

Сервис гибридного анализа электрической активности мозга и видеотрекинга состояния человека

Э. В. Глеклер^I, А. М. Кашевник^I, Н. В. Шемякина^{II}, Ж. В. Нагорнова^{II},
И. В. Брак^{III}, А. С. Станкевич^{IV}

^I Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр РАН, Санкт-Петербург, Россия

^{II} Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И. М. Сеченова РАН, Санкт-Петербург, Россия

^{III} Новосибирский государственный университет, Новосибирск, Россия

^{IV} Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация. В статье описывается разработанный программный сервис, предназначенный для автоматизации процесса предварительной обработки и фильтрации данных сигнала ЭЭГ с синхронизированной видеозаписью для анализа континуальных процессов мозга. Представление сигнала осуществляется в форме матрицы топографических карт распределения мощности сигнала по эпохам заданной длительности в заданных частотных диапазонах, позволяющей пользователю производить сравнительный анализ нескольких записей ЭЭГ во времени. Сервис предоставляет возможность детального анализа выбранного фрагмента записи, включающую оценку динамики изменения параметров фрагмента записи во времени. Сервис позволяет выполнять такой анализ с использованием синхронизированной видеозаписи участника с видеотрекингом его физиологических параметров, таких как частота дыхания, кровяное давление, пульс, насыщение крови кислородом, движения головы, открытость/закрытость рта и глаз. Данная аналитика обеспечивает гибкую систему фильтрации и предварительной обработки данных ЭЭГ. Апробация сервиса по обработке и анализу данных ЭЭГ выполнена на примере автоматизации метода распознавания медитативного состояния человека, характеризующегося направлением внимания в ощущения тела и абстрагированием от внешних стимулов.

Ключевые слова: сигнал ЭЭГ, пространственное распределение мощности, классификация состояний активности мозга.

DOI 10.14357/20718632230407

EDN HUUWNP

Введение

Анализ электроэнцефалограммы (ЭЭГ) – один из наиболее широко используемых способов исследования континуальных процессов мозга, таких как сон [1, 2], медитация [3]; когнитивная деятельность (в том числе, - решения логических задач [4, 5]).

Доступные для измерения с поверхности головы человека биоэлектрические сигналы мозга являются достаточно слабыми, зашумленными и могут содержать различные типы артефактов (например, связанные с мышечной активностью – морганием, глотанием, движениями головы; пульсацией сосудов, кардиограммой и др.), в связи с чем, необходима их предварительная

очистка или фильтрация [6]. Как правило, артефактные сигналы превышают ЭЭГ сигнал по амплитуде/мощности (моргания, медленные волны при покачивании головы и др.) или частично, по частоте (мышечные артефакты). В первом случае это легко различимые и глазом видимые артефакты, имеющие свой характерный рисунок, во втором случае – частота мышечных артефактов (мимических или от сжатия челюстей и движения скулы) укладывается в спектр бета диапазона ЭЭГ (18-30 Гц) и может превосходить сигнал по амплитуде [6].

Наиболее сложно выделяемыми являются медленные артефакты движения крупных частей тела при общей наблюдаемой неподвижности. Они негативно сказываются на точности распознавания состояний человека и в этой ситуации - синхронная регистрация видео помогает исследователю идентифицировать артефакты. Это достаточно важно в ситуации исследования функциональных состояний и медитации человека, когда еле заметная мышечная активность может быть спонтанной и произвольной. В ситуации более очевидных артефактов - таких как моргание, глотание или движение челюстей (мешающих оценке нейрофизиологических характеристик состояния человека [6]) видеотрекинг также вполне применим, т. к. позволяет отчасти автоматизировать процесс выявления артефактов.

Существуют два основных подхода к удалению артефактов, заключающиеся в коррекции исходного сигнала целиком (например, с использованием метода независимых компонент, заключающегося в исключении компонент сигнала, в наибольшей степени соответствующих именно артефактам) или удалении артефактных фрагментов (фрагментов исходных данных на определенных временных интервалах, описанных в главе 4). В некоторых случаях, при устойчивой некорректности сигнала какого-либо отведения, сигнал этого отведения можно заместить усредненными данными соседних отведений (в случае их достаточного количества), либо, исключить его из дальнейшего рассмотрения [6].

Удаление артефактов сигнала ЭЭГ часто не предполагает активного использования синхронизированной видеозаписи (хотя само ее наличие упоминается в ряде исследований [7-9]), что

может быть обусловлено отсутствием интеграции механизмов извлечения физиологических характеристик человека на основе интеллектуального анализа его видео. Поддержка принятия решений в ходе сценария удаления артефактов на основе видеотрекинга и средств представления пространственного распределения мощности сигнала ЭЭГ, с использованием специальных нейросетевых моделей для разметки синхронизированных видео записей, позволит существенно ускорить выполнение таких сценариев и снизить вероятность ошибок при их поиске, что уменьшит влияние человеческого фактора.

На основе нейросетевых моделей, предложенных авторами ранее, предлагается осуществить анализ видео участника и извлекать следующую информацию: частота дыхания [10], пульс [11], кровяное давление [12], насыщенность крови кислородом, состояния глаз и рта (открыты/закрыты). Полученная информация используется для автоматизации поиска и удаления артефактов, а также валидации найденных в сигнале ЭЭГ паттернов состояния участника в рамках континуального процесса. Таким образом, наличие синхронизированного с ЭЭГ видео позволит получить дополнительную информацию о мышечных артефактах, которые в противном случае могут быть пропущены (человеческий фактор). Исходя из описанных преимуществ предлагаемого подхода для анализа сигнала ЭЭГ в связке с видеозаписью и извлеченными из нее данными, и затруднительности осуществления подобной процедуры без специализированного инструмента, возникает необходимость разработки сервиса, автоматизирующего гибридный анализ данных. Суть гибридного анализа заключается в том, что он основан как на анализе данных, полученных из сигнала ЭЭГ, так и анализе данных, полученных при помощи аналитики видеозаписи человека современными методами компьютерного зрения во время проведения эксперимента. В рамках подхода предлагается осуществлять сравнительный анализ различных записей ЭЭГ в обобщенном (одновременное представление данных сразу нескольких записей ЭЭГ для нескольких диапазонов частот) или детальном представлении, которые обеспечивают поддержку принятия решений при удалении артефактов сигнала

ЭЭГ (с использованием данных видеотрекинга), а также предоставляют возможность по автоматической интеграции нейросетевых моделей распознавания состояний активности мозга участников.

1. Обзор современных средств анализа ЭЭГ

В настоящее время существуют как пакеты регистрации и обработки ЭЭГ данных, как правило, поставляющихся с оборудованием для записи ЭЭГ, например, пакет WinEEG (Мицар, Санкт-Петербург), пакет Энцефалан (Медиком, Таганрог), пакет Нейрон-Спектр.NET (NeuroSoft, Иваново) и др., так и отдельные пакеты-модули обработки данных: MNE (среда Python), EEGLab (среда Matlab) и др. Обзор некоторых современных пакетов анализа сигнала ЭЭГ приведен в работе [13]. В Табл. 1 нами приведено краткое сравнение

функциональности ряда пакетов регистрации и обработки ЭЭГ. В Табл. 2 приведены основные нефункциональные характеристики рассмотренных пакетов. Пакеты используют программные модули для чтения файлов записей ЭЭГ, спектральных преобразований сигнала и визуализации его пространственно-частотного распределения и др. Представленный в статье сервис использует аналогичные модули (в частности модули пакета MNE-Python), доступные для свободного использования и решает задачу наглядного отображения информации по анализу ЭЭГ, включающую обработанные сигналы ЭЭГ, совмещенные с данными видеотрекинга.

Перечисленные выше инструменты анализа имеют возможность визуализации пространственного распределения мощности сигнала ЭЭГ в заданных частотных диапазонах в виде, например, топографических карт (Рис. 1).

Табл. 1. Функциональность пакетов для работы с ЭЭГ

Программный пакет	Удаление артефактов*	Регистрация и анализ ЭЭГ	Запись и анализ видео
WinEEG, http://www.mitsar-eeg.ru	+	Регистрация и анализ	Запись видео
Нейрон-Спектр.NET, https://neurosoft.com	+	Регистрация и анализ	Запись видео
Энцефалан, https://medicom-mtd.com/	+	Регистрация и анализ	Запись видео
NeoRec, https://mks.ru	-	Только регистрация	-
AcqKnowledge, https://www.biopac.com	+	Регистрация и анализ	Запись видео
BESA, https://www.besa.de	+	Только анализ	-
BioSig, https://biosig.sourceforge.net	+	Только анализ	Интегрируемая видеоаналитика
BrainFlow, https://brainflow.org	+	Регистрация и анализ	Интегрируемая видеоаналитика
Brainstorm, https://neuroimage.usc.edu	+	Регистрация и анализ	Запись видео
EEGLAB, https://eeglab.org	+	Только анализ	Интегрируемая видеоаналитика
EEGNET, https://sites.google.com/site/eegnetworks/Tutorial	-	Только анализ	Интегрируемая видеоаналитика
ELAN (плагин для Matlab)	+	Регистрация и анализ	Интегрируемая видеоаналитика
MNE-Python, https://mne.tools	+	Только анализ	Интегрируемая видеоаналитика
TAPEEG (плагин для Matlab)	+	Только анализ	Интегрируемая видеоаналитика
NET.station, https://www.egi.com	+	Регистрация и анализ	Запись видео

* ручное удаление фрагментов, ICA, по амплитуде

Табл. 2. Основные нефункциональные особенности пакетов для работы с ЭЭГ

Пакет	Интерфейс	Совместимость	Свободное использование	ОС
WinEEG	GUI	-	+	Win
Нейрон-Спектр	GUI	-	+	Win
Энцефалан	GUI	-	+	Win
NeoRec	GUI	-	+	Win
AcqKnowledge	GUI	АО и ПО от BIOPAC	-	Win, Mac
BESA	GUI	MATLAB	+	Win
BioSig	API	MATLAB, Octave, C/C++, Python, R, Java	+	Win, Linux, Mac
BrainFlow	GUI / API	MATLAB, Python, C++, Java, C#, R, Julia	+	Win, Linux, Mac
Brainstorm	GUI	MATLAB	+	Win, Linux, Mac
EEGLAB	MATLAB	MATLAB, Octave	+	Win, Linux, Mac
EEGNET	GUI	MATLAB	+	Win, Linux, Mac
ELAN	GUI	MATLAB	+	Linux
MNE-Python	API	Python	+	Win, Linux, Mac
TAPEEG	MATLAB	MATLAB	+	Win, Linux, Mac
NET.station	GUI	MATLAB, BESA	+	Win

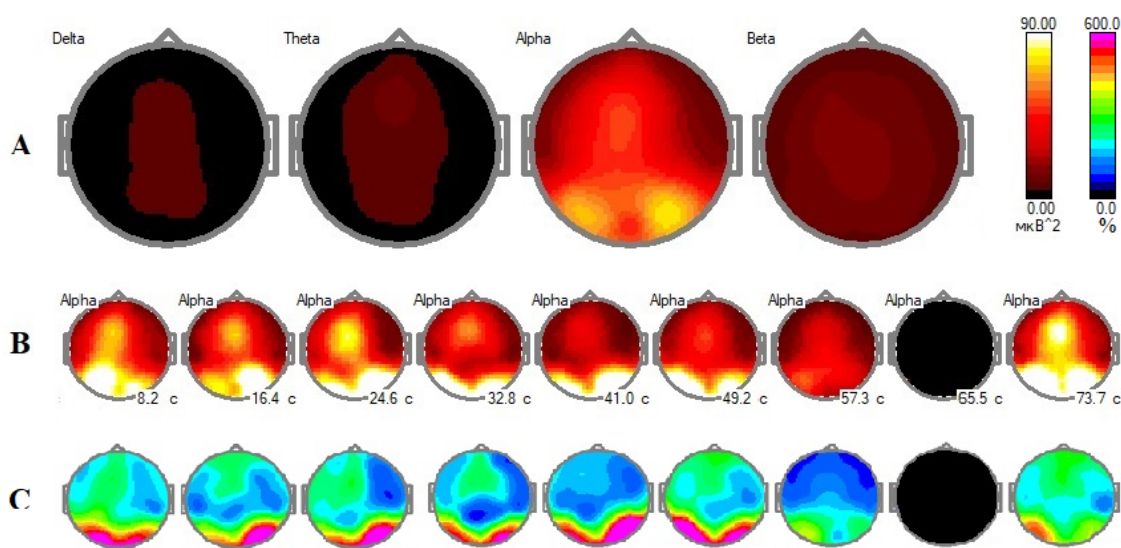


Рис. 1. Некоторые примеры представления топографических карт мощности ЭЭГ

А - Усредненные (по эпохам 8 с, без перекрытия) для всей длительности файла ЭЭГ (17.8 мин) топографических карт мощности ЭЭГ в заданных частотных диапазонах (цветовая шкала «нагретое тело»); В - Топографические карты динамики мощности ЭЭГ (эпохи по 8 с без перекрытия для первых 74 с) в заданном альфа диапазоне частот (цветовая шкала «нагретое тело»); С - (эпохи по 8 с без перекрытия для первых 74 с) динамики соотношения мощностей ЭЭГ (альфа/(тета+бета) в %) в цветовой шкале Соколова. Черные топографические карты означают, что в эпоху расчета динамики мощностей или соотношения мощностей ЭЭГ попали артефакты. Бары в правом верхнем углу - шкалы мощностей (mkB^2) и динамики соотношения мощностей (%) для заданных диапазонов. Примеры визуализации топографических карт реализованы в сервисе WinEEG (Пономарев В. А., Кропотов Ю. Д., № государственной регистрации 2001610516 от 08.05.2001).

2. Подход к поддержке принятия решений при анализе ЭЭГ

Пакет WinEEG позволяет предварительно установив: границы анализируемого фрагмента записи, используемый метод расчета и длину окна анализа, а также множество других параметров, вывести распределение мощности сигнала сразу в нескольких диапазонах, задаваемых в отдельном окне программы. При выборе нескольких записей ЭЭГ в окне программы может быть выведена динамика распределения мощностей по диапазонам для разных записей ЭЭГ. Также могут быть представлены определенные соотношения диапазонов ЭЭГ. Разработанный нами сервис также позволяет визуализировать динамику распределения мощности для нескольких записей ЭЭГ одновременно в обобщенном представлении. Такое представление позволяет быстро переключаться между различными диапазонами частот и синхронизированными фрагментами видеозаписи для представленных распределений, что может быть полезно, учитывая специфику задачи классификации состояний участника, которая требует проведения предварительного сравнительного анализа специалистом.

Предложенный подход к поддержке принятия решений при гибридном анализе (анализе характеристик биоэлектрической активности мозга человека и видеотрекинга его состояния) заключается в приведении набора гетерогенных исходных данных к гибридному представлению обработанных данных. Это представление включает в себя отфильтрованные и преобразованные данные фрагмента сигнала ЭЭГ, дополненного результатами автоматического распознавания тех или иных паттернов данного сигнала, а также обработанные данные синхронизированного фрагмента видеозаписи с извлеченными показателями физиологических параметров человека.

В предлагаемом сервисе осуществляется параллельная фильтрация записей всех рассматриваемых состояний на основе их пространственно-спектрального представления на заданных временных интервалах ЭЭГ. К данному представлению могут итеративно применяться автоматизированные функции удаления фраг-

ментов ЭЭГ с артефактами или фрагментов, соответствующих «некорректному» состоянию человека (отклонение от инструкции). Также может применяться функция удаления отдельных отведений ЭЭГ с некорректной регистрацией сигнала в рамках фрагмента или записи в целом - это производится путем замены значений для некорректных отведений на усредненные значения с трех ближайших корректных отведений, выбранных по ближайшим координатам в соответствии с монтажом записи. На основании примененных операций происходит обновление текущего представления данных. При работе с представлением пространственного распределения мощности на любом этапе существует возможность перехода к гибридному представлению информации для того или иного фрагмента синхронизированных записей ЭЭГ и видеомониторинга. Это обеспечивает поддержку принятия решения по удалению артефактного фрагмента ЭЭГ или целого отведения ЭЭГ из дальнейшего рассмотрения. Полученные таким образом обработанные данные сигнала ЭЭГ и их представления пространственного распределения мощности могут быть использованы для обучения нейросетевой модели распознавания паттернов. Обученная модель может быть использована в дальнейшем для автоматического распознавания паттернов артефактов и состояний в рамках гибридного представления новых наборов данных. Обработка данных видеозаписи осуществляется автоматически, путем извлечения из нее показателей физиологических параметров человека [10-12].

Пример реализации подхода, где пространственно-спектральному представлению соответствует элемент интерфейса «Матрица топографических карт», а гибридному представлению – «Панель фрагмента сигнала ЭЭГ», представлен на Рис. 2. Для начального построения матрицы топографических карт используются исходные ЭЭГ данные, взаимодействие с которыми осуществляется итеративно посредством функциональных элементов удаления отведений и фрагментов ЭЭГ, а также фрагментов, соответствующих «некорректному» состоянию участника в отдельных фрагментах записи ЭЭГ, приводящих к обновлению соответствующих элементов матрицы.

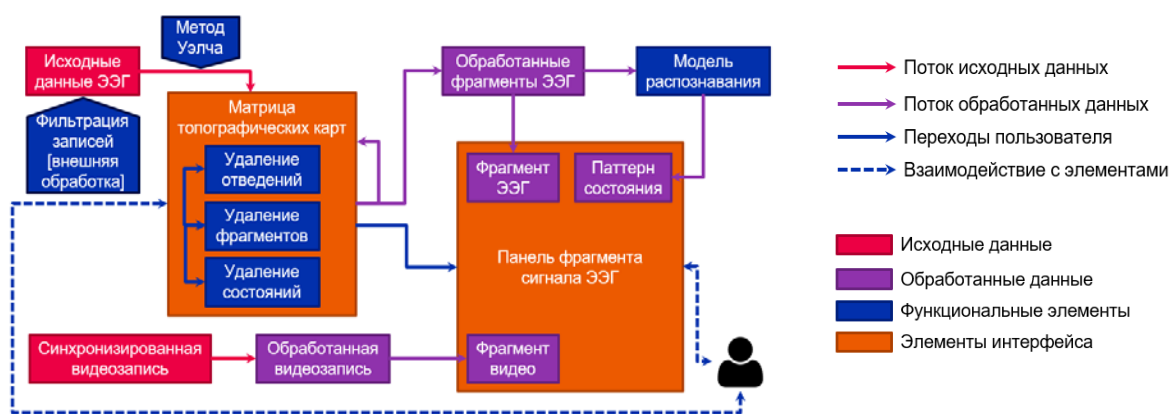


Рис. 2. Подход к поддержке принятия решений при гибридном анализе электрической активности мозга и видеотрекинга человека

Результатом работы пользователя с матрицей топографических карт являются обработанные данные (из которых исключены фрагменты данных ЭЭГ с артефактами и некорректные отведения ЭЭГ заменены на средние значения сигнала с ближайших 3х отведений), которые затем используются для обучения нейросетевой модели для распознавания тех или иных состояний участников. При нажатии кнопки мыши на какой-либо элемент матрицы топографических карт пользователь может в любой момент вызвать панель соответствующего фрагмента сигнала ЭЭГ, обеспечивающую вывод данных как непосредственно о самом сигнале, так и о синхронизированном фрагменте видеозаписи, обработанном с использованием предложенных авторами ранее нейросетевых моделей для видеотрекинга человека.

3. Реализация подхода в виде сервиса для анализа ЭЭГ на примере автоматизации распознавания медитативного состояния

Для реализации описанного подхода в среде Python был разработан сервис Electroencephalography Video Analysis (EVA), предназначенный для автоматизации рассматриваемого далее метода распознавания медитативного состояния.

В исследовании приняли участие 4 человека, имеющие практику mindfulness-медитации не менее одного года. Техника mindfulness-медитации заключается в фокусе внимания на

дыхании, постепенно расширяющегося до осознания телесных ощущений, а также когнитивных и эмоциональных переживаний [14]. Все участники исследования отметили, что длительность их обычного сеанса медитации составляет около 15–20 минут, что соответствует времени, отведенному под запись медитации в рамках исследования (20 минут). Для двух участников было произведено несколько независимых сеансов записи в разные дни.

Разработанный метод был основан на опыте предыдущих исследований, в которых для анализа медитации использовались частотные характеристики ЭЭГ [14–18] и многоступенчатое разбиение исходных данных [6] на фрагменты (в нашем случае 32 секунды), которые, в свою очередь, разбиваются на более короткие временные интервалы/части, в нашем случае - 8 секунд: данное разбиение позволяет оценить динамику изменения характеристик сигнала в рамках отдельно взятого фрагмента. Метод чувствителен к предварительной обработке данных, процесс которой может быть описан следующей базовой последовательностью действий, осуществляемой (за исключением 1-го действия) с использованием сервиса EVA (выработка конкретной последовательности действий зависит от качества данных и требует привлечения специалиста):

- 1) Фильтрация артефактов исходных записей ЭЭГ методом удаления независимых компонент [6] (осуществляется с использованием сторонних программных средств).

- 2) Разбиение записей на 32-секундные фрагменты, длина которых эмпирически выбрана с

учетом последующего разбиения записи на части, длины которых являются параметрами.

3) Разбиение фрагментов на четыре 8-секундные части, где: 8 с – параметр, подбираемый с учетом длины окна анализа – 2 с и минимальной границы частотных диапазонов – 1,5 с.

4) Вычисление спектральной плотности мощности каждой части. Вычисление производится с использованием метода Уэлча [19], основанного на преобразовании Фурье; длина окна – 2 с; перекрытие – 50%.

5) Вычисление мощности в 6 частотных диапазонах (δ : [1,5; 3,75], θ : [4; 7,75], α_1 : [8; 10,25], α_2 : [10,5; 13,25], β_1 : [13,5; 18], β_2 : [18,5; 30]).

6) Удаление некорректных отведений записей ЭЭГ (восстановление сигнала производится за счет данных трех соседних отведений).

7) Удаление единичных (глава 4) некорректных фрагментов записей ЭЭГ.

8) Преобразование спектральных данных фрагментов в RGB-изображение.

9) Извлечение признаков изображений фрагментов.

Классификация векторов признаков фрагментов осуществляется с использованием метода случайного леса, также интегрированного в сервис EVA. Для извлечения вектора признаков из RGB-изображения фрагментов используется экстрактор признаков, представленный в виде модели ResNet-34 (с использованием функции потерь ArcFace [20], позволяющей максимизировать расстояние между элементами различных классов в пространстве признаков), что, в связке методом случайного леса является широко используемым решением, применяемым для решения задачи классификации с ограниченным набором данных и сравнительно большим количеством признаков [21], часто демонстрирующего лучшую точность в сравнении с использованием исключительно CNN-моделей.

Таким образом, большая часть операций метода была полностью автоматизирована за счет

сервиса EVA. Частично автоматизированными остаются лишь операции, связанные с удалением артефактов сигнала ЭЭГ, причем удаление единичных артефактов наиболее просто осуществимо также с использованием сервиса EVA. Возможность автоматизации удаления данных артефактов является предметом дальнейших исследований.

Сервис EVA предназначен для использования двумя группами заинтересованных лиц, участвующих в достижении изначальной цели работы. Первая группа – специалисты по анализу ЭЭГ. Сервис EVA может быть важен нейрофизиологам для упрощения процесса первичного анализа данных и их фильтрации, но с учетом специфики данного исследования. Вторая группа – специалисты по исследованию и обработке данных и построению моделей машинного обучения. Специалистам по обработке данных сервис EVA важен в первую очередь с точки зрения использования данных записей участников, обработанных сервисом для их дальнейшей классификации, т.к. они заинтересованы в представлении данных, соответствующим методам классификации.

Основным сценарием работы с сервисом является работа с матрицей топографических карт (Рис. 3), составленных на основе предоставленного набора записей ЭЭГ медитирующего, элементами которой являются топографические карты заданного параметра сигнала ЭЭГ в i -ой записи набора, j -го временного фрагмента. Расчет топографических карт осуществляется с использованием метода Уэлча, аналогично соответствующим реализациям в сервисах WinEEG и EEGLAB. В разработанном сервисе предоставляется возможность трехцветного представления матрицы топографических карт, где красному цвету соответствует пространственное распределение мощности в частотных диапазонах δ и θ , зеленому – в α , синему – в β . Нажатие кнопки мыши на какой-либо элемент матрицы

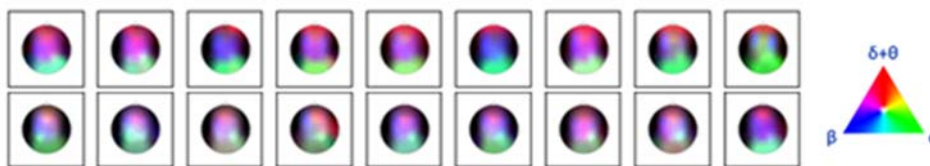


Рис. 3. Матрица топографических карт в сервисе EVA (фрагменты по 32 секунды)

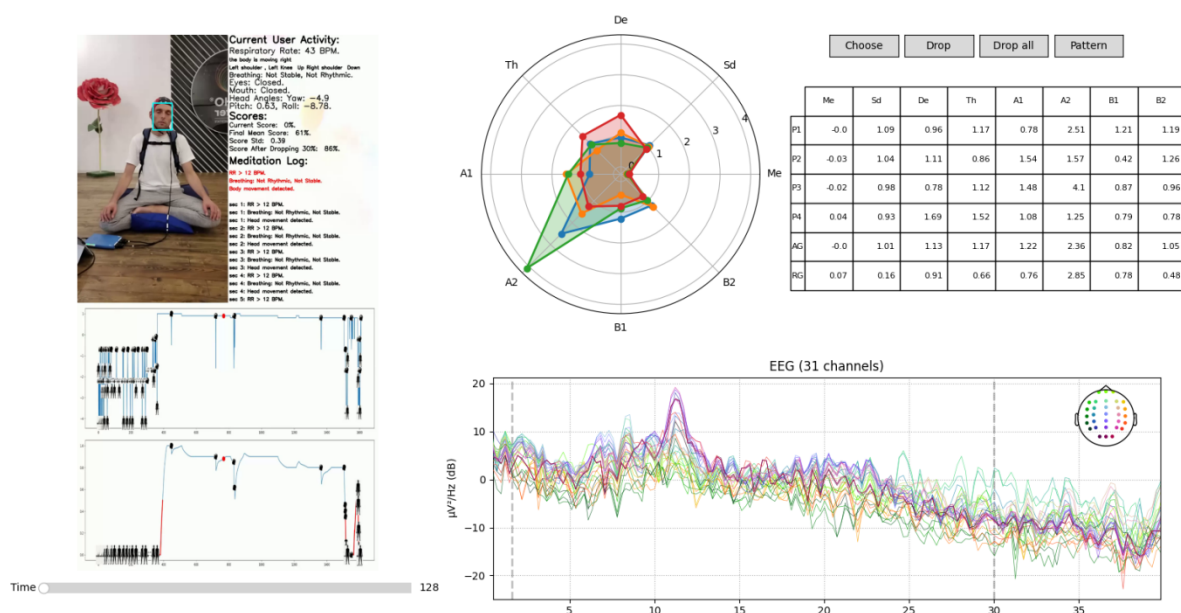


Рис. 4. Панель фрагмента сигнала ЭЭГ

приводит к выводу панели соответствующего фрагмента сигнала (Рис. 4). Исходя из данного сценария был разработан общий подход к обработке и анализу данных посредством сервиса EVA. На Рис. 4 можно видеть данные о сигнале, которые включают в себя значения его статистических и частотных параметров для каждой из частей фрагмента (в виде диаграммы и таблицы).

Помимо этого можно анализировать графики функций спектральной плотности мощности для всех отведений сигнала ЭЭГ в рамках фрагмента. Кроме того, при вызове функции панели Pattern, предоставляющей возможность выбора одной из созданных ранее моделей распознавания, осуществляется вывод моделью результатов поиска паттерна состояния в рамках соответствующего фрагмента записи. В качестве видеозаписи на панели автоматически отображается ее синхронизированный фрагмент, соответствующий анализируемому фрагменту ЭЭГ, дополненный данными, предоставляемыми сервисом видеотрекинга (Рис. 4). На рисунке можно видеть параметры медитирующего, такие как: частота дыхания, состояние глаз и рта (открыты/закрыты), наклон головы и тела, а также текущую оценку качества медитации.

4. Использование сервиса

В данной главе рассмотрены основные примеры практического использования сервиса EVA для решения задач фильтрации и анализа некорректных данных сигнала ЭЭГ, а также выдвинуты гипотезы о свойствах обрабатываемых данных, основанные на результатах анализа.

Некоторые виды артефактов сигнала ЭЭГ, вызванные внешними источниками, такими как, например, движение головы или единичные движения челюсти, не подлежат автоматической коррекции. На Рис. 5 представлен пример подобного артефакта, вероятно вызванного движением челюстью медитирующим, затрагивающего все отведения ЭЭГ на протяжении продолжительного временного интервала. Коррекция подобного рода единичного артефакта методом независимых компонент невозможна в силу уникальности его паттерна [3]. Решение данной проблемы путем удаления из записи всех фрагментов, искаженных подобными артефактами, также имеет некоторые недостатки, связанные

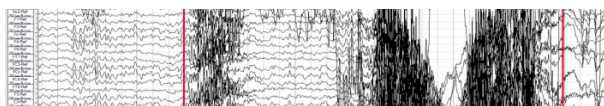


Рис. 5. Пример единичного артефакта сигнала ЭЭГ (выделен рамкой)

со сложностью дальнейшей обработки получающихся в итоге неустраимых стыков в исходном сигнале.

Используя возможности сервиса EVA, специалисту по анализу ЭЭГ предоставляется наглядная визуализация, на основе которой он исключает из рассмотрения обработанные представления фрагментов, которые соответствуют содержащим артефакты фрагментам исходного сигнала. И хотя обработка сигнала может скрыть некоторые виды артефактов, существует алгоритм действий, позволяющий устранить большую их часть:

1) для предварительной оценки качества сигнала всех записей набора следует воспользоваться функцией «Show PSD»: возможно, артефакт проявится на функции спектральной плотности мощности для всей записи целиком (Рис. 6);

2) заметив нехарактерную функцию спектральной плотности мощности для какой-либо записи, следует внимательно рассмотреть топографические карты распределения мощности всех ее фрагментов в интересующем частотном диапазоне, воспользовавшись функцией Show TG: в случае, если предполагаемый артефакт существенен, соответствующая топографическая карта должна визуально выбиваться из общего ряда;

3) обнаружив нехарактерный фрагмент, можно нажатием клика мыши по соответствующей топографической карте открыть панель с подробной информацией о нем. Здесь следует обратить внимание на численные значения мощности в частотном диапазоне. Если наблюдается непропорциональный кратковременный пик мощности в отдельном частотном диапазоне, то

вероятно, что он вызван наличием артефакта в данном фрагменте;

4) убедившись в наличии артефакта, следует удалить весь фрагмент целиком или отдельные его отведения, воспользовавшись функциями Drop all» или Drop соответственно.

Иногда в случае некорректной установки электрода в шлеме ЭЭГ/потери контакта с поверхностью головы испытуемого или иных причин, какое-либо из отведений записи может оказаться частично или полностью непригодным для использования.

Соответствующий ему сигнал, будучи необработанным, может существенно навредить при анализе всей записи (например, при построении топографических карт). По этой причине, его следует частично или полностью удалить, предварительно отследив с помощью функции Show PSD, путем вызова функции Drop channel. Возможно, в меню данной функции, следует выбрать опцию удаления данного отведения ЭЭГ сразу для всех записей набора, т. к. в силу специфики методологии сбора данных следует ожидать некорректных проявлений его работы на всем протяжении сессии записи медитирующего.

При удалении отведения записи сервис предложит специалисту по анализу ЭЭГ заменить данные этого отведения при построении топографических карт усредненными данными ближайших по координатам трех соседних электродов/отведений (Рис. 7).

В некоторых случаях причиной ошибки в анализе данных могут стать не технические неполадки, а несоответствующее инструкциям поведение медитирующего. Подобного рода ошибки наиболее сложны в обнаружении, однако функция Show TG обеспечивает удобное

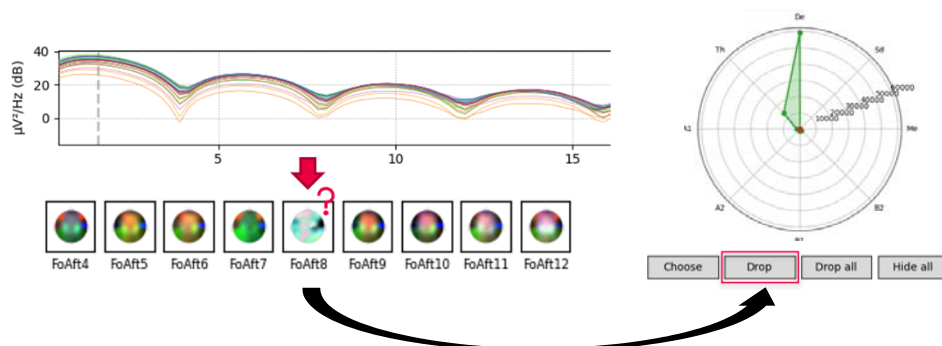


Рис. 6. Пример удаления единичного артефакта сигнала ЭЭГ

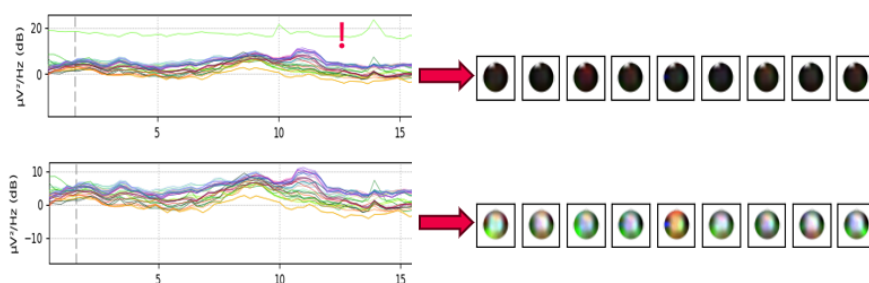


Рис. 7. Пример удаления некорректного отведения сигнала ЭЭГ

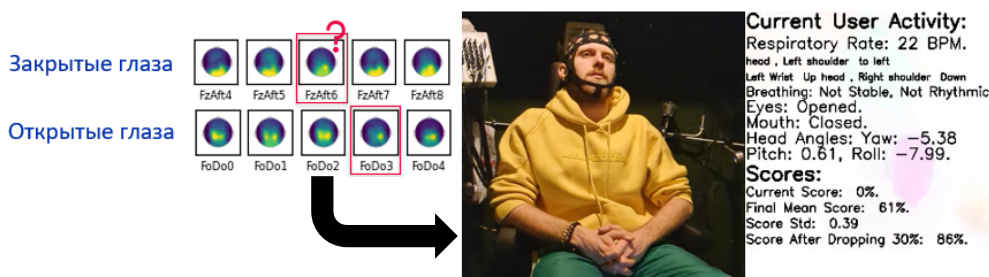


Рис. 8. Пример выявления некорректного состояния медитирующего

представление их данных для ручного поиска. На Рис. 8 представлены два ряда топографических карт для записей медитирующего с закрытыми и открытыми глазами соответственно. Можно заметить, что один из элементов ряда «Закрытые глаза» непохож на остальные элементы своего ряда, зато похож на один из элементов ряда «Открытые глаза». Нажатие кнопки мыши по данному элементу позволит просмотреть синхронизированный фрагмент видео, что даст возможность убедиться в верности предположения. На данном фрагменте хорошо видно, что медитирующий вопреки инструкциям на несколько секунд открыл глаза, и, следовательно, фрагмент подлежит исключению из дальнейшего анализа.

Разработанный сервис EVA позволил не только существенно уменьшить количество артефактов исходных записей, но и сделать некоторые наблюдения относительно свойств рассмотренных записей. Визуальное обнаружение некоторых из этих свойств требовало проведение сравнительного анализа сразу нескольких качественно обработанных записей медитирующего с возможностью параллельного отслеживания динамики изменения распределения мощности в интересующих частотных диапазонах,

что было бы крайне затруднительно осуществить без применения сервиса EVA.

Далее приведены некоторые из сделанных наблюдений о свойствах анализируемых данных, которые послужили основой для дальнейшей разработки метода автоматического распознавания медитативного состояния. Одним из основных наблюдений, полученных в ходе использования сервиса EVA, является наличие устойчивых различий в пространственном распределении мощности сигнала ЭЭГ между различными состояниями медитирующего, что также подтверждается результатами автоматического выявления паттернов медитации сервисом и является основой для возможности дальнейшего использования соответствующих данных для обучения моделей распознавания медитации.

На Рис. 9 хорошо видно наличие локализованного максимума мощности в δ и θ -диапазонах в фронтальной области головы (ориентировочно отведение Fz), устойчивое на всем протяжении медитации, отсутствующее в записи фона закрытых глаз. Подобные различия характерны для большинства рассмотренных записей медитирующих, однако конкретные признаки индивидуальны для каждого из них.

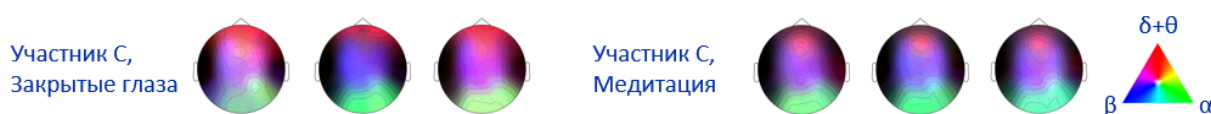


Рис. 9. Примеры распределения мощности (наложением RGB) для двух состояний с представлением отдельных топографических карт для трех последовательных фрагментов длительностью 32 секунды каждый

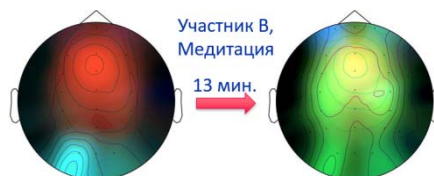


Рис. 10. Изменение распределения мощности для 32-секундных фрагментов в ходе медитации

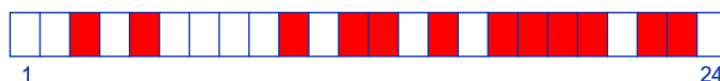


Рис. 11. Увеличение частоты распознавания паттерна в ходе медитации (наличие паттерна в фрагменте выделено черным)

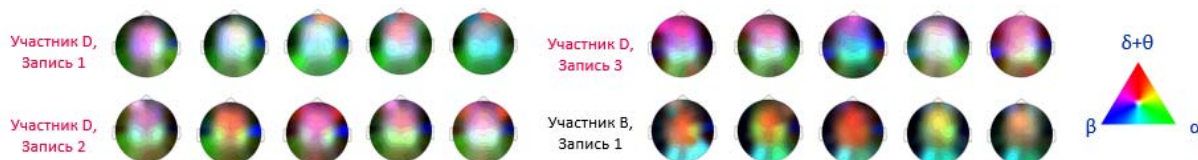


Рис. 12. Примеры распределения мощности для 32-секундных фрагментов записей участников

Пространственное распределение мощности сигнала ЭЭГ некоторых участников исследования в процессе медитации имеет заслуживающую внимания особенность, заключающуюся в устойчивом характере ее изменения во времени (Рис. 10, где отображено постепенное увеличение мощности в α -диапазоне и снижение в β -диапазоне в затылочной области).

Значимость данных изменений подтверждается результатами автоматического нахождения паттерна медитации сервиса EVA (Рис. 11).

Частота нахождения паттерна медитации со временем увеличивается, что согласуется с результатами опроса медитирующих, отмечающих достижение медитативного состояния.

Анализ записей различных медитирующих испытуемых показал ожидаемо значительные различия между ними (существенно большие, чем между различными состояниями одного медитирующего), что существенно осложняет распознавание «общего паттерна» медитативного состояния. Вместе с тем, на Рис. 12 можно видеть элементы матрицы топографических карт,

составленной одновременно для нескольких участников исследования, демонстрирующие, что хотя между разными сессиями записи одного участника могут наблюдаться некоторые отличия (частично связанные с не полностью удаленными артефактами), для них характерен общий паттерн (наличие двух симметричных локальных максимумов в теменной области в α и/или β диапазонах для большинства фрагментов записей участника D), что позволяет ожидать высоких результатов тестирования классификатора на данных неизвестных сессий известного ему участника.

Заключение

В ходе исследования был разработан программный сервис EVA для гибридного анализа электрической активности мозга и синхронизированного видеотрекинга для состояний человека, с помощью которого был успешно автоматизирован метод распознавания континуальных мозговых процессов на примере процесса медитации.

Помимо процесса медитации, предложенный метод может работать и на иных континуальных процессах мозга человека (например, сна или когнитивной деятельности).

Большая часть операций метода была полностью автоматизирована за счет разработанного сервиса. Частично автоматизированными остаются лишь операции, связанные с удалением артефактов сигнала ЭЭГ, причем удаление единичных артефактов также осуществимо с использованием сервиса, причем, наиболее просто. Возможность автоматизации удаления данных артефактов является предметом дальнейших исследований.

В статье приведены примеры практического применения разработанного сервиса для осуществления фильтрации и анализа полученных данных ЭЭГ, а также показано высокое удобство использования сервиса для решения задачи классификации записей ЭЭГ в сравнении с существующими аналогами на рынке.

Разработанный сервис рекомендуется для использования с целью облегчения фильтрации и анализа данных ЭЭГ с синхронизированной видеозаписью и был апробирован для состояний медитации. При этом полностью автоматическое распознавание таких континуальных процессов требует дальнейших исследований. Кроме того, запись видео сопряжена с использованием дополнительного места для хранения, а ее анализ требует использования дополнительных вычислительных ресурсов, в связи с чем использование сервиса в режиме реального времени может быть затруднено в сравнении с аналогами, предназначенными исключительно для анализа ЭЭГ.

Литература

1. Cox R., Fell J. Analyzing human sleep EEG: A methodological primer with code implementation. *Sleep Medicine Reviews*. 2020; 54 (12):101353.
2. Al-Salman W., Li Y., Oudah A., Almaged S. Sleep stage classification in EEG signals using the clustering approach based probability distribution features coupled with classification algorithms. *Neuroscience Research*. 2023; 188 (3): 51-67.
3. Cahn R., Polich J. Meditation states and traits: EEG, ERP, and neuroimaging studies. *Psychological Bulletin*. 2006;
4. Díaz M. H., Córdova F. M., Cañete L., Palominos F., Cifuentes F., Rivas G. Inter-channel Correlation in the EEG Activity During a Cognitive Problem Solving Task with an Increasing Difficulty Questions Progression. *Procedia Computer Science*. 2015; 55: 1420-1425.
5. Díaz M. H., Córdova F. M., Cañete L., Palominos F., Cifuentes F., Sánchez C., Herrera M. Order and Chaos in the Brain: Fractal Time Series Analysis of the EEG Activity During a Cognitive Problem Solving Task. *Procedia Computer Science*. 2015; 55: 1410-1419.
6. Tong S., Thakor N. V. *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*. Artech House. 2009;
7. Erlichman M., Electroencephalographic (EEG) video monitoring. *Health Technol Assess Rep*. 1990;(4):1-14. PMID: 2104066.
8. Mizrahi E. M. Electroencephalographic-video monitoring in neonates, infants, and children. *J Child Neurol*. 1994; 9 (1): 46-56.
9. Mizrahi E. M. Pediatric electroencephalographic video monitoring. *J Clin Neurophysiol*. 1999; 16(2):100-110.
10. Othman W., Kashevnik A., Ryabchikov I., Shilov N. Contactless Camera-Based Approach for Driver Respiratory Rate Evaluation in Vehicle Cabin. 2022 Intelligent Systems Conference, Amsterdam, The Netherlands, 1-2, September 2022, Springer, Cham. 2022. Vol. 2.
11. Othman W., Kashevnik A. Video-Based Real-Time Heart Rate Detection for Drivers Inside the Cabin Using a Smartphone. 2022 IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence System (IOTAIS 2022), Bali, Indonesia, 24-26 November 2022IEEE. 2022. 1–5.
12. Hamoud B., Kashevnik A., Othman W., Shilov N. Neural Network Model Combination for Video-Based Blood Pressure Estimation: New Approach and Evaluation. *Sensors*, MDPI AG, Basel, Switzerland. 2023. Vol. 23(4). P. 1–16.
13. Das R. K., Martin A., Zuraes T., Dowling D., Khan A. A Survey on EEG Data Analysis Software. *Sci*. 2023; 5(2): 23.
14. Ahani A., Wahbeh H., Nezamfar H. Quantitative change of EEG and respiration signals during mindfulness meditation. *J NeuroEngineering Rehabil*. 2014; 11: 87.
15. Padmavathi K., Meenakshi K., Swaraja K., Rajani A., Raju M. S. EEG based interpretation of human brain activity during yoga and meditation using machine learning: A systematic review. *Complementary Therapies in Clinical Practice*. 2021; 43: 101329.
16. Cahn B. R., Delorme A. Polich J. Occipital gamma activation during Vipassana meditation. *Cogn Process*. 2010; 11: 39–56.
17. Travis F. Comparison of coherence, amplitude, and eLORETA patterns during Transcendental Meditation and TM-Sidhi practice. *International J. of Psychophysiology*. 2011; 81(3): 198-202.
18. Kjaer T. W., Bertelsen C., Piccini P., Brooks D., Alving J., Lou H. C. Increased dopamine tone during meditation-induced change of consciousness. *Cogn. Brain Research*. 2002; 13(2): 255-259.
19. Oppenheim A. V., Schaffer R., Buck J. R. *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall. 1999.
20. Deng J., Guo J., Yang J., Xue N., Kotsia I., Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 44, no. 10, pp. 5962-5979, 1 Oct. 2022.
21. Yaqoob M. K., Ali S. F., Bilal M., Hanif M. S., Al-Saggaif U. M. ResNet Based Deep Features and Random Forest Classifier for Diabetic Retinopathy Detection. *Sensors*, 2023; 21(11): 3883.

Глеклер Эдуард Викторович. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук», Санкт-Петербург, Россия. Младший научный сотрудник. Область научных интересов: медицинские информационные технологии, характеристики ЭЭГ. E-mail: eduard.glekler@yandex.ru

Кашевник Алексей Михайлович. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук», Санкт-Петербург, Россия. Старший научный сотрудник, кандидат технических наук. Область научных интересов: мониторинг водителя, интеллектуальные пространства. E-mail: alexey@iias.spb.su

Шемякина Наталья Вячеславовна. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И. М. Сеченова Российской академии наук», Санкт-Петербург, Россия. Ведущий научный сотрудник, кандидат биологических наук. Область научных интересов: нейрофизиология творческой деятельности, характеристики ЭЭГ. E-mail: natalia.shemyakina@iephb.ru

Нагорнова Жанна Владимировна. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И. М. Сеченова Российской академии наук», Санкт-Петербург, Россия. Старший научный сотрудник, кандидат биологических наук. Область научных интересов: восприятие зрительных образов, анализ вызванных потенциалов. E-mail: nagornova_zh@mail.ru

Брак Иван Викторович. Новосибирский государственный университет, Факультет информационных технологий, Научно-техническая проектная лаборатория «Инжевика», Новосибирск. Старший научный сотрудник, кандидат биологических наук. Область научных интересов: структурная нейровизуализация, функциональная нейровизуализация. E-mail: brack@physiol.ru

Станкевич Андрей Сергеевич. Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия. Заместитель декана, кандидат технических наук, доцент. Область научных интересов: разработка задач для олимпиадного программирования. E-mail: mailto:stankev@itmo.ru.

Human State Analysis Service: Brain Electrical Activity and Video Tracking

E. V. Glekler^I, A. M. Kashevnik^I, N. V. Shemyakina^{II}, Zh. V. Nagornova^{II},
I. V. Brak^{III}, A. S. Stankevich^{IV}

^I St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia

^{II} Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia

^{III} Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia

^{IV} ITMO University, St. Petersburg, Russia

Abstract. The article offers a description of the developed software service designed to automate the process of preprocessing and filtering EEG signal data with synchronized video recording for the analysis of continuous brain processes. The signal is presented in the form of a matrix of topographic maps of the signal power distribution in the specified frequency ranges, which allows a data processing specialist to perform a comparative analysis of several EEG recordings. The service provides an opportunity for a detailed analysis of the selected recording fragment, including an assessment of the dynamics of changes in the parameters of the recording fragment over time. The service allows to perform such an analysis using a synchronized video recording of a participant with video tracking of his physiological parameters, such as respiratory rate, blood pressure, pulse, oxygen saturation of blood, head movements, open/closed mouth and eyes. This analytics provides a flexible system for filtering and preprocessing EEG data. The approbation of the service for processing and analyzing EEG data was carried out on the example of automating the method of recognizing a person's meditative state, characterized by directing attention to body sensations and abstracting from external stimuli.

Keywords: EEG signal, spatial power distribution, classification of brain activity states.

DOI 10.14357/20718632230407

EDN HUUWNP

References

1. Cox R., Fell J. Analyzing human sleep EEG: A methodological primer with code implementation. *Sleep Medicine Reviews*. 2020; 54 (12):101353.
2. Al-Salman W., Li Y., Oudah A., Almaged S. Sleep stage classification in EEG signals using the clustering approach based probability distribution features coupled with classification algorithms. *Neuroscience Research*. 2023; 188 (3): 51-67.
3. Cahn R., Polich J. Meditation states and traits: EEG, ERP, and neuroimaging studies. *Psychological Bulletin*. 2006;
4. Díaz M. H., Córdova F. M., Cañete L., Palominos F., Cifuentes F., Rivas G. Inter-channel Correlation in the EEG Activity During a Cognitive Problem Solving Task with an Increasing Difficulty Questions Progression. *Procedia Computer Science*. 2015; 55: 1420-1425.
5. Díaz M. H., Córdova F. M., Cañete L., Palominos F., Cifuentes F., Sánchez C., Herrera M. Order and Chaos in the Brain: Fractal Time Series Analysis of the EEG Activity During a Cognitive Problem Solving Task. *Procedia Computer Science*. 2015; 55: 1410-1419.
6. Tong S., Thakor N. V. Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications. Artech House. 2009;
7. Erlichman M., Electroencephalographic (EEG) video monitoring. *Health Technol Assess Rep*. 1990;(4):1-14. PMID: 2104066.
8. Mizrahi E. M. Electroencephalographic-video monitoring in neonates, infants, and children. *J Child Neurol*. 1994; 9 (1): 46-56.
9. Mizrahi E. M. Pediatric electroencephalographic video monitoring. *J Clin Neurophysiol*. 1999; 16(2):100-110.
10. Othman W., Kashevnik A., Ryabchikov I., Shilov N. Contactless Camera-Based Approach for Driver Respiratory Rate Evaluation in Vehicle Cabin. 2022 Intelligent Systems Conference, Amsterdam, The Netherlands, 1-2, September 2022, Springer, Cham. 2022. Vol. 2.
11. Othman W., Kashevnik A. Video-Based Real-Time Heart Rate Detection for Drivers Inside the Cabin Using a Smartphone. 2022 IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence System (IOTAIS 2022), Bali, Indonesia, 24-26 November 2022IEEE. 2022. 1–5.
12. Hamoud B., Kashevnik A., Othman W., Shilov N. Neural Network Model Combination for Video-Based Blood Pressure Estimation: New Approach and Evaluation. *Sensors*, MDPI AG, Basel, Switzerland. 2023. Vol. 23(4). P. 1–16.
13. Das R. K., Martin A., Zuraes T., Dowling D., Khan A. A Survey on EEG Data Analysis Software. *Sci*. 2023; 5(2): 23.
14. Ahani A., Wahbeh H., Nezamfar H. Quantitative change of EEG and respiration signals during mindfulness meditation. *J NeuroEngineering Rehabil*. 2014; 11: 87.
15. Padmavathi K., Meenakshi K., Swaraja K., Rajani A., Raju M. S. EEG based interpretation of human brain activity during yoga and meditation using machine learning: A systematic review. *Complementary Therapies in Clinical Practice*. 2021; 43: 101329.
16. Cahn B. R., Delorme A. Polich J. Occipital gamma activation during Vipassana meditation. *Cogn Process*. 2010; 11: 39–56.
17. Travis F. Comparison of coherence, amplitude, and eLORETA patterns during Transcendental Meditation and TM-Sidhi practice. *International J. of Psychophysiology*. 2011; 81(3): 198-202.
18. Kjaer T. W., Bertelsen C., Piccini P., Brooks D., Alving J., Lou H. C. Increased dopamine tone during meditation-induced change of consciousness. *Cogn. Brain Research*. 2002; 13(2): 255-259.
19. Oppenheim A. V., Schaffer R., Buck J. R. Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall. 1999.
20. Deng J., Guo J., Yang J., Xue N., Kotsia I., Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 44, no. 10, pp. 5962-5979, 1 Oct. 2022.
21. Yaqoob M. K., Ali S. F., Bilal M., Hanif M. S., Al-Saggaf U. M. ResNet Based Deep Features and Random Forest Classifier for Diabetic Retinopathy Detection. *Sensors*, 2023; 21(11): 3883.

Glekler Eduard V. St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia. E-mail: eduard.glekler@yandex.ru

Kashevnik Alexey M. PhD, St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia. E-mail: alexey@ias.spb.su

Shemyakina Natalia V. PhD, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia. E-mail: natalia.shemyakina@iephb.ru

Nagornova Zhanna V. PhD, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia. E-mail: nagornova_zh@mail.ru

Brak Ivan V. PhD, Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia. E-mail: brack@physiol.ru

Stankevich Andrey S. PhD, ITMO University, St. Petersburg, Russia. E-mail: stankev@itmo.ru