

УДК 543.068

## Об опыте разработки адаптивного гибридного фильтра ЭЭГ сигнала с адаптивностью по расширенной информации

**Юрьев Г.А.\***

Московский государственный психолого-педагогический университет  
(ФГБОУ ВО МГППУ), г. Москва, Российская Федерация  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2960-6562>  
e-mail: [g.a.yuryev@gmail.com](mailto:g.a.yuryev@gmail.com)

В статье рассматривается опыт применения гибридного фильтра артефактов ЭЭГ сигнала, опирающегося на данные независимого компонентного анализа (ICA) и вейвлет-преобразования, для фильтрации и очистки ЭЭГ сигналов от артефактов, вызванных физиологическими процессами, для которых существуют синхронно зарегистрированные данные временных рядов. Дается описание алгоритма, обосновывается адекватность предложенного метода к поставленной задаче, приводятся эмпирические результаты использования системы фильтрации.

**Ключевые слова:** фильтрация сигналов, гибридные алгоритмы, кратномасштабный анализ, ЭЭГ, анализ независимых компонент.

### Для цитаты:

*Юрьев Г.А.* Об опыте разработки адаптивного гибридного фильтра ЭЭГ сигнала с адаптивностью по расширенной информации // Моделирование и анализ данных. 2024. Том 14. № 2. С. 98–113. DOI: <https://doi.org/10.17759/mda.2024140206>

*\*Юрьев Григорий Александрович*, кандидат физико-математических наук, доцент, ведущий научный сотрудник молодежной лаборатории «Информационные технологии для психологической диагностики», Московский государственный психолого-педагогический университет (ФГБОУ ВО МГППУ), г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2960-6562>, e-mail: [g.a.yuryev@gmail.com](mailto:g.a.yuryev@gmail.com)

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ФИЛЬТРАЦИИ ЭЭГ СИГНАЛА

На пути к повышению безопасности и эффективности авиационной деятельности, особое внимание уделяется точности и качеству регистрации физиологических

параметров пилотов. Использование электроэнцефалограммы (ЭЭГ) становится ключевым элементом в системах мониторинга, предназначенных для оценки функционального состояния летного состава. ЭЭГ позволяет с высокой степенью точности анализировать работу мозга, что критически важно для оперативного реагирования на потенциальные угрозы внимательности и концентрации пилотов.

В условиях, когда стандартные методы регистрации могут быть ограничены, применение сухих электродов в ЭЭГ становится альтернативой, которая обладает как преимуществами, так и определёнными недостатками. С одной стороны, такое оборудование более удобно в мобильных и экстремальных условиях, что обеспечивает возможность использования даже в полётах на военных истребителях. С другой стороны, сухие электроды более чувствительны к внешним помехам, что может существенно влиять на качество собираемых данных.

Для устранения этих помех и повышения точности данных необходимо применение сложных стратегий очистки сигнала. В нашем исследовании мы используем комбинацию независимого компонентного анализа (ICA) и вейвлет-преобразования для фильтрации и очистки ЭЭГ сигналов. Эти методы позволяют эффективно разделять истинные мозговые сигналы от артефактов, таких как движения глаз или сердечные сокращения, что особенно важно в условиях использования мобильных нейромониторинговых систем [1, 4].

Таким образом, разработка и внедрение эффективных стратегий очистки ЭЭГ сигналов является ключевым аспектом в создании надёжных систем оценки состояния пилотов. Это обеспечивает не только повышение безопасности полётов, но и способствует более глубокому пониманию физиологических процессов, происходящих в условиях высоких нагрузок и стресса.

#### *Начальные условия*

Данный раздел посвящён формальному описанию разработки и внедрения метода фильтрации и очистки ЭЭГ сигналов, позволяющего повышать точность и надёжность регистрации физиологических параметров пилотов. Это критически важно для поддержания безопасности полетов и повышения эффективности оценки функционального состояния летного состава.

#### **Ограничения**

1. **Использование сухих электродов:** Эти электроды более уязвимы к внешним помехам и движениям, что требует более сложных методов фильтрации [10, 11].
2. **Мобильность оборудования:** Оборудование должно быть адаптировано к использованию в динамичных условиях, включая потенциально реальные полеты.
3. **Время калибровки:** Необходимость предварительной калибровки оборудования перед каждым использованием в течение первых 5 минут, является неизбежной в силу специфики расчётов связанных с анализом вариабельности сердечного ритма, что может задерживать начало непосредственного мониторинга, но даёт возможность интегрировать алгоритмы индивидуальной адаптации методов фильтрации под конкретного человека.



4. **Интеграция данных:** Сложности синхронизации и интеграции данных с разных источников (ЭЭГ, ЧСС, видеоокулограф), полностью компенсируются теми возможностями которые предоставляет нам наличие данных о таких сигналах в синхронизированном виде, именно доступность дополнительных показателей активности лежит в основе эффективности рассмотренного метода.

#### **Входные данные**

1. **ЭЭГ данные:** Сигналы, регистрируемые с помощью сухих электродов, расположенных на различных участках головы пилота.
2. **Интервалограммы ЧСС:** Данные о сердечном ритме в виде временных интервалов между последовательными сердечными сокращениями, которые предоставляют информацию о вариабельности сердечного ритма.
3. **Данные видеоокулографа:** Информация о моргании и движениях глаз, полученная с помощью видеоанализа, что помогает идентифицировать визуальные артефакты в ЭЭГ.
4. **Время для калибровки:** Предварительная калибровка системы перед началом сбора данных для адаптации под индивидуальные особенности каждого участника.

#### **Использование данных и аналитические подходы**

- **Применение ИСА:** Независимый компонентный анализ для идентификации и удаления артефактов, связанных с движением глаз и другими внешними источниками помех.
- **Вейвлет-преобразование:** Анализ частотно-временных характеристик каждого компонента ЭЭГ для более детальной очистки от шумов.

Эти подходы обеспечивают комплексный анализ и обработку физиологических данных, что способствует повышению точности оценки состояния пилотов и увеличивает безопасность полётов.

## **2. НЕЗАВИСИМЫЙ КОМПОНЕНТНЫЙ АНАЛИЗ**

Независимый компонентный анализ (ИСА) – вычислительный метод, применяемый для разделения многомерного сигнала на аддитивные подкомпоненты, которые статистически независимы. Он часто используется для решения задачи слепого разделения сигналов [7]. Математически ИСА базируется на модели, в которой наблюдаемый многомерный вектор  $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  представляет собой линейную комбинацию независимых источников  $s=[s_1, s_2, \dots, s_n]^T$  через матрицу смешивания  $A$ :  $x=As$ . Задача заключается в нахождении обратной матрицы  $W=A^{-1}$ , позволяющей восстановить независимые компоненты по наблюдаемым данным то есть  $s=W_x \cdot x$ .

Процесс ИСА начинается с центрирования данных, когда из наблюдаемого вектора  $x$  вычитается среднее значение. Затем следует белое преобразование, приводящее ковариационную матрицу данных к единичной форме, с помощью метода главных компонент. После этого осуществляется оптимизация для нахождения матрицы  $W$ , при которой выходы (компоненты  $s$ ) являются статистически независимыми. Этот шаг достигается путем максимизации негауссовости компонентов через метрики

крутизны или негэнтропии. В случае fastICA итерационно ищется заданное количество ортогональных направлений, с применением функции контраста для максимизации негаусовости распределения.

Применение ИСА весьма разнообразно. В обработке сигналов он используется для разделения аудио или видео-сигналов, удаления шумов в изображениях, в медицинских исследованиях ИСА помогает анализировать ЭЭГ и МРТ данные, выделяя активность мозга и исключая артефакты. В финансовом анализе метод позволяет идентифицировать независимые факторы влияния на рынки, выделять полезные сигналы из шумовых смесей в отрасли телекоммуникаций.

Ограничениями ИСА являются следующие требования:

- количество источников не должно превышать число наблюдений (что часто выполняется в прикладных задачах по анализу сигналов)
- хотя бы один источник обладает негауссовым распределением
- сами источники должны быть статистически независимы, иначе метод может давать ошибочные результаты.

Кроме того, ИСА не позволяет определить масштаб или порядок извлеченных источников.

На вход ИСА принимает многомерный наблюдаемый вектор данных, который может быть представлен временными рядами или сигналами. На выходе алгоритм возвращает набор независимых компонент и матрицу обратного преобразования. Эти данные могут затем использоваться для восстановления сигналов очищенных от следов взаимного влияния, точнее говоря являющихся статистически независимыми друг от друга.

### 3. ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Вейвлет-преобразование представляет собой мощный математический инструмент, который анализирует данные, разлагая их на компоненты различного масштаба. Этот метод особенно ценен для анализа сигналов, характеристики которых изменяются во времени, поскольку он позволяет одновременно рассматривать временные и частотные характеристики.

Математическая основа вейвлет-преобразования заключается в использовании функций, которые сдвигаются и масштабируются на различных уровнях. Основной элемент – это так называемый «материнский вейвлет»  $\psi(t)$ , который изменяется для генерации серии «дочерних вейвлетов». Эти дочерние вейвлеты используются для создания вейвлет-преобразованных данных из исходного сигнала  $f(t)$ .

**Непрерывное вейвлет-преобразование (НВП)** задается формулой:

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

где  $a$  – параметр масштаба,  $b$  – параметр сдвига, и  $f(t)$  – анализируемый сигнал. Здесь  $\psi$  должен удовлетворять условию нулевого среднего (адекватно быстро убывать к нулю на бесконечности и иметь компактный носитель для практического использования).



**Дискретное вейвлет-преобразование (ДВП)**, в свою очередь, использует выборочные значения для масштаба и сдвига, что делает преобразование более управляемым и адаптируемым к компьютерной обработке:

$$W_f(a_k, b_{k,l}) = \sum_t f(t) \psi_{k,l}(t)$$

где  $\psi_{k,l}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_k}} \psi\left(\frac{t - b_{k,l}}{a_k}\right)$  – представляет собой вейвлет, масштабированный

и сдвинутый таким образом, чтобы соответствовать дискретным значениям масштаба  $a_k$  и сдвига  $b_{k,l}$ .

Применение вейвлет-преобразования охватывает множество сфер: от обработки изображений до анализа временных рядов в экономике и биомедицине. Например, в медицинских исследованиях вейвлеты используются для выявления необычных паттернов в ЭЭГ или ЭКГ, которые могут указывать на наличие патологических состояний.

Однако вейвлет-преобразование требует значительных вычислительных ресурсов, и выбор подходящего материнского вейвлета является критически важным, так как он напрямую влияет на качество анализа. Неправильный выбор вейвлета может привести к потере важной информации или неверной интерпретации данных.

### 3. ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ ФИЛЬТРАЦИИ СИГНАЛОВ ЭЭГ В ЗАДАЧАХ С РАСШИРЕННОЙ ИНФОРМАЦИЕЙ

Как было указано ранее, использование ИСА подразумевает независимость (статистическую) извлекаемых компонент смеси сигналов, что обусловлено фундаментальными принципами сформулированными в центральной предельной теореме именно негаусовость распределения сигналов в случае ИСА служит показателем их чистой природы. В задаче исключения артефактов записи ЭЭГ кажется ошибочным утверждение о независимости физиологических сигналов ввиду их единой природы, связанной, кроме того, с мозговой активностью. Но наличие дополнительных сведений о топологии размещения артефактов в записи, позволяет нам точно установить участки, содержащие смесь сигнала ЭЭГ и дополнительного шумового сигнала.

Процедура фильтрации начинается с применения полосового фильтра, исключающего из сигнала составляющие, находящиеся вне частотного диапазона который осмысленно можно проинтерпретировать в рамках изучения электрической активности мозга.

Далее обобщённая схема работы алгоритма представлена на рисунке 1.

ИСА осуществляет разделение сигнала на компоненты, каждая из них оценивается на предмет связи с сердечной деятельностью или ГДА, на основе информации о временном интервале в котором происходили связанные события – закрытие глаз, появление пика R нового кардиоцикла. Поиск артефактов осуществляется скользящими окнами длины которых пропорциональны частотам искомым процессов. В окнах осуществляется дискретное вейвлет преобразование, которое позволяет не только упростить

структуру входных данных для алгоритмов автонастройки фильтрации, но и упрощают задачу удаления шумовых компонент, т.к. позволяют выполнить его обнулением коэффициентов ассоциированных с шумовой составляющей сигнала. Затем происходит обратное вейвлет преобразование и рекомпозиция сигнала из результатов ICA.

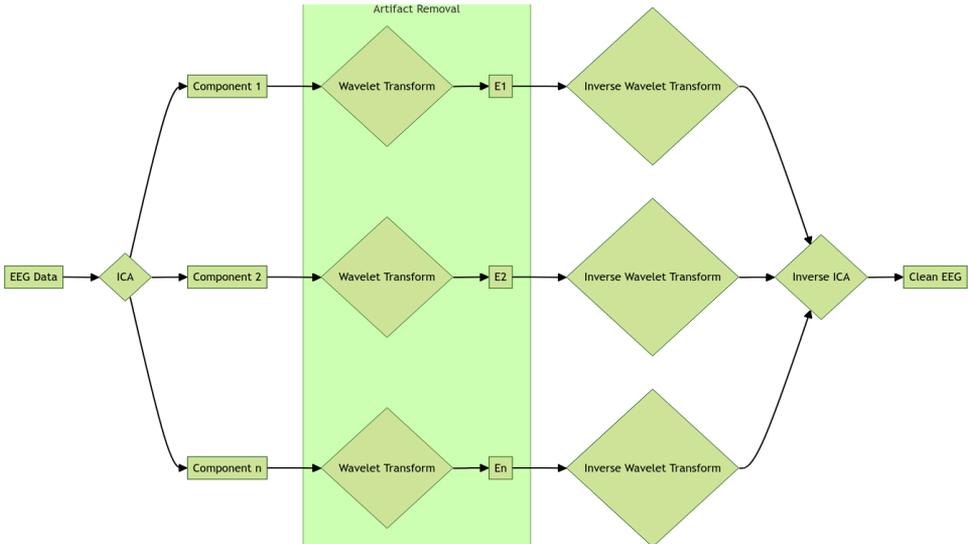


Рис. 1. Схема разделения сигнала на артефактные компоненты

Вычислительную эффективность предлагаемого метода авто калибровки фильтра можно улучшить за счёт внедрения гибридного подхода в поиску и устранению артефактов применяющего стратегию идентификации и фильтрации результатов комбинирующую пороговые методы с методами машинного обучения при поиске шумовых компонент, на данном этапе настройка метода фильтрации под каждого респондента осуществляется с использованием в качестве метода выявления шумовых сигналов случайного леса, относительно сравнительно дорогого в вычислительном плане (рис. 2).

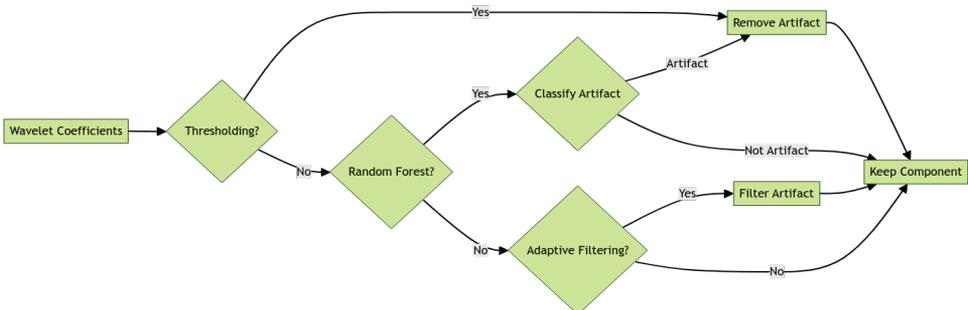


Рис. 2. Обобщённая схема фильтрации артефактных компонент на базе алгоритмов машинного обучения



## 4. ДЕТАЛЬНОЕ ОПИСАНИЕ ГИБРИДНОГО АЛГОРИТМА

Интеграция методов независимого компонентного анализа (ICA) и вейвлет-преобразования для создания гибридного алгоритма фильтрации артефактов с адаптивной настройкой на каждого респондента является мощным подходом в анализе сложных биомедицинских сигналов, таких как ЭЭГ. Эта интеграция обеспечивает устранение широкого спектра артефактов, учитывая как временные, так и частотные характеристики данных.

### 1. Предварительная обработка данных ЭЭГ

Первоначальная обработка данных ЭЭГ критически важна для обеспечения точности последующего анализа и фильтрации сигналов. Этапы предобработки включают полосовую фильтрацию, нормализацию, удаление артефактов и сегментацию. Каждый из этих этапов имеет свои особенности и необходимость, обусловленные характеристиками сигналов ЭЭГ.

#### 1.1. Полосовая фильтрация

Полосовая фильтрация – это процесс удаления частот вне интересующего диапазона. ЭЭГ сигналы обычно содержат полезную информацию в диапазоне от 1 до 50 Гц, хотя этот диапазон может варьироваться в зависимости от исследовательских задач. Важно исключить высокочастотные шумы, такие как помехи от электрических сетей (обычно 50 или 60 Гц), а также низкочастотные колебания, такие как медленные артефакты движения. Фильтрация выполняется с использованием полосового фильтра, который пропускает только сигналы внутри заданного диапазона и значительно уменьшает влияние несущих помех.

### 2. Нормализация

Нормализация данных ЭЭГ необходима для уменьшения различий в амплитуде сигналов, которые могут возникать из-за индивидуальных анатомических различий между субъектами или различий в настройках электродов. Процесс нормализации включает корректировку данных таким образом, чтобы их среднее значение стремилось к нулю, и масштабирование амплитуды для достижения одинаковой вариативности. Это улучшает сравнимость данных между различными сеансами или субъектами.

### 3. Удаление грубых артефактов

Удаление артефактов, таких как электрические помехи от других устройств, движения головы или мигание, проводится на этапе предварительной обработки для уменьшения их влияния на анализ. Для этого используются различные методы, включая автоматическое обнаружение и отсечение аномальных значений, которые выходят за пределы установленных порогов. Также могут применяться алгоритмы, основанные на статистическом анализе изменений амплитуды и частоты сигнала.

### 4. Сегментация

Сегментация ЭЭГ данных важна для анализа определенных интервалов времени, что особенно актуально в исследованиях, где анализируется реакция на стимул. Сегментация позволяет изолировать определенные события или состояния, такие как реакция

на визуальный или аудиовизуальный стимул. Это упрощает анализ данных, позволяя фокусироваться на конкретных временных интервалах, которые представляют интерес.

Эти этапы предварительной обработки необходимы для устранения факторов, которые могут исказить результаты анализа ЭЭГ. Полосовая фильтрация и нормализация гарантируют, что анализ будет фокусироваться на релевантных сигналах и будет менее подвержен внешним и внутренним помехам. Удаление артефактов и сегментация данных обеспечивают чистоту анализа и точность интерпретации результатов. Все это вместе значительно повышает качество и надежность выводов, которые можно сделать на основе данных ЭЭГ. **Применение ИСА в обработке данных ЭЭГ**

Независимый компонентный анализ (ИСА) играет центральную роль в процессе обработки и анализа данных электроэнцефалографии (ЭЭГ). Применение ИСА позволяет разделять смешанные сигналы на статистически независимые компоненты. Этот метод особенно эффективен для выделения и устранения артефактов, таких как электромиографические шумы, моргания и другие внешние помехи, которые могут значительно исказить данные ЭЭГ.

### **Принцип работы ИСА**

В контексте ЭЭГ ИСА используется для разложения смешанных сигналов, записанных с множества электродов, на отдельные источники. Каждый компонент, полученный с помощью ИСА, представляет собой линейную комбинацию исходных электродных сигналов, которые предполагаются статистически независимыми друг от друга. Это делает ИСА мощным инструментом для идентификации артефактов, поскольку они часто проявляются в данных независимо от нейронной активности.

### **Этапы применения ИСА к ЭЭГ данным**

1. **Сбор данных и их предварительная обработка:** Прежде всего, данные ЭЭГ должны быть должным образом подготовлены, что включает фильтрацию, нормализацию и удаление явных артефактов.
2. **Выполнение ИСА:** Затем данные подвергаются процессу ИСА, который разделяет записи ЭЭГ на независимые компоненты. Это разделение позволяет локализовать источники сигналов, в том числе и те, что связаны с артефактами.
3. **Идентификация артефактных компонентов:** После применения ИСА анализируются полученные компоненты для определения тех, которые связаны с артефактами. Это может быть осуществлено на основе заранее известных характеристик шумов, таких как частотные диапазоны или характерные временные паттерны (далее описывается подход использующий вейвлет представления выделенных компонент для выполнения идентификации артефактов и их удаления).

Применение ИСА к данным ЭЭГ [13–15] позволяет улучшить чистоту и точность анализа за счёт тщательного устранения артефактов, которые могут существенно повлиять на диагностическую и исследовательскую ценность результатов. Это особенно важно в клинических исследованиях и при мониторинге состояний, где требуется высокая точность данных для корректной интерпретации нейронной активности. ИСА



способствует более точному распознаванию артефактов физиологической природы и как следствие получению более полной и точной картины мозговой активности [4].

### **Вейвлет-преобразование для дополнительной фильтрации**

Вейвлет-преобразование – это метод, позволяющий изучать сигналы в различных масштабах, что особенно полезно для данных ЭЭГ, характеризующихся нестационарностью и наличием кратковременных событий. Применение этого метода в обработке данных ЭЭГ позволяет дополнительно фильтровать артефакты после выполнения независимого компонентного анализа (ICA).

### **Принцип работы вейвлет-преобразования**

Вейвлет-преобразование разлагает сигнал на компоненты, представляющие его на разных масштабах (частотах), что обеспечивает детальный анализ в режиме «время-частота». Это разложение основано на сдвиге и масштабировании «материнского» вейвлета, который сравнивается с анализируемым сигналом на каждом уровне разложения. Коэффициенты преобразования отображают вклад определенного масштаба в анализируемый сигнал в данной временной точке.

### **Этапы применения вейвлет-преобразования к ЭЭГ**

1. **Подготовка компонентов ЭЭГ:** Компоненты, выделенные с помощью ICA, обрабатываются вейвлет-преобразованием для дополнительного анализа. Каждый компонент представляется как временной ряд, подлежащий разложению на разные уровни масштабов.
2. **Выбор материнского вейвлета и разложение:** Исходя из характерных особенностей сигнала ЭЭГ, выбирается подходящий материнский вейвлет и задаются масштабы разложения. Например, для выделения артефактов моргания лучше всего подходят вейвлеты с коротким временным охватом, поскольку моргание представляет собой транзитный сигнал.
3. **Детектирование артефактов:** После разложения компонента на вейвлеты выполняется анализ коэффициентов преобразования. Артефакты идентифицируются по их характерным временным и частотным особенностям. Это позволяет эффективно обнаруживать и изолировать артефакты, которые сложно выявить с помощью стандартных фильтров или методов анализа временных рядов.
4. **Удаление или корректировка артефактов:** После идентификации артефактных коэффициентов они удаляются или корректируются с использованием пороговых методов или других алгоритмов. Затем выполняется обратное вейвлет-преобразование, чтобы восстановить скорректированный сигнал.

Вейвлет-преобразование обеспечивает высокую точность в идентификации и фильтрации артефактов благодаря возможности анализа временных и частотных характеристик сигналов. Это позволяет корректировать кратковременные и нестационарные артефакты, такие как движения глаз, мышечные сокращения или шумы окружающей среды. В сочетании с ICA вейвлет-преобразование обеспечивает комплексный подход к фильтрации данных ЭЭГ, повышая точность диагностики и анализа нейронной активности.

## Реконструкция сигнала после фильтрации

Реконструкция сигнала является ключевым этапом в процессе обработки данных ЭЭГ, следующим за применением методов фильтрации, таких как независимый компонентный анализ (ICA) и вейвлет-преобразование. Этот процесс важен для восстановления чистого сигнала, очищенного от артефактов, для последующего анализа и клинического использования. Реконструкция сигнала позволяет восстановить данные ЭЭГ в их первоначальной форме, сохраняя всю релевантную информацию о мозговой активности, но без искажений, вызванных шумами и внешними воздействиями.

### Процесс реконструкции сигнала

Реконструкция сигнала после фильтрации обычно включает несколько ключевых шагов:

1. **Инверсия фильтрации:** После идентификации и удаления артефактных компонентов, полученных с помощью ICA и вейвлет-преобразования [9], необходимо провести инверсию этих методов фильтрации для восстановления первоначальных данных ЭЭГ. Это включает обратное применение матрицы смешивания в ICA для восстановления исходных сигналов из независимых компонент. В случае вейвлет-преобразования [5], требуется выполнение обратного вейвлет-преобразования для синтеза сигнала из его вейвлет-коэффициентов.
2. **Синтез данных:** После обратной операции компоненты сигнала, очищенные от артефактов, собираются вместе для формирования единого, чистого сигнала ЭЭГ. Это требует точного выравнивания компонент во времени и амплитуде, чтобы обеспечить согласованность и непрерывность реконструированного сигнала.
3. **Проверка и корректировка:** Реконструированный сигнал подвергается проверке на предмет сохранения всех значимых мозговых сигналов и полного удаления артефактов. В этом процессе может потребоваться дополнительная корректировка, особенно если в процессе реконструкции были внесены искажения или пропущены значимые данные.

Процесс реконструкции необходим для обеспечения того, чтобы анализируемые данные ЭЭГ были как можно более точными и чистыми. Ошибки в реконструкции могут привести к неверной интерпретации нейронной активности, что критично в клинических условиях и научных исследованиях. Реконструкция позволяет ученым и врачам работать с данными, которые максимально приближены к истинному состоянию мозговой активности, что важно для диагностики, мониторинга и разработки медицинских интервенций.

## 5. АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНОГО АЛГОРИТМА НА ОСНОВЕ ICA И ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

### Общий принцип адаптивной фильтрации

Адаптивная фильтрация в контексте обработки данных ЭЭГ направлена на динамическую настройку алгоритмов фильтрации для оптимизации их эффективности



в реальном времени или в различных условиях эксплуатации. Цель состоит в том, чтобы алгоритм мог самостоятельно корректировать свои параметры в ответ на изменения во входных данных или в реакции системы. Это особенно важно в приложениях, где физиологические сигналы подвержены значительным изменениям из-за внешних условий, движения респондента или других динамических факторов.

### **Применение гибридного алгоритма в адаптивной фильтрации**

Гибридный алгоритм, сочетающий ИСА и вейвлет-преобразование, обеспечивает мощный инструмент для адаптивной фильтрации, поскольку может точно извлекать и корректировать артефакты, адаптируясь к изменениям в сигнале. Процесс адаптивной фильтрации с применением этого алгоритма включает несколько ключевых аспектов:

1. **Детектирование изменений в сигнале:** Алгоритм постоянно анализирует входящие данные на предмет наличия новых или измененных артефактов, которые могут возникнуть из-за изменений в условиях записи, состоянии респондента или других факторов.
2. **Автоматическая настройка параметров фильтрации:** На основе обнаруженных изменений алгоритм адаптирует параметры ИСА и вейвлет-преобразования, такие как выбор вейвлет-функции, пороги для удаления артефактов, и другие ключевые настройки, чтобы оптимизировать процесс фильтрации для текущих условий.
3. **Повторное применение фильтрации:** После адаптации параметров, фильтрация повторяется с обновленными настройками, чтобы обеспечить максимальное удаление артефактов при минимальной потере полезной информации.
4. **Обратная связь и мониторинг эффективности:** Алгоритм постоянно оценивает качество фильтрации, используя оценку коэффициента сигнал/шум и анализ наблюдаемого сигнала на предмет соответствия ожидаемым показателям ЭЭГ. Это позволяет динамически корректировать процесс фильтрации в зависимости от его эффективности.

Применение адаптивной фильтрации в обработке ЭЭГ обеспечивает ряд преимуществ, особенно в условиях, где стандартные методы фильтрации могут быть неэффективны из-за высокой изменчивости сигналов или сложности условий записи. Это включает клинические испытания, мониторинг в реальном времени, исследования в условиях движения и другие приложения, где важна высокая точность и надежность данных.

Адаптивная фильтрация позволяет не только повысить качество данных, но и сократить время, необходимое для постобработки, улучшая тем самым эффективность всего процесса анализа данных.

Результаты работы алгоритма на разных этапах отражены на рисунке 3.

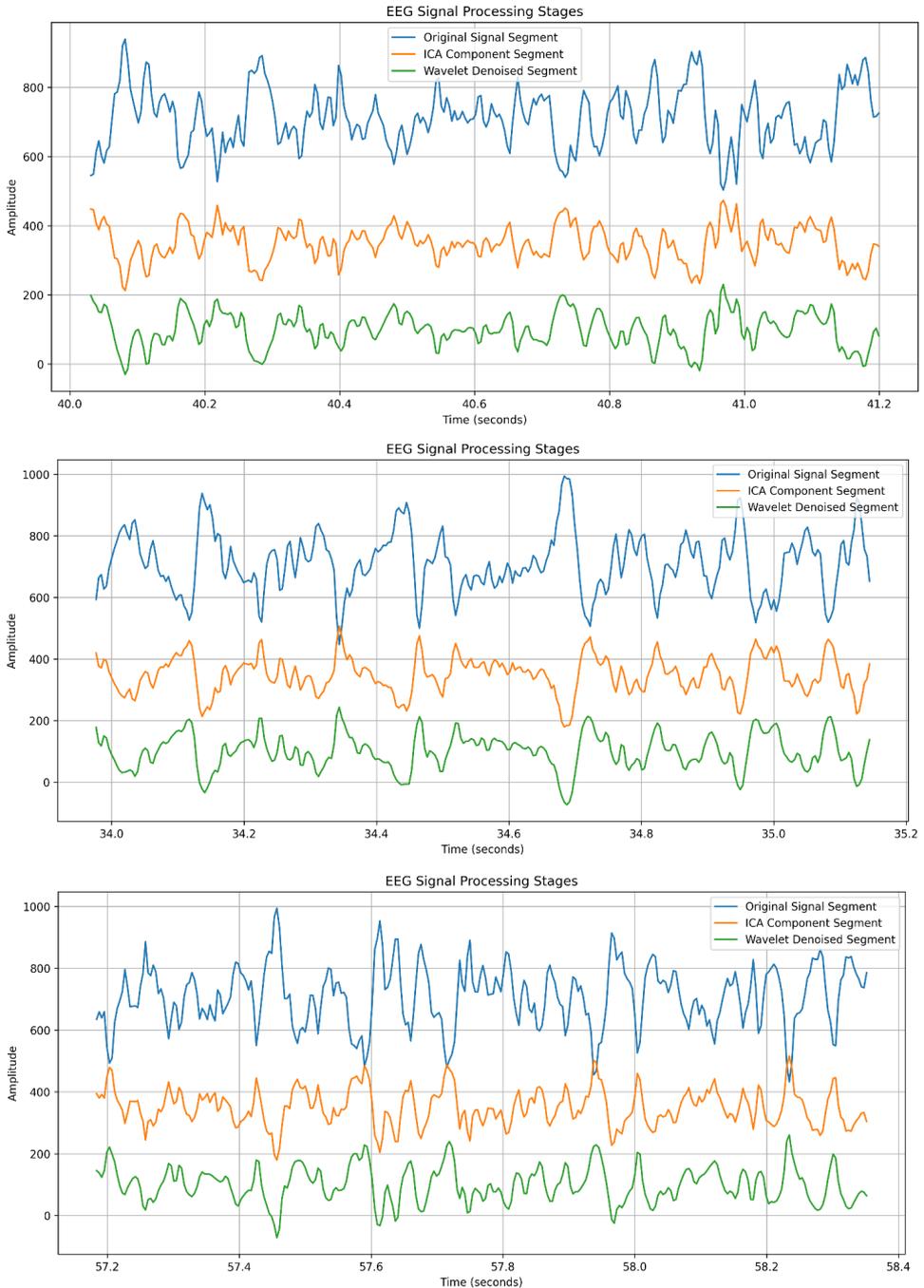


Рис. 3. Результаты работы алгоритма фильтрации сигнала на реальной записи



## 6. РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе проведенного исследования был разработан и апробирован гибридный алгоритм фильтрации артефактов ЭЭГ, который интегрирует методы независимого компонентного анализа (ICA) и вейвлет-преобразования. Этот подход позволил достичь значительного улучшения в чистоте сигналов ЭЭГ, что особенно важно в условиях использования сухих электродов и в мобильных нейромониторинговых системах.

### Основные достижения

1. **Улучшение качества данных ЭЭГ:** Применение гибридного алгоритма позволило эффективно удалять артефакты, связанные с физиологическими процессами, такими как мигание глаз и сердечные сокращения. Это стало возможным благодаря точной идентификации и фильтрации артефактных компонентов.
2. **Адаптивность алгоритма:** Внедрение адаптивной фильтрации с автоматической калибровкой параметров позволило системе эффективно адаптироваться к индивидуальным особенностям каждого респондента и динамически меняющимся условиям эксплуатации.
3. **Вычислительная эффективность:** Использование гибридного подхода оказалось вычислительно эффективным за счёт оптимизации процессов идентификации и фильтрации шумовых компонентов, что способствовало сокращению времени обработки данных.

## 7. ВЫВОДЫ

Разработанный гибридный алгоритм фильтрации артефактов ЭЭГ демонстрирует высокую эффективность в задачах мониторинга состояния пилотов и может быть рекомендован для использования в клинических исследованиях и других приложениях, где требуется высокая точность регистрации электроэнцефалографических данных. Алгоритм обладает хорошей адаптивностью и может быть настроен под конкретные условия и требования пользователя. Будущие исследования могут сосредоточиться на дальнейшем улучшении алгоритмов машинного обучения для ещё более точной идентификации артефактов, а также на расширении функциональности системы с возможностью её использования в более широком спектре медицинских и промышленных приложений.

### Литература

1. A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in EEG. Houston Methodist Research Institute.
2. Allen JE, Cross K. Computational Models for Reducing Noise in EEG Data. *Neuroscience Letters*. 2022;760:136012. doi:10.1016/j.neulet.2021.136012.
3. Davis F, Swartz E. Evaluation of Dry Electrodes in Long-term EEG and Neural Monitoring Applications. *Journal of Neuroscience Methods*. 2021;345:108972. doi:10.1016/j.jneumeth.2020.108972.



4. *Garces Correa A, Laciari E, Patino HD, Valentinuzzi ME.* Artifact removal from EEG signals using adaptive filters in cascade. *J Phys Conf Ser.* 2007;90(1):012081. doi:10.1088/1742-6596/90/1/012081.
5. *Green D, Mason A, Tompkins W.* Adaptive Filtering Techniques for Noise Reduction and AC Interference Minimization in Electrocardiogram Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 2018;65(9):2023–2032. doi:10.1109/TBME.2018.2813241.
6. Hybrid Multi-Channel EEG Filtering Method for Ocular Artifact Removal. Oxford Academic.
7. *James JR, O'Neil K.* Independent Component Analysis of EEG data. *Neuroscience Methods.* 2018;306:78–94. doi:10.1016/j.neumeth.2018.05.022.
8. *Jiang X, Bian GB, Tian Z.* Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. *Sensors.* 2019;19(5):987. doi:10.3390/s19050987.
9. *Lee T, Girolami M.* A Comprehensive Review of Wavelet Transform Techniques for Signal Processing in EEG-based Brain-Computer Interfaces. *Computational Intelligence and Neuroscience.* 2019;2019:6573281. doi:10.1155/2019/6573281.
10. *Morris K, Patel C.* Real-Time EEG Signal Monitoring Under Adaptive Filtering Framework. *Biomedical Signal Processing and Control.* 2020;59:101894. doi:10.1016/j.bspc.2020.101894.
11. *Patel S, Hughes R, Hester T.* The Development and Performance of Dry Electrodes for EEG Measurement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 2018;65(6):1373–1380. doi:10.1109/TBME.2017.2769700.
12. Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. MDPI.
13. *Smith H, Brown M.* Advanced Signal Processing Techniques for Artifact Removal in EEG. *Journal of Neural Engineering.* 2020;17(4):046014. doi:10.1088/1741-2552/ab8d52.
14. *Thompson M, Smith I.* Neural Networks for Signal Processing in EEG: An Overview of Applications and Challenges. *Journal of Neural Engineering.* 2021;18(2):021001. doi:10.1088/1741-2552/abc8fe.
15. *Wang Y, Zhou L.* Signal Enhancement Techniques for EEG Monitoring: Applications and Challenges. *Applied Neurobiology.* 2020;46(4):402–417. doi:10.1007/s12035-020-01934-7.



# The Experience of Developing an Adaptive Hybrid EEG Signal Filter with Extended Information Adaptability

**Grigory A. Yuryev\***

Moscow State University of Psychology and Education (MSUPE), Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2960-6562>

e-mail: [g.a.yuryev@gmail.com](mailto:g.a.yuryev@gmail.com)

This article discusses the development of a hybrid EEG signal filter based on independent component analysis (ICA) and wavelet transform. The purpose of the filter is to remove artifacts from EEG signals caused by physiological processes that can be identified by synchronous time series data. The article describes the algorithm and justifies the suitability of the method for the task. Empirical results from real experimental studies are also presented.

**Keywords:** signal filtering, adaptive algorithms, multi-scale analysis, electroencephalography (EEG), independent component analysis.

## For citation:

Yuryev G.A. The Experience of Developing an Adaptive Hybrid EEG Signal Filter with Extended Information Adaptability. *Modelirovanie i analiz dannykh = Modelling and Data Analysis*, 2024. Vol. 14, no. 2, pp. 98–113. DOI: <https://doi.org/10.17759/mda.2024140206> (In Russ., abstr. in Engl.).

## References

1. A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in EEG. Houston Methodist Research Institute.
2. Allen JE, Cross K. Computational Models for Reducing Noise in EEG Data. *Neuroscience Letters*. 2022;760:136012. doi:10.1016/j.neulet.2021.136012.
3. Davis F, Swartz E. Evaluation of Dry Electrodes in Long-term EEG and Neural Monitoring Applications. *Journal of Neuroscience Methods*. 2021;345:108972. doi:10.1016/j.jneumeth.2020.108972.
4. Garces Correa A, Laciár E, Patino HD, Valentinuzzi ME. Artifact removal from EEG signals using adaptive filters in cascade. *J Phys Conf Ser*. 2007;90(1):012081. doi:10.1088/1742-6596/90/1/012081.
5. Green D, Mason A, Tompkins W. Adaptive Filtering Techniques for Noise Reduction and AC Interference Minimization in Electrocardiogram Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2018;65(9):2023–2032. doi:10.1109/TBME.2018.2813241.

\***Grigory A. Yuryev**, PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Leading Researcher, Youth Laboratory Information Technologies for Psychological Diagnostics, Moscow State University of Psychology and Education (MSUPE), Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2960-6562>, e-mail: [g.a.yuryev@gmail.com](mailto:g.a.yuryev@gmail.com)



6. Hybrid Multi-Channel EEG Filtering Method for Ocular Artifact Removal. Oxford Academic.
7. James JR, O'Neil K. Independent Component Analysis of EEG data. *Neuroscience Methods*. 2018;306:78–94. doi:10.1016/j.neumeth.2018.05.022.
8. Jiang X, Bian GB, Tian Z. Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. *Sensors*. 2019;19(5):987. doi:10.3390/s19050987.
9. Lee T, Girolami M. A Comprehensive Review of Wavelet Transform Techniques for Signal Processing in EEG-based Brain-Computer Interfaces. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2019;2019:6573281. doi:10.1155/2019/6573281.
10. Morris K, Patel C. Real-Time EEG Signal Monitoring Under Adaptive Filtering Framework. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2020;59:101894. doi:10.1016/j.bspc.2020.101894.
11. Patel S, Hughes R, Hester T. The Development and Performance of Dry Electrodes for EEG Measurement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2018;65(6):1373–1380. doi:10.1109/TBME.2017.2769700.
12. Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. MDPI.
13. Smith H, Brown M. Advanced Signal Processing Techniques for Artifact Removal in EEG. *Journal of Neural Engineering*. 2020;17(4):046014. doi:10.1088/1741-2552/ab8d52.
14. Thompson M, Smith I. Neural Networks for Signal Processing in EEG: An Overview of Applications and Challenges. *Journal of Neural Engineering*. 2021;18(2):021001. doi:10.1088/1741-2552/abc8fe.
15. Wang Y, Zhou L. Signal Enhancement Techniques for EEG Monitoring: Applications and Challenges. *Applied Neurobiology*. 2020;46(4):402–417. doi:10.1007/s12035-020-01934-7.

Получена 13.05.2024

Принята в печать 27.05.2024

Received 13.05.2024

Accepted 27.05.2024