

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ
КАЗАХСТАН

Казахский национальный технический университет имени
К.И. Сатпаева

**ИНСТИТУТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ
КАФЕДРА «ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ ТЕХНИКИ»**

ДОПУЩЕН К ЗАЩИТЕ

Зав. кафедрой
канд.техн.наук, профессор
(уч. степень, звание)
_____ А.С. Ермаков
«__» _____ 2009 г.

ДИПЛОМНАЯ РАБОТА

На тему: Электроэнцефалограмма человека как биометрическая
характеристика в системах контроля доступа.

050704 «Вычислительная техника и программное обеспечение»
(шифр и наименование специальности)

Выполнил: Элбакян А. А.

Рецензент

(уч. степень, звание)

(подпись)

«__» _____ 2009 г.

Научный руководитель

(уч. степень, звание)

_____ А.С. Ермаков

(подпись)

«__» _____ 2009 г.

Алматы 2009

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ
КАЗАХСТАН

Казахский национальный технический университет имени
К.И. Сатпаева

ИНСТИТУТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ
Кафедра «Вычислительной техники»

Шифр и наименование специальности 050704 ВТиПО

ЗАДАНИЕ

на выполнение дипломной работы

Студенту Элбакян Александре Асановне

Тема проекта: Электроэнцефалограмма человека как биометрическая характеристика в системах контроля доступа.

Утверждена приказом по ВУЗу _____

Срок сдачи законченного проекта _____

Исходные данные к дипломной работе:

Необходимо проанализировать возможность использования электроэнцефалограммы человека в биометрических системах контроля доступа, показать преимущества и недостатки электроэнцефалограммы перед другими биометрическими характеристиками, традиционно используемыми в системах контроля доступа. Сделать обзор существующих технологий и методов реализации биометрических систем на основе электроэнцефалограммы, показать их возможности, ограничения и направления развития. Разработать собственный метод аутентификации пользователя по его электроэнцефалограмме, провести сравнение с существующими. Разработать программное обеспечение для тестирования метода.

Краткое содержание дипломной работы:

1. Состояние исследуемой проблемы
2. Сравнение ЭЭГ с другими биометрическими характеристиками
3. Системы контроля доступа на основе ЭЭГ
4. Разработка и тестирование нового метода аутентификации субъекта по его ЭЭГ
5. Описание разработанного программного обеспечения
6. Экономическое обоснование
7. Охрана труда

Перечень графического материала:

- а) Устройство биометрической системы;
- б) ЭЭГ и ее регистрация;
- в) тестирование картой Кохонена;
- г) тестирование нового метода;
- д) скриншот разработанного ПО.

Рекомендуемая основная литература:

1. J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. Brain-Computer Interfaces For Communication and Control. *Clinical Neurophysiology*, 113:767–791, 2002.
2. Гнездицкий В.В. Вызванные потенциалы мозга в клинической практике - М. МЕДпресс-информ, 2003. 264 с.: ил.
3. J. Thorpe, P. C. van Oorschot, and A. Somayaji, "Pass-thoughts: authenticating with our minds," in *NSPW '05: Proceedings of the 2005 workshop on New security paradigms*. New York, NY, USA: ACM Press, 2005, pp. 45-56.

ГРАФИК ПОДГОТОВКИ ДИПЛОМНОГО ПРОЕКТА

Наименование разделов, перечень разрабатываемых вопросов	Сроки представления научному руководителю и консультантам	Примечание
Анализ ЭЭГ как биометрической характеристики		
Анализ существующих подходов к созданию биометрических систем на ЭЭГ		
Разработка метода и программного обеспечения		
Разработка инструкций по эксплуатации ПО		
Экономическая эффективность		
Охрана труда		

Подписи консультантов и нормоконтролера на дипломный проект с указанием относящихся к ним разделов проекта

Наименования разделов	Научный консультанты, И.О.Ф. (уч. степень, звание)	Дата подписания	Подпись
Экономическая часть проекта	канд. экон. наук, доцент М.У. Дуйсемалиева		
Охрана труда	ст. преп. Н.Л. Калита		
Нормоконтроль	канд. техн. наук, профессор А. С. Ермаков		

Заведующий кафедрой _____ А. С. Ермаков
(подпись)

Научный руководитель _____ А. С. Ермаков
(подпись)

Задание принял к исполнению студент _____ А. А. Элбакян
(подпись)

Дата « ____ » _____ 2009 г.

ANNOTATION

In this work application of EEG for using in biometric access control systems is discussed. EEG was compared with other biometrics traditionally used in access control systems, its advantages and disadvantages were shown.

Existing methods and ways of realization of biometrics access control systems using EEG was analyzed and their capabilities and limitations were shown.

Also new authentication method using EEG which eliminates some disadvantages of existing methods was developed.

Also software for testing this new authentication and identification method was developed.

АННОТАЦИЯ

В данной работе было рассмотрено применение электроэнцефалограммы человека как биометрической характеристики в системах контроля доступа. Было проведено сравнение ЭЭГ с традиционно используемыми в системах контроля доступа биометрическими характеристиками, выделены ее преимущества и недостатки.

Был проведен анализ существующих методов и подходов к реализации биометрических систем контроля доступа на основе ЭЭГ, показаны их возможности и ограничения.

Также был предложен новый метод аутентификации по ЭЭГ, устраняющий некоторые недостатки своих предшественников.

Также было разработано ПО для тестирования разработанного метода идентификации и аутентификации пользователей по их ЭЭГ.

АҢДАТПА

Бұл дипломдық жұмысты қатынас құру жүйелерінде адамның электроэнцефалограммасын биометриялық сипаттама ретінде қолдану қарастырылған. Қатынас құру жүйелерінде әдетте қолданатын биометриялық сипаттамалмен ЭЭГ сылыстыру жүргізіміп оның артықшылықтыры мен кешілімктері анықталған.

ЭЭГ негізінде биометриялық қатынас құру жүйелерін ісме асырудың белгілі әдістері талданып алардың мүмкіндітері мен шектеулері көрсетілген.

Осыған қоса бұрынғы жүйелердін кейбір кемшіліктерін жоятын ЭЭГ негізінде жаңа аутентификация әдісі ұсынылды.

ЭЭГ негізінде пайдаланушылырды идентификацияляу және аутентификациялық үшін құрылған әдісті тестілеу үшін құрылған әдісті тестілеу бағдарлалық қампыта жасалды.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	9
1 СОСТОЯНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРОБЛЕМЫ	13
2 СРАВНЕНИЕ ЭЭГ С ДРУГИМИ БИОМЕТРИЧЕСКИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ	14
2.1 Критерии сравнения и общий анализ ЭЭГ как биометрической характеристики	14
2.2 Преимущества ЭЭГ перед другими биометрическими характеристиками	16
3 СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ДОСТУПА НА ОСНОВЕ ЭЭГ	19
3.1 Общие принципы построения	19
3.2 Аппаратная часть	20
3.3 Обзор существующих методов идентификации/аутентификации по ЭЭГ	31
3.3.1 Общие сведения и терминология	31
3.3.2 Методы, основанные на регистрации фоновой активности	34
3.3.3 Методы на основе регистрации вызванных зрительным стимулом колебаний в гамма-области	39
3.3.4 Методы, основанные на регистрации воображаемых движений	44
3.3.5 Методы, основанные на регистрации вызванных потенциалов	45
3.3.6 Другие методы	49
3.3.7 Система ЭЭГ/ЭКГ аутентификации STARFAST	52
3.4 Заключение	53
4 РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ НОВОГО МЕТОДА АУТЕНТИФИКАЦИИ СУБЪЕКТА ПО ЕГО ЭЭГ	55
4.1 Пререквизиты. Используемые математические методы	55
4.1.1 Нейронные сети	55
4.1.2 Самоорганизующаяся карта Кохонена	55
4.1.3 Нейронная сеть с обратным распространением ошибки	57
4.2 Выбор БД и проектирование метода аутентификации	58
4.3 Алгоритмы параметризации и обучения классификатора. Процедура тестирования	61
4.4 Результаты и интерпретация	63
5 ОПИСАНИЕ РАЗРАБОТАННОГО ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ	69
5.1 Общие сведения	69

5.2 Инструкция пользователя.....	69
5.2.1 Загрузка, просмотр и преобразование БД.....	69
5.2.2 Анализ данных.....	71
5.3 Инструкция программиста	73
6 ЭКОНОМИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ	76
6.1 Техничко-экономическое обоснование дипломной работы.....	76
6.2 Расчёт коммерческих затрат на разработку системы.....	76
6.2.1 Расходы на статью “Материалы”	76
6.2.2 Расчёт затрат на заработную плату персонала организации-разработчика системы	77
6.2.3 Затраты на статью “Отчисления на социальные нужды”	79
6.2.4 Расходы на статью “Спецоборудование для научных работ и его эксплуатация”	79
6.2.5 Расчёт затрат в статье “Прочие расходы”	80
6.3 Оценка эффективности внедрения средств защиты	81
7 ОХРАНА ТРУДА	84
7.1 Санитарные правила и нормы.....	84
7.2 Промышленная санитария. Требования к микроклимату	84
7.2.1 Требования к освещению.....	85
7.2.2 Расчет естественного освещения вычислительного центра	87
7.2.3 Расчет искусственного освещения вычислительного центра	88
7.2.4 Требования к уровням шума и вибрации.....	89
7.2.5 Требования к электромагнитному излучению	90
7.3 Электробезопасность	92
7.4 Пожарная безопасность	92
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	94
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ.....	95
Приложения	

ВВЕДЕНИЕ

Проблема защиты ценностей от несанкционированного доступа стояла перед человеком на протяжении всего времени его существования на данной планете. Даже первобытный человек вынужден был придумывать, каким образом предотвратить доступ голодных соплеменников к добытому куску мяса. Сейчас проблема контроля доступа не утратила своей актуальности: головокружительная скорость прогресса в последнее время приводит к необходимости постоянного и непрерывного совершенствования методов защиты.

Контроль доступа в настоящее время осуществляется автоматизированными системами, которые осуществляют процессы идентификации и аутентификации. Все, кто (или что) имеет определенный доступ к ресурсам, называются пользователями системы. Каждый пользователь в системе обозначается уникальным (присущим только ему) идентификатором.

Аутентификация (верификация) – проверка принадлежности субъекту предъявленного им идентификатора. Говоря простым языком: в процессе аутентификации проверяется, является ли действительно субъект тем, за кого он себя выдает.

В процессе идентификации выясняется, кем является субъект: является ли он одним из пользователей системы, и если да, то каким. Системы идентификации используются не только для осуществления контроля доступа, но их можно применять и для этой цели [1].

При аутентификации требуется проверить соответствие только одному из зарегистрированных в системе пользователей, а при идентификации необходимо сравнение со всеми. Зато аутентификация требует активного соучастия субъекта, в то время как для идентификации это необязательно, а в некоторых приложениях – даже нежелательно.

На настоящий момент существует три основных способа осуществления аутентификации/идентификации (в системах с повышенными требованиями к надежности, как правило, одновременно используется несколько способов):

1. Проверяется, знает ли пользователь то, что он должен знать, владеет ли он определенной информацией (паролем). Обычно проверяется знание какого-либо секретного слова, фразы или кода. Это наиболее простой и дешевый способ аутентификации. Сейчас он применяется повсеместно: в банкоматах, сотовых телефонах требуется ввести пин-код, при входе в компьютер - пароль. Но данный способ также является самым уязвимым.

2. Проверяется, есть ли у пользователя определенная вещь (токен), которой он должен обладать. Сюда относятся, например, смарт-карты для контроля доступа.

3. Проверяются неотъемлемые – биометрические – характеристики данного пользователя. К ним относятся отпечатки пальцев, черты лица, строение скелета, запах, и т.п.

Последний метод является наиболее новым и наименее изученным, и представляется очень перспективным по следующим причинам:

- Системы на основе биометрических характеристик включают дополнительный слой защиты, которого нет в системах идентификации/аутентификации по секретной информации или предмету. В последних двух методах ничто не препятствует компрометации системы в случае, если произошла утечка секретной информации или хищение/дублирование предмета. С другой стороны, если злоумышленник даже и узнает каким-нибудь способом биометрические характеристики пользователя, ему нужно будет еще придумать и реализовать нетривиальные (и недешевые) способы их подделки для того, чтобы скомпрометировать систему. Во многих случаях подделка вообще не представляется возможной.
- Другое достоинство биометрических систем – простота использования. Не нужно ничего запоминать, как в случае с секретной информацией, не нужно ничего оберегать, как в случае с предметом.

Биометрические системы аутентификации/идентификации достаточно сильно варьируются по своей стоимости и уровню надежности (рисунок 1). Разнообразие систем объясняется большим разнообразием используемых биометрических характеристик и технологий их получения.

Наиболее распространены системы на основе:

- отпечатков пальцев;
- изображения лица;
- радужной оболочки глаза;
- геометрии ладони;
- характеристик речи;
- сетчатки глаза (рисунок кровеносных сосудов глазного дна);
- термограмм лица или ладони.

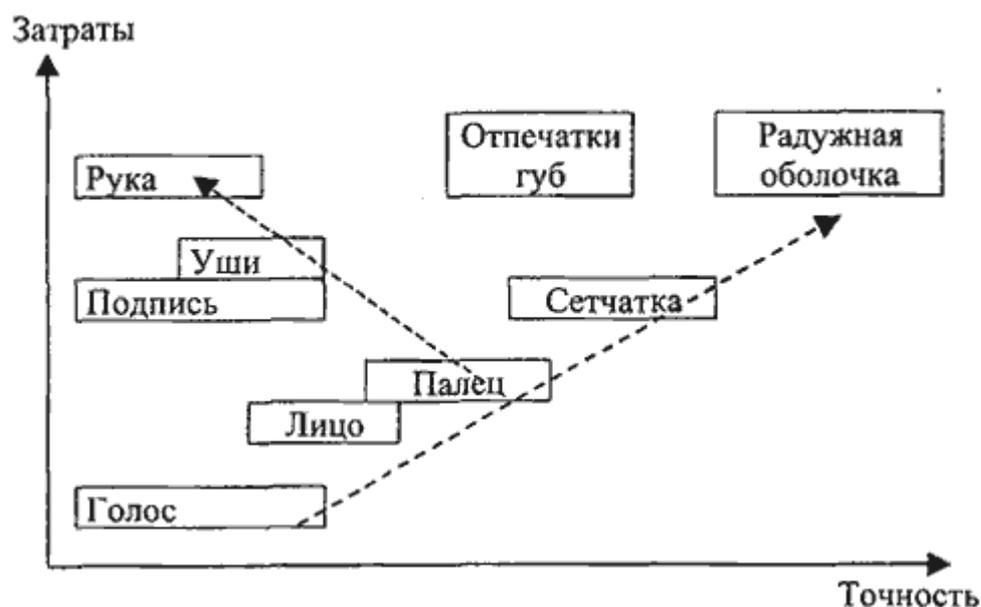


Рисунок 1 - Соотношение цена/качество некоторых биометрических систем в зависимости от используемых характеристик [2]

Простые биометрические системы аутентификации сейчас достаточно распространены. Во многих современных ноутбуках есть возможность аутентификации по отпечатку пальца. Так же ни один ноутбук сейчас не поставляется без веб-камеры, а это значит, что установив один из свободно распространяемых пакетов для распознавания лиц, можно добавить аутентификацию по чертам лица. Аналогично можно поступить и с голосом – использовать встроенный микрофон ноутбука для аутентификации.

Как уже было сказано, системы могут использовать различные биометрические характеристики для определения пользователя. Очень перспективным является использование такой биометрической характеристики как ЭЭГ (электроэнцефалограмма) человека.

Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) – это запись с поверхности головы электрических потенциалов, генерируемых мозгом. У разных людей – разный характер генерируемых потенциалов. Благодаря этому возможно использование ЭЭГ в целях аутентификации/идентификации. Электрические потенциалы также различны в зависимости от состояния сознания, выполняемых мозгом задач, эмоциональных реакций, реакций на внешние раздражители. Благодаря этому системы на основе ЭЭГ потенциально более устойчивы к атакам, чем системы на основе других биометрических характеристик.

Традиционно ЭЭГ используется для диагностики нарушений нервной системы.

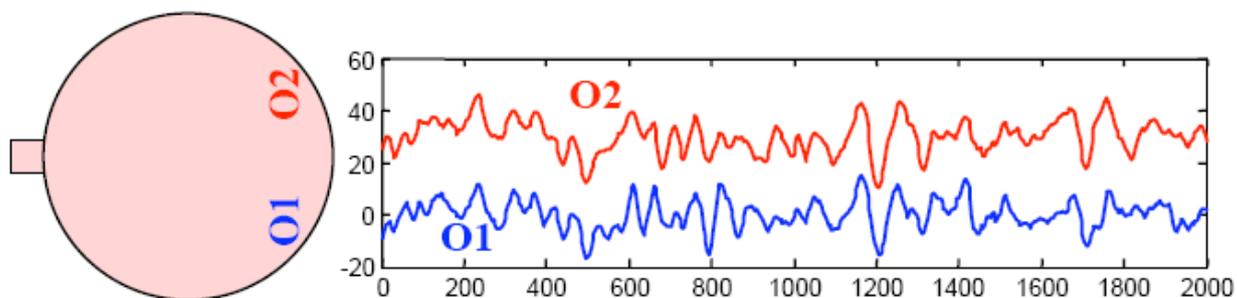


Рисунок 2 – ЭЭГ, регистрируемая сенсорами, расположенными в точках O1 и O2 (2 сек.)

Электроэнцефалограмма представляет собой изменяющееся во времени значение напряжения, которое регистрируется сенсорами, расположенными на поверхности головы (рисунок 2).

Не вызывающая особых затруднений регистрация и обработка ЭЭГ - а значит, и возможность ее использования в системах контроля доступа - стала доступной сравнительно недавно благодаря прогрессу вычислительной техники и технологий в целом. Поэтому ЭЭГ является на данный момент одной наименее изученных биометрических характеристик.

1 СОСТОЯНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРОБЛЕМЫ

Исследования касательно применения ЭЭГ как биометрической характеристики для идентификации и аутентификации субъектов начали проводиться совсем недавно, всего 10 лет назад [3,4]. На данный момент этой теме посвящено всего лишь около 34 научных публикации (рисунок 3).

Первые исследования подтвердили принципиальную возможность идентификации субъектов по их ЭЭГ, и область начала активно развиваться. Это заметно на графике - количество публикаций в последние годы растет.

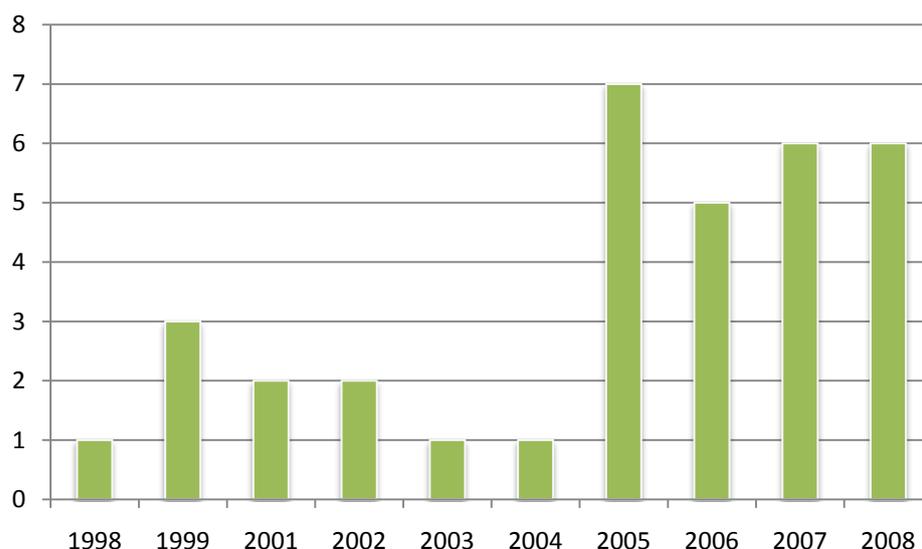


Рисунок 3 – количество опубликованных в научных журналах статей по ЭЭГ идентификации и аутентификации

Несмотря на это, систем на основе ЭЭГ разрабатывается мало. Фактически, мне удалось найти только одну (см. раздел 3.3.7), да и то она пока находится на стадии прототипа. Часть исследователей даже полагает, что «использование мыслей в качестве пароля – это что-то из области научной фантастики», так как «связь между мыслью и электрической активностью очень слабая».

Но не следует забывать о том, что точно такие же неутешительные прогнозы давались насчет космических полетов. Да и что там космические полеты, в 1943 году президент корпорации ИВМ Томас Уотсон выразил мнение, что «на мировом рынке есть место, может быть, для пяти компьютеров». А сейчас компьютеры стали неотъемлемой частью нашей жизни. Касательно ЭЭГ-биометрии какие-либо прогнозы вообще давать еще рано, так как данная область только начинает развиваться. Такой скачок объясняется прогрессом вычислительной техники и технологий в целом, появлением высокопроизводительных портативных компьютеров.

2 СРАВНЕНИЕ ЭЭГ С ДРУГИМИ БИОМЕТРИЧЕСКИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

2.1 Критерии сравнения и общий анализ ЭЭГ как биометрической характеристики

Прежде чем проводить какое-либо сравнение, неплохо было бы определиться с критериями, по которым будет оно выполняться. Подбор правильных критериев – это тема для отдельной научной работы. Поэтому я воспользуюсь готовыми критериями для сравнения биометрических методов, разработанными в [1] (таблица 1). Критерии эти следующие:

- универсальность – каждый пользователь системы должен иметь измеряемую характеристику;
- уникальность (различимость) – не должно быть двух человек с идентичными характеристиками;
- постоянство (перманентность) – характеристика не должна изменяться со временем;
- измеримость – характеристику можно измерить количественно;
- производительность – достижимая точность работы системы;
- приемлемость – насколько сами пользователи находят приемлемым данный метод;
- атакуемость – насколько легко система может быть скомпрометирована.

Если мы хотим использовать биометрическую характеристику для аутентификации, то она обязательно должна обладать первыми четырьмя свойствами (универсальность, уникальность, постоянство и измеримость).

Таблица 1

Сравнительная характеристика некоторых биометрических методов по [1], L – малая, M – средняя и H – высокая степень

	Универсальность	Уникальность	Постоянство	Измеримость	Производительность	Приемлемость	Атакуемость
ДНК	H	H	H	L	H	L	L
Ухо	M	M	H	M	M	H	M
Лицо	H	L	M	H	L	H	H
Термограмма лица	H	H	L	H	M	H	L
Отпечаток пальца	M	H	H	M	H	M	M
Походка	M	L	L	H	L	H	M

Продолжение таблицы 1

Геометрия руки	М	М	М	Н	М	М	М
Рисунок вен	М	М	М	М	М	М	Л
Радужка	Н	Н	Н	М	Н	Л	Л
Набор	Л	Л	Л	М	Л	М	М
Запах	Н	Н	Н	Л	Л	М	Л
Отпечаток кисти	М	Н	Н	М	Н	М	М
Сетчатка	Н	Н	М	Л	Н	Л	Л
Роспись	Л	Л	Л	Н	Л	Н	Н
Голос	М	Л	Л	М	Л	Н	Н

Из-за малой распространенности ЭЭГ-систем на данный момент провести точную оценку каждого параметра достаточно трудно, но потенциал самого метода можно оценить уже сейчас.

Рассмотрим требование универсальности. Действительно, такая характеристика, как ЭЭГ, неизбежно есть у каждого живого человека, как и ДНК (а, например, про отпечатки пальцев или геометрию уха такого утверждения сделать нельзя). Но степень универсальности в любом случае будет зависеть от конкретной реализации системы. Это становится понятным, если рассмотреть, например, работы, описанные в разделе 3.3.3. Предложенные в них методы идентификации базируются на регистрации и классификации паттернов ЭЭГ, возникших в результате восприятия человеком визуального стимула. Получается, что подобная система не предназначена для идентификации слепых пользователей. Но потенциально, если система аутентификации будет реализована таким образом, что сможет различать произвольные паттерны умственной активности, то 100% универсальность будет гарантирована.

Рассмотрим требование уникальности. Недавние работы по созданию нейрокомпьютерных интерфейсов [5] подтверждают, что даже одинаковые мысли у разных людей по-разному отражаются на ЭЭГ. (Нейрокомпьютерные интерфейсы используют электрические сигналы мозга для управления внешними устройствами. Благодаря этому, например, полностью парализованный человек может управлять инвалидной коляской, просто представляя себе движение правой или левой рукой для поворота в нужную сторону) Другой аргумент в пользу уникальности предоставляют исследования взаимосвязи ЭЭГ с генетикой [6, 7, 8, 9, 10]. В пользу генетической обусловленности определенных параметров ЭЭГ говорит, например, такой факт, как сильное сходство характеристик ЭЭГ однойцевых близнецов, даже тех, которые выросли отдельно друг от друга [6]. Сходства между ЭЭГ монозиготных близнецов в два раза больше, чем между аналогичными ЭЭГ дизиготных [8]. ЭЭГ людей, объединенных кровным родством, также демонстрируют большую степень сходства, чем ЭЭГ людей, абсолютно чужих друг другу [7]. Некоторые исследователи даже полагают, что когда-нибудь ЭЭГ-биометрия сможет составить конкуренцию анализу ДНК.

Но наиболее интересные вещи мы увидим, когда начнем рассматривать требование перманентности, т.е. требование неизменности нашей биометрической характеристики. Оно выполняется для таких характеристик, как рисунок линий на пальцах и ладони, радужная оболочка, сетчатка глаза, поскольку эти характеристики являются врожденными и не меняются на протяжении всей жизни. А ЭЭГ, напротив, изменяется постоянно в зависимости от эмоционального состояния человека в данный момент, его мыслей, воспринимаемого окружения, т.е. всего, чем на данный момент занят его мозг. Конечно, определенные параметры ЭЭГ обусловлены генетически (см. предыдущий абзац), но это – только некоторые параметры, в целом же ЭЭГ очень динамична.

Но как же тогда система сможет определить пользователя, если ей предъявляются абсолютно разные снимки ЭЭГ?

Во-первых, можно извлекать из ЭЭГ только генетически предопределенные параметры.

Во-вторых, помимо этого, можно извлекать только параметры, которые относятся к определенному виду задачи, выполняемой мозгом. При входе в систему человек должен будет каждый раз выполнять определенную задачу. Такой задачей может быть, например, счет про себя. Системе нужно извлечь из ЭЭГ только ту информацию, которая появилась в ней благодаря активности нейронов, занятых счетом. А активность нейронов, отвечающих за зрительное восприятие, эмоциональный фон и др., т.е. всю ту активность, отображаемую на ЭЭГ, которая в данном контексте оказывается произвольной, учитывать не нужно. В этом случае необходимо подобрать задачу, которую легко выделить на ЭЭГ, которая мало варьируется для одного человека и сильно варьируется для разных людей.

В-третьих, подобная задача может быть выбрана самим пользователем и держаться в секрете. Благодаря достижениям в области ИИ система может сама научиться отделять перманентные в данном контексте параметры ЭЭГ от случайных, и распознавать пользователя, опираясь на первые.

В общем, систему можно спроектировать таким образом, что требование перманентности будет выполняться.

2.2 Преимущества ЭЭГ перед другими биометрическими характеристиками

В предыдущем разделе я уже говорила о том, что ЭЭГ отличается от других биометрических характеристик в том плане, что она не является неизменной, а зависит от мыслей и состояния человека в данный момент. Благодаря этому у ЭЭГ появляется огромное преимущество. Ведь пространство всевозможных мыслей и состояний человека в общем бесконечно. И получается, что, в отличие от других биометрических характеристик, которые имеют только один неизменный шаблон, определяющий пользователя, ЭЭГ предоставляет бесконечно много шаблонов, каждый из которых можно

использовать для аутентификации/идентификации. Это значит, что утечка биометрической информации в случае ЭЭГ не страшна вообще: ведь ее можно будет легко поменять на другую. А ведь опасность утечки – это именно та причина, по которой биометрические системы нельзя использовать для удаленной аутентификации. Для систем, основанных на ЭЭГ, такого ограничения не существует.

Следующее преимущество состоит в том, что ЭЭГ-системы имеют малую степень подверженности атакам. Это происходит по следующим причинам:

1. Злоумышленнику трудно заполучить ЭЭГ пользователя системы – для этого необходимо специальное оборудование и обязательно осознанное участие пользователя в данном процессе (здесь не рассматривается случай утечки БД системы, т.к. вероятность этого зависит от способа реализации системы, а не от используемой ею характеристики). Для сравнения рассмотрим, например, отпечатки пальцев. Пользователь постоянно оставляет их то тут, то там (если не ходит все время в перчатках) и их сбор не представляет особого труда, здесь даже не требуется специального оборудования [11].

2. Даже заполучив ЭЭГ, предоставить ее вместо своей в процессе аутентификации/идентификации практически невозможно. Чтобы удостовериться в этом, рассмотрим всевозможные варианты атаки и убедимся в сложности их реализации:

- а. Прямое подключение к электродам устройства, генерирующего нужные потенциалы. Некоторые типы ЭЭГ-систем (см. раздел 3.3.2) могут быть легко скомпрометированы таким образом, но для других это может оказаться технически более сложной задачей. Действительно, допустим, что наша система работает следующим образом (см. раздел 3.3.3): пользователю через случайные промежутки времени предъявляются на экране фотографии, провоцирующие определенную реакцию, и записывается и анализируется последующая ЭЭГ. Для того, чтобы устройство для подделки смогло сгенерировать нужный ЭЭГ-паттерн, ему необходима своевременная (до десятков миллисекунд) информация о том, какая фотография появилась на экране, т.е. необходима дополнительная подсистема для обнаружения и анализа изображения.

- б. Расположение на голове незаметного устройства для генерации необходимых сигналов. Технически еще сложнее, чем предыдущий вариант.

- с. Изменение собственной ЭЭГ путем тренировки на ЭЭГ пользователя, за которого хочет пройти злоумышленник [12]. Теоретически возможно, но даже в этом случае требует нескольких месяцев работы и результат не гарантирован.

Для того, чтобы продемонстрировать сложность реализации приведенных выше подходов, приведу здесь один из способов подделки тех же отпечатков пальцев [11]: необходимо всего лишь приклеить на пальцы кусочки силикона с нанесенными нужными отпечатками.

Подводя итог, можно сказать, что ЭЭГ в целом не уступает другим биометрическим методам, а потенциально даже превосходит их. Поэтому необходимым является дальнейшее развитие данного метода и разработка систем на его основе.

3 СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ДОСТУПА НА ОСНОВЕ ЭЭГ

3.1 Общие принципы построения

Разработка любой биометрической системы контроля доступа большей частью сводится к решению классической задачи распознавания образов. Примером задачи распознавания образов является реализация рукописного ввода текста в компьютер: основная сложность заключается в том, что одна и та же буква может быть написана по-разному - разным наклоном, размером и почерком, - а значит, одна и та же буква (называемая классом) может быть представлена совершенно разными наборами входных данных (образов). Однако все они, тем не менее, обладают какими-то общими свойствами, по которым их можно отнести к одному и тому же классу. Выделение этих свойств и определение класса – непростой процесс, требующий применения продвинутых статистических алгоритмов и систем искусственного интеллекта, а также компетентности в предметной области для выбора подходящих из них и правильного их использования.

В нашем случае в роли образов выступают биометрические характеристики, а в роли классов – пользователи системы.

Процедура распознавания образов состоит из следующих этапов:

1. Регистрация образа специальным оборудованием.
2. Удаление помех постороннего происхождения, не имеющих отношения к образу.
3. Извлечение параметров. На этом этапе мы получаем компактный (по сравнению с образом) набор числовых характеристик образа – параметрический вектор. Его следует извлекать так, чтобы он содержал наиболее важную информацию об образе, по которой можно выполнить классификацию, и как можно меньше избыточной и лишней информации, не несущей сведений о принадлежности образа к тому или иному классу.
4. Собственно классификация. Решается вопрос о том, насколько вероятна принадлежность параметрического вектора, полученного на предыдущем этапе, к каждому из классов, известных системе. Наиболее известный алгоритм классификации – нейронные сети.
5. Принятие решения. Определение класса, исходя из информации, полученной на этапе 4.

Данная схема описывает и процесс идентификации/аутентификации пользователя. Добавление пользователя в систему осуществляется аналогичным образом, с той лишь разницей, что на этапе 4 производится обучение классификатора распознаванию нового пользователя.

В нашей задаче перечисленные выше этапы реализуются следующим образом:

1. ЭЭГ регистрируется специальными сенсорами - электродами, установленными на поверхности головы.

2. Удаление артефактов из полученной ЭЭГ. Артефактами называются посторонние сигналы, такие как электромиограмма, электрокардиограмма, электроокулограмма, электрическая наводка и т.п., которые могут накладываться на ЭЭГ и искажать ее.
3. ЭЭГ обрабатывается различными методами анализа сигналов. Здесь применяется пространственная и временная фильтрация, усреднение сигнала, различные виды спектрального анализа, моделирование сигнала и др. методы.
- 4 (5). Распознавание субъекта.

Этапы 2 и 4 особого интереса не представляют. И там и там используются уже ставшие стандартом алгоритмы и методы. Они находят свое применение не только в рассматриваемой здесь теме, но и во многих других областях. Все исследования (подробно рассматриваемые в разделе 3.3), касающиеся идентификации/аутентификации субъектов по ЭЭГ, делают акцент на этапе 3.

Этап 1 представляет особый интерес в связи с тем, что является на данный момент основным камнем преткновения при попытке реализации систем на основе ЭЭГ. Дело в том, что электроды, традиционно применяемые для регистрации ЭЭГ в клинических условиях, требуют предварительной обработки кожи головы и смазывания специальным гелем. Процедура установки таких электродов занимает время, требует специальных навыков и доставляет неприятные ощущения. Только это могло бы сделать ЭЭГ непригодной для использования в системах контроля доступа. Но к счастью, в последнее время разрабатываются так называемые «сухие» электроды [13], которые не так трудоемки в использовании, и на их основе уже вполне можно создавать работоспособные системы. Более подробно аппаратная часть рассматривается в следующем разделе.

Правда, до массового производства сухих электродов дело пока не дошло, поэтому все рассмотренные методы разрабатывались с использованием медицинского оборудования на обычных электродах.

3.2 Аппаратная часть

В клинических и лабораторных условиях очень часто встречается такая ситуация, когда каждый сенсор устанавливается по очереди. Естественно, в системе контроля доступа это неприемлемо. Для нее больше подходит специальный шлем, шапочка, ободок или повязка, в который все сенсоры встроены заранее. Отдельно устанавливать каждый из них в таком случае не требуется - достаточно просто надеть устройство на голову. Подобные шапочки сейчас достаточно распространены (рисунок 4), но они требуют закачивания проводящего геля в каждый электрод после надевания. Это, разумеется, тоже неприемлемо. Нашей системе нужны электроды, которые могли бы работать без геля, т.е. сухие электроды.



Рисунок 4 – Шапочка для быстрой установки электродов

Устройства, отвечающие данным требованиям, начали появляться совсем недавно, массово пока не выпускаются, их возможности пока ограничены и плохо изучены (зато стоимость не очень высока, что не может не радовать).

Естественно, основным компонентом таких устройств являются сухие электроды. Рассмотрим их отличия от традиционных, принцип работы и возможности.

Традиционные, «мокрые», электроды, представляют собой небольшую металлическую пластинку, прикладываемую к голове. Чтобы сигнал ЭЭГ с поверхности головы переходил на эту пластинку, между ней и поверхностью необходимо наличие электролита, т.е. проводящего геля, который обеспечивает контакт.

Сухие электроды забирают сигнал другими способами. В зависимости от способа съема существующие на данный момент сухие электроды делятся на три типа [14]:

1. Контактные (требующие соприкосновения с кожей) электроды с микро- и нанорельефной поверхностью (рисунок 5), такой электрод используется, например, в [13]. Поверхность таких электродов густо усеяна мелкими зубчиками. При установке они проникают в верхние слои кожи, обеспечивая таким образом хороший контакт (рисунок 6). Контакт также улучшается за счет увеличения площади поверхности соприкосновения.

Эти электроды являются активными, т.е. содержат специальные схемы, которые выполняют обработку и усиление принимаемого сигнала. Обычные электроды никаких операций над сигналами не выполняют. Активные электроды обязаны своим появлением прогрессу

в области микроэлектроники, созданию маленьких, надежных и вместе с тем дешевых ИС.

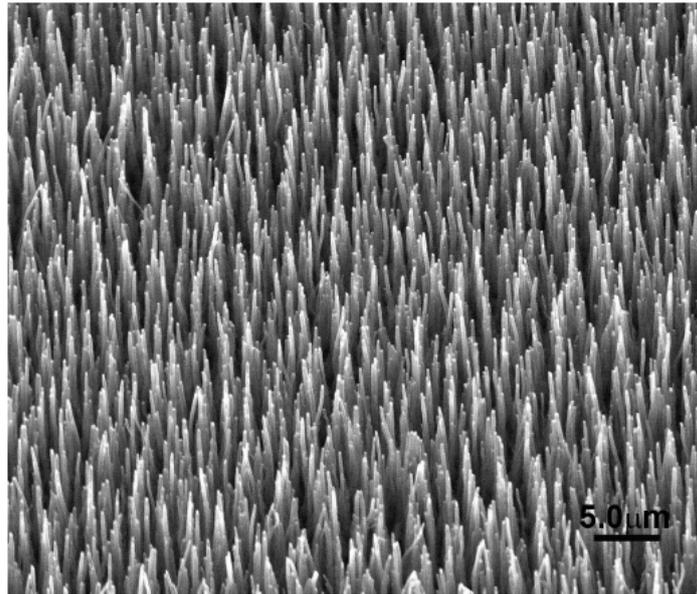


Рисунок 5 – Зубчики из углеродных нанотрубок на поверхности нанорельефного электрода

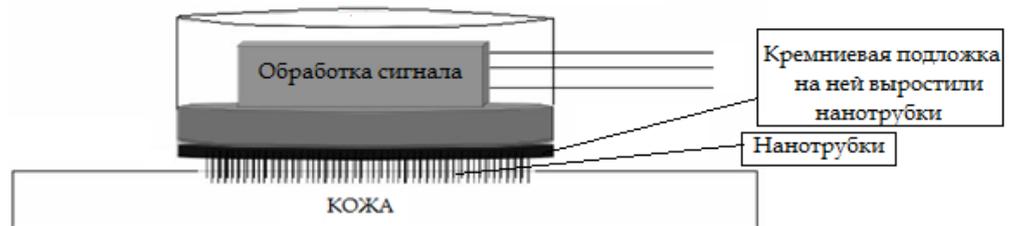


Рисунок 6 – Принцип работы микро(нано)рельефного электрода

По такой технологии выполнена шапочка, используемая в системе ЭЭГ/ЭКГ аутентификации STARFAST (рисунок 7) [15]. В этой шапочке для регистрации ЭЭГ на лбу расположены три сенсора.



Рисунок 7 – Электродная шапочка ENOBIO, используемая в системе ЭЭГ/ЭКГ аутентификации STARFAST

Аналогичным образом устроен нашумевший нейрокомпьютерный интерфейс OCZ NIA (Neural Impulse Actuator) – ободок с тремя встроенными электродами, который тоже надевается на лоб (рисунок 8). OCZ NIA доступен на рынке и его стоимость немного превышает 100\$. Он разработан для управления компьютером, прежде всего – играми, силой мысли. Было бы очень интересно попробовать применить его в системе контроля доступа. Некоторые энтузиасты уже используют его в своих проектах. Подробнее об OCZ NIA можно узнать на посвященном ему форуме www.ocztechnologyforum.com, там же можно принять участие в обсуждении данного продукта.



Рисунок 8 – Нейрокомпьютерный интерфейс OCZ NIA

2. Бесконтактные емкостные электроды (рисунок 9) [16]. Активные электроды, состоящие из металлической подложки, изолированной от поверхности головы тонкой пластиковой пленкой (рисунок 10), и электронных компонентов. Емкость подложки изменяется в зависимости от присутствующего электрического поля. Сигнал получается путем регистрации и преобразования значения емкости.

Эти электроды являются очень чувствительными и требуют хорошей изоляции. Для создания изолирующей пленки нужен очень хороший диэлектрик. По размеру они достаточно крупные - более 2 см в диаметре. Зато благодаря их бесконтактности возможно измерение сигнала ЭЭГ через волосы!



Рисунок 9 – Емкостной электрод

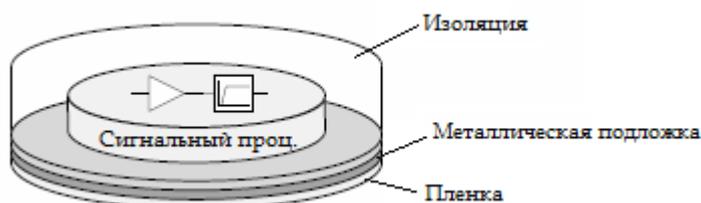


Рисунок 10 – Устройство емкостного электрода

Систему с использованием 28 емкостных электродов, вмонтированных в мотоциклетный шлем (рисунок 11), недавно разработали в Техническом Университете Брауншвейга (http://www.emg.tu-bs.de/forsch/eeg_ekg/ceeg/dbb_en.htm). На ее основе был успешно реализован нейрокомпьютерный интерфейс [17], позволяющий взаимодействовать с компьютером со скоростью 12.5 бит/минуту.

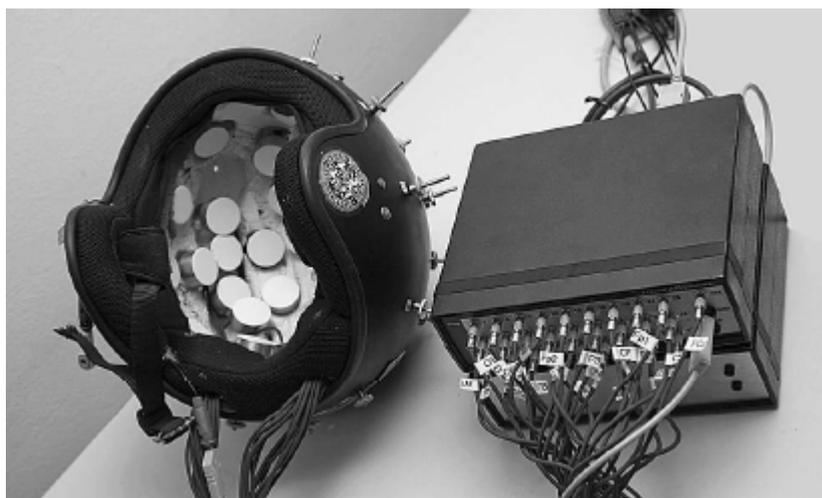


Рисунок 11 – Система, разработанная в Университете Брауншвейга

3. Контактные электрооптические сенсоры Photrode (рисунок 12) [18, 19], разработанные компанией SRICO (www.srico.com). Содержат оптоволокно, по которому пропускается свет (рисунок 13). Свет, проходя через электрод по оптоволокну, модулируется окружающим электрическим полем. На выходе получается измененный свет. Он передается на обрабатывающее устройство, которое вычисляет из него ЭЭГ-сигнал.

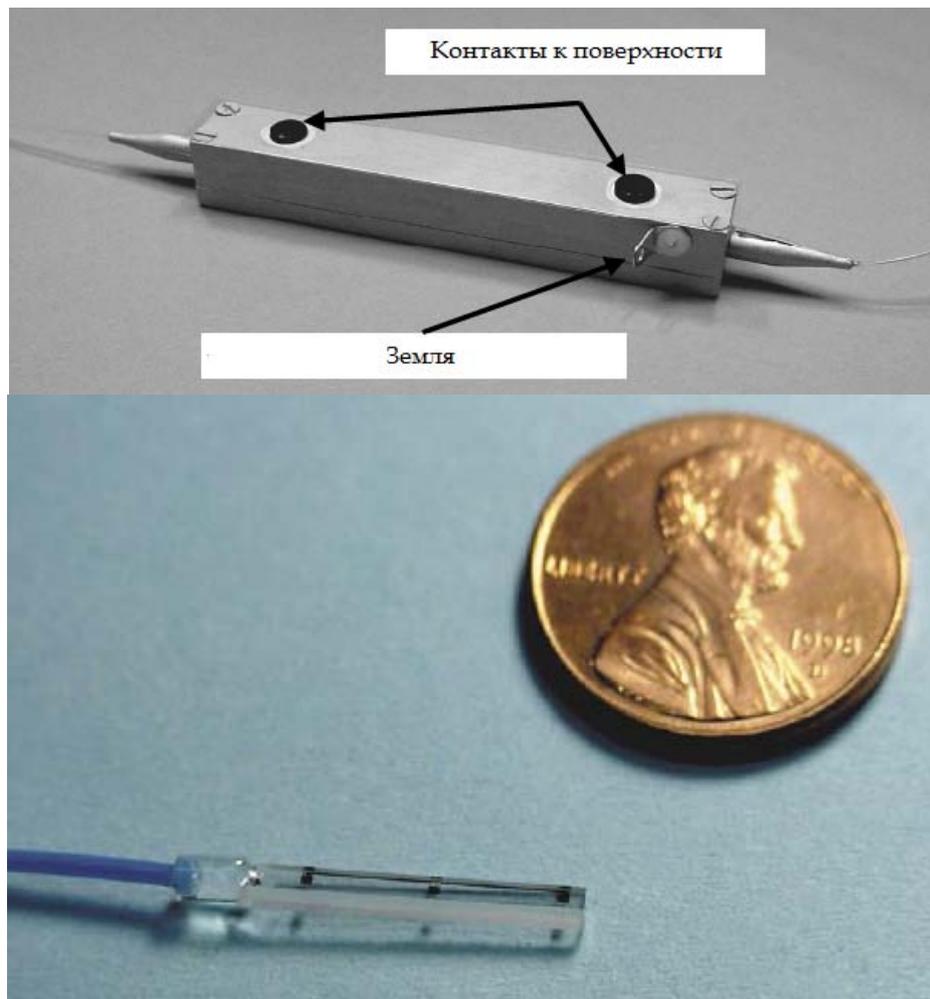


Рисунок 12 – Электрооптический сенсор

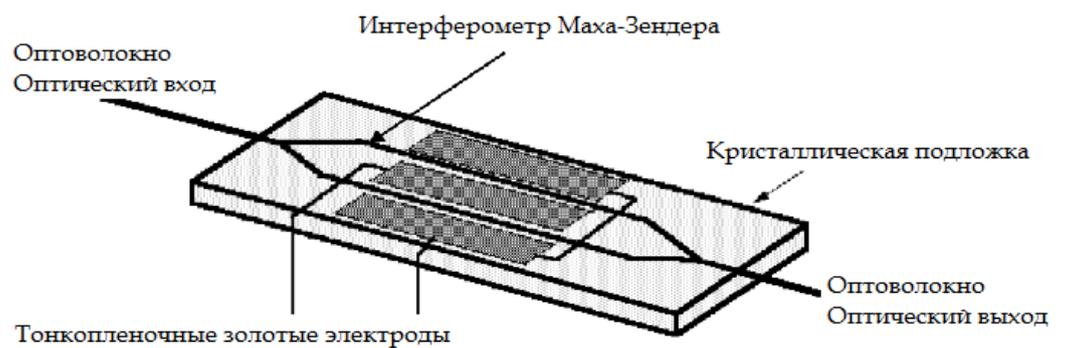


Рисунок 13 – Схема электрооптического сенсора

Принцип работы этих сенсоров, безусловно, интересный, но, к сожалению, о них и об устройствах на их основе (рисунок 14) очень мало сведений.



Рисунок 14 – Шлем на сенсорах Photrode

Еще одна система на сухих электродах была недавно разработана компанией QUASAR (www.quasarus.com). Технические детали пока не раскрываются – патент еще на стадии рассмотрения, но система может работать через волосы (рисунок 15), т.е. в ней используются бесконтактные сенсоры (рисунок 16). Качество получаемого сигнала, судя по рисунку 17, при этом очень даже неплохое. Компания готовится к выпуску данной системы на рынок медицинского оборудования (www.advancedneurometrics.com).



Рисунок 15 – Система, разработанная компанией QUASAR



Рисунок 16 – Сенсоры, используемые в системе QUASAR

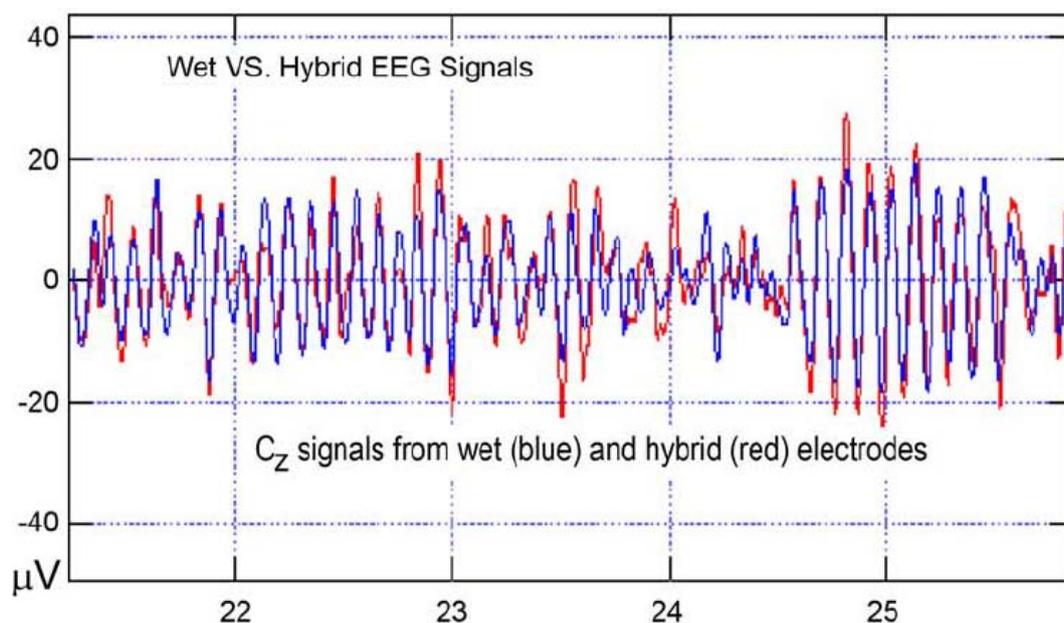


Рисунок 17 – Сигнал, регистрируемый сенсором QUASAR (красный) и обычным мокрым сенсором (синий) длительностью 5 секунд

Много шума последнее время вокруг другой проприетарной разработки - шлема EPOC компании Emotiv (рисунок 18). Он содержит 14 сухих сенсоров, использует беспроводное соединение и позиционируется как компьютерный интерфейс нового поколения. Продукт ориентирован в основном на аудиторию любителей компьютерных игр, но в планах компании - открыть новую эру взаимодействия человека с окружающей действительностью, осуществить то, о чем так давно мечтают фантасты. Шлем вот-вот выпустят на рынок, его ориентировочная цена – всего 300\$ - это просто поразительно, поскольку цена даже самых дешевых систем с 16 мокрыми электродами на данный момент – от 1000\$ и выше. Пока что компания успешно продемонстрировала возможности продукта на выставках и в СМИ, видеозаписи показов доступны на ее сайте www.emotiv.com.



Рисунок 18 – Шлем EPOC, разработка компании Emotiv (справа более ранняя версия)

Правда, шлем не может быть использован для получения необработанных, «сырых», ЭЭГ сигналов – они передаются устройством на компьютер в зашифрованном виде, и делать протокол открытым пока не в планах компании, но, по заявлениям Emotiv, планы могут измениться, если на сырые данные будет подходящий спрос – это обнадеживает.

Сухие сенсоры постоянно совершенствуются благодаря прогрессу в области физики, то есть появлению подходящих материалов (диэлектриков, нанотрубок) для создания качественных электродов, и микроэлектроники, то есть совершенствованию сигнальных процессоров, необходимых для создания активных электродов.

Что касается самих устройств, то ободок или повязка удобнее для использования, чем шлем или шапочка: у них больший диапазон подходящих размеров, и они не вступают в конфликт с прической. Но есть и недостатки: во-первых, они требуют, чтобы все сенсоры были расположены на одной линии – в таком случае у системы уменьшается количество данных, необходимых для определения субъекта. Во-вторых, при повторном одевании сенсоры могут не попасть на те же точки на голове, как в предыдущий раз, а значит, считываемые сигналы изменятся, и это тоже может затруднить определение пользователя. Правда, сейчас появились методы анализа ЭЭГ, такие как ICA, которые позволяют по сигналам, регистрируемым на поверхности головы, получить сигналы, генерируемые отдельными ансамблями нейронов в головном мозгу, которые, естественно, инвариантны от позиции сенсоров. Но все это требует дополнительных исследований.

3.3 Обзор существующих методов идентификации/аутентификации по ЭЭГ

3.3.1 Общие сведения и терминология

ЭЭГ представляет собой суперпозицию сложных аperiodических колебаний, которые возникают в результате постоянной поляризации и деполяризации нейронов, формирующих головной мозг [8].

На ЭЭГ можно выделить такие компоненты, как периодические колебания различной амплитуды и частоты – волны. В зависимости от частоты, локализации и формы волны относят к определенным ритмам. Традиционно выделяют альфа- (8-13 Гц), бета- (14-30 Гц), дельта- (1-4 Гц) и тета- (4-8 Гц) ритмы. Также различают гамма-, каппа-, мю-, пи-, фи-, лямбда-, сигма-, тау-ритмы и обонятельный ритм. Большинство из них используются только в клинической практике.

Альфа-ритм (α -ритм, рисунок 19) - ритм ЭЭГ в полосе частот от 8 до 13 Гц, средняя амплитуда 30-70 мкВ. Регистрируется у 85-95% здоровых взрослых. Лучше всего выражен в затылочных отделах. Наибольшую амплитуду α -ритм имеет в состоянии спокойного бодрствования, особенно при закрытых глазах в затемнённом помещении. Блокируется или ослабляется при повышении внимания (в особенности зрительного) или мыслительной активности.

Применение α -ритма к задаче биометрической аутентификации/идентификации рассматривается в разделе 3.3.2.

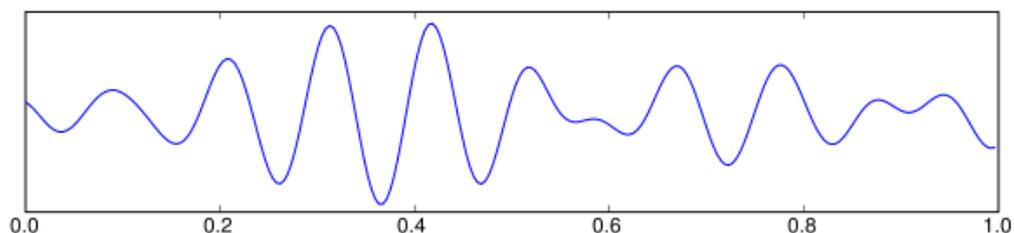


Рисунок 19 – Альфа-ритм (1 сек.)

Мю-ритм (μ -ритм, роландический ритм, сензоримоторный ритм) — ритм ЭЭГ в полосе частот 7—11 Гц. Представляет собой аркообразные волны, регистрируемые в состоянии бодрствования в центральных и центрально-височных регионах. В отличие от α -ритма, μ -ритм активируется во время психической нагрузки и психического напряжения. Выполнение любых движений независимо от их структуры, силовой, временной, пространственных характеристик всегда сопровождается блокированием α -ритма. Ритм также блокируется мысленным представлением движения, состоянием готовности к движению или тактильной стимуляцией.

Применение μ -ритма к задаче биометрической аутентификации/идентификации рассматривается в [20,21].

Гамма-ритм (γ -ритм, рисунок 20) — колебания потенциалов ЭЭГ в диапазоне от 30 Гц до 120-170 Гц, а по данным некоторых авторов — до 500-800 Гц. Амплитуда очень низка — ниже 10 мкВ и обратно пропорциональна частоте. Во многих работах показана связь гамма-ритма с усилением внимания, процессами перцепции, опознанием стимула; формированием образа, процессами сознания, выполнением семантических операций. Убедительно выделен так называемый сенсорный компонент гамма-ритма — всплеск осцилляции, возникающий после стимула с латентным периодом от 10 до 150-200 мс и усиливающийся с привлечением к нему внимания [22].

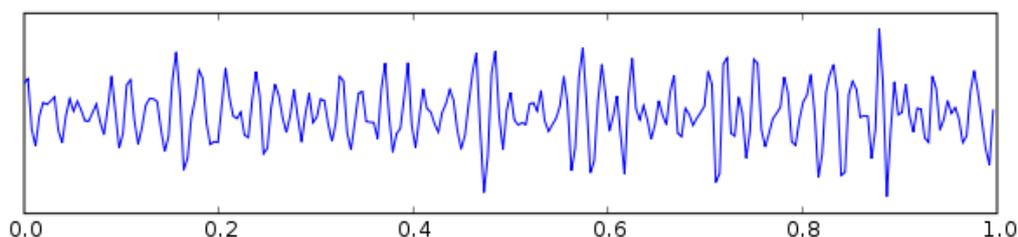


Рисунок 20 – Гамма-ритм (1 сек.)

Применение гамма-ритма к задаче биометрической аутентификации/идентификации рассматривается в разделе 3.3.3.

Помимо ритмов, на ЭЭГ выделяют такие компоненты, как вызванные потенциалы. Вызванными потенциалами (ВП) называются биоэлектрические сигналы, которые появляются с постоянными временными интервалами после определенных внешних воздействий (стимулов) [23].

На рисунке 21 показан вызванный потенциал. Поскольку амплитуда ВП (5-15 мкВ) гораздо меньше амплитуды фоновой ЭЭГ (20-70 мкВ), то для выделения ВП из общего ЭЭГ фона проводится процедура усреднения – т.е. подсчитывается среднее арифметическое нескольких записей ВП. ВП сохраняется после такой процедуры, т.к. мало изменяется от записи к записи. Фоновая активность, напротив, варьируется достаточно сильно, и ее среднее арифметическое равно нулю, поэтому после данной процедуры она исчезает.

Применение вызванных зрительных потенциалов к задаче биометрической аутентификации/идентификации рассматривается в разделе 3.3.3.

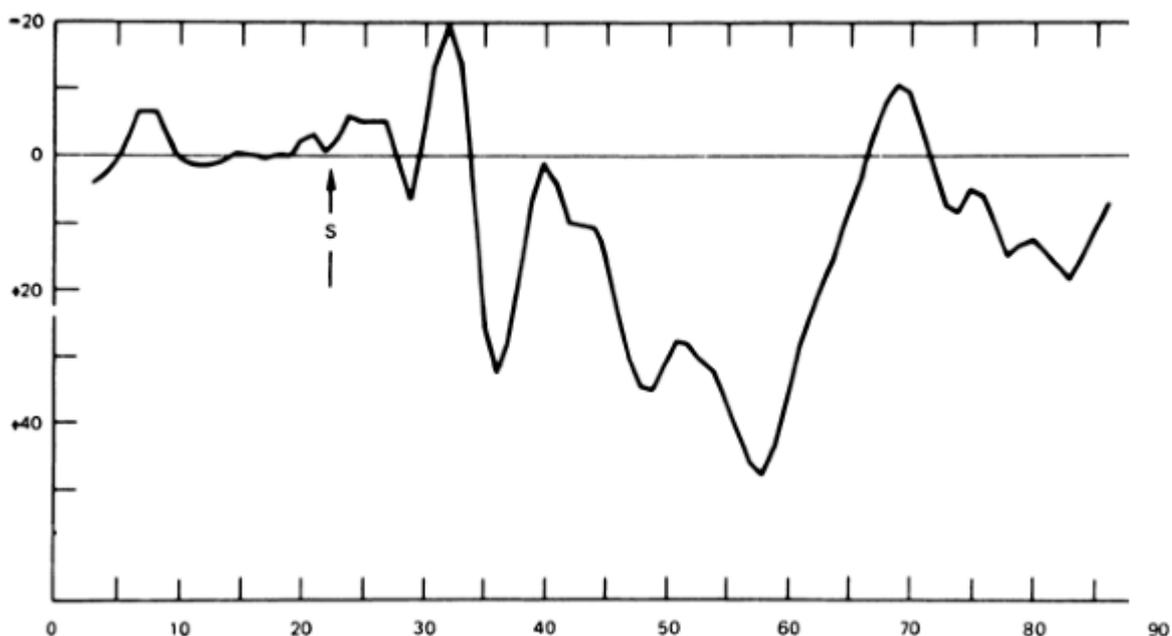


Рисунок 21 – Усредненный вызванный потенциал, стрелкой показано время предъявления стимула [24]

Электроды устанавливаются согласно общепринятой системе 10-20 или 10-10 (расширенная 10-20) (рисунок 22).

Электроды, предназначенные для регистрации электрических сигналов, генерируемых мозгом, называются активными. ЭЭГ отображает изменяющиеся во времени значения напряжения на этих электродах. Напряжение вычисляется как разница потенциалов между данным электродом и соседними с ним электродами, или между данным электродом и референтным электродом. Референтными являются А1, А2, NZ и любые другие электроды, которые не предназначены для регистрации мозговой активности и используются для отсчета напряжения.

Таким образом, каждый сигнал, регистрируемый ЭЭГ, фактически определяется парой электродов. Такая пара электродов называется каналом или отведением.

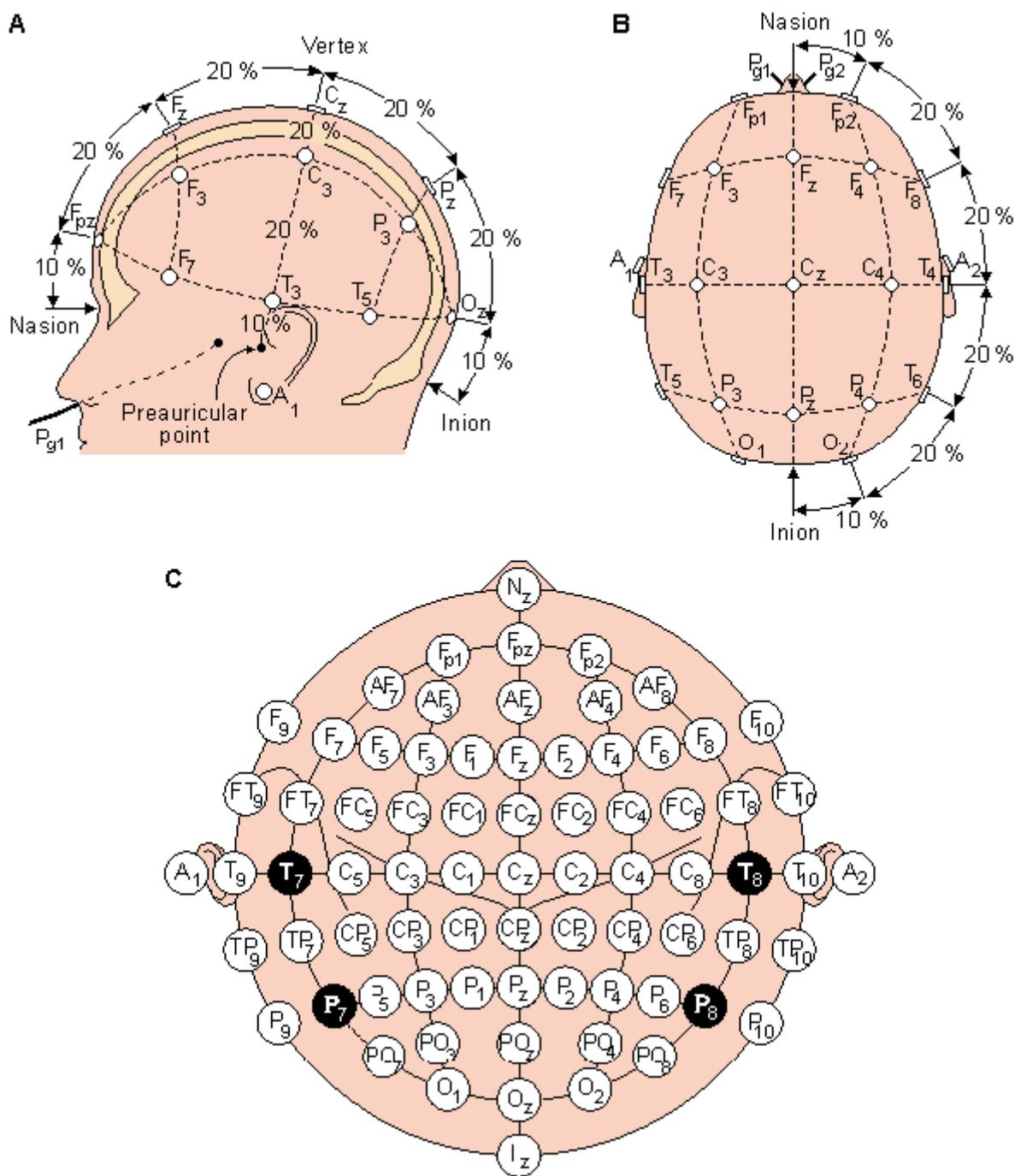


Рисунок 22 – Правила установки и принятые обозначения электродов (показаны кружешками) по системе 10-10 [25]

3.3.2 Методы, основанные на регистрации фоновой активности

Фоновая активность - в узком смысле - биоэлектрическая активность мозга в состоянии пассивного бодрствования, на фоне которого осуществляется электроэнцефалографическое исследование [26]. Все рассматриваемые здесь подходы основаны на анализе ЭЭГ, снятой с человека в расслабленном

состоянии, когда мозг не занят какими-либо задачами и отсутствуют внешние раздражители.

Наиболее ранние работы, посвященные биометрической идентификации, исследуют именно фоновую активность и принадлежат греческому профессору университета Ionan Marios S. Poulos (<http://www.ionio.gr/~mpoulos/>) и его соавторам.

Самая первая работа датируется 1998 годом [23]. К сожалению, ее подробное описание мне раздобыть не удалось, поэтому здесь мы ее рассматривать не будем, и сразу перейдем к 1999 году.

Все ЭЭГ, использованные в четырех рассматриваемых далее работах, записывались в течении трех минут с единственного отведения O2-CZ при закрытых глазах. Четыре человека участвовали в исследованиях как законные пользователи системы – с них было снято по 45 ЭЭГ, и 75 человек участвовали в качестве «злоумышленников» – с каждого из них было снято по одной ЭЭГ.

В [3] метод идентификации личности основывается на вычислении авторегрессионных коэффициентов. Сначала выполняется экстракция α -ритма (7.5 – 12.5 Гц) из ЭЭГ с помощью преобразования Фурье. Затем полученная полоса разделяется на субполосы по 1 Гц и для каждой субполосы выполняется обратное преобразование. Для полученных 5 сигналов вычисляются авторегрессионные коэффициенты (10 порядка), которые и образуют параметрический вектор. Для классификации используются характеристические полигоны. Точность составила 95% для положительной и 86.5% для отрицательной классификации. Альфа-ритм был выбран, т.к. предыдущие исследования показали, что он может быть обусловлен генетически.

В этом же, 1999, году в [4] был представлен еще метод идентификации. В отличие от предыдущего, здесь α -ритм использовался без разбиения на субполосы, вычислялось 8 авторегрессионных коэффициентов, а для классификации применялась нейронная сеть векторного квантования сигналов Кохонена. Точность классификации составила 72-84%.

В еще одной работе, тоже датированной 1999 годом, α -ритм разбивался на 3 перекрывающиеся субполосы: 7-10 Гц, 8-11 Гц и 9-12 Гц, каждая из которых содержала по 540 спектральных значений. Эти значения передавались на вход нейронной сети Кохонена. Точность – 80-100%, и она примерно одинакова для всех субполос – т.е. можно использовать любую, результат от этого не изменится. Более подробное описание этого исследования представлено в [27].

В 2001 году этими же авторами был предложен еще один метод идентификации [28], который основывался на вычислении коэффициентов нелинейной модели ЭЭГ-сигнала (в предыдущих работах строилась линейная авторегрессионная модель). Для классификации параметрических векторов, как и в предыдущих случаях, применили сеть Кохонена. Точность составила 68-88%. Процент не очень высок, но намного лучше, чем случайный – чтобы показать это, авторы не поленились выполнить статистический анализ.

Трудно что-то утверждать о практической значимости данных работ, т.к. использованная продолжительность ЭЭГ-записи – целых 3 минуты – вряд ли уместна, например, в системе контроля доступа. Да и сами авторы говорят, что основной целью было показать существование прямой взаимосвязи между генетическим кодом и параметрами ЭЭГ, а также принципиальную возможность идентификации человека по его энцефалограмме. В любом случае, сам факт того, что для успешной идентификации достаточно одного отведения, уже впечатляет.

Исследование [29] обнадеживает больше, т.к. в нем анализировались участки ЭЭГ длительностью 8.533 секунды (сама запись проводилась непрерывно в течении 1 минуты и более, но потом ее разделили на небольшие отрезки). Всего участвовало 40 человек. ЭЭГ снимали с закрытыми и открытыми глазами.

Для каждого участка были вычислены коэффициенты авторегрессионных моделей разных порядков. Рисунок 23 показывает коэффициенты для моделей 3-го порядка. Даже здесь отчетливо видно, что человека можно идентифицировать, опираясь на параметры его ЭЭГ. Но вообще, модель 3-го порядка показывает не очень хорошие результаты при большом количестве людей (всего участвовало 40 человек). Всего авторы сгенерировали и протестировали модели до 21 порядка включительно. Точность классификации (для этого был применен дискриминантный анализ) отрезков ЭЭГ – 76-82% для порядка 12 и более, для меньших порядков точность значительно ниже. Половина всех отрезков использовалась для настройки классификатора и другая половина – для тестирования.

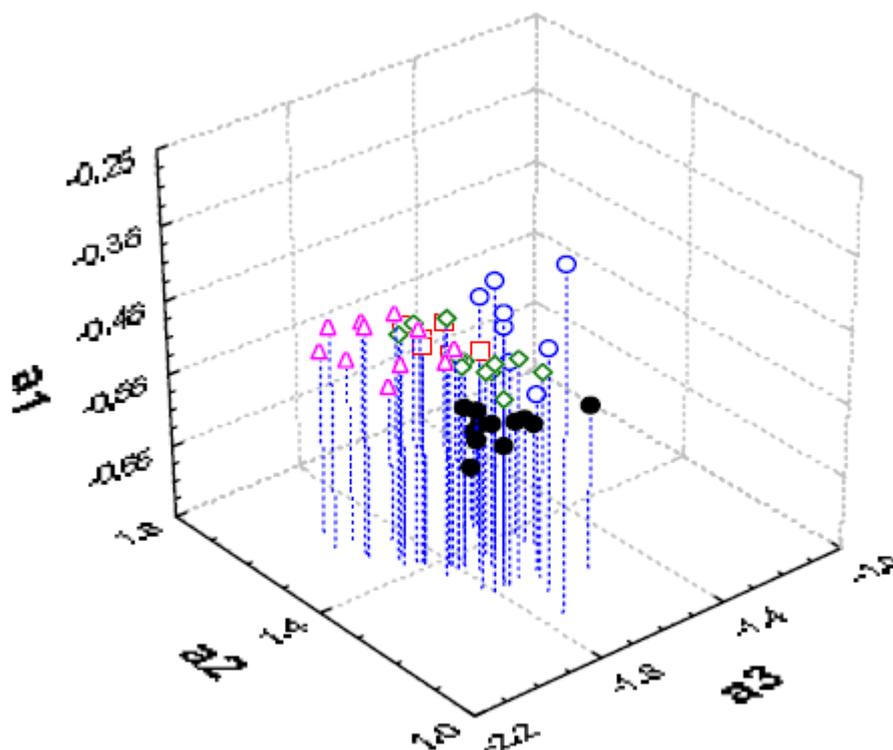


Рисунок 23 – коэффициенты авторегрессионных моделей 3-го порядка, разные люди показаны разными фигурками

Для идентификации в данной работе тоже использовался сигнал только одного отведения – P4. Правда, запись ЭЭГ выполнялась с 8 отведений – для того, чтобы определить участки, которые содержат артефакты, и исключить их из последующего анализа.

В [30] тоже было проведено тестирование авторегрессионных моделей ЭЭГ различных порядков (с 3 по 19). Кроме того, были протестированы на точность идентификации различные отведения (всего было 100 отведений) и их комбинации (которые включали максимум 3 отведения). Более точными оказались теменные отведения (рисунок 22, электроды с названием на P). С увеличением количества отведений, а также с увеличением порядка модели точность увеличивалась. Правда, увеличение было существенным лишь до 11 порядка, после этого точность составляла 90-100% и возрастала незначительно. Авторы утверждают, что большее количество субъектов – а их было 10 – наверняка потребовало бы больших порядков авторегрессионной модели. Длительность отрезка ЭЭГ составляла 3 секунды, для классификации использовалась нейросеть с соревновательной моделью обучения.

В [21] рассматривается идентификация на основе μ -ритма (7-12 Гц). Параметрический вектор образуют коэффициенты, полученные преобразованием Фурье. Длительность отрезка ЭЭГ – 3 минуты. Исследование проводилось с участием 8 человек. Были протестированы различные отведения (данные ЭЭГ были сняты с 41 электрода), более точные (но не намного) результаты показало отведение CP4-CP6. Для классификации использовалась

нейросеть векторного квантования. Результаты получились интересными (Таблица 2): для большинства субъектов она составила 95-100%, но для некоторых – 1, 3 и 7 – она почему-то получилась удивительно низкой.

Таблица 2
Точность классификации субъектов по [21]

identified as person → real person ↓	1	2	3	4	5	6	7	8
1	50%	13,3%	1,3%	2%	12%	0,7%	0,7%	20%
2	-	97,9%	-	-	2,1%	-	-	-
3	4,3%	12,8%	47,1%	30%	-	1,4%	1,4%	2,8%
4	-	-	-	100%	-	-	-	-
5	-	1,7%	-	-	98,2%	-	-	-
6	0,7%	1,5%	0,7%	-	-	95,2%	1,1%	0,7%
7	12,1%	13,2%	21,4%	26,4%	1%	2,5%	10%	13,2%
8	-	-	-	-	0,6%	2,1%	-	97,2%

В следующей работе [22] авторы постарались решить эту загадку. Было обнаружено, что спектры субъектов 1, 3 и 7 очень похожи. Также было показано, что для получения такой же точности классификации вполне достаточно отрезка ЭЭГ длиной 90 сек.

Какой вывод можно сделать из всех этих работ? К сожалению, пока какой-либо вывод делать еще рано.

Во-первых, необходима проверка предложенных методов на большом количестве субъектов. Видно, что для небольших выборок [21, 30] точность классификации может доходить до 100%, но с увеличением количества субъектов [29] она падает до 80%. Необходимо проверить, не приведет ли дальнейшее расширение выборки к увеличению ненадежности системы до такой степени, что использовать её станет невозможно. К тому же, было бы интересно проверить, насколько хорошо предложенный метод различает родственников, особенно близнецов – ведь они, по результатам исследований, имеют очень похожие ЭЭГ.

Во-вторых, необходима более точная оценка минимальной длины ЭЭГ, необходимой для определения субъекта. В рассмотренных работах успешно идентифицировались ЭЭГ длиной 3 и 8 секунд, но это были кусочки одного непрерывного сигнала. Действительно ли происходит классификация отрезков по их принадлежности к определенному субъекту, или это классификация по принадлежности к сигналу, снятому в конкретное время, а, допустим, отрезок из ЭЭГ, снятого через час, уже не будет определяться как принадлежащий к субъекту, который есть в базе данных?

В-третьих, необходима проверка, выполняется ли требование перманентности. Насколько извлекаемые параметры зависят от состояния субъекта, например, его эмоционального фона, в момент записи ЭЭГ?

В общем, данные исследования показывают пока что лишь принципиальную возможность идентификации.

3.3.3 Методы на основе регистрации вызванных зрительным стимулом колебаний в гамма-области

Это направление активно разрабатывалось R. Palaniappan и соавторами. Общая схема следующая: человеку на экране по очереди предъявляются картинки (рисунок 24), и регистрируются колебания ЭЭГ в течении одной секунды после предъявления. Картинки берутся из стандартного набора, традиционно применяемого для исследования кратковременной памяти. Запись производится с 61 (!!!) отведения. Полученные сигналы пропускаются через полосовой фильтр, чтобы оставить только активность, относящуюся к гамма-области. Далее вычисляется энергия спектра каждого из 61 сигналов, и полученные значения образуют параметрический вектор, передающийся на вход классификатора.

Авторы протестировали различные варианты описанной схемы (далее я рассмотрю их более подробно), некоторые простые, другие более сложные, включающие в себя предварительную обработку ЭЭГ перед вычислением энергии и пост-обработку параметрического вектора. Также были протестированы различные алгоритмы классификации.

В большинстве случаев точность превышала 90%.

В первых работах тестирование проводилось на небольших выборках – 10-20 человек, с каждого было записано по 10-50 потенциалов (записи, содержащие артефакты от моргания глазами, определялись программно и не включались в набор). Впоследствии количество человек достигло 102, а общее количество записей - 3560. Точность при этом продолжает оставаться на высоком уровне – 98.12%!

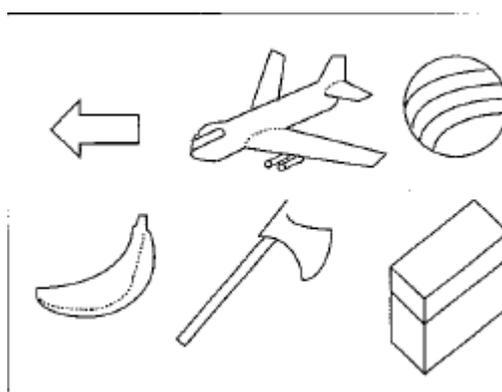


Рисунок 24 - Картинки из стандартизированного набора для исследования кратковременной памяти [31]

В [31] с 10 человек было снято по 40 вызванных потенциалов. После фильтрации (была оставлена полоса 32-48 Гц) для каждого отведения вычислялась энергия спектра по теореме Парсеваля:

$$E = \sum_{n=1}^{256} y(n)^2, \text{ где}$$

256 – количество отсчетов в сигнале,
 $y(n)$ – значение сигнала в n -ом отсчете.

Вычисленное 61 значение E образовывало параметрический вектор и передавалось на вход нейросети FuzzyART. Для обучения сети использовалась половина всех векторов (т.е. по 20 с человека) и для тестирования – другая половина. Точность составила 90.95-95%.

В следующей работе [32] была расширена выборка – она теперь включала 20 человек, которые были проинструктированы распознать или запомнить предъявляемую картинку. Помимо удаления артефактов моргания, из ЭЭГ удалялся шум и фоновая (не имеющая отношения к вызванному потенциалу) ЭЭГ методом анализа главных компонент. В остальном особых отличий нет, как и в предыдущем случае, половина векторов использовалась для обучения и половина для тестирования. Средняя точность составила 94.18%.

В [33] авторы использовали для классификации новый тип нейросети – многослойный персептрон с обратным распространением ошибки. Параметрический вектор составляли значения энергии спектра фильтрованных сигналов, взятые по отношению к значениям энергии спектра нефильтрованного сигнала:

$$E = \frac{\sum_{n=1}^{256} y(n)^2}{\sum_{n=1}^{256} z(n)^2}, \text{ где}$$

$z(n)$ - значение сигнала в n -ом отсчете до применения фильтра.

Относительные значения энергии спектра, по результатам проведенного в работе статистического анализа, варьируются между субъектами.

Точность классификации достигла 99.06%! Намного лучше, чем в предыдущих случаях.

В [34] выборка опять расширяется и теперь включает в себя 40 человек. Для классификации используется нейросеть с обратным распространением Элмана. Точность - 96.63%.

В [35] в метод были внесены изменения.

Во-первых, полоса пропускания фильтра (использовался Эллиптический фильтр) была расширена до 30-70 Гц.

Во-вторых, энергия спектра каждого канала нормализовалась относительно общей энергии всех каналов.

В-третьих, вектор значений нормализовался до единичного стандартного отклонения и нулевого среднего, и его размерность затем уменьшалась до 52 методом анализа главных компонент.

Ну и наконец, перед тем, как передать вектор на вход нейросети, его значения приводились в диапазон $[-1; 1]$ с целью облегчения обучения.

Благодаря внесенным изменениям средняя точность идентификации достигла 99.08%!

В [36] рассматривается еще один модифицированный метод, основанный на выделении поздних гамма-колебаний – вызванного потенциала, который возникает спустя 280 миллисекунд после предъявления стимула. Вызванные потенциалы сначала выделяются из фонового ЭЭГ методом главных

компонент, затем из них выделяются поздние колебания, а дальше, как и в предыдущих работах, выполняется фильтрация (30-50 Гц), подсчет энергии спектра и нормализация. Для классификации были применены нейросети двух типов: с обратным распространением ошибки и FuzzyART. С первой средняя точность получилась равной 95.40%, со второй - 82.44%.

В [37] авторы сравнили несколько способов извлечения параметров и несколько алгоритмов классификации. Результаты отличались от полученных в предыдущих исследованиях: если перед извлечением не выполнялось удаление шума и фоновой ЭЭГ, то точность распознавания колебалась в пределах 66-85%. Это объясняется тем, что для оценки точности был применен более надежный метод скользящего контроля. Если очистка выполнялась, то точность достигала 84-96%. Самый высокий результат – 96.50% - был получен при использовании линейного дискриминантного классификатора на нормализованных параметрических векторах (для ненормализованных входных векторов точность была 84.25% - ниже, чем с другими алгоритмами классификации).

В [38] объем выборки составил 102 человека, с каждого было снято от 10 до 50 записей ЭЭГ, всего получилось 3560 записей.

Сигналы пропускались через ограничивающий (SD) фильтр с полосой 25-56 Гц.

Выполнялось пространственное усреднение всех сигналов:

$$xx[n] = z[n] - \frac{1}{61} \sum_{i=1}^{61} z_i[n], \text{ где}$$

$z[n]$ – значение в момент времени n в усредняемом сигнале,

$z_i[n]$ – значение в момент времени n в i -ом сигнале,

$xx[n]$ – значение в момент времени n в усредненном сигнале.

Энергия спектра каждого сигнала извлекалась методом MUSIC и нормализовалась по отношению к суммарной энергии всех каналов.

Были протестированы два алгоритма классификации: нейросеть Элмана с эластичным обратным распространением ошибки и метод k ближайших соседей. Первый алгоритм показал лучшие результаты – 98.12%. Несмотря на всю простоту описанного метода, точность классификации очень высокая, учитывая то, что для ее оценки применялся метод скользящего контроля.

Как бы не были хороши полученные результаты, а все-таки 61 отведение – это слишком много для системы контроля доступа. Даже если проблемы с быстрой установкой 63 электродов будут решены, то стоимость такой системы будет намного выше стоимости системы с несколькими отведениями. Поэтому в следующих работах авторы предприняли попытку определения минимального количества необходимых отведений. Во всех исследованиях участвовало по 40 субъектов.

В [39] перед передачей вектора на вход нейросети Элмана его компоненты были отсортированы в нисходящем порядке согласно индексу Дэвиса-Болдина, т.е. те каналы, для которых межсубъектная вариация была максимальной, были помещены в начало. Эллиптический фильтр был настроен

на диапазон 20-50 Гц, выполнялось пространственное усреднение и нормализация относительно суммарной энергии. Использование только первых 50 каналов дало точность 99%, использование 35 (рисунок 25, темные кружешки) – 97.62%. Для оценки здесь тоже применялся метод скользящего контроля.

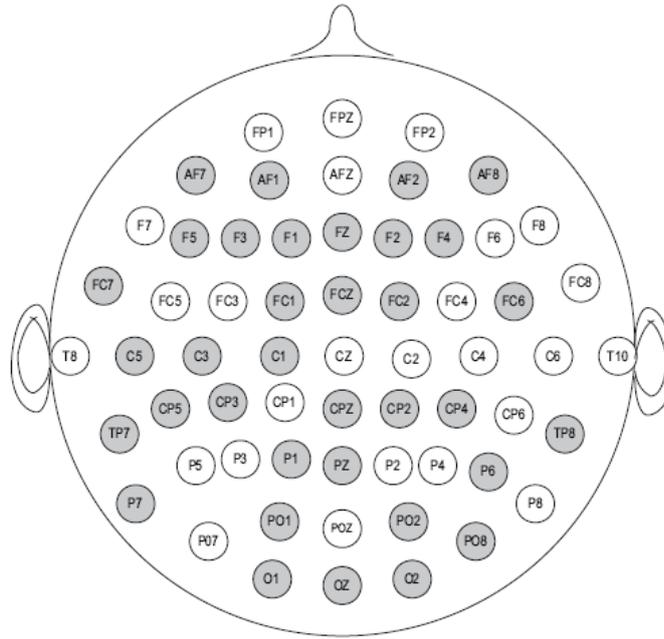


Рисунок 25 – 35 оптимальных отведений по [39]

В [40] обработка сигналов и извлечение параметров выполнялось тем же способом, что и в работах [33,34]. Использовался классификатор FuzzyART. Половина записей участвовала в обучении и половина – в тестировании. Каналы сортировались по коэффициенту дискриминанта Фишера (FDR, рисунок 26). Результаты показаны на рисунке 27 - 27 отведений, которых достаточно для получения точности классификации 90.97%. Это значение оказалось даже лучше, чем при использовании всех 61 отведений – 89.11%.

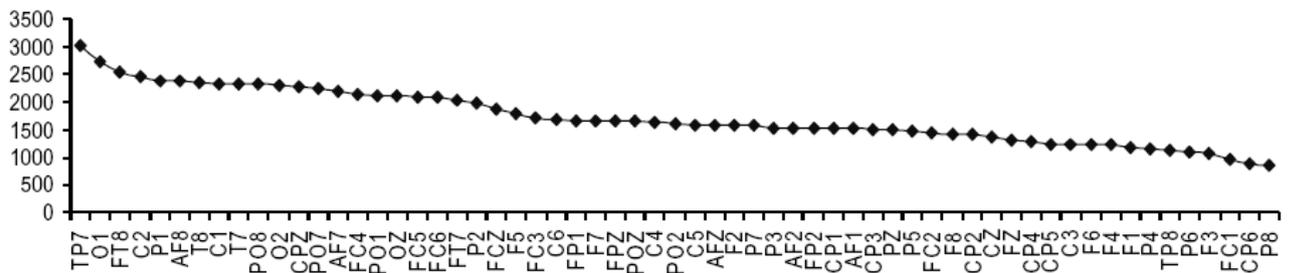


Рисунок 26 - Значения FDR для разных каналов [40]

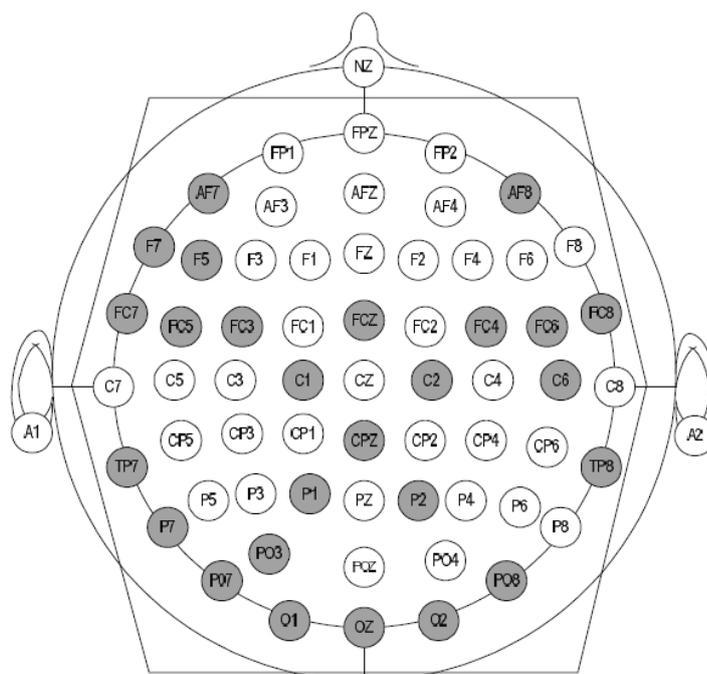


Рисунок 27 – 27 оптимальных отведений [40]

В [41] авторы применили генетические алгоритмы для выбора оптимального множества каналов. Эллиптический фильтр был настроен на 30-50 Гц, выполнялась нормализация относительно суммарной энергии. Для распознавания применили линейный дискриминантный классификатор. Для оценки точности использовался метод скользящего контроля. Результат: 23 задействованных канала (рисунок 28) дают такую же точность, как и в случае, когда задействованы все каналы (61), а использование 40 каналов приводит к лучшему результату.

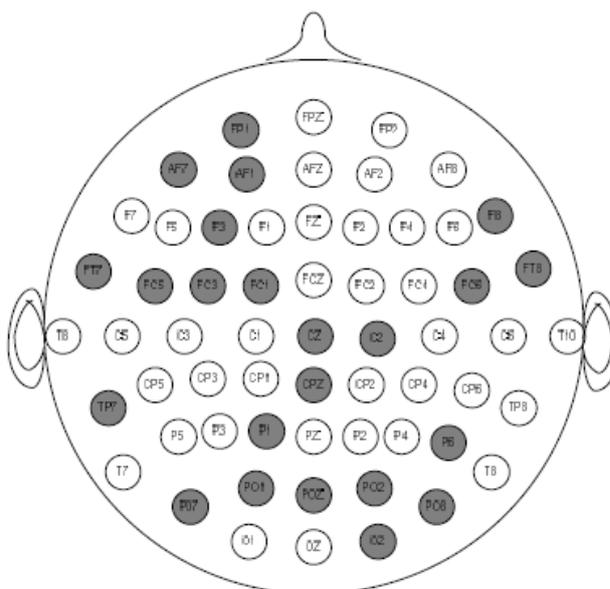


Рисунок 28 – 23 оптимальных отведения по [41]

В [42] уже другими авторами был опробован принципиально иной метод идентификации, основанный на вычислении авторегрессионных коэффициентов (а не энергии спектра, как в предыдущих рассмотренных работах). При этом способ регистрации ЭЭГ оставался таким же. В исследовании участвовало 20 субъектов, с них было снято 1788 записей. После полосовой (30-50 Гц) фильтрации вычислялись авторегрессионные коэффициенты 14 порядка, а также пиковые компоненты спектра сигналов разных отведений. Затем выполнялся дискриминантный анализ Фишера для уменьшения размерности параметрического вектора, которая в конечном итоге стала равной 19 (по формуле: количество пользователей – 1). Метод К ближайших соседей использовался для классификации ($K = 5$). Тестирование проводилось методом скользящего контроля. Точность составила 100%, это впечатляющий результат.

Подводя итог, можно сказать, что основным недостатком данной группы методов является огромное количество необходимых отведений. Достоинства – быстрота: длительность идентифицирующей записи составляет всего 1 сек – и большой объем выборки. Но, как и в предыдущей группе методов, здесь тоже было бы интересно проверить, выполняется ли требование перманентности.

Но самым крупным недостатком данной группы методов является то, что они, несмотря на утверждения авторов, могут оказаться вообще не связанными с ЭЭГ. Дело в том, что, согласно исследованиям [42, 43, 43], записываемая с поверхности головы ЭЭГ содержит артефакты электромиограммы и электроокулограммы микродвижений глаз, активность которых как раз лежит в диапазоне от 20 Гц и выше. Так что все рассмотренные в этом разделе методы могут на самом деле оказаться завуалированными методами идентификации личности по ЭМГ или ЭОГ, а совсем не по ЭЭГ.

3.3.4 Методы, основанные на регистрации воображаемых движений

В [45] рассматривается способ аутентификации пользователей по ЭЭГ, снятой в момент представления ими движений левой или правой рукой, или в момент придумывания слов, начинающихся на заданную букву. Запись ведется с 32 электродов. Выборка, с которой работают авторы, достаточно маленькая – всего 9 человек, но зато записи снимаются в течении трех дней. Для распознавания применяются смешанные Гауссовы модели, предварительная обработка ЭЭГ заключается в SL-преобразовании [46], и вектор параметров извлекается преобразованием Фурье (используется частотный диапазон 8-30 Гц). Вероятность ошибки – 7-12%.

В [47] рассматривается идентификация пользователей (их количество тоже равно 9) на основе ЭЭГ, регистрируемой в момент представления движений левым и правым указательными пальцами. Используется 15 электродов, длительность записи составляет около двух секунд. С каждого субъекта было снято по 180 записей, половина из них использовались для

обучения классификатора и половина – для тестирования. Предварительная обработка сигнала заключается в вычислении потенциала каждого электрода по отношению к среднему потенциалу всех электродов, полосовой фильтрации 8-30 Гц, пространственной фильтрации методом CSP [48]; в результате вектор параметров содержит 8 значений. Для классификации используется нейросеть Левенберга-Маркуардта (вариант сети с обратным распространением). Было протестировано 2 варианта нейросетей – STL и MTL: в первом случае сеть просто идентифицировала субъекта, во втором к выходному слою были добавлены нейроны для определения типа движения (левый или правый палец). Второй вариант показал лучшие результаты (Рисунок 29)

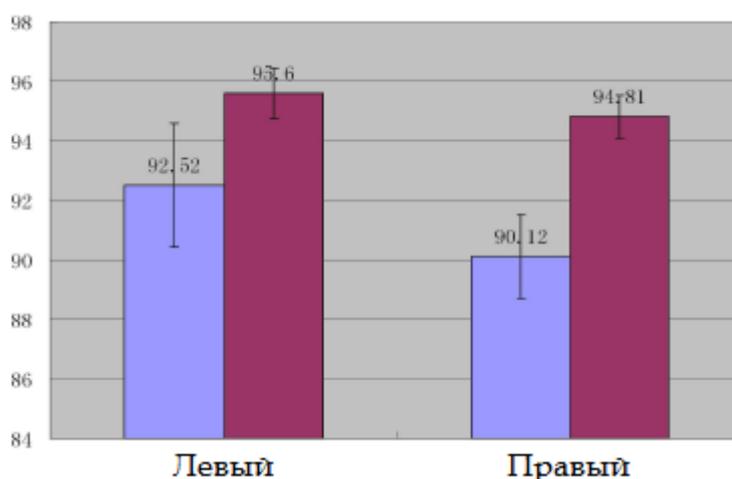


Рисунок 29 – точность идентификации для нейросетей MTL (красный) и STL (синий) типов [47]

Эти работы меня не особо впечатлили. Выборки очень маленькие - всего 9 человек. К тому же требуется много отведений. Но есть и некоторые положительные моменты: в первой работе записи регистрируются в течение трех дней, т.е. хоть как-то проверяется перманентность. Длительность записи в несколько секунд тоже обнадеживает.

3.3.5 Методы, основанные на регистрации вызванных потенциалов

В [49] рассматривается метод идентификации пользователей, основанный на регистрации потенциалов, вызванных предъявлением реверсивного шахматного паттерна [50] (рисунок 30).

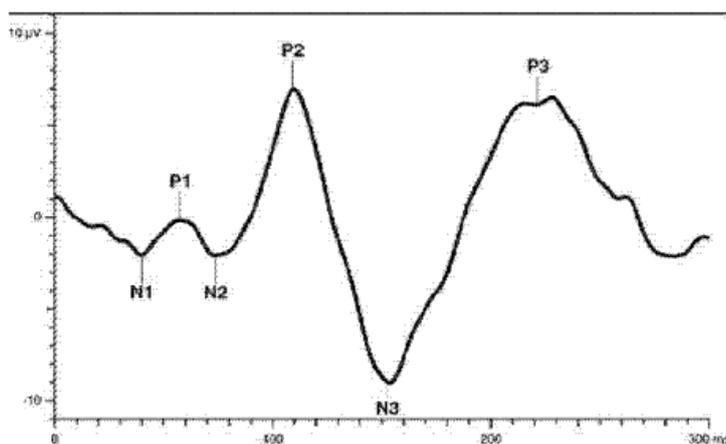


Рисунок 30 – Вызванные зрительные потенциалы (после усреднения); P1, P2, P3 и N1, N2, N3 – пики положительных (P) и отрицательных (N) всплесков

Регистрация потенциалов проводилась следующим образом (использовалось всего одно отведение – Oz): на экране в течении 100 мс отображался шахматный узор и в этот момент шла запись ЭЭГ, после чего он исчезал и в течении оставшихся 900 мс субъект взирал на ровный серый фон. Запись ЭЭГ при этом продолжалась еще в течении 200 мс после исчезновения узора. Это повторялось 60 раз – т.е. в целом весь процесс занимал 1 минуту и его результатом были 60 отдельных записей длиной 300 мс каждая. Из этих 60 записей затем вычислялась одна, средняя арифметическая. Всего было получено по 20 усредненных записей для каждого из 10 участвовавших в исследовании субъектов. 10 из этих записей затем использовались для обучения классификатора и 10 – для тестирования.

Было протестировано два способа экстракции параметров и классификации. Первый, основанный на вейвлет-анализе, не дал практически никаких результатов. Зато второй идентифицировал субъектов со средней точностью 78% (для отдельных классов она колебалась от 50 до 100%). Второй способ был разработан самими авторами, и заключался, вкратце, в извлечении из ЭЭГ-записи пиков отдельных всплесков (рисунок 30), после чего их амплитуды и время появления сравнивались с амплитудами и временем появления аналогичных всплесков в записях известной системе пользователей.

В [51] был предложен другой интересный метод идентификации, основанный на регистрации эндогенного ВП P300 [50]. P300 (рисунок 30, P3) – это положительный скачок потенциала, возникающий 300 мс спустя после неожиданного появления релевантного стимула.

В данном исследовании субъектам в течении 6.5 секунд по очереди показывали 9 различных фотографий, и регистрировалась ЭЭГ в момент предъявления каждой фотки. Это повторялось 20 раз и каждый раз порядок фотографий был произвольным. Человек был проинструктирован выбрать одну или несколько фотографий и потихоньку подсчитывать, сколько раз их покажут. В момент предъявления интересующей субъекта фотографии на его

ЭЭГ возникает ВП Р300, при отображении любой другой фотки Р300 отсутствует. Всего в исследовании участвовало 5 субъектов, а регистрация выполнялась с трех отведений (Cz, CPz и Pz). ЭЭГ фильтровались с полосой пропускания 0.5-30 Гц.

Для идентификации субъекта из нескольких принадлежащих ему записей ЭЭГ, содержащих Р300, выводилась средняя арифметическая. Каждая усредненная запись содержала 192 значения. После ее обработки методом анализа главных компонент размер уменьшался до 24. Эти 24 значения образовывали параметрический вектор. Принадлежность вектора тому или иному пользователю определялась методом линейного дискриминантного анализа.

Точность классификации напрямую зависела от того, сколько записей использовались для вычисления средней (рисунок 31). Даже если это была одна запись – т.е., фактически, никакого усреднения не выполнялось – точность составляла 56,2%. При использовании 20 записей достигалась 100% точность идентификации.

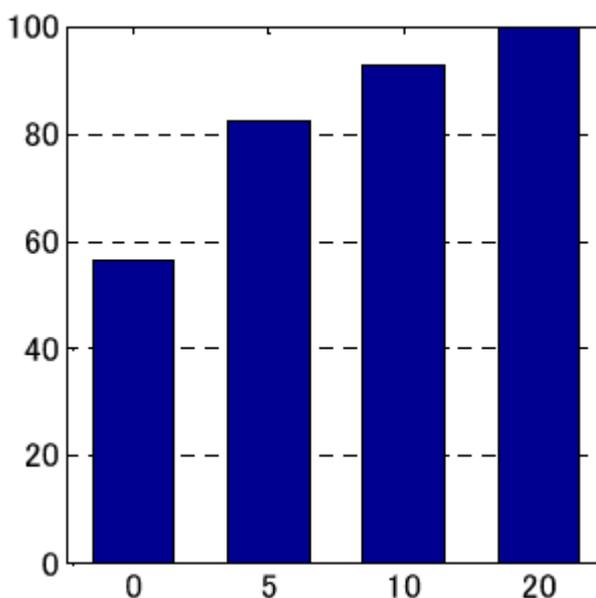


Рисунок 31 – Процент правильно идентифицируемых ЭЭГ в зависимости от количества усредняемых записей

В [52] описанное выше исследование было продолжено. Метод идентификации был улучшен. Теперь запись производилась только с одного отведения – Cz. К тому же для идентификации использовались не только усредненные ЭЭГ, содержащие ВП Р300, но и те, в которых он отсутствовал, т.е. ЭЭГ, записанные в момент предъявления неинтересующих субъекта фотографий. Вектор параметров формировался следующим образом: 64 значения (т.е. первые полсекунды записи) брались из усредненной ЭЭГ с Р300 и 64 – из усредненной ЭЭГ, Р300 не содержащей. Методом анализа главных компонент размерность вектора уменьшалась со 128 до 10. Классификация, как

и в предыдущем случае, выполнялась методом линейного дискриминатного анализа. Из результатов (рисунок 32) видно, что использование двух ЭЭГ улучшает точность распознавания субъекта.

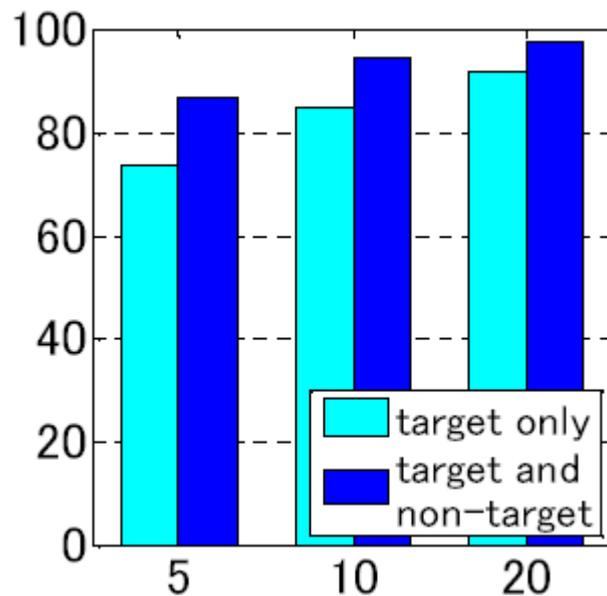


Рисунок 32 – роцент правильно идентифицируемых ЭЭГ в зависимости от количества усредняемых записей, темным цветом показана точность при использовании двух видов ЭЭГ, светлым - одного

Похожий метод, но уже не для идентификации, а для аутентификации, был предложен в [53]. Здесь пользователю предлагается ввести пароль – последовательность символов - посредством нейрокомпьютерного интерфейса [54]. Делается это следующим образом. На экране отображается таблица символов (рисунок 33), которые время от времени подсвечиваются в произвольном порядке. Если подсветка попадает на очередной символ пароля, то мозг реагирует на это как на релевантный стимул (как и в предыдущем случае с фотографией) и генерирует ВП Р300. Система определяет, какая буква вызывает Р300 (для этого существуют различные методы, наиболее простой – уже описанное усреднение), и регистрирует ее как очередной символ пароля. По окончании процесса ввода пароль сверяется с хранящимся в системе.

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	8	9	space

Рисунок 33 – стандартная таблица символов, используемая в системах нейрокомпьютерного интерфейса

Общим недостатком данной группы методов является то, что для идентификации/аутентификации субъекта необходимо проводить регистрацию достаточно длительное время – примерно от 30 сек. до минуты и более. Достоинства – требуется мало отведений и в последних трех методах есть возможность изменения пароля!

3.3.6 Другие методы

В [55,56] было проведено сравнение нескольких видов умственной деятельности по тому, насколько сильно они варьируются между субъектами. Определялось, насколько легко идентифицировать пользователя, располагая ЭЭГ, записанной в момент осуществления им того или иного вида деятельности. В исследовании участвовало всего 4 субъекта. Запись производилась с 6 отведений, с закрытыми и открытыми глазами.

Рассматривалось 5 видов деятельности:

1. Ничегонеделание (т.е. расслабленное состояние, регистрация фоновой ЭЭГ – см. раздел 3.3.2)
2. Вращение в уме предъявленной на экране трехмерной фигуры
3. Умножение чисел в уме (таких, что ответ не очевиден)
4. Составление про себя письма другу
5. Счет, начиная с единицы. Числа нужно было последовательно представлять, стараясь не называть их, даже про себя.

ЭЭГ для каждого вида деятельности записывалось в течении 10 секунд, по 10 раз, причем 5 раз на одной неделе и 5 – на другой. Затем записи были разрезаны на участки по 0.5 сек. Для каждой были получены авторегрессионные коэффициенты 6-го порядка, таким образом, параметрический вектор содержал 36 значений (6 значений для каждого из 6

отведений). Классификация выполнялась алгоритмом линейного дискриминантного анализа, точность оценивалась методом скользящего контроля. Лучший результат был получен для умножения чисел – процент ошибки составил в среднем 2.60%.

Если для идентификации использовать сразу два вида деятельности (т.е. параметрический вектор длиной 72), то наиболее точными оказываются умножение и составление письма (ошибка 0.95%), три – умножение, письмо и ничегонеделание (0.20%), для четырех добавляется вращение (0.1%). При использовании всех пяти видов деятельности процент остается тем же – 0.1%.

В [57] описанное выше исследование было продолжено. Был улучшен алгоритм извлечения вектора параметров:

1. Все сигналы были нормализованы до нулевого среднего значения.
2. Помимо 6 авторегрессионных коэффициентов, дополнительно вычислялись:
 - энергия спектра каждого отведения для альфа-, бета- и гамма-ритмов, всего 18 значений;
 - разница спектральных энергий для каждой пары отведений, расположенных на противоположных полушариях (всего 27 значений):
$$Power_{difference} = \frac{P_1 - P_2}{P_1 + P_2}, \text{ где } P_1, P_2 - \text{энергия отведений};$$
 - для каждой пары отведений – линейная сложность (тоже 27 значений).
3. Полученные значения объединялись в вектор и его размерность уменьшалась методом анализа главных компонент. Итоговые размеры векторов составили 78, 125, 150, 169 и 182 для одного, двух, трех, четырех и всех видов деятельностей соответственно.

Полученные результаты можно лицезреть в Таблице 3.

Таблица 3

Виды деятельности, дающие минимальную среднюю ошибку идентификации

Количество видов деятельности	Средняя ошибка	Виды
1	1.36%	Письмо
2	0.24%	Умножение, Письмо
3	0.26%	Умножение, Ничегонеделание, Письмо
4	0%	Поворот, Умножение, Письмо
5	0%	Поворот, Умножение, Письмо, Ничегонеделание
		Все

В [598] был предложен алгоритм аутентификации, основанный на описанном выше методе извлечения параметров. Метод был немного расширен – в параметрический вектор добавилась такая характеристика, как нелинейная сложность. Итоговый вектор содержал 126 значений без применения анализа главных компонент и 11 – после него. Авторы протестировали оба типа векторов.

По сравнению с идентификацией алгоритм аутентификации достаточно прост.

Процедура добавления пользователя в систему требует некоторого количества векторов (в работе авторы использовали 100) и заключается в вычислении двух значений Th_1 и Th_2 . Значения эти вычисляются следующим образом: множество векторов делится на две половины – тренировочную и валидационную. Затем подсчитывается, насколько удален каждый вектор валидационного множества от каждого вектора в тренировочном. В качестве меры удаленности используется расстояние Манхеттена. Минимальное полученное расстояние становится значением Th_1 , а максимальное - Th_2 . Эти значения и 50 тренировочных векторов сохраняются в системе для последующего определения пользователя.

Процедура аутентификации требует одного параметрического вектора. Вычисляется его максимальная (D_{\max}) и минимальная (D_{\min}) удаленность от каждого вектора в тренировочном множестве пользователя. Полученные значения сравниваются с сохраненными Th_1 и Th_2 :

- Если $D_{\max} < Th_1$, то аутентификация считается успешной.
- В противном случае, если $D_{\min} < Th_2$, то аутентификация тоже считается успешной, если нет, то пользователю отказывается в доступе.

Всего через процесс аутентификации было проведено по 800 векторов для каждого из 5 пользователей. Результаты – в таблицах 4 и 5.

Таблица 4

Частота ошибок (FRE – ложных отказов, FAE – ложных допусков), параметрические вектора длиной 126 элементов; b, c, l, m и r обозначают ничегонеделание, счет, письмо, умножение и вращение соответственно, S1-S5 – пользователи

Sub	S1		S2		S3		S4		S5	
	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE
b	0	0	0	0	0	0	0	0	1.5	0
c	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
l	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	0	0	0	0	0	0.75	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Таблица 5

Частота ошибок (аналогично таблице 4), параметрические вектора длиной 11 элементов

Sub	S1		S2		S3		S4		S5	
	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE	FRE	FAE
b	0	0	0.5	0	0	0	0	0	1.5	0
c	0	0	0	0	0	0	0	0	0.25	0
l	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0.25	0
m	0	0	0	0	0	0	0	0	0.75	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Эти исследования мне понравились: небольшая длительность идентифицирующих записей и не очень большое количество отведений. Особенно понравилось то, что записи регистрировались с промежутком в целую неделю – т.е. есть какие-то гарантии соблюдения перманентности. Недостаток – маленькая выборка.

3.3.7 Система ЭЭГ/ЭКГ аутентификации STARFAST

Создатели STARFAST сумели представить нечто большее, чем предварительные исследования. Они реализовали полноценную систему аутентификации по ЭЭГ [59,60], разработав не только алгоритм распознавания ЭЭГ, но и оборудование, необходимое для его считывания. Оборудование уже рассматривалось в разделе, посвященном устройствам, поэтому здесь будет описан только метод обработки полученных сигналов и его тестирование.

В тестирование приняло участие 40 человек. Запись проводится с отведений FP1 и FP2. Регистрируется фоновая активность. Для добавления пользователя в систему требуются записи длительностью 3 минуты, для аутентификации – 1 минута. Записи собирались в течении нескольких часов и дней.

Полученный сигнал обрабатывается фильтром с полосой пропускания 0.5-40 Гц, затем разрезается на 4-секундные отрезки. Для каждого из них вычисляются следующие параметры:

- Для каждого из каналов:
 - Авторегрессионные коэффициенты порядка 100 (методом Yule-Walker)
 - Преобразование Фурье
- Используя информацию обоих каналов:
 - Взаимная информация двух сигналов
 - Когерентность сигналов
 - Кросс-корреляция сигналов

Таким образом, для каждого отрезка получаем 7 параметрических векторов. Затем для каждого типа векторов выполняется анализ Фишера 4 видов – линейный, диагональный, квадратичный и квадратично-диагональный. В итоге получаем $7*4 = 28$ различных вариантов алгоритма обработки и классификации. Все они тестируются, и для каждого субъекта выбираются 5 алгоритмов, которые показывают наилучшую точность распознавания данного субъекта. Они сохраняются в базе. В процессе аутентификации эти алгоритмы извлекаются и применяются к 15 (60/4) отрезкам ЭЭГ, снятой с аутентифицирующегося. Результатом применения каждого алгоритма является n -мерный вектор (где n – количество пользователей), в котором каждый элемент отображает одного из пользователей системы, а значения каждого элемента – соответственно вероятности того, что данные, поданные на вход классификатора, относятся к данному пользователю. Из 65 ($15*5$) полученных векторов вычисляется средний, затем проверяется вероятность в элементе, относящемся к нужному пользователю, если она достаточно высока, аутентификация считается успешной.

Несмотря на всю сложность алгоритма, точность получилась почему-то равной всего 79.2%.

3.4 Заключение

Все описанные выше исследования и разработки страдают от разных недостатков, среди которых:

- Малый объем выборок, на которых тестировалась система/метод
- Необходимость регистрации ЭЭГ в течении длительного промежутка времени
- Использование для проведения исследования устройств регистрации ЭЭГ, неприемлемых в системе контроля доступа

- Низкая точность классификации субъекта
- Используются записи ЭЭГ, снятые все в течение короткого промежутка времени, например, в один день
- Ничего не известно о том, что происходит, когда системе предъявляется запись ЭЭГ абсолютно незнакомого ей субъекта

Для того чтобы можно было говорить о возможности разработки систем, которые можно применять в целях контроля доступа в реальных, а не в лабораторных условиях, необходимо устранить все эти недостатки. Пока, к сожалению, все эти работы можно отнести лишь к предварительным исследованиям. Тем не менее, принципиальную возможность использования ЭЭГ как биометрической характеристики они показывают.

Из всего сказанного в этом разделе можно сделать следующий вывод: метод интересный, перспективный, но еще очень сырой и недоработанный. И это хорошо, поскольку есть возможность для развития и совершенствования. О том, что уже доведено до конца, нет смысла и говорить.

4 РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ НОВОГО МЕТОДА АУТЕНТИФИКАЦИИ СУБЪЕКТА ПО ЕГО ЭЭГ

4.1 Пререквизиты. Используемые математические методы

4.1.1 Нейронные сети

Нейронные сети - это адаптивные системы для обработки и анализа данных, которые представляют собой математическую структуру, имитирующую некоторые аспекты работы человеческого мозга и демонстрирующие такие его возможности, как способность к неформальному обучению, способность к обобщению и кластеризации неклассифицированной информации, способность самостоятельно строить прогнозы на основе уже предъявленных временных рядов. Главным их отличием от других методов, например таких, как экспертные системы, является то, что нейросети в принципе не нуждаются в заранее известной модели, а строят ее сами только на основе предъявляемой информации.

4.1.2 Самоорганизующаяся карта Кохонена

Самоорганизующаяся карта состоит из компонент, называемых узлами или нейронами. Их количество задаётся аналитиком. Каждый из узлов описывается двумя векторами. Первый — т. н. вектор веса m , имеющий такую же размерность, что и входные данные. Вторым — координаты узла на карте, далее вектор r . Обычно узлы располагают в вершинах регулярной решётки с квадратными или шестиугольными ячейками.

Изначально известна размерность входных данных, по ней некоторым образом строится первоначальный вариант карты. В процессе обучения векторы веса узлов приближаются к входным данным. Для каждого наблюдения выбирается наиболее похожий по вектору веса узел, и значение его вектора веса приближается к наблюдению. Также к наблюдению приближаются векторы веса нескольких узлов, расположенных рядом, таким образом если в множестве входных данных два наблюдения были схожи, на карте им будут соответствовать близкие узлы. Циклический процесс обучения, перебирающий входные данные, заканчивается по достижении картой допустимой (заранее заданной аналитиком) погрешности, или по совершении заданного количества итераций.

Алгоритм обучения карты выглядит следующим образом:

1. Инициализация

Наиболее распространены три способа задания первоначальных весов узлов:

- Задание всех координат случайными числами.
- Присваивание вектору веса значение случайного наблюдения из входных данных.

- Выбор векторов веса из линейного пространства, натянутого на главные компоненты набора входных данных.

2. Цикл

Пусть t — номер итерации.

- Выбрать произвольное наблюдение $x(t)$ из множества входных данных.

- Найти расстояния от него до векторов веса всех узлов карты и определить ближайший по весу узел $M_c(t)$. Это — ВМУ или Winner. Условие на $M_c(t)$:

$$\|x(t) - m_c(t)\| \leq \|x(t) - m_i(t)\|,$$

для любого $m_i(t)$, где $m_i(t)$ — вектор веса узла $M_i(t)$. Если находится несколько узлов, удовлетворяющих условию, ВМУ выбирается случайным образом среди них.

- Определить с помощью функции h (функции соседства) соседей M_c и изменение их векторов веса.

Функция h определяет "меру соседства" узлов M_i и M_c и изменение векторов веса. Она должна постепенно уточнять их значения, сначала у большего количества узлов и сильнее, потом у меньшего и слабее. Часто в качестве функции соседства используется гауссовская функция:

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)}\right)$$

где $0 < \alpha(t) < 1$ — обучающий множитель, монотонно убывающий с каждой последующей итерацией (то есть определяющий приближение значения векторов веса ВМУ и его соседей к наблюдению; чем больше шаг, тем меньше уточнение);

r_i, r_c — координаты узлов $M_i(t)$ и $M_c(t)$ на карте;

$\sigma(t)$ — множитель, уменьшающий количество соседей с итерациями, монотонно убывает.

Параметры α , σ их характер убывания задаются аналитиком.

Более простой способ задания функции соседства:

$$h_{ci}(t) = \alpha(t),$$

если $M_i(t)$ находится в окрестности $M_c(t)$ заранее заданного аналитиком радиуса, и 0 в противном случае.

Функция $h(t)$ равна(t) для ВМУ и уменьшается с удалением от ВМУ.

- Изменение векторов веса

Изменить вектор веса по формуле:

$$m_i(t) = m_i(t-1) + h_{ci}(t) \cdot (x(t) - m_i(t-1))$$

Т.о. вектора веса всех узлов, являющихся соседями ВМУ, приближаются к рассматриваемому наблюдению.

- Вычисление ошибки карты

Например, как среднее арифметическое расстояний между наблюдениями и векторами веса соответствующих им ВМУ:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_i - m_c\|$$

где N - количество элементов набора входных данных.

4.1.3 Нейронная сеть с обратным распространением ошибки

Нейронные сети обратного распространения – это мощнейший инструмент поиска закономерностей, прогнозирования, качественного анализа. Такое название – сети обратного распространения они получили из-за используемого алгоритма обучения, в котором ошибка распространяется от выходного слоя к входному, т. е. в направлении, противоположном направлению распространения сигнала при нормальном функционировании сети.

Нейронная сеть обратного распространения состоит из нескольких слоев нейронов, причем каждый нейрон слоя i связан с каждым нейроном слоя $i+1$, т. е. речь идет о полносвязной НС.

В общем случае задача обучения НС сводится к нахождению некой функциональной зависимости $Y=F(X)$ где X – входной, а Y – выходной векторы. В общем случае такая задача, при ограниченном наборе входных данных, имеет бесконечное множество решений. Для ограничения пространства поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки НС, которая находится по методу наименьших квадратов:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \quad (5)$$

где

y_j – значение j -го выхода нейросети

d_j – целевое значение j -го выхода

p – число нейронов в выходном слое

Обучение нейросети производится методом градиентного спуска, т. е. на каждой итерации изменение веса производится по формуле

$$\Delta w_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

где η – параметр, определяющий скорость обучения.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

где

y_j – значение выхода j -го нейрона

S_j – взвешенная сумма входных сигналов, определяемая по формуле (1).

При этом множитель

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \equiv x_i \quad (8)$$

где

x_i – значение i -го входа нейрона

Далее рассмотрим определение первого множителя формулы (7)

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \quad (9)$$

где

k – число нейронов в слое $n+1$.

Введем вспомогательную переменную

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (10)$$

Тогда мы сможем определить рекурсивную формулу для определения n -ного слоя, если нам известно следующего $(n+1)$ -го слоя.

$$\delta_j^{(n)} = \left[\sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (11)$$

Нахождение же для последнего слоя НС не представляет трудности, так как нам известен целевой вектор, т. е. вектор тех значений, которые должна выдавать НС при данном наборе входных значений.

$$\delta_j^{(N)} = (y_j^{(N)} - d_j) \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (12)$$

И наконец запишем формулу (6) в раскрытом виде

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot x_i^n \quad (13)$$

Рассмотрим теперь полный алгоритм обучения нейросети:

1. подать на вход НС один из требуемых образов и определить значения выходов нейронов нейросети
2. рассчитать для выходного слоя НС по формуле (12) и рассчитать изменения весов выходного слоя N по формуле (13)

3. Рассчитать по формулам (11) и (13) соответственно и $\Delta w_{ij}^{(N)}$ для остальных слоев НС, $n = N-1..1$

4. Скорректировать все веса НС

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (14)$$

5. Если ошибка существенна, то перейти на шаг 1

На этапе 2 сети поочередно в случайном порядке предъявляются вектора из обучающей последовательности.

4.2 Выбор БД и проектирование метода аутентификации

Любой метод опознавания субъекта по его биометрическим характеристикам нуждается в базе данных, содержащей эти характеристики

для разных субъектов, не только для тестирования его работоспособности, но и для направления процесса разработки метода. Конечно, такую базу можно создать в процессе разработки, но это требует наличия оборудования, времени и специальных навыков. Поэтому эффективнее будет использовать базы, уже собранные до нас и доступные для скачивания в Интернете. Эти базы создаются людьми, занятыми в областях, связанных с анализом ЭЭГ.

Правда, баз в открытом доступе, содержащих данные ЭЭГ, доступно не так уж и много. Из тех, что есть, большинство содержит ЭЭГ, записанные с небольшого количества субъектов – от 1 до 9. Поскольку задача, которая стоит перед нами – это применение ЭЭГ в системе контроля доступа, использование небольших баз нежелательно. Поэтому размер базы будет основным критерием выбора.

Идеальным кандидатом в таком случае является база, собранная Henri Begleiter и доступная по адресу <http://kdd.ics.uci.edu/databases/eeg>. Она содержит 122 субъекта, и для каждого субъекта – по 120 снимков ЭЭГ длительностью 1 секунда! Изначально эта база создавалась для исследования врожденной предрасположенности к алкоголизму.

Процесс регистрации ЭЭГ при создании этой БД выглядел следующим образом: субъекту на экране по очереди предъявлялись картинки (рисунок 34), а затем в течении одной секунды после предъявления каждой картинки записывалась ЭЭГ с 63 отведений. Использовались картинки из стандартного набора, традиционно применяемого для исследования кратковременной памяти [31]

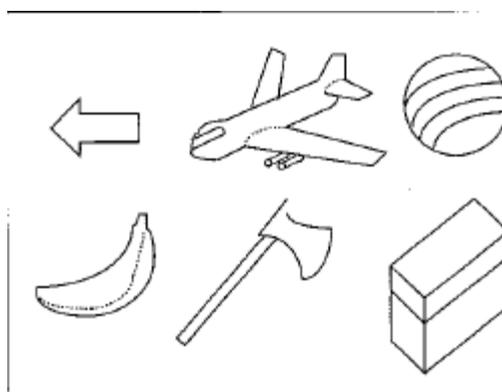


Рисунок 34 - Картинки из стандартизированного набора для исследования кратковременной памяти [31]

Каждая запись содержит 63 сигнала с 63 отведений соответственно. Частота дискретизации сигналов составляет 256 Гц, т.е. каждый сигнал представлен 256 дробными (точность до 3 знака) значениями.

Эта база использовалась для разработки и тестирования методов идентификации, описанных в разделе 3.3.3. Там удалось добиться точности идентификации более 90%, но при этом для определения субъекта приходилось использовать сигналы аж с 61 отведения! Впоследствии, правда, количество

необходимых отведений удалось уменьшить до 23 [41], но это все равно достаточно большое количество электродов, и для их установки требуется шлем или шапка с бесконтактными сенсорами. Это один из недостатков данной группы методов.

Второй заключается в том, что все пользователи запоминаются и затем идентифицируются одной нейронной сетью. Это очень неудобно в системе контроля доступа, поскольку удаление пользователей и добавление новых сильно затрудняется.

Было бы гораздо лучше, если бы для определения пользователя использовались только сигналы с электродов, отмеченных красным на рисунке 35.

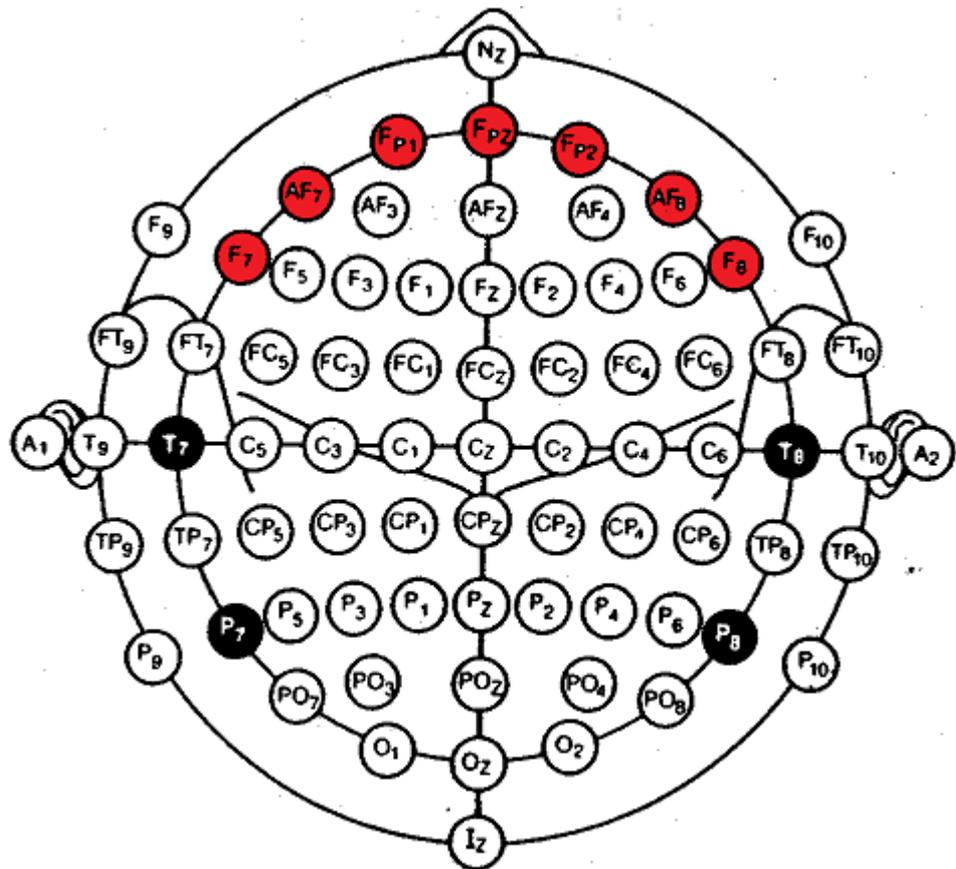


Рисунок 35 – Электроды, которые было бы неплохо использовать

Все эти электроды располагаются на лбу, а значит, устройство регистрации сигналов может быть реализовано в виде ободка или повязки как с контактными, так и с бесконтактными сенсорами, и его можно быстро надеть, при этом прическа никаких затруднений не создает.

К тому же, судя по результатам работ [40,41], именно эти передние электроды несут больше идентифицирующей информации, чем электроды, расположенные на других позициях.

Если использование только 7 передних электродов для определения личности и возможно, то для этого придется полностью изменить

предложенный метод, поскольку для него уже было определено минимальное количество требуемых отведений, равное 23.

Второй недостаток легко устраняется при реализации системы аутентификации. Для каждого пользователя можно завести собственный классификатор, который будет обучен выделять ЭЭГ именно этого пользователя среди любых других. Подобный метод уже тестировался в [27], но там, во-первых, использовалась сравнительно небольшая БД, содержащая всего 255 записей, во-вторых, длительность записи составляла целых 3 минуты, в-третьих, способ параметризации был другим (преобразование Фурье).

В общем, предлагаемый метод аутентификации выглядит следующим образом. Для аутентификации или добавления в систему пользователю необходимо надеть на лоб небольшой ободок (или повязку). После этого ему на экране предъявляются картинки, и в течение одной секунды после предъявления встроенными в ободок сенсорами делается снимок ЭЭГ субъекта. Процесс входа в систему, таким образом, занимает несколько секунд, процесс добавления может занять больше времени, т.к. необходимо делать больше снимков. После (или до этого) пользователь предъявляет свой идентификатор. Система выбирает классификатор, закрепленный за этим идентификатором, параметризует полученный снимок и передает его на вход классификатора. Если выход классификатора близок к 1, аутентификация считается успешной, в противном случае субъекту отказывается в доступе. Если выполняется не вход в систему, а добавление пользователя, то создается новый классификатор и обучается распознаванию снимков пользователя.

Классификатор и метод параметризации, вообще говоря, могут быть различными. В данной работе для тестирования метода используется классификатор нейронная сеть с обратным распространением ошибки и наиболее простым алгоритмом обучения. Параметрический вектор составляют авторегрессионные коэффициенты, так как в различных исследованиях метод авторегрессионного моделирования показал неплохие результаты [30,42]. Перед вычислением авторегрессионных коэффициентов сигналы фильтруются, так что остается активность только в гамма-области – 30-50 Гц, т.е. колебания, вызываемые процессами восприятия и запоминания [22]. Здесь (пока не доказано обратное) будем считать, что полученная активность в гамма-области все-таки является ЭЭГ, хотя, согласно исследованиям [42,43,44], она может относиться к ЭМГ или ЭОГ.

4.3 Алгоритмы параметризации и обучения классификатора. Процедура тестирования

После предварительной обработки базы, заключавшейся в преобразовании ее из ASCII-формата в формат, удобный для работы, были проведены следующие тесты.

Затем были проверены все ЭЭГ-записи, если запись содержала значения потенциала более 100 мкВ, она определялась как содержащая артефакт от моргания глазами, и удалялась.

Методом кластеризации было проверено, действительно ли записи содержат какую-то информацию, по которой можно идентифицировать субъекта. Это осуществлялось следующим образом:

Для каждой ЭЭГ-записи:

1. Сигналы со всех 61 отведений пропускаются через полосовой фильтр от 30 до 50 Гц.
2. Вычисляется энергия спектра каждого отведения. Полученное 61 значение образует параметрический вектор.

Затем для каждого субъекта (правда, здесь использовались не все 122, а произвольные выборки из 122 по 4-20 субъектов) в случайном порядке выбираются несколько (от 9 до 20 в разных тестах) записей, которые используются для обучения самоорганизующейся карты Кохонена. Ее размер – 50x50 и более нейронов, структура – прямоугольная сетка на поверхности тора, частота обучения 0.5, тренировочных циклов – от 2 до 15.

После окончания обучения все записи ЭЭГ всех субъектов из выборки пропускаются через карту Кохонена и отображается результат.

Затем был протестирован усовершенствованный метод, описанный в разделе 4.2. Сам метод заключается в следующем:

1. Сигналы 7 передних отведений пропускаются через полосовой фильтр от 30 до 50 Гц.
2. Вычисляется 10 авторегрессионных коэффициентов каждого отведения. Полученные значения записываются друг за другом, образуя параметрический вектор размером 70.
3. Все записи субъекта, для которого создается классификатор, и по одной записи остальных 120 субъектов передаются на вход сети с обратным распространением. Сеть обучается выдавать 1 на выходе, если вектор на входе принадлежит субъекту, в противном случае – 0.
4. Для аутентификации субъекта его ЭЭГ параметризуется и полученный вектор передается на вход нейросети, обученной под пользователя, идентификатор которого заявляет субъект. Если выход нейросети – более 0.7, аутентификация считается успешной, в противном случае – нет.

Используется однослойная нейронная сеть, количество нейронов в скрытом слое – 24, гибкость обучения – 0.005, альфа-значение сигмоидной функции – случайно колеблется около 1.

Основная проблема заключается в том, что нейросеть не всегда сходится (см. результаты) и часто проваливается в локальные минимумы. Поэтому было сделано следующее: запускалось обучение нейронной сети и одновременно – два таймера, срабатывающие каждые 2 и 32 секунды. 2-секундный таймер выполняет следующие проверки:

1. Если ошибка сети до сих пор больше 0.07 или ошибка (с точностью до 0.0001) не изменилась с предыдущего раза, сеть удаляется, вместо нее создается другая и обучается заново.
2. Если ошибка меньше 0.03, сеть тестируется на всей выборке (аналогично пункту 3 метода), если точность менее 0.6, т.е. это локальный минимум, делаем то, что и в предыдущем случае. Если точность больше 0.9, то прекращаем обучение и запоминаем нейросеть как классификатор для данного пользователя.

Второй таймер принудительно останавливает обучение нейронной сети. После этого делаем то же, что и во втором пункте.

Описанным методом были протестированы все субъекты, максимальное количество пробующих нейронных сетей для одного субъекта составляло 500.

4.4 Результаты и интерпретация

Результаты первого теста показывают, что данные ЭЭГ действительно содержат идентифицирующую субъекта информацию (рисунки 36, 37).

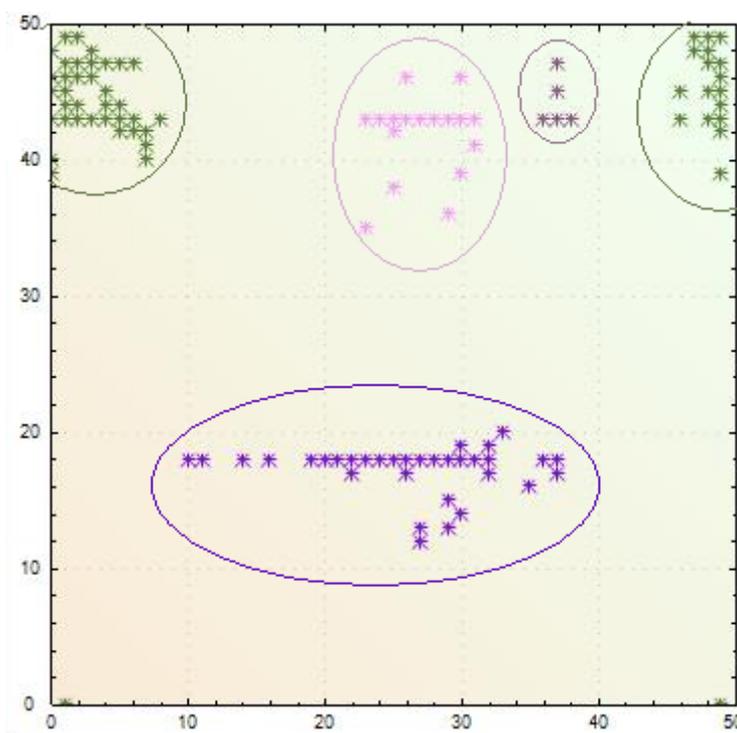


Рисунок 36 – Результат кластеризации четырех субъектов

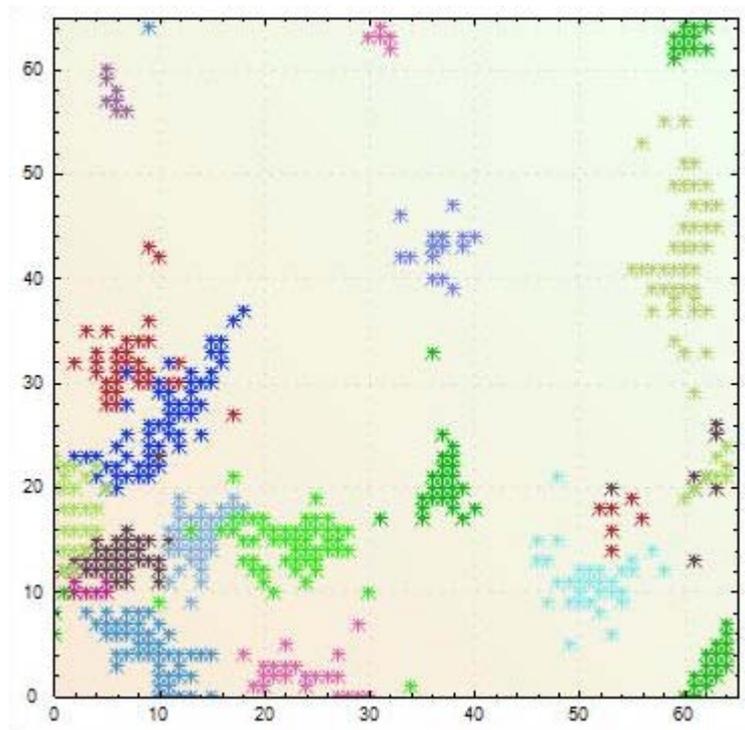


Рисунок 37 – Результат кластеризации 15 субъектов

Правда, при большом количестве субъектов классы начинают пересекаться (рисунок 38). Тем не менее, тенденция карты образовывать плотные группы, соответствующие одному субъекту, сохраняется. К тому же, пересечение классов говорит только о том, что данная сеть Кохонена не в состоянии полностью разделить классы, но не о том, что они не разделимы в принципе.

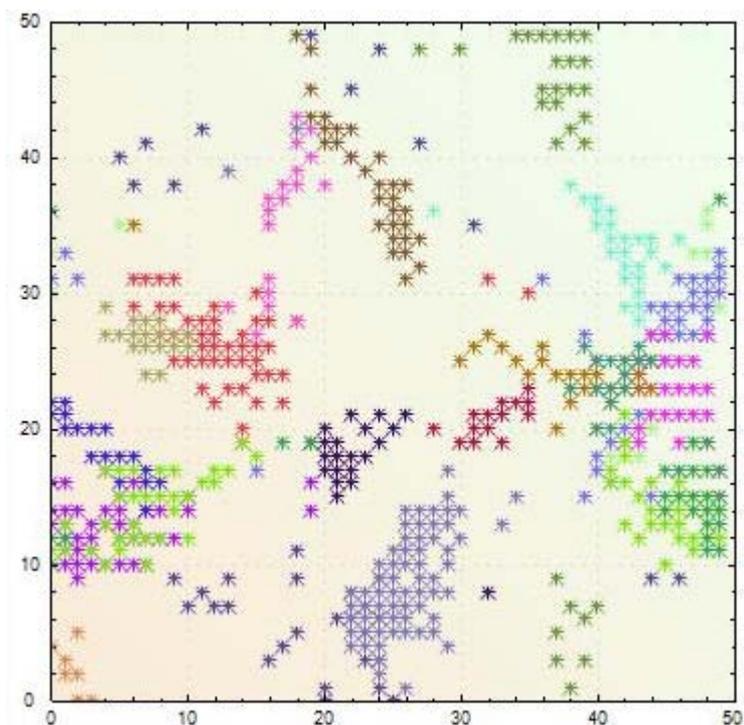


Рисунок 38 – Результат кластеризации 20 субъектов

Результаты второго теста не то чтобы особо радуют, но тоже интересные. Нейронные сети были успешно обучены только для 40 субъектов из 120, зато ошибаются они в среднем всего лишь в 8-9 случаях из 100 (Таблица 6).

Таблица 6

Точность распознавания субъектов предложенным методом

Субъект	Частота правильных пропусков	Частота правильных отказов	Средняя точность	Процент ложных отказов	Процент ложных пропусков	Средняя ошибка
co2a0000364	0.962	0.967	0.965	3.80%	3.30%	3.55%
co2a0000365	0.92	0.949	0.934	8.00%	5.10%	6.55%
co2a0000368	0.959	0.935	0.947	4.10%	6.50%	5.30%
co2a0000370	0.814	0.904	0.859	18.60%	9.60%	14.10%
co2a0000372	0.878	0.86	0.869	12.20%	14.00%	13.10%
co2a0000380	0.967	0.942	0.954	3.30%	5.80%	4.55%
co2a0000384	0.81	0.76	0.785	19.00%	24.00%	21.50%
co2a0000387	0.93	0.933	0.931	7.00%	6.70%	6.85%

Продолжение таблицы 6

co2a0000390	0.933	0.932	0.933	6.70%	6.80%	6.75%
co2a0000396	0.847	0.912	0.88	15.30%	8.80%	12.05%
co2a0000403	0.904	0.903	0.903	9.60%	9.70%	9.65%
co2a0000409	0.981	0.97	0.975	1.90%	3.00%	2.45%
co2a0000410	0.835	0.822	0.829	16.50%	17.80%	17.15%
co2a0000414	0.887	0.801	0.844	11.30%	19.90%	15.60%
co2a0000415	0.93	0.854	0.892	7.00%	14.60%	10.80%
co2a0000417	0.966	0.961	0.963	3.40%	3.90%	3.65%
co2a0000430	1	0.954	0.977	0.00%	4.60%	2.30%
co2a0000433	0.859	0.915	0.887	14.10%	8.50%	11.30%
co2a0000439	0.961	0.917	0.939	3.90%	8.30%	6.10%
co2a0000443	0.864	0.9	0.882	13.60%	10.00%	11.80%
co2a0000443	0.864	0.876	0.87	13.60%	12.40%	13.00%
co2a0000444	1	0.938	0.969	0.00%	6.20%	3.10%
co2c0000338	0.702	0.768	0.735	29.80%	23.20%	26.50%
co2c0000342	0.973	0.912	0.942	2.70%	8.80%	5.75%
co2c0000346	0.955	0.929	0.942	4.50%	7.10%	5.80%
co2c0000347	0.952	0.9	0.926	4.80%	10.00%	7.40%
co2c0000355	0.984	0.92	0.952	1.60%	8.00%	4.80%
co2c0000356	0.827	0.97	0.898	17.30%	3.00%	10.15%
co2c0000367	0.98	0.91	0.945	2.00%	9.00%	5.50%

Продолжение таблицы 6

co2c0000371	1	0.963	0.981	0.00%	3.70%	1.85%
co2c0000373	0.922	0.936	0.929	7.80%	6.40%	7.10%
co2c0000379	0.93	0.864	0.897	7.00%	13.60%	10.30%
co2c0000384	0.911	0.961	0.936	8.90%	3.90%	6.40%
co2c0000389	0.99	0.839	0.914	1.00%	16.10%	8.55%
co2c0000396	1	0.97	0.985	0.00%	3.00%	1.50%
co3a0000448	0.985	0.954	0.969	1.50%	4.60%	3.05%
co3a0000450	0.966	0.884	0.925	3.40%	11.60%	7.50%
co3a0000456	0.95	0.874	0.912	5.00%	12.60%	8.80%
co3a0000459	0.99	0.871	0.931	1.00%	12.90%	6.95%
co3a0000461	0.906	0.953	0.929	9.40%	4.70%	7.05%
В среднем	0.92485	0.907075	0.915875	7.52%	9.29%	8.40%

Для этих 40 субъектов классификатор удавалось обучить с 5-15 попытки, для остальных этого не удалось и с 500 попытками, т.е. предложенный метод смог выделить из общей массы только 33% субъектов. Одним из объяснений этому факту может быть то, что, как и любая биометрическая характеристика, ЭЭГ распределена в соответствии с кривой Гаусса (рисунок 39). ЭЭГ большинства субъектов сильно похожи друг на друга (центральная часть кривой), и для их выделения могут понадобиться более сложные методы параметризации и обучения классификаторов. Краевые случаи распознать легче.

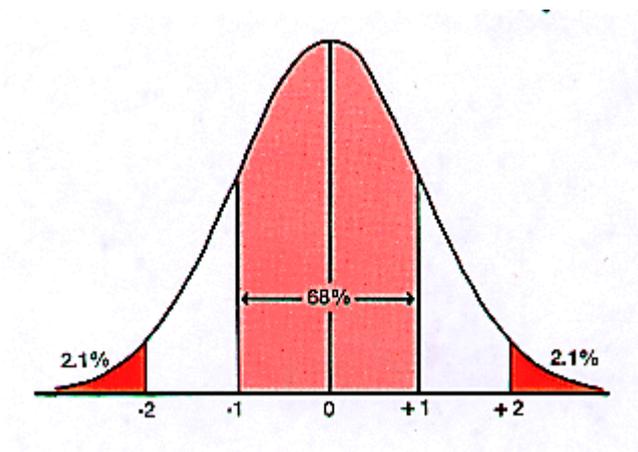


Рисунок 39 – Распределение Гаусса

В общем, предложенный метод аутентификации пользователей обладает достаточно высокой точностью – более 90%, но, к сожалению, не является универсальным – подходит только для каждого третьего человека. Поэтому данный метод еще не готов к внедрению. В будущем нужно попробовать исправить последний недостаток применением более совершенных методов параметризации и классификации – ведь в данной работе были использованы самые простые.

5 ОПИСАНИЕ РАЗРАБОТАННОГО ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

5.1 Общие сведения

В процессе разработки и тестирования метода параллельно было разработано программное обеспечение (исходный код и скриншоты приведены в приложении), которое позволяет:

Конвертировать БД, описанную в разделе 4.2, из ASCII-формата во внутренний. Внутренний формат ускоряет загрузку данных из БД в программу.

- Просматривать БД.
- Выполнять параметризацию данных, сохранять в файлы и загружать параметрические векторы. Благодаря этому обеспечивается ускорение анализа данных, т.к. не параметрические векторы не нужно считать заново.
- Выполнять кластеризацию субъектов согласно описанной в разделе 4.2 процедуре.
- Обучать и тестировать классификаторы субъектов согласно описанной в разделе 4.2 процедуре.

Программа занимает 3.83 Мб и не требует установки. Для запуска программы нужно открыть файл eegAuth.exe.

5.2 Инструкция пользователя

5.2.1 Загрузка, просмотр и преобразование БД

Для просмотра БД нужно выбрать пункт верхнего меню Данные – Загрузка сырых данных... (рисунок 40) Просматриваемая БД должна быть представлена во внутреннем формате ПО.

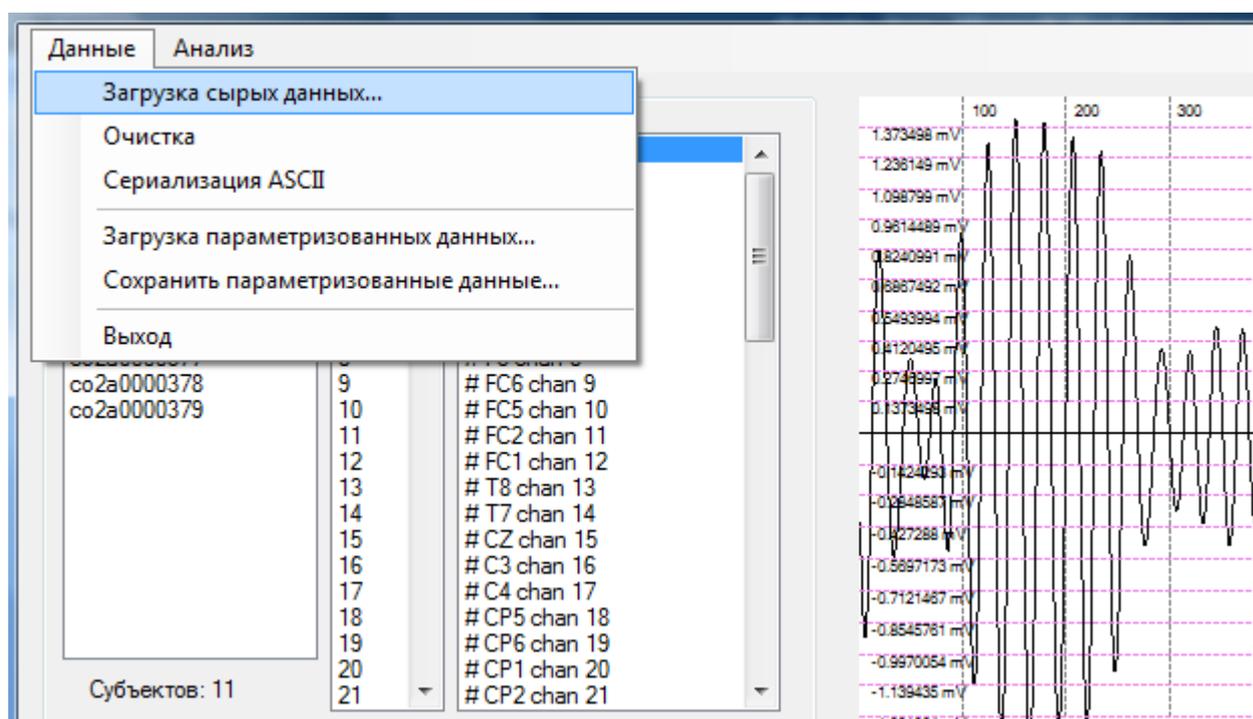


Рисунок 40 – Меню «Данные»

Для преобразования БД из ASCII-формата во внутренний надо использовать пункт меню Данные – Сериализация ASCII.

Чтобы очистить программу от загруженных в нее данных (например, для того, чтобы потом загрузить в нее другие) используется пункт меню Данные – Очистить.

В списке слева отображаются субъекты БД. При выборе субъекта в списке рядом будут отображены все снимки его ЭЭГ.

В третьем списке отображаются отведения, с которых производилась запись. При выборе отведения на графике справа будет показан сигнал, записанный с этого отведения у выбранного субъекта в момент снимка с номером, выбранным во втором списке. В текстовом поле справа от графика показываются значения сигнала.

Галочка «Зафиксировать масштаб» позволяет зафиксировать текущий масштаб отображения графика и использовать его при отображении сигналов других отведений и снимков – в противном случае график каждый раз масштабируется в зависимости от амплитуды текущего сигнала.

Галочка «Фильтр» под графиком включает или выключает фильтрацию сигнала в задаваемой рядом полосе.

Справа внизу отображаются спектры сигнала до фильтрации и после нее.

5.2.2 Анализ данных

5.2.2.1 Параметризация данных, их просмотр, сохранение и загрузка

Чтобы посчитать параметрические векторы каждой записи ЭЭГ, имеющейся в загруженной в программу БД, надо выбрать пункт меню Анализ – Посчитать параметрические векторы (рисунок 41). Программа посчитает параметрические векторы согласно описанному в разделе 4.2 алгоритму, и отобразит их значения в левом нижнем углу. Чтобы просмотреть значения параметрического вектора, надо выбрать в первом (нижнем) списке имя субъекта, затем во втором – номер снимка. В соседнем текстовом поле будут отображены значения параметрического вектора.

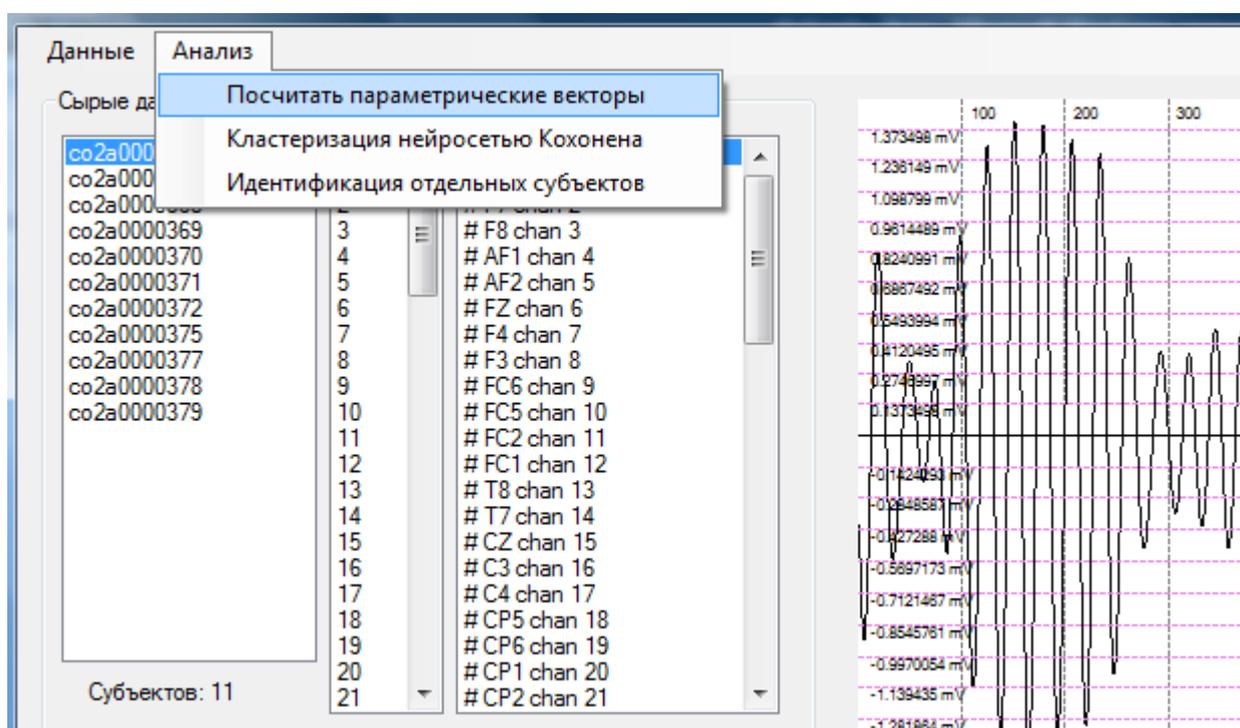


Рисунок 41 – Меню «Анализ»

Чтобы сохранить подсчитанные векторы, нужно выбрать пункт меню Данные – Сохранить параметризованные данные...

Чтобы загрузить в программу заранее подсчитанные параметрические векторы, нужно выбрать пункт меню Данные – Загрузка параметризованных данных...

5.2.2.2 Кластеризация данных картой Кохонена

Чтобы выполнить кластеризацию данных картой Кохонена, в меню «Анализ» нужно выбрать пункт «Кластеризация нейросетью Кохонена». Откроется окно, в котором будет отображен результат (рисунок 42). Здесь

можно настроить параметры кластеризации, параметры нейронной сети, а также выбрать субъектов, которые будут участвовать в анализе.

Субъекты отображаются в списке слева. Для того, чтобы добавить или исключить субъектов из анализа, нужно выделить их и нажать соответственно кнопку «+» или «-» под списком. Кнопкой «*» можно выделить или снять выделение сразу со всех субъектов.

Задав необходимые параметры, нужно нажать кнопку «Кластеризация» для обучения сети и «Стоп» для остановки процесса.

После обучения при выделении субъекта в списке его отображение на карте Кохонена тоже выделяется при помощи соединительных линий.

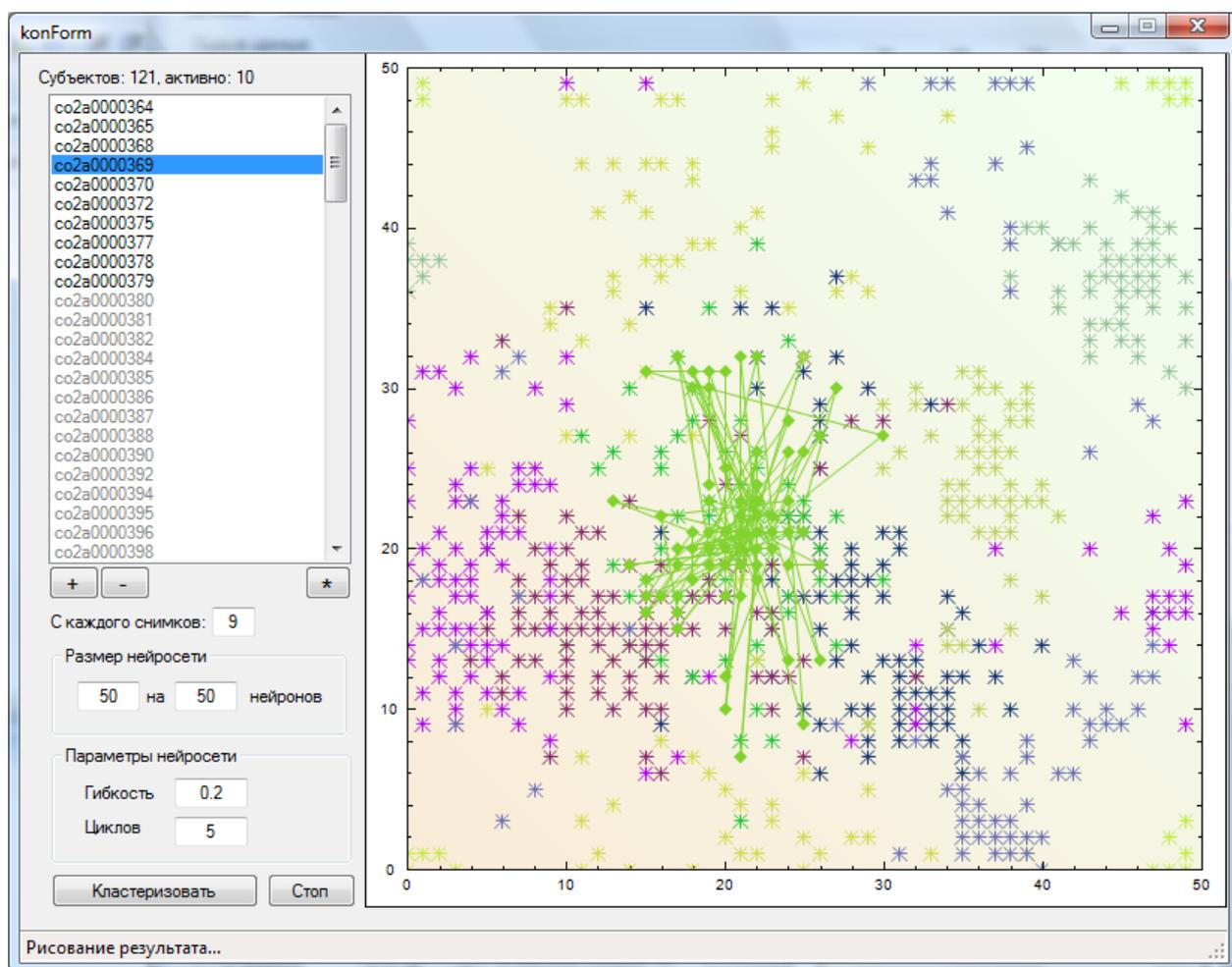


Рисунок 42 – Кластеризация данных картой Кохонена

5.2.2.3 Идентификация отдельных субъектов

Чтобы обучить и протестировать классификаторы отдельных субъектов, в меню «Данные» нужно выбрать пункт «Идентификация отдельных субъектов». Откроется окно, в котором можно выбрать субъектов и посмотреть результат (рисунок 43).

Субъекты отображаются в списке слева. Для того, чтобы добавить или исключить субъектов из анализа, нужно выделить их и нажать соответственно кнопку «+» или «-» под списком. Кнопкой «*» можно выделить или снять выделение сразу со всех субъектов.

Те субъекты, для которых требуется создать классификатор, выделяются в списке красным цветом. Чтобы добавить или исключить субъекта из классифицируемых, нужно выделить их и нажать соответственно кнопку «++» или «--» под списком.

Чтобы запустить процесс поиска классификаторов, нужно нажать кнопку «Старт», чтобы остановить его – кнопку «Стоп».

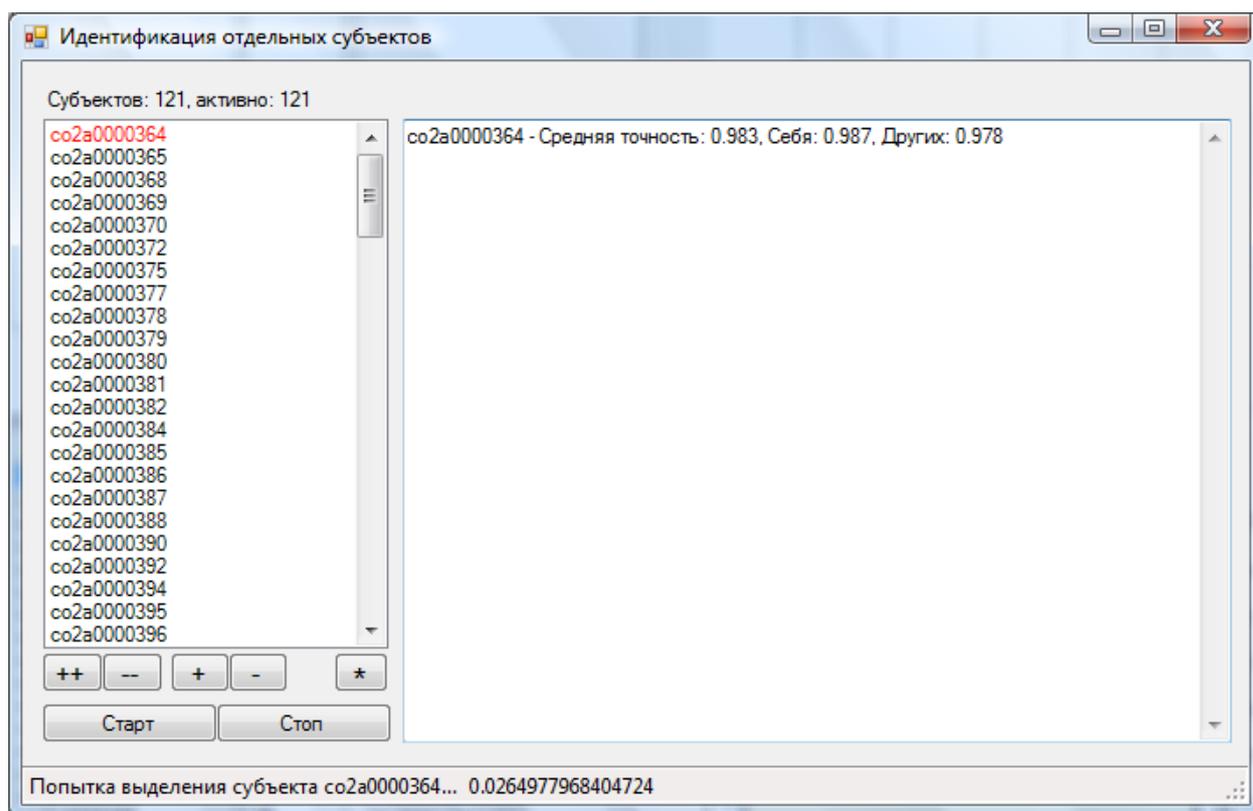


Рисунок 43 – Идентификация отдельных субъектов

5.3 Инструкция программиста

Программное обеспечение разрабатывалось в среде Microsoft Visual Studio 2008 на языке программирования С# и является свободно распространяемым ПО с открытым исходным кодом.

Для реализации карты Кохонена использовалась библиотека классов NeuronDotNet.

Для реализации нейронной сети с обратным распространением ошибки использовалась библиотека классов AForge.Neuro.

Для построения спектральных графиков и графика карты Кохонена использовался компонент ZedGraph.

Для построения авторегрессионной модели использовалась библиотека классов сайта `alglib.ru`.

Для выполнения преобразования Фурье использовалась библиотека классов `MathNet.Iridium`.

Субъект БД описывается в программе структурой `Subject`. Она содержит 2 поля: имя субъекта `name` и массив снимков его ЭЭГ `trials`. Каждый снимок представлен как список сигналов, описываемых структурой `Signal`. В этой структуре 2 поля: имя сигнала `name` и массив, содержащий отсчеты сигнала `values`.

БД представляется внутри программы как список структур `Subject` (поле `subjects` класса `Form1`).

При сохранении БД во внутреннем формате выполняется сериализация каждой структуры `Subject` и запись ее в отдельный файл с именем, соответствующем имени субъекта и расширением `sbj`. При загрузке, соответственно, - десериализация.

Параметризованные данные тоже представлены как список структур, каждая из которых описывает одного субъекта. Но на этот раз используется структура типа `PowerSubject`. Она содержит имя субъекта `name` и список параметризованных снимков `trials`. Каждый параметризованный снимок представлен массивом вещественных чисел.

Сохранение и загрузка параметризованных данных аналогично сохранению и загрузке БД, но на этот раз используется расширение `.par`.

Класс `Form1` описывает главную форму. Она содержит такие методы, как:

- `SerializeSubjects()` – преобразование БД из ASCII-формата во внутренний
- `LoadSubjects()` – загрузка БД в программу
- `LoadPowerSubjects()` – загрузка параметризованных данных в программу
- `plotGraph(float[] points, float ySc, float zr)` – построение графика, заданного массивом `points`, в масштабе `ySc` (0 – автоопределение) и нулем `zr` (0 – автоопределение)
- `посчитатьПараметрическиеВекторыToolStripMenuItem_Click(...)` – подсчет параметрических векторов.

Класс `konForm` описывает форму анализа данных кластеризатором Кохонена.

Класс `idForm` описывает форму идентификации отдельных субъектов. Процесс тестирования, описанный в разделе 4.3, осуществляется методом `button7_Click`. Метод `NetTest(ActivationNetwork net, PowerSubject ps)` тестирует работу классификатора `net` пользователя `ps`, и возвращает массив, содержащий частоту правильных случаев определения, частоту правильного распознавания самого субъекта и частоту правильного распознавания других субъектов.

Обучение классификатора выполняется в отдельном потоке, который описывается классом `NeuroThread`. При создании объекта класса `NeuroThread` необходимо указать субъекта - структуру `Subject`, для которого создается

классификатор, и передать список снимков других субъектов, не относящихся к классифицируемому – на них будет проводиться обучение нейронной сети.

Проверка по таймеру на то, нужно ли продолжать обучение классификатора, описанная в разделе 4.3, осуществляется методом `TimerEvent(object ob, ElapsedEventArgs e)`.