b_i^2(t_k)}, \quad i = 0, 1, \dots, p. \quad (6)$$

Для нормированного базиса можно записать, что $\hat{x} = B^T A$, а $A = Bx$, тогда $\hat{x} = B^T Bx$, а результат фильтрации имеет вид

$$y = x - \hat{x} = (I - B^T B)x = Fx, \quad (7)$$

где F – матрица полиномиального фильтра. Таким образом, разностное уравнение напоминает КИХ-фильтр, но является зависимым от времени:

$$y(l) = \sum_{n=0}^{N_D-1-l} f(l, n)x(n), \quad l = 0, 1, \dots, N_D - 1. \quad (8)$$

Регрессионные фильтры адаптивны в том смысле, что коэффициенты полинома подстраиваются под ансамбль [см. формулу (6)]. Эти фильтры не требуют исключения отсчетов после фильтрации, они характеризуются также высоким затуханием в полосе подавления, но обладают протяженной переходной областью, что может привести к подавлению компоненты кровотока и росту коррелированности шума, выражающихся в появлении артефакта вспышки [11], [14].

Фильтрация на основе адаптивной регрессии

Этот подход заключается в поиске уникальных базисных функций, являющихся собственными векторами корреляционной матрицы исходных данных и поэтому адаптированных к статистике компоненты отражения от тканей. Он полностью адаптивен, поскольку не только коэффициенты, но и весь базис определяются анализируемыми данными. Этот подход в зависимости от происхождения носит различные названия: преобразование Хотеллинга, метод главных компонент, дискретное преобразование Карунена-Лоэва [14]-[17], [28]-[30]. Согласно ему, ансамбль «медленного» времени разлагается следующим образом:

$$x = \sum_{k=0}^{K-1} \gamma_k e_k; \quad E\{\gamma_l \gamma_l^H\} = \begin{cases} \lambda_k, & k = l; \\ 0, & k \neq l, \end{cases} \quad (9)$$

где γ_k – k -й коэффициент разложения; e_k и λ_k – собственный вектор и собственное число, соответствующие k -й ортогональной базисной функции. Собственные векторы и собственные числа связаны с ансамблем соотношением

$$\sum_{k=0}^{K-1} \lambda_k e_k e_k^H = E\{xx^H\} = R_x. \quad (10)$$

Корреляционная матрица ищется группированием ансамблей [6]. Из M ансамблей формируется матрица A размером $K \times M$, по которой рассчитывается корреляционная матрица R_x размером $K \times K$:

$$A = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{bmatrix} | & | & & | \\ x_1 & x_2 & \dots & x_M \\ | & | & & | \end{bmatrix}; \quad (11)$$

$$R_x = AA^H = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m x_m^H. \quad (12)$$

Разложение матрицы R_x даст K собственных векторов и чисел. Поскольку собственные числа располагаются в порядке уменьшения, преобразование Карунена-Лоэва является оптимальным с точки зрения концентрации энергии [3], поскольку ни одно другое преобразование не помещает так много энергии в первые компоненты. Процедура фильтрации при этом заключается в исключении из сигнала компонент с наибольшей энергией. Порядок фильтра определяется количеством исключенных компонент. При одном и том же порядке фильтра, в сравнении с другими алгоритмами, алгоритм Карунена-Лоэва наилучшим образом подавит компоненту отражения от тканей и даст наибольшее приближение к ансамблю по методу наименьших квадратов [10].

Но поскольку имеет место пространственное усреднение при формировании корреляционной матрицы, ансамбли должны обладать одинаковой статистикой по компоненте отражения от тканей; поэтому рекомендуется брать ансамбли в пределах одного или группы лучей для обеспечения стационарности по координате «быстрого» времени [28]. Вдоль координаты «медленного» времени, напротив, стационарность

необязательна, поэтому алгоритм Карунена-Лоэва способен адаптировать даже под ускоренное движение тканей. Компонента отражения от тканей характеризуется большой амплитудой и узким спектром, поэтому в значительной степени может быть аппроксимирована одним собственным вектором, тепловой шум же распределен по всему подпространству собственных векторов [11].

Эмпирическая модовая декомпозиция

Метод, предложенный Н. Хуангом и получивший название эмпирической модовой декомпозиции [22]-[25], представляет собой адаптивную итерационную вычислительную процедуру разложения исходных данных на эмпирические моды. Данный подход, еще не получив строгого математического обоснования, уже успел хорошо зарекомендовать себя при решении многих практических задач. В рассматриваемой работе он впервые применяется для анализа ансамбля ЦДК.

Эмпирическая мода – это колебание, у которого вместо постоянных амплитуды и частоты, как у гармонического сигнала, амплитуда и частота могут меняться в пределах ансамбля. Эмпирическая мода имеет следующие свойства: а) количество минимумов, максимумов и нулей не должно отличаться более чем на единицу; б) в каждой точке функции среднее значение, определяемое через верхнюю и нижнюю огибающие, должно быть нулевым.

Сущность метода эмпирической модовой декомпозиции состоит в последовательном вычислении функций эмпирических мод c_j и остатков r_j :

$$x_k = \sum_{j=1}^m c_j(t_k) + r_m(t_k), \quad (13)$$

где m – количество эмпирических мод.

Процесс поиска эмпирических мод состоит из следующих шагов [19], [20]: 1) пусть $u_1(t) = x_t$; 2) ищем локальные экстремумы $u_1(t_k)$ (если найден всего один максимум или минимум, то выходим из цикла и считаем $u_1(t_k)$ единственной эмпирической модой); 3) интерполяцией экстремумов рассчитываем верхнюю $h(t_k)$ и нижнюю $l(t_k)$ огибающие; 4) ищем локальное среднее: $\mu_1(t_k) = [h(t_k) + l(t_k)] / 2$; 5) вычитаем среднее: $u_1(t_k) = u_1(t_k) - \mu_1(t_k)$; 6) считаем СКО от $u_1(t_k)$; 7) если СКО меньше порога, то считаем $u_1(t_k)$ эмпирической модой: $c_1(t_k) = u_1(t_k)$, иначе возвращаемся к шагу 2.

Этот подход удобен, так как при разложении формируется семейство функций, упорядоченных по частоте [21]. Можем ограничиться первой модой, поскольку ее частота максимальна: она соответствует компоненте кровотока. Тогда процедура фильтрации заключается в поиске первой моды, которую мы и считаем отфильтрованным сигналом.

Анализируемые ансамбли характеризуются большой амплитудой компоненты отражения от тканей и относительно медленной компонентой кровотока, что нередко приводит к выходу из цикла на втором шаге работы алгоритма. Потому в первом цикле вносят модификацию, заменяющую выход из цикла включением в число экстремумов первого и последнего элементов ансамбля.

Комбинированная схема фильтрации

Предлагаемая схема фильтрации включает в себя алгоритм компенсации движения тканей, фильтр полиномиальной регрессии и рекурсивную линейную фильтрацию, применяемую для накопления данных и подавления случайной составляющей в массиве коэффициентов корреляции, используемых при вычислении скорости кровотока и корреляционной маски, позволяющей уменьшить артефакт вспышки.

Алгоритм компенсации движения тканей работает с фазой ансамбля [9]. Он действует на предположении, что до фильтрации средний фазовый сдвиг ансамбля определяется скоростью компоненты отражения от тканей. Если сместить фазу ансамбля на средний фазовый сдвиг, то для подавления компоненты отражения от тканей можно использовать обычный ФВЧ [7]. Мы применяем алгоритм полиномиальной регрессии, частным случаем которого является фильтр вычитания сред-

него, эквивалентный вычитанию из ансамбля его постоянной составляющей:

$$y = (I - E\{Dx\})Dx = FDx; \quad (14)$$

$$D = \text{diag}[e^{-j0}, e^{-j\varphi}, \dots, e^{-j\varphi(K-1)}]; \quad (15)$$

$$\varphi = \arg \sum_{k=0}^{K-2} x_k x_{k+1}^*, \quad (16)$$

где F – матрица фильтра вычитания среднего; D – оператор компенсации движения тканей.

Выбран фильтр вычитания среднего, поскольку он прост в реализации, не приводит к потере отсчетов и позволяет сэкономить много вычислительных ресурсов в сравнении с классическими БИХ- и КИХ-алгоритмами.

Далее идет расчет коэффициентов корреляции. Они обрабатываются биэкспоненциальным фильтром. Биэкспоненциальный фильтр – это фильтр второго порядка, эквивалентный двум фильтрам первого порядка [14], когда значение y_n подставляется вместо x_n во второй фильтр:

$$y_n = \alpha x_n + (1 - \alpha) y_{n-1}; \quad (17)$$

$$\alpha = \min \left[1, \frac{|x_n - y_{n-1}|}{\Xi} \right], \quad (18)$$

где α – коэффициент фильтрации; Ξ – параметр настройки фильтра, пропорциональный величине сглаживания. Если мы предполагаем межкадровую стационарность, то большой Ξ по оси, соответствующей номеру кадра, будет способствовать уменьшению артефактов вспышки и стабильному отображению кровотока.

Для адаптации алгоритма к движению тканей фаза φ усредняется по группе лучей с одинаковыми статистическими характеристиками [14].

Благодаря тому, что ни один из этапов не является ресурсозатратным, предлагаемая схема фильтрации позволит не только сэкономить на вычислениях по сравнению с рассмотренными здесь адаптивными и упомянутыми классическими алгоритмами, но и выиграть в качестве, оцениваемом отсутствием искажения профиля кровотока и анализом кривых рабочей характеристики приемного устройства.

Заключение

В статье дан обзор методов фильтрации для режима цветового доплеровского картирования кровотока. Рассмотренные алгоритмы могут быть использованы как в 2D, так и в 3D/4D УЗ-системах. Разработка оптимального алгоритма фильтрации кровотока является трудоемкой задачей, для решения которой приходится искать компромисс между быстродействием и качеством визуализации, что особенно значимо при объемной визуализации в реальном времени [31].

Работа поддержана грантом РФФИ № 17-01-00601.

Список литературы:

1. Song P., Manduca A., Trzasko J.D., Chen S. Ultrasound small vessel imaging with block-wise adaptive local clutter filtering / IEEE Transactions on Medical Imaging. 2017. Vol. 36. № 1. PP. 251-262.
2. Li Y.L., Hyun D., Abou-Elkacem L., Willmann J.K., Dahl J.J. Visualization of Small-Diameter Vessels by Reduction of Incoherent Reverberation with Coherent Flow Power Doppler // IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control. 2016. Vol. 63. № 11. PP. 1878-1889.
3. Yu A.C.H., Johnston K.W., Cobbold R.S.C. Frequency-based signal processing for ultrasound color flow imaging // Canadian Acoustics. 2007. Vol. 35. № 2. PP. 11-23.
4. Shen Z., Feng N., Shen Y., Lee C.H. An Improved Parametric Relaxation Approach to Blood Flow Signal Estimation with

- Single-Ensemble in Color Flow Imaging // Journal of Med. & Biomed. Engineering. 2013. Vol. 33. № 3. PP. 309-318.
5. Torp H. Clutter Rejection Filters in Color Flow Imaging: A Theoretical Approach // IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 1997. Vol. 44. № 2. PP. 417-323.
6. Yu A.C.H., Lovstakken L. Eigen-Based Clutter Filter Design for Ultrasound Color Flow Imaging: A Review // IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2010. № 5. P. 1096.
7. Yu A.C.H., Cobbold R.S.C. Single-Ensemble-Based Eigen-Processing Methods for Color Flow Imaging – Part I. The Hankel-SVD Filter // IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2008. № 3. PP. 559-572.
8. Yoo Y.M., Managuli R., Kim Y. Adaptive Clutter Filtering for Ultrasound Color Flow Imaging // Ultrasound Med. Biol. 2003. Vol. 29. № 9. PP. 1311-1320.
9. Wang P.D., Shen Y., Feng N.Z. A novel clutter rejection scheme in color flow imaging // Ultrasonics. 2006. № 44. Suppl. 1. PP. e303-e305.
10. Bjaerum S., Torp H. Statistical evaluation of clutter filters in color flow imaging // Ultrasonics. 2000. № 38. PP. 376-380.
11. Kargel C., Höbenreich G., Trummer B., Insana M.F. Adaptive Clutter Rejection Filtering in Ultrasonic Strain-Flow Imaging // IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2003. Vol. 50. № 7. PP. 824-835.
12. Chee A.J., Alfred C.H. Receiver Operating Characteristic Analysis of Eigen-Based Clutter Filters for Ultrasound Color Flow Imaging // IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2017. Vol. 65. № 3. PP. 390-399.
13. Chee A.J., Yiu B.Y., Alfred C.H. A GPU-Parallelized Eigen-Based Clutter Filter Framework for Ultrasound Color Flow Imaging // IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2017. Vol. 64. № 1. PP. 150-163.
14. Lovstakken L. Signal Processing in Diagnostic Ultrasound: Algorithms for Real-time Estimation and Visualization of Blood Flow Velocity / Doctoral Thesis. Norwegian University of Science and Technology, 2007.
15. Shen Z., Feng N., Shen Y. A forward-backward subsequence smoothing eigen-based approach to designing clutter rejection filters in color flow imaging // IEEE Proceedings. 2014. Vol. 43. PP. 535-538.
16. Park G., Kim Y., Shim H., Koh H.W., Lim H., Lee J.J., Yeo S., Song T.K., Yoo Y. New adaptive clutter rejection based on spectral decomposition and tissue acceleration for ultrasound color Doppler imaging / IEEE Ultrason. Symp. 2014. PP. 1484-1487.
17. Park G., Yeo S., Lee J.J., Yoon C., Koh H., Lim H., Kim Y., Shim H., Yoo Y. New adaptive clutter rejection based on spectral analysis for ultrasound color Doppler imaging: Phantom and *in vivo* abdominal study // IEEE Trans. Biomed. Eng. 2014. Vol. 61. № 1. PP. 55-63.
18. Kadi A., Loupas T. On the performance of Regression and step-initialized IIR Clutter filters for color Doppler systems in diagnosing medical ultrasound // IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr. 1995. Vol. 42. № 5. PP. 927-937.
19. Khan I.A., Hamid E., Nakai T. Systolic Phase Detection from Pulsed Doppler Ultrasound Signal Using EMD-DHT Based Approach // Int. Journal of Signal Proc., Image Proc. and Pattern Recognition. 2014. Vol. 7. № 5. PP. 207-216.
20. Lo M.T., Hu K., Peng C.K., Novak V. Multimodal Pressure Flow Analysis: Application of Hilbert Huang Transform in Cerebral Blood Flow Regulation // EURASIP J. Adv. Signal Process. 2008. Article id: 785243.
21. Бороноев В.В., Омников В.Д. Эмпирическая модовая декомпозиция пульсовых сигналов. Зондирование земных покровов радарными и радиометрами с синтезированной апертурой / МНТК, 2013, г. Улан-Удэ / <http://ipms.bscnet.ru/conferenc/RS2013/ru/docs/papers/a04.pdf>.

22. Давыдов А.В. Преобразование Гильберта-Хуанга / <http://geoin.org/hht> (дата обращения: 01.06.2018).
23. Shen Z., Lee C.H. A LASSO based ensemble empirical mode decomposition approach to designing adaptive clutter suppression filters / Proc. in IEEE. Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP). 2012. PP. 757-760.
24. Gao L., Zhang Y., Lin W., Li H., Zhou Y., Zhang K., Li Z., Zhang J. A novel quadrature clutter rejection approach based on the multivariate empirical mode decomposition for bidirectional Doppler ultrasound signals // Biomedical Signal Processing and Control. 2014. Vol. 13. PP. 31-40.
25. Shen Z., Feng N., Shen Y., Lee C.H. A ridge ensemble empirical mode decomposition approach to clutter rejection for ultrasound color flow imaging // IEEE Trans. Biomed. Eng. 2013. Vol. 60. № 6. PP. 1477-1487.
26. Torres S. Ground Clutter Cancelling with a Regression Filter / National Severe Storms Lab. Interim Report. Oklahoma. Oct. 1998.
27. Zhou X., Zhang C., Liu D.C. Adaptive clutter filter in 2D color flow imaging based on in vivo I/Q signal // Biomedical Materials and Engineering. 2014. Vol. 24. № 1. PP. 307-313.
28. Gerbands J.J. On the relationships between SVD, KLT and PCA // Pattern Recognition. 1981. № 14. PP. 375-381.
29. Zobly A.M.S., Kadah Y.M. A new clutter rejection technique for Doppler ultrasound signal based on principal and independent component analyses / Cairo International Biomedical Engineering Conference (CIBEC). 2012. PP. 56-59.
30. Baranger J., Arnal B., Perren F., Baud O., Tanter M., Demené C. Adaptive spatiotemporal SVD clutter filtering for Ultrafast Doppler Imaging using similarity of spatial singular vectors // IEEE Trans. Med. Imaging. 2018. № 37. PP. 1574-1586.
31. Осипов Л.В., Кульберг Н.С., Леонов Д.В., Морозов С.П. Трехмерное ультразвуковое исследование: технологии, тенденции развития // Медицинская техника. 2018. № 3. С. 39-43.

Денис Владимирович Леонов,
научный сотрудник,
Николай Сергеевич Кульберг,
канд. физ.-мат. наук, руководитель отдела
разработки средств медицинской визуализации,
ГБУЗ «Научно-практический центр
медицинской радиологии ДЗМ»,
Виктор Александрович Фин,
канд. техн. наук, ст. научный сотрудник,
Валерия Андреевна Подмосковная,
студентка,
Любовь Сергеевна Иванова,
студентка,
Алена Сергеевна Шипаева,
студентка,
ФГБОУ ВО «НИУ «Московский
энергетический институт»,
Антон Вячеславович Владимирский,
д-р мед. наук, зам. директора,
Сергей Павлович Морозов,
д-р мед. наук, директор,
ГБУЗ «Научно-практический центр
медицинской радиологии ДЗМ»,
г. Москва,
e-mail: d.leonov@nrcmr.ru

А.Л. Сыркин, Б.Б. Горбунов, В.А. Востриков, И.В. Венин, С.В. Селищев, А.Ш. Ревитшвили

Борис Моисеевич Цукерман – основоположник метода электроимпульсной терапии суправентрикулярных аритмий

Аннотация

Представлены основные биографические сведения и освещена научная деятельность отечественного электрофизиолога Б.М. Цукермана (1920-2007 гг.), внесшего большой вклад в развитие и внедрение в клиническую практику метода электроимпульсной терапии суправентрикулярных аритмий.

Историческая справка

В 1899 году швейцарскими учеными Ж.-Л. Прево (J.-L. Prevost) и Ф. Баттелли (F. Battelli) впервые была обнаружена возможность прекращения фибрилляции желудочков сильным электрическим раздражением. Первоначально в эксперименте на собаках они использовали высоковольтный (до 2,4...4,8 кВ) переменный ток, длительность воздействия которого составляла до 1 с. Затем в 1900 году они использовали очень короткие (до 1 мс) разряды конденсатора (так называемой лейденской банки) напряжением до 18...20 кВ. Однако чрезмерно большая величина напряжения разряда конденсатора часто приводила к отрицательным результатам и тяжелым повреждениям сердца, что создало ложное впечатление о явном преимуществе переменного тока. Данное открытие было вскоре забыто. Лишь спустя более 30 лет этим феноменом вновь заинтересовались: в США – В.Б. Коувенховен (W.B. Kouwenhoven) с сотрудниками и в СССР – Н.Л. Гурвич и Г.С. Юньев. С этого времени в изучении электрической дефибрилляции желудочков наметились два пути. В.Б. Коувенховен и его последователи главным образом начали исследовать возможность дефибрилляции сердца переменным током, Н.Л. Гурвич и Г.С. Юньев – импульсным разрядом конденсатора. В клинике дефибрилятор, генерирующий переменный ток, был впервые

использован в США в 1947 году К. Беком (C. Beck) и соавторами для дефибрилляции открытого сердца и в 1956 году П. Золлом (P. Zoll) и соавторами – для наружной дефибрилляции коротких эпизодов фибрилляции желудочков. Уже первые попытки применения переменного тока в клинике показали, что этот способ нормализации ритма чреват весьма серьезными осложнениями. Поэтому дефибрилляторы переменного тока в основном применяли у больных во время оперативных вмешательств на органах грудной клетки, а их недостатки воспринимались в известной мере как неизбежное зло.

Вторая половина XX века была эпохой бурного развития и внедрения в кардиореанимацию и интенсивное лечение метода электроимпульсной терапии желудочковых и суправентрикулярных аритмий. В СССР большой вклад в решение данной проблемы внесли электрофизиологи Н.Л. Гурвич, Б.М. Цукерман и инженер И.В. Венин, разработавший три поколения дефибрилляторов.

В результате длительных (1936-1947 гг.) исследований процесса фибрилляции и дефибрилляции желудочков сердца Н.Л. Гурвич и Г.С. Юньев впервые в мире теоретически обосновали и применили в эксперименте на животных для устранения фибрилляции желудочков вместо переменного тока более эффективный и безопасный оптимизированный импульс, который формируется при разряде конденсатора через катуш-