

2. *Леонов Д.В., Кульберг Н.С., Громов А.И., Морозов С.П., Ким С.Ю.* Исследование причин возникновения мерцающего артефакта в доплеровских режимах ультразвукового медицинского диагностического устройства // *Акустический журнал*. 2018. Т. 64. № 1. С. 100-111.
3. *Scheipers U., Perrey C., Siebers S., Hansen C., Ermert H.* A Tutorial on the Use of ROC Analysis for Computer-Aided Diagnostic Systems // *Ultrasonic Imaging*. 2005. Vol. 27. № 3. PP. 181-198.
4. *Hindi A., Peterson C., Barr R.G.* Artifacts in diagnostic ultrasound // *Reports in Medical Imaging*. 2013. Vol. 6. PP. 29-48.
5. *Zhang Y., Gao Y., Wang L., Chen J., Shi X.* The removal of wall components in Doppler ultrasound signals by using the empirical mode decomposition algorithm // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2007. Vol. 54. № 9. PP. 1631-1642.
6. *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.
7. *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.
8. *Yoo Y.M., Managuli R., Kim Y.* Adaptive Clutter Filtering for Ultrasound Color Flow Imaging // *Ultrasound in Med. & Biol.* 2003. Vol. 29. № 9. PP. 1311-1320.
9. *Кульберг Н.С., Громов А.И., Леонов Д.В., Осипов Л.В., Усанов М.С., Морозов С.П.* Диагностический режим обнару-

жения кальциатов и конкрементов при ультразвуковом исследовании // *Радиология – практика*. 2018. № 1 (67). С. 37-49.

Денис Владимирович Леонов,
научный сотрудник,
Николай Сергеевич Кульберг,
канд. физ.-мат. наук, руководитель,
отдел 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.Ю. ТЫЧКОВ

Частотно-временной анализ электроэнцефалографических сигналов с использованием преобразования Гильберта-Хуанга

Аннотация

В представленной статье предлагается новое применение преобразования Гильберта-Хуанга (ННТ) в задачах предварительной обработки и анализа ЭЭГ-сигналов. Записи ЭЭГ-сигналов проанализированы с использованием ННТ для исследования закономерностей их изменения у пациентов с психическими расстройствами. Проанализированы варианты представления ЭЭГ-сигналов в различных системах координат. Полученные результаты анализа ЭЭГ-сигналов показали зависимость амплитудно-временных параметров ННТ от наличия у пациентов психических расстройств.

Введение

В исследованиях различных авторов показано, что ЭЭГ-сигнал применяется для диагностики и лечения эпилептических припадков, обмороков, нарушений сна [1], головной боли, неврологических расстройств, черепно-мозговых травм [2], психических расстройств, инсультов, задержки психического и психомоторного развития [3] и т. д.

По мнению авторов, для диагностики психических расстройств наиболее информативным является альфа-ритм. Изменения на ЭЭГ-сигналах при психических расстройствах состоят в усилении медленноволновой и гамма-активности и специфических для разных состояний изменениях альфа- и бета-ритмов [4]. Маркеры отклонений ЭЭГ могут различаться в зависимости от остроты, клинической картины и генеза психического состояния. Так, по некоторым данным [5], между острыми психическими расстройствами больных и больных в ремиссии существуют различия по мощности альфа- и тета-ритмов во фронтальных отведениях. Ряд исследователей связывают особенность изменения мощности альфа-ритма с доминированием тоскливого, тревожного или апатического состояния [6], [7].

В зависимости от типа психических расстройств выделяют определенный набор маркеров на ЭЭГ-сигналах. При истерическом типе происходят синхронизация альфа-активности в задних отделах головного мозга, усиление медленной активности на фоне гипервентиляции [8]. Для обсессивного типа характерны частая смена альфа-ритма периодами десинхронизации, усиление медленной активности на фоне гипервентиляции, отсутствие реакции на открытие глаз и фотостимуляцию [8], [9]. Фобический тип характеризуется выраженным снижением индекса альфа-активности по сравнению с другими ритмами за счет усиления выраженности бета- и тета-активности волн. Для неврастенического типа характерно наличие пароксизмальных нарушений на фоне гипервентиляции [10].

Эффективность обнаружения значимых информативных параметров (маркеров или индикаторов) на ЭЭГ-сигналах определяется эффективностью предварительной обработки (подавление помех), точностью измерения амплитудных и временных, частотных и энергетических параметров исследуемого сигнала, достоверностью обнаружения и распознавания его отдельных элементов. Как правило, задачи фильтрации и обнаружения параметров ЭЭГ-сигналов решаются одновременно, так как от эффективного подавления помех в сигнале бу-

дет зависеть точность обнаружения и выделения информативных параметров, в том числе в условиях свободной двигательной активности и длительного мониторинга пациента.

Анализ сопутствующих работ

Задачи обработки ЭЭГ-сигналов в большей мере решаются посредством анализа сигналов во временной области, что обусловлено сложной структурой самих сигналов, отсутствием необходимости наличия спектральных характеристик сигнала и помех и повышенным быстродействием, в отличие от частотной обработки [11]. Однако в условиях развития математических теорий и программ традиционным для подавления помех, обнаружения и распознавания информативных параметров ЭЭГ-сигналов стали подходы частотной обработки [12].

Известны различные способы частотной обработки и подавления помех в ЭЭГ-сигналах [13], [14]. Основным недостатком известных способов является их ориентация на анализ только одного вида помех, таких как движение глаз [13] или смещение электродов [14].

Известен усовершенствованный способ подавления мышечных помех в ЭЭГ-сигналах [15], основанный на применении пороговой обработки. Работа данного способа заключается в регистрации ЭЭГ-сигнала и пороговой обработке с установлением порога в 30 Гц на всем участке исследуемого сигнала. Однако недостатком данного подхода, как и в случаях, описанных в [13], [14], является подавление только одного вида помех в диапазоне от 0,5 до 30 Гц. Кроме того, исследователи в статье [15] не привели результаты исследования по уровню пороговой обработки как критически важного критерия для подавления помех и сохранения полезной составляющей сигнала.

Известен другой оригинальный способ подавления помех в ЭЭГ-сигналах в режиме реального времени [16]. Суть известного способа заключается в регистрации ЭЭГ-сигнала и разложении его с помощью вейвлет-преобразования, с последующим выделением и распределением коэффициентов разложения на определенные частотные диапазоны. Каждый частотный диапазон сравнивается с пороговым значением (пороговый уровень помех). В случае несоответствия вычисленных значений пороговым, указанные коэффициенты удаляются из общей выборки и восстанавливается сигнал. Основным недостатком данного способа [16] является обработка ЭЭГ-сигнала с постоянной задержкой сигнала в 1 с без возможности оценки всей длительности регистрируемых данных. Другим недостатком является применение вейвлет-преобразования, не адаптивного к особенностям нестационарного ЭЭГ-сигнала.

Для обнаружения информативно-значимых параметров известен способ [17], заключающийся в регистрации ЭЭГ-сигнала, выделении информативных отведений, характерных для определенных долей головного мозга, вычислении спектральной мощности сигнала и вычислении локальных максимумов. В данном подходе [17] применяется обнаружение максимальной мощности сигнала в определенной доле головного мозга, что не позволяет учесть все локальные особенности и изменения ЭЭГ-сигнала в заданном частотном диапазоне. Другим недостатком этого способа является вероятность принятия маркера максимальной мощности сигнала за высокий уровень физических и физиологических помех только по результатам классического спектрального анализа ЭЭГ-сигнала в амплитудно-временной области.

Известен другой оригинальный способ обнаружения информативных параметров на ЭЭГ-сигналах [18], позволяющий осуществлять регистрацию ЭЭГ-сигнала, разложение его с использованием вейвлет-преобразования, выделение информативного частотного диапазона, характерного для изменений работы головного мозга, и вычисление локальных максимумов. К недостатку способа [18] относится низкая эффективность постановки верного диагностического заключения, обусловленная невозможностью адаптации базового вейвлета к локальным особенностям ЭЭГ-сигнала. В данном способе [18]

применяется фиксированный базовый вейвлет Морле для разложения ЭЭГ-сигнала, и поэтому невозможно учесть все локальные особенности (максимумы и минимумы) конкретного исследуемого ЭЭГ-сигнала и сопровождающих его помех.

Технология обработки ЭЭГ-сигналов является сложным и важным процессом на этапах определения маркеров психических расстройств. Несмотря на значительные успехи развития, существует проблема эффективной реализации способов обработки ЭЭГ-сигналов. Необходимы совершенствование и разработка новых способов предварительной обработки и определения сигнальных маркеров на ЭЭГ-сигналах с целью эффективной диагностики психических расстройств, в том числе в условиях свободной двигательной активности пациента.

Обоснование метода обработки

По результатам представленного выше обзора следует, что для подавления помех и анализа информативных параметров ЭЭГ-сигналов применяются различные методы, основанные на амплитудно-временном и частотном представлениях исследуемого сигнала.

Преобразование Гильберта-Хуанга (ННТ), применяемое для обработки ЭЭГ-сигналов, является достаточно новым теоретическим решением, включающим в себя этапы декомпозиции сигнала на эмпирические моды (АFC) и спектральный анализ Гильберта (SAG). Первые работы по обработке ЭЭГ-сигналов с помощью ННТ опубликованы в 2011 году [19], [20].

Идея ННТ состоит в том, что сигнал на каждом уровне декомпозиции представляется в виде двух компонент. Первая компонента – очередная извлеченная АFC – представляет собой быстро осциллирующую, детализирующую, отвечающую за передачу высоких частот составляющую. Вторая компонента (остаток сигнала) – это медленно изменяющаяся, аппроксимирующая и отвечающая за передачу низких частот составляющая.

Основным достоинством ННТ является высокая адаптивность, связанная с тем, что базисные функции, используемые для разложения, конструируются непосредственно из самого сигнала, что позволяет учесть его локальные особенности, внутреннюю структуру и присутствие различных помех. Кроме адаптивности, ННТ обладает и другими важными для практических приложений свойствами [21], [22].

Применение ННТ позволяет представить исследуемый ЭЭГ-сигнал в виде суммы амплитудно-частотных составляющих:

$$x(n) = \sum_{i=1}^I AFC_i(n) + r_i(n), \quad (1)$$

где $AFC_i(n)$ – амплитудно-частотные составляющие сигнала (amplitude-frequency component, АFC); $r_i(n)$ – конечная огибающая сигнала; n – отсчет времени ($0 < n \leq N$, N – число дискретных отсчетов времени в сигнале); $i = 1, 2, \dots, I$ – номер АFC-сигнала.

При проведении спектрального анализа Гильберта для каждой АFC ЭЭГ-сигнала рассчитывается мгновенная частота, которая отображается на поверхности энергетической плотности в системе координат «энергия – частота – время» и вычисляется следующим образом:

$$E(n) = \sum_{i=1}^I AFC_i^2(n) \cdot e^{q \int \omega_i(n) dn}, \quad (2)$$

где $q = \sqrt{-1}$ – мнимая единица; ω – значение циклической частоты каждой моды сигнала.

Известны способы применения ННТ для обработки и анализа различных медицинских сигналов: ЭЭГ [23], ЭКГ [24], флюорографических [25], речевых сигналов [26] и др. Все известные способы направлены на поиск новых параметров сигнала с целью повышения достоверности диагностики критически важных заболеваний.

В рассматриваемой работе предлагается найти новое применение ННТ в задачах подавления помех и обнаружения информативно-значимых параметров ЭЭГ-сигналов у пациентов с психическими расстройствами.

Результаты

Основной помехой, встречающейся на ЭЭГ-сигналах, является помеха от моргания глаз. При одновременном моргании данная помеха формирует единичный высокоамплитудный импульс, не вызывающий затруднений для обработки. Однако при многократном моргании и автоматической обработке ЭЭГ-сигналов данная помеха вызывает ложное срабатывание, при этом фиксируется ошибочная задержка психического и умственного развития пациента.

В представленной статье разработан оригинальный способ обнаружения и верного распознавания помехи от движения глаз на ЭЭГ, основанный на декомпозиции сигнала и проверки остатка на нелинейность с последующим удалением отдельных AFC. Идентифицировать наличие помех от движения глаз позволяет функция вычисления числа экстремумов на конечной огибающей сигнала, полученной в результате декомпозиции:

$$x(n_i) = \begin{cases} x(n_i) + Y_q, & \text{если } |s_j(n)| = 1 \\ x(n_i), & \text{если } |s_j(n)| = 0 \end{cases}, \quad (3)$$

где Y_q – дискретные отсчеты времени помехи от движения глаз на ЭЭГ; $s_j(n)$ – число экстремумов ЭЭГ.

Таким образом, если общее число экстремумов остатка ЭЭГ-сигнала равняется единице, то остаток $s_j(n)$ является нелинейной функцией и на ЭЭГ присутствует помеха от моргания глаз; если число экстремумов равно нулю, то остаток $s_j(n)$ является линейной функцией и на ЭЭГ отсутствует помеха от моргания глаз.

Данный способ исследован на экспериментальной группе испытуемых, сформированной из числа студентов университета в количестве 120 человек. Первым 40 испытуемым в течение 30 с предлагалось с шагом в 10 с моргнуть один раз. Другим 40 испытуемым предлагалось моргать с шагом в 5 с. Последнюю группу испытуемых просили моргать в течение всей записи сигнала.

Проведенные исследования показали, что помеха от моргания глаз верно определяется на основе разработанного способа в первой группе испытуемых в 98 % случаях, во второй группе – в 96 % случаях и в третьей группе – в 89 % случаях. Погрешность автоматических вычислений обнаружения и верного распознавания помех от движения глаз на ЭЭГ, вызванных различными внешними проявлениями, связана с рефлекторной функцией человека.

Для обнаружения информативных параметров (маркеров или индикаторов) пограничных психических расстройств на ЭЭГ-сигналах разработан способ принятия решений о психической активности человека по конечному числу AFC на ЭЭГ-сигнале.

Согласно данному способу, осуществляются декомпозиция ЭЭГ на AFC и последующее сравнение конечного числа составляющих сигнала в первом и втором отведениях зарегистрированного ЭЭГ с пороговым значением

$$x(n_i) = \begin{cases} x(n_i) \times Y_{pps}, & \text{если } i > p \\ x(n_i), & \text{если } i < p \end{cases}, \quad (4)$$

где Y_{pps} – дискретные отсчеты времени сигнала при пограничных психических расстройствах.

Результаты анализа разработанного способа выявили зависимость фиксированного количества AFC ЭЭГ с периодом проявления психического расстройства. Количество AFC первого и второго отведений ЭЭГ-сигналов у пациентов с психическими расстройствами находится в диапазоне от 10 до 12 AFC (рис. 1а), в отсутствие у пациента психического расстройства количество составляющих сигнала изменяется от 9 до 10 AFC (рис. 1б).

В результате проведенных исследований и анализа отведений ЭЭГ-сигналов дополнительно построены диаграммы спектральных характеристик сигналов пациентов с психическими расстройствами (рис. 2а) – для первого отведения; б) – для второго отведения (черным цветом выделены значения пациента в период психического расстройства, белым цветом – значения пациента в период ремиссии). Выявлено, что амплитуда ЭЭГ-сигнала в первом и втором отведениях в период психического расстройства в 2...3 раза выше по сравнению с тем же показателем в период ремиссии пациента.

Для оценки эффективности работы предложенного способа определения наличия психических расстройств на ЭЭГ-сигналах с помощью ННТ разработана оригинальная база данных медицинских сигналов. На базе ГБУЗ ОПБ им. К.Р. Евграфова сформирована экспериментальная группа испытуемых из различных по гендерным (мужчина, женщина) и возрастным [подростки, трудоспособное население с высокой психоэмоциональной нагрузкой (военнослужащие, учителя, врачи), пожилые люди] признакам. Для формирования экспериментальной группы испытуемых с психическими расстройствами было отобрано 420 человек, обратившихся в первый день госпитализации, без медикаментозного на них воздействия. В количестве 570 человек была сформирована контрольная (сравнительная) группа испытуемых без явных признаков и клинических проявлений психических заболеваний (условно здоровые в период ремиссии).

Средний возраст в экспериментальной группе испытуемых составил 40,2 года, в контрольной группе – 35,4 года. В обеих группах преобладали женщины (65 %), возраст для женщин – от 40 до 59 лет, для мужчин – от 50 до 59 лет. Большинство испытуемых были работающими (89 %), среди них выделялись по численности служащие предприятий и организаций (55 %). Меньшие доли приходились на рабочих (24 %), творческих

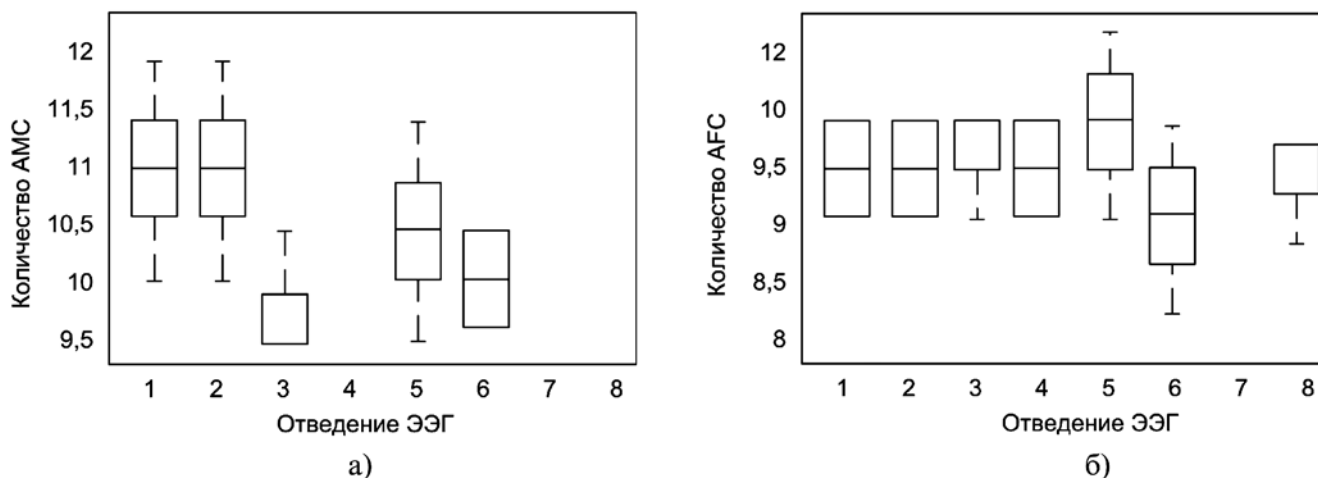


Рис. 1. Зависимость AFC ЭЭГ с периодом проявления психического расстройства (пояснения – в тексте)

работников (10 %) и на учащихся, студентов и не работающих (11 %). Большинство пациентов имели высшее или неоконченное высшее образование (71 %).

Разработанная база позволяет эффективно провести исследование предложенного в статье способа определения наличия психических расстройств на основе ЭЭГ-сигналов и систематизировать результаты.

В качестве критерия оценки разработанного способа используется значение ошибки первого и второго рода. В рамках исследования основной задачей являлось правильное определение у пациента психического расстройства, поэтому ошибкой первого рода было ложное присваивание статуса «норма» сигнальным маркерам с явно выраженной симптоматикой расстройства, а ошибкой второго рода – ложное присваивание статуса «патология» обнаруженным сигнальным маркерам пациентов, находящихся в стадии ремиссии.

В табл. 1 приведены результаты работы предложенного способа. Значение ошибок первого и второго рода не превышает 3 %, что свидетельствует о возможности принятия в качестве индикатора психического расстройства и решающего правила изменения количества составляющих ЭЭГ-сигнала, полученных в результате ННТ.

Таблица 1

Результаты исследований

Состояние/ результат	Результат определения		Ошибки первого и второго рода, %	
	Патология	Норма		
Патология	400 чел.	8 чел.	1-го	2
Норма	12 чел.	400 чел.	2-го	3

Заключение

ННТ доказало свою эффективность для целей обработки нелинейных и нестационарных ЭЭГ-сигналов, в том числе в условиях наличия высокого уровня помех и изменений в сигнале, вызванных психическими расстройствами пациента. Полученные результаты еще раз показали, что ЭЭГ-сигнал

может быть эффективно применен для диагностики различных психических расстройств.

Работа по исследованию адаптивного способа анализа помех на ЭЭГ-сигналах выполнена при поддержке гранта Президента РФ (проект № МК-250.2017.8). Работа по исследованию нового способа определения наличия психических расстройств на основе ЭЭГ-сигналов выполнена при поддержке Российского научного фонда (проект № 17-71-20029).

Дальнейшее изучение ННТ на ЭЭГ-сигналах предполагается в области исследования трехмерных спектральных поверхностей Гильберта и обнаружения моментов возникновения психических расстройств у пациента.

Список литературы:

1. Борисов С.В., Каплан А.Я. и др. Структурная организация альфа-активности ЭЭГ подростков, страдающих расстройствами шизофренического спектра // Журнал высш. нервн. деят. 2005. № 55. С. 351-357.
2. Sakkalis V. Review of advanced techniques for the estimation of brain connectivity measured with EEG/MEG // Comput. Biol. Med. 2011. Vol. 41. № 12. PP. 1110-1117.
3. Лапина Т.Н. Психофизиологическая диагностика эмоций человека по показателям ЭЭГ / Дис. канд. псих. наук. 19.00.02. – М.: МГУ, 2007. 190 с.
4. Sakkalis V. Review of advanced techniques for the estimation of brain connectivity measured with EEG/MEG // Comput. Biol. Med. 2011. Vol. 41. № 12. PP. 1110-1117.
5. Gandhi T., Panigrahi B.K., Bhatia M., Anand S. Expert model for detection of epileptic activity in EEG signature // Expert System and Applications. 2010. Vol. 37. PP. 3513-3520.
6. Кислова О.О., Русалова М.Н. Уровни когерентности ЭЭГ человека: связь с успешностью распознавания эмоций в голосе // Рос. физиол. журн. 2008. Т. 94. № 6. С. 650-660.
7. Костюнина Н.Б., Куликов В.Г. Частотные характеристики спектров ЭЭГ при эмоциях // Журнал ВНД. 1995. Т. 45. № 3. С. 453-457.

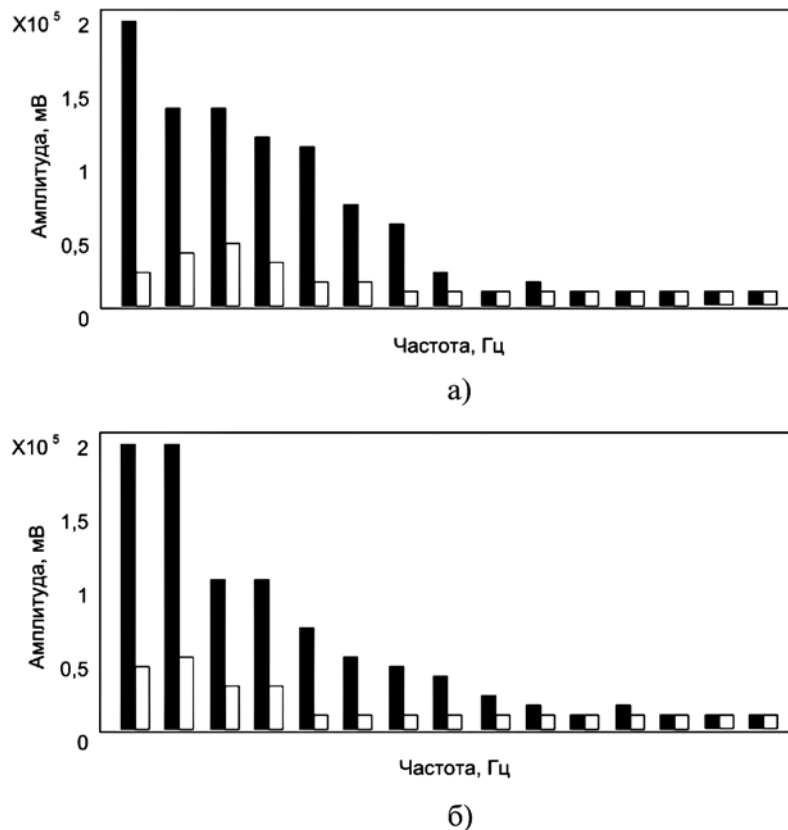


Рис. 2. Диаграмма спектральных характеристик ЭЭГ-сигнала в первом и втором отведениях (пояснения – в тексте)

8. Шульц Е.В., Вахренева О.А. Дифференциальная диагностика клиничко-электроэнцефалографическим методом невращения и церебральных резидуально-органических расстройств с неврозоподобными проявлениями // Вестник психотерапии. 2013. № 48. С. 68-79.
9. Бабин С.М. и др. Невротические, связанные со стрессом и соматоформные расстройства / Уч. пособие. – СПб., 2015. 118 с.
10. Караваева Т.А. и др. Критерии и алгоритм диагностики тревожно-фобических расстройств // Обозрение психиатрии и медицинской психологии имени В.М. Бехтерева. 2015. № 4. С. 117-122.
11. He P., Wilson G. et al. Removal of ocular artifacts from the EEG: A comparison between time-domain regression method and adaptive learning method using simulated data // Med. Biol. Eng. Comput. 2007. Vol. 45. № 5. PP. 495-503.
12. Каплан А.Я., Борисов С.В. Динамика сегментных характеристик альфа-активности ЭЭГ человека в покое и при когнитивных нагрузках // Журнал высш. нервн. деят. 2003. № 53. С. 22-32.
13. Bau D., Trefethen L. Numerical linear algebra. – Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997. 390 p.
14. Borse S. EEG de-noising using wavelet transform and fast ICA // IJSET – International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology. 2015. Vol. 2. Iss. 7. PP. 200-206.
15. Santillan-Guzmán A., Fischer M. et al. Real-time empirical mode decomposition for EEG signal enhancement / EUSIPCO. 2013. PP. 1-5.
16. Turnip A., Pardede J. Artefacts Removal of EEG Signals with Wavelet Denoising / MATEC Web of Conferences. 2017. PP. 1-10.
17. Минаков Э.В., Кудашова Е.А., Воронина Е.А. Способ диагностики аффективных расстройств у пациентов с ИБС по данным энцефалографического исследования / Патент РФ. № 2419383. 27.05.2011.
18. Обухов Ю.В., Королев М.С., Габова А.В. и др. Способ ранней электроэнцефалографической диагностики болезни Паркинсона / Патент РФ. № 2484766. 20.06.2013.
19. Bajaj V., Pachori R. EEG Signal Classification Using Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machine / Proceedings of the International Conf. on SocProS. 2011. PP. 581-592.
20. Pachori R., Bajaj V. Analysis of Normal and Epileptic Seizure EEG Signals using Empirical Mode Decomposition // Compute Methods Programs Biomed. 2011. № 3. PP. 373-381.
21. Huang N. The Hilbert-Huang Transform and its Applications / World Scientific Publishing. 2005. 526 p.
22. Huang N. An Introduction to Hilbert-Huang Transform: A Plea for Adaptive Data Analysis / Research Center for Adaptive Data Analysis. 2007. 257 p.
23. Tychkov A.Y. Development and Study of a Virtual Encephalograph // Biomedical Engineering. 2015. Vol. 49. Iss. 1. PP. 37-41.
24. Kuzmin A.V., Tychkov A.Y., Alimuradov A.K. Development of Effective Noise Biomedical Signals Processing Method // International Journal of Applied Engineering Research. 2015. Vol. 10. № 4. PP. 8527-8531.
25. Bodin O.N., Churakov P.P. et al. An information-measurement system for preprocessing of photofluorographic images // Measurement Techniques. 2011. № 4. PP. 41-44.
26. Alimuradov A.K., Frantsuzov M.V. et al. Program Implementation of an Algorithm for Recognition of Speech Signals in the Labview Graphics Programming Environment // Measurement Techniques. 2015. Vol. 58. Iss. 9. PP. 965-969.

Александр Юрьевич Тычков,
канд. техн. наук, зам. директора,
Научно-исследовательский институт
фундаментальных и прикладных исследований,
г. Пенза,
e-mail: tychkov-a@mail.ru

А.Г. Гудков, В.Ю. Леушин, И.А. Сидоров, С.Г. Веснин, И.О. Порохов, М.К. Седанкин, С.В. Агасиева, С.В. Чижиков, Е.Н. Горлачева, М.И. Лазаренко, В.Д. Шашурин

Использование метода многоканальной микроволновой радиометрии для функциональной диагностики головного мозга

Аннотация

Приведены результаты разработки экспериментального образца прибора для неинвазивной диагностики функционального состояния головного мозга, основанной на принципах многоканальной микроволновой радиометрии.

Введение

В настоящее время в медицинской практике особое внимание уделяется неинвазивным методам исследования головного мозга, что является актуальным при диагностике общемозговых нарушений, инсультов, опухолей и различных черепно-мозговых травм. Согласно статистике, в мире на каждые 100 000 человек приходится 250...300 инсультов. Известно, что существует связь между нарушениями в нормальной работе или заболеваниями различных органов живого организма и изменениями локальной температуры этих органов. Огромный интерес медиков, биологов и биофизиков к микроволновой радиометрии (МР) обусловлен тем, что она представляет собой бескровный, безболезненный, оперативный и абсолютно безвредный метод измерения глубинных температур внутренних областей тела человека на основе исследования собственного электромагнитного излучения тканей тела человека в

радиочастотном диапазоне [1]-[4]. Использование микроволновой радиометрии для функционального исследования головного мозга позволяет локализовать источники термонеднородностей, регистрировать отклики на воздействие физических и химических факторов в процессе исследования, регистрировать пространственно-частотные характеристики и устанавливать связь между параметрами этих характеристик и физиологическими параметрами головного мозга, корректировать процесс лечения соответственно изменениям параметров электромагнитного излучения головного мозга.

Материалы и методы

Принцип действия микроволновой радиометрии основан на использовании естественного электромагнитного излучения произвольными объектами (в том числе и тканями живых существ), температура T которых отлична от абсолютного нуля. Для определения температуры внутренних органов че-