

**ФИЗИОЛОГИЯ ВЫСШЕЙ НЕРВНОЙ (КОГНИТИВНОЙ)
ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА**

УДК 612.821

**УСТОЙЧИВОСТЬ ПАТТЕРНОВ ЭЭГ ЧЕЛОВЕКА В РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧАХ:
ПРОБЛЕМА АУТЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ**

© 2020 г. Н. Н. Лебедева^{1,*}, Е. Д. Каримова¹

¹ Федеральное государственное бюджетное научное учреждение
Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, г. Москва, Россия

* e-mail: lebedeva@ihna.ru

Поступила в редакцию 15.04.2019 г.

После доработки 26.07.2019 г.

Принята к публикации 16.09.2019 г.

В данной статье рассмотрены основные проблемы аутентификации личности с помощью ЭЭГ. Эта проблематика сейчас активно разрабатывается вследствие развития виртуального пространства и поисков новых методов распознавания пользователя в различных интернет-платформах. Одна из задач, которую предстоит решить, — выявить стабильные показатели и паттерны ЭЭГ, с помощью которых возможно будет реализовать надежное распознавание человека на длительном промежутке времени. Вторым рассматриваемым вопросом — выбор задач протокола регистрации ЭЭГ. В данной работе у испытуемых регистрировали ЭЭГ в покое и при выполнении различных моторных задач пять раз в течение трех месяцев, затем сравнивали устойчивость различных паттернов. Было обнаружено, что самым стабильным является паттерн альфа-ритма, в состоянии покоя с закрытыми глазами выявлены наименьшие показатели коэффициента вариации альфа-ритма, но сильный внутригрупповой разброс. Из активных проб наиболее устойчивые показатели были выявлены при наблюдении моторных действий, а наименее устойчивые паттерны наблюдались при представлении. Действием, характеризовавшимся наименьшей устойчивостью показателей ЭЭГ, оказалось написание ручкой.

Ключевые слова: ЭЭГ, устойчивость, идентификация, аутентификация личности

DOI: 10.31857/S0044467720010098

ВВЕДЕНИЕ

Современный мир и социум развиваются в сторону виртуального пространства: учетные записи в социальных сетях, онлайн банкинг, облачное хранение данных, аренды автомобилей, онлайн магазины и покупки в интернете. Все эти сферы услуг становятся мобильными и более доступными, но с другой стороны требуют надежной идентификации пользователя. Поскольку способы виртуального мошенничества также увеличиваются, сейчас обычно происходит многоуровневая проверка пользователя: создание логина и пароля, привязка к мобильному телефону, адресу электронной почты, контрольный вопрос, пин-код — все эти процедуры отнимают много времени у пользователя и не являются достаточно надежными. Даже проверка отпечатка пальцев не является надежным фактором защиты —

его легко можно подделать, используя всего лишь детский пластилин.

Постепенно способы идентификации и аутентификации смещаются в сторону биометрических данных, которые являются более надежными по сравнению с паролями [Chan et al., 2018]. Среди различных методов, которые были разработаны, метрика, основанная на электроэнцефалографии (ЭЭГ), отличается непревзойденной универсальностью при различных задачах, абсолютной уникальностью у каждого человека, что сводит к минимуму риск мошенничества. Впервые идентификация, основанная на индивидуальных характеристиках ЭЭГ, зарегистрированной в состоянии покоя, была продемонстрирована в 1999 г. [Poulos et al., 1999a; Poulos et al., 1999b; Poulos et al., 2002]. Однако большинство усилий в работе с индивидуальными паттернами ЭЭГ были сосредоточены

на проблеме “интерфейс мозг-компьютер”, хотя уже тогда было понятно, что существуют довольно устойчивые паттерны ЭЭГ, регистрируемые при движении руки или пальца.

Основные проблемы широкого применения и коммерциализация распознавания личности на основе ЭЭГ состоят даже не в мобильном быстром считывании или регистрации ЭЭГ – в одной из работ [Chuang et al., 2013] было показано, что достаточно регистрации одного канала ЭЭГ сухим электродом. Главная проблема – выделить устойчивые паттерны и показатели ЭЭГ, которые вне зависимости от эмоционального и физического состояния человека, а также вне зависимости от времени, которое прошло с момента последней регистрации, позволят производить точное и надежное распознавание.

Система аутентификации или идентификации должна иметь возможность распознавать зарегистрированных клиентов, даже когда они возвращаются через дни, недели или годы спустя. В работе Марселя [Marcel, Milan, 2007] половина общего уровня ошибок системы аутентификации на основе ЭЭГ увеличивалась с 7.1 до 36.2 всего через 3 дня после первой регистрации. Эта тенденция также наблюдалась в исследовании Ху и соавт. [Hu et al., 2011], где производительность системы идентификации оценивалась за различные промежутки времени. Процент распознавания после однодневного периода составил 94.60%; тем не менее, после недели он снизился до 83.64% и до 78.20% через 6 месяцев. В одной из работ [Chan et al., 2018] для распознавания использовали паттерн ЭЭГ при поднятии пальцев. Классификатор был обучен с использованием данных, полученных в предыдущие дни, но при тестировании с использованием вновь полученных данных точность распознавания падала до 10%. Авторы другой статьи [Yang, Deravi, 2017] также указывают на проблему устаревания с течением времени шаблона распознавания, построенного на основании показателей ЭЭГ.

Еще одна проблема, на которую необходимо обратить внимание, – это протокол регистрации ЭЭГ. Различные группы исследователей пробуют разные протоколы: одни группы применяют только состояние спокойного бодрствования с закрытыми и открытыми глазами [Fraschini et al., 2014; Nguyen et al., 2017]; другие же пробуют различные моторные задачи [Hu, 2009; Malinka et al., 2011]; когнитивные задачи на вычисление [Touyama,

Hirose, 2008; Das, et al., 2009]; предъявление звуковых и визуальных стимулов [Palaniappan, Mandic, 2005]; ментальные задачи (представление) [Chuang et al., 2013; Rahman, Gavrilova, 2016; Rahman, Gavrilova, 2017; Гончаров, Вишняков, 2012].

Как правило, протоколы, включающие различные задачи, более воспроизводимы, чем протоколы без задач; кроме того, протоколы с простыми задачами, основанными на сенсорных предъявлениях, более воспроизводимы, чем протоколы со сложными задачами, требующими вычислений [Chan et al., 2018]. С одной стороны сложные протоколы с вычислительными задачами хорошо различаются между людьми, но с другой стороны они занимают очень много времени и вряд ли могут претендовать на повсеместное использование. Использование предъявляемых стимулов и вызванные потенциалы в качестве показателей скрывает за собой другую проблему – эффект повторения или нейронную адаптацию, которая влечет за собой снижение ответа на один и тот же стимул [Noguchi et al., 2005]. В связи в этом мы пришли к выводу, что наиболее перспективными протоколами будут состояние покоя с закрытыми или открытыми глазами и простые моторные задачи, связанные с наблюдением, представлением и выполнением движений рукой.

Различные группы исследователей, работающие над данной проблемой, используют также разные характеристики ЭЭГ для классификации в задаче распознавания: это и мощностные показатели ЭЭГ разных ритмов [Soni et al., 2016; Thomas, Vinod, 2018], фрактальные размерности, вейвлет-преобразование [Rahman, Gavrilova, 2016; Rahman, Gavrilova, 2017], потенциалы P300, N400 [Гончаров, Вишняков, 2012], при этом нет четких выводов о преимуществе одного из показателей [Chan et al., 2018].

Таким образом, главной проблемой биометрического распознавания пользователя на основании данных ЭЭГ является поиск стабильных устойчивых паттернов и показателей ЭЭГ, а также тестирование задач, при которых возможно зарегистрировать устойчивые паттерны ЭЭГ. В связи с этим задачей нашего исследования было выявить, какой из ритмических паттернов ЭЭГ и какой тип задач является наиболее устойчивым при регистрации в различные дни в течение 3 мес.

МЕТОДИКА

В эксперименте участвовали 5 человек (мужчины, 21 ± 2 год, правши), все участники эксперимента были практически здоровы и не имели неврологических нарушений. С каждым из испытуемых производилась запись ЭЭГ пять раз в течение трех месяцев, в среднем перерыв между записью составлял 20–25 дней. ЭЭГ регистрировали в состоянии спокойного бодрствования с закрытыми и открытыми глазами, а также при наблюдении, представлении и выполнении трех моторных задач с различным контекстом. В качестве стимульного материала предлагался просмотр видеороликов, иллюстрирующих двигательный акт в трех различных контекстах, – простое сжатие кисти, эмоциональное постукивание пальцев по столу и целевое действие, написание ручкой (рис. 1). После просмотра каждого действия (задача “наблюдение”) испытуемым предлагалась сначала представить, как они совершают такое же движение рукой (“представление”), а затем выполнить ее самостоятельно (“выполнение”).

Оценка динамики биоэлектрической активности мозга во время просмотра видеоклипов и выполнения инструкций по каждому блоку проводилась на основе электроэнцефалографических данных. Запись ЭЭГ осуществлялась с помощью энцефалографоанализатора “Нейровизор” с 12 электродами (Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, Cz, P3, P4, Pz, T3, T4), расположенных по системе “10-20”, монополярно относительно объединенных ушных электродов A1 и A2. Для всех отведений задавали частоту опроса 250 Гц, полосы фильтрации 0.5–70 Гц, импеданс менее 20 кОм.

Регистрацию фонового состояния с закрытыми и открытыми глазами проводили в течение

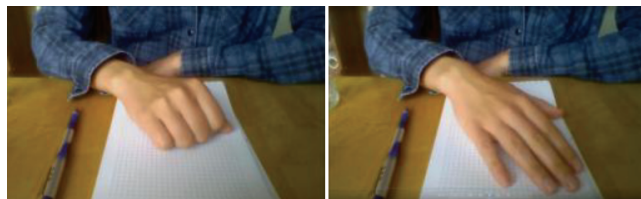


Рис. 1. Фрагменты стимульного видеоролика со сжатием кисти.

Fig. 1. Fragments of a stimulus video with a clenched brush.

2 мин, моторных задач – в течение 45 с (хронометраж эксперимента указан в табл. 1).

Для каждого фрагмента записи осуществлялся спектральный анализ. Эпоха анализа для Фурье-преобразования составляла 4.85 с. В результате по каждому фрагменту записи для дельта- (2–4 Гц), тета- (4–8 Гц), альфа- (8–13 Гц), бета- (13–25 Гц) ритмов по 12 каналам были получены значения абсолютной мощности P ($\mu\text{кВ}^2$) ЭЭГ. Далее показатели мощности усреднялись по всем каналам и по каждой пробе получали средние значения мощности ритмов ЭЭГ.

Для того чтобы оценить разброс спектральных показателей мощности в разные дни регистрации ЭЭГ у одного и того же испытуемого, мы использовали нормированное стандартное отклонение (стандартное отклонение, отнесенное к среднему значению выборки), которое также называют коэффициентом вариации. Коэффициент вариации применяется, когда средние показатели изучаемых групп значительно отличаются друг от друга; или когда необходимо сравнить показатели, выраженные в различных мерах измерения. Коэффициент вариации является функцией обоих статистических параметров – среднего квадратического отклонения (СКО) и средней арифметической. Формула для вы-

Таблица 1. Схема и хронометраж эксперимента
Table 1. Scheme and timing of the experiment

Фон		сжатие кисти			целевое действие			эмоциональное действие		
ГЗ глаза закрыты	ГО глаза открыты	наблюдение	представление	выполнение	наблюдение	представление	выполнение	наблюдение	представление	выполнение
2 мин	2 мин	45 с	45 с	45 с	45 с	45 с	45 с	45 с	45 с	45 с

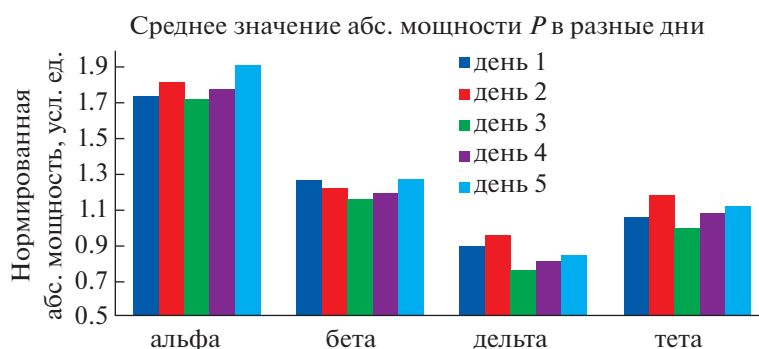


Рис. 2. Средние значения мощности P при закрытых глазах, испытуемый В.

Fig. 2. Average values of power P with eyes closed, subject B.

числения коэффициента вариации выборки выглядит следующим образом:

$$V = \frac{\sigma}{\bar{x}}$$

Таким образом, вычисляя средние значения мощности и СКО мощности каждого ритма в различных пробах по 5 разным дням эксперимента, мы получили коэффициент вариации для значений спектральных мощностей ритмов каждого испытуемого в каждой пробе. Данный показатель можно сравнивать между различными ритмами и разными испытуемыми.

Методики исследования одобрены этическими комитетами Института высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН. Каждый испытуемый подписывал информированное согласие на проведение исследования.

Использовались такие статистические методы сравнения, как критерий Фридмана (для выявления наиболее устойчивого ритма ЭЭГ) и дисперсионный анализ ANOVA повторных измерений (применяли коррекцию значений статистической значимости по методу Гринхауза–Гейссера) для определения двухфакторных зависимостей, *post-hoc* анализ Бонферони.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Чтобы оценить, как могут различаться значения мощности каждого диапазона, на рис. 2 продемонстрированы нормированные средние значения абсолютной мощности P ЭЭГ-ритмов в различные дни одного из испытуемых. Можно отметить, что мощности ритмов достаточно сильно отличаются в состоянии покоя при закрытых глазах в разные дни, то есть спектральные рисунки ЭЭГ у одного и

того же человека, зарегистрированные в одинаковых условиях в разные дни, могут достаточно сильно отличаться друг от друга.

В первую очередь был проведен анализ Фридмана по всем испытуемым (в данном случае фактор “проба” не рассматривался), чтобы выявить, есть ли различия между коэффициентами вариаций разных ритмов ЭЭГ. Анализ показал, что коэффициент вариации разных ритмов с высокой степенью достоверности ($p = 0.00001$) различается, причем наименьшие значения наблюдаются в альфа-ритме (табл. 2).

На рис. 3 видно, что коэффициент вариации мощности альфа-ритма ниже по сравнению с другими ритмами ЭЭГ, причем у каждого из пяти испытуемых.

Следующим шагом необходимо было выяснить, зависит ли устойчивость ритмических паттернов от определенного вида деятельности испытуемого, т.е. от задачи или нет. В нашем эксперименте фактически были две пробы в состоянии покоя (*resting state*) — с открытыми и закрытыми глазами, и три разных активных задачи в различных контекстах — наблюдение, представление и выполнение. Отдельно для проб *resting state* (2 уровня: глаза закрыты, глаза открыты) и для активных задач (3 уровня: наблюдение, представление, выполнение) проводился дисперсионный анализ ANOVA с повторными измерениями и фактором “ритм” (4 уровня: дельта, тета, альфа, бета) по всем испытуемым.

Анализ ANOVA повторных проб “глаза закрыты” и “глаза открыты” и фактора “ритм” не показал каких-либо значимых эффектов и взаимодействия факторов. Однако дисперсионный анализ с повторными измерениями

Таблица 2. Результаты сравнения коэффициента вариации разных ритмов ЭЭГ методом Фридмана
Table 2. The comparison of coefficient of variation of different EEG rhythms by Friedman method

Показатели	ANOVA Фридмана и конкордация Кендалла ANOVA хи-кв. (N = 55, df = 3) = 68.78182 $p = 0.00001$ коэф. конкордации Кендалла = 0.41686 Средний ранг $r = 0.40606$			
	Средний ранг	Сумма рангов	Средние знач.	Ст. откл.
Дельта	3.5	193	0.24	0.14
Тета	2.4	134	0.17	0.09
Альфа	1.4	81	0.13	0.07
Бета	2.6	142	0.18	0.09

Таблица 3. Результаты дисперсионного анализа с повторными измерениями (разные пробы) и фактором “ритм”
Table 3. ANOVA with repeated measurements (different samples) and the “rhythm” factor

Эффект	Анализ повторных измерений “наблюдение—представление—выполнение” и фактора “ритм”				
	Сумма квадратов	Число степеней свободы	Средний квадрат отклонения	F	p
Ритм	0.22	3	0.07	4.47	0.0068
R1 (проба)	0.14	2	0.07	10.67	0.000057
R1 (проба)*ритм	0.008	6	0.001	0.21	0.97

активных проб “наблюдение”, “представление”, “выполнение” и фактором “ритм” показал достоверные различия по факторам “ритм” и “проба” (табл. 3).

Рисунок 4 демонстрирует различные коэффициенты вариации дельта-, тета-, альфа-

и бета-ритмов при различных пробах — в состоянии покоя с закрытыми и открытыми глазами (рис. 4а), и при наблюдении, представлении и выполнении моторных действий (рис. 4б). Видно, что наименьший коэффициент вариации наблюдается в диапазоне

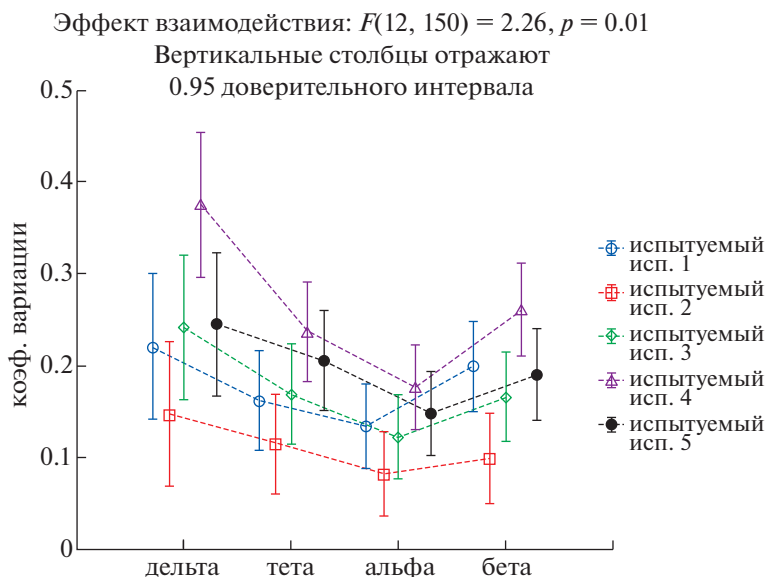


Рис. 3. Коэффициент вариации значений мощности ритмов ЭЭГ у каждого испытуемого.
Fig. 3. The variation coefficient of the power values of the EEG rhythms for each subject.

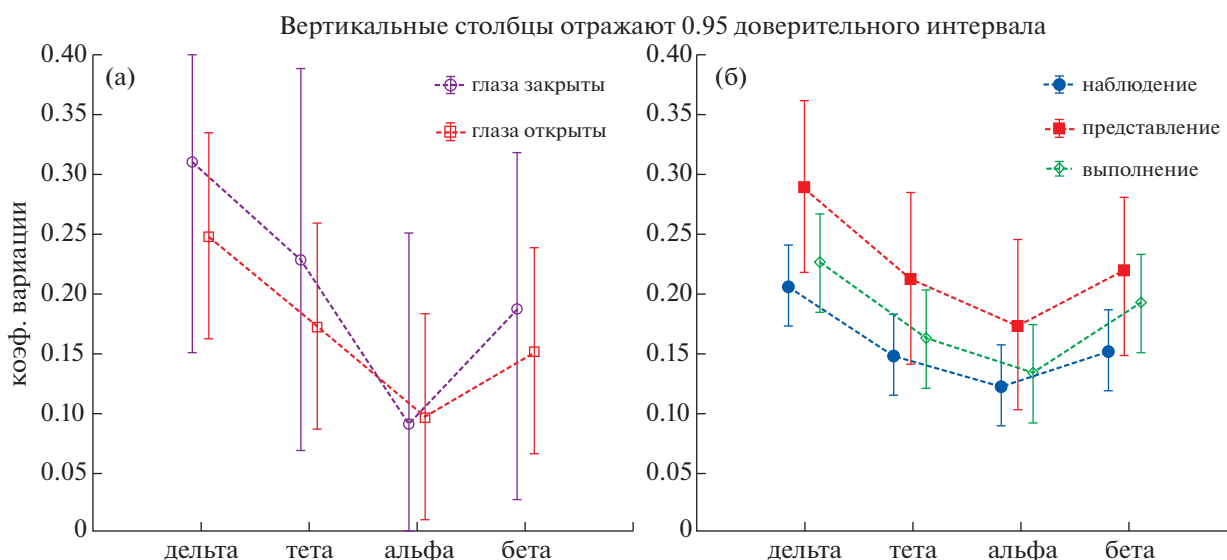


Рис. 4. Коэффициент вариации мощности ритмов у всех испытуемых в состоянии покоя с открытыми и закрытыми глазами (а) и в активных пробах (б).

Fig. 4. Variation coefficient of rhythm power in all subjects at resting state with eyes open and closed (a) and in active samples (б).

альфа-частот, при этом из активных задач наилучший результат достигается при наблюдении за моторным действием, а наихудший — при представлении. Вообще говоря, проба “представление” демонстрирует наибольшие показатели вариабельности ритмических паттернов в различные дни по сравнению с пробами “наблюдение” и “выполнение”. Несмотря на то что дисперсионный анализ в состоянии покоя не дал достоверных отличий между ритмами ЭЭГ, средние значения коэффициента вариации мощности альфа-ритма при открытых и закрытых глазах (0.09 и 0.10) были ниже, чем в пробах “наблюдение”, “представление” и “выполнение” (0.12; 0.17 и 0.13 соответственно).

Помимо того, что в рамках данного исследования регистрация ЭЭГ проводилась при выполнении моторных задач, данные задачи

еще различались между собой контекстом: обычное моторное действие — сжатие руки, целевое действие — письмо ручкой на бумаге, эмоциональное действие — постукивание ручкой по столу. Чтобы выявить, влияли ли контекст задачи на разброс показателей ЭЭГ в разные дни, был проведен дисперсионный анализ коэффициентов вариации мощности ритмов с повторными измерениями (3 уровня: наблюдение, представление и выполнение) и фактором “контекст” (3 уровня: сжатие, цель, эмоции) по всем испытуемым. Поскольку предыдущие результаты показали, что наиболее перспективный показатель — мощность альфа-ритма, результаты приводятся по коэффициенту вариации альфа-ритма.

Из табл. 4 видно, что в результате фактор контекста оказался значимым в совокупности с фактором “проба” ($p = 0.035$).

Таблица 4. Результаты дисперсионного анализа с повторными измерениями (разные пробы) и фактором “контекст”
Table 4. ANOVA with repeated measurements (different samples) and the context factor

Эффект	Анализ повторных измерений “наблюдение–представление–выполнение” и фактора “контекст”				
	Сумма квадратов	Число степеней свободы	Средний квадрат отклонения	F	p
Контекст	0.05	2	0.02	1.504	0.23
R1(проба)	0.14	2	0.07	11.75	0.000023
R1 (проба)*контекст	0.06	4	0.015	2.66	0.035

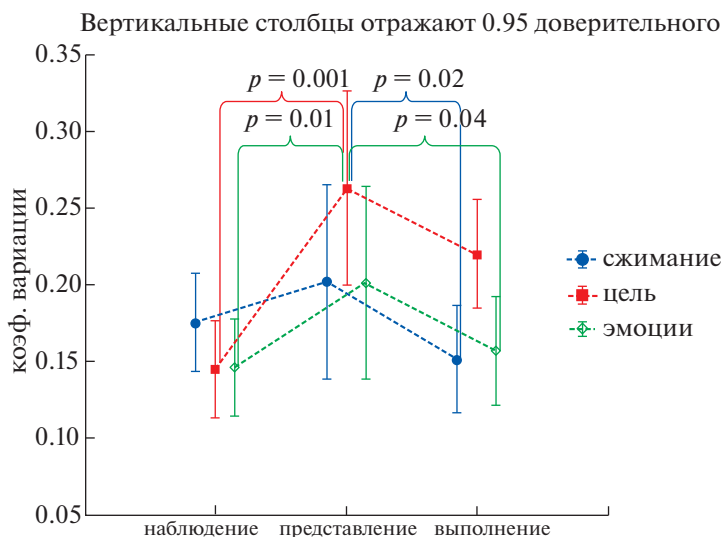


Рис. 5. Коэффициент вариации альфа-ритма при выполнении активных проб в различных контекстах. Скобками обозначены значимые различия с указанием уровня значимости.

Fig. 5. The variation coefficient of the alpha-power values in different context. Significant differences are indicated by parentheses.

Проведенный post-hoc анализ Бонферони выявил значимые различия коэффициента вариации в пробе “представление” в контексте “цель” с коэффициентами вариации в пробе “наблюдение” и контекстах “цель” ($p = 0.001$), “эмоции” ($p = 0.01$), и с коэффициентами вариации в пробе “выполнение” и контекстах “сжимание” ($p = 0.02$) и “эмоции” ($p = 0.04$) (см. рис. 5)

Рисунок 5 позволяет трактовать данные результаты следующим образом: при представлении целевого действия (написание прямых линий шариковой ручкой) был выявлен наибольший разброс мощности альфа-ритма у испытуемых в разные дни эксперимента.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Самым устойчивым ЭЭГ ритмом оказался альфа-ритм. Этот результат достаточно предсказуем, поскольку было показано, что альфа-ритм обладает достаточно устойчивыми индивидуальными характеристиками, такими как частота пика и индивидуальная мощность [Базанова, 2009; Базанова, 2011]. Однако в состоянии покоя намного сильнее выражен разброс коэффициентов вариации по ритмам.

Сравнение коэффициента вариабельности альфа-ритма в разных пробах показало, что в среднем по всем испытуемым этот коэффи-

циент ниже в состоянии покоя (resting state), хотя дисперсионный анализ не выявил достоверных различий по фактору “ритм” в пробах resting state. Судя по всему, большой разброс данных по пяти испытуемым именно в состоянии покоя привел к тому, что дисперсионный анализ не дал достоверных отличий между разными ритмами. Известно, что альфа-ритм в состоянии покоя с закрытыми глазами обладает максимальной амплитудой по сравнению с другими состояниями [Жирмунская, 1991]. При этом у разных людей амплитуда альфа-ритма и соответственно мощность может различаться очень сильно. Например, электроэнцефалограмму с невыраженной альфа-активностью называют “плоской”, а амплитуда альфа-ритма этих людей в состоянии покоя с закрытыми глазами меньше 20 мкВ. При этом у людей с выраженной альфа-активностью при закрытых глазах высокоамплитудные веретена альфа-ритма достигают 120 мкВ [Зенков, 2004]. Таким образом, альфа-активность обладает высокой межиндивидуальной вариабельностью и, как показали результаты нашего исследования, достаточно стабильна у каждого индивидуума, что является хорошей предпосылкой для использования этого параметра в задаче идентификации личности.

Что же касается использования определенной задачи для регистрации показателей ЭЭГ или состояния resting state, наши резуль-

таты указывают на то, что лучше всего для этого подходит задача наблюдения какого-либо двигательного акта, а меньше всего подходит задача представления. Хотя многие исследователи используют состояние спокойного бодрствования в задаче идентификации личности [Fraschini et al., 2014; Thomas, Vinod, 2018], мы получили больший разброс показателей альфа-ритма в resting state по сравнению с активными пробами.

Проба “представление” демонстрирует наибольшие показатели вариабельности ритмических паттернов в различные дни по сравнению с пробами “наблюдение” и “выполнение”. По-видимому, задача представить то или иное движение является самым сложным для испытуемых, при этом могут активироваться самые различные нейронные сети. Кроме того, испытуемые подтверждали, что одинаково повторить представление действия в разные дни достаточно затруднительно.

Что касается различных действий (контекстов), то наименее устойчивые показатели были при реализации представления и выполнения целевого движения — написания линий шариковой ручкой. В данном случае это было неожиданным результатом: в задачу входило написание прямых линий в тетрадке вдоль стороны “клеточки”, что на первый взгляд не должно было вызвать затруднений. С другой стороны, только в данной целевой задаче требовалось использовать посторонний предмет — шариковую ручку — в отличие от простого сжимания и постукивания пальцами. По-видимому, в данном случае требуется подключение дополнительных сетей, отвечающих за анализ свойств и положения в пространстве другого предмета, выполнения захвата предмета и оперирования им. Возможно, эти особенности привнесли свою долю изменчивости в ритмический рисунок ЭЭГ в разные дни эксперимента. Также можно отметить, что в пробе “наблюдение” данной задачи коэффициент вариабельности альфа-ритма ниже, чем при представлении и выполнении, что также подтверждает предположение, что именно самостоятельная реализация и представление написания ручкой вызывали бóльший разброс показателей.

ВЫВОДЫ

В данной работе было выявлено, что наиболее устойчивые паттерны ЭЭГ выявляются

в альфа-диапазоне частот, а наименее стабильные — в дельта-диапазоне. Коэффициент вариации мощности альфа-ритма был ниже в состоянии покоя (resting state с открытыми и закрытыми глазами), однако средние значения имели сильный внутригрупповой разброс, при этом в активных пробах более устойчивые результаты были получены в задаче “наблюдение”. Наименее стабильные характеристики ЭЭГ были выявлены в задаче на представление моторных действий. Также в зависимости от типа движений (контекста) наименее устойчивые показатели были выявлены при целевом действии — написании ручкой, а более устойчивые показатели наблюдались при простом сжимании и эмоциональном постукивании пальцев.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Базанова О.М.* Современная интерпретация альфа-активности электроэнцефалограммы. Успехи физиологических наук. 2009. 40 (3): 32–53.
- Базанова О.М.* Вариабельность и воспроизводимость индивидуальной частоты альфа-ритма ЭЭГ в зависимости от экспериментальных условий. Журнал высшей нервной деятельности. 2011. 61 (1): 102–111.
- Гончаров С.М., Вишняков М.С.* Идентификация пользователей на основе электроэнцефалографии с использованием технологий “Интерфейс мозг-компьютер”. Доклады ТУСУР. 2012. (1–2): 25.
- Зенков Л.Р.* Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии) / Зенков Л.Р. 3-е изд. Москва: Изд-во МЕДпресс-информ, 2004. 368 с.
- Жирмунская Е.А.* Клиническая электроэнцефалография. М.: МЭЙБИ, 1991. 118 с.
- Chan H.-L., Kuo P.-C., Cheng C.-Y., Chen, Y.-S.* Challenges and Future Perspectives on Electroencephalogram-Based Biometrics in Person Recognition. Frontiers in Neuroinformatics. 2018. 12: 1–15.
<https://doi.org/10.3389/fninf.2018.00066>
- Chuang J., Nguyen H., Wang C., Johnson B.* I think, therefore I am: Usability and security of authentication using brainwaves. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). 2013.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-41320-9_1.
- Das K., Zhang S., Giesbrecht B., Eckstein M.P.* Using rapid visually evoked EEG activity for person identification. In Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering

- the Future of Biomedicine, EMBC. 2009.
<https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5334858>
- Fraschini M., Hillebrand A., Demuru M., Didaci L., Marcialis G.L.* An EEG-based biometric system using eigenvector centrality in resting state brain networks. *IEEE Signal Processing Letters*. 2014. 22 (6): 666–670.
- Hu B., Liu Q., Zhao Q., Qi Y., Peng H.* A real-time electroencephalogram (EEG) based individual identification interface for mobile security in ubiquitous environment. In *Proceedings – 2011 IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference, APSCC*. 2011.
<https://doi.org/10.1109/APSCC.2011.87>
- Hu J.F.* New biometric approach based on motor imagery EEG signals. In *FBIE 2009 – 2009 International Conference on Future BioMedical Information Engineering*. 2009.
<https://doi.org/10.1109/FBIE.2009.5405787>
- Malinka K., Hancek P., Trzos M.* Evaluation of biometric authentication based on visual evoked potentials. In *Proceedings – International Carnahan Conference on Security Technology*. 2011.
<https://doi.org/10.1109/CCST.2011.6095875>
- Marcel S., Millan J. del R.* Person authentication using brainwaves (EEG) and maximum a posteriori model adaptation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2007. 29: 743–748.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1012>
- Nguyen B., Nguyen D., Ma W., Tran D.* Investigating the possibility of applying EEG lossy compression to EEG-based user authentication. *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE. 2017: 79–85.
- Noguchi Y., Inui K., Kakigi R.* Temporal dynamics of neural adaptation effect in the human visual ventral stream. *International Congress Series*. 2004. 24: 6283–6290.
<https://doi.org/10.1016/j.ics.2004.11.003>
- Palaniappan R., Mandic D.P.* Energy of brain potentials evoked during visual stimulus: A new biometric? *Artificial Neural Networks: Formal Models and Their Applications – Ican 2005, Pt 2, Proceedings*. Lett. 2005. 27: 726–733.
- Poulos M., Rangoussi M., Alexandris N., Alezandris N.* Neural network based person identification using EEG. *Proceedings of International Conferences on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Phoenix, AZ. 1999a.
<https://doi.org/10.1109/ICASSP.1999.759940>
- Poulos M., Rangoussi M., Alexandris N., Evangelou A.* Person identification from the EEG using nonlinear signal classification. *Methods of Information in Medicine*. 2002. 41: 64–75.
<https://doi.org/10.1055/s-0038-1634316>
- Poulos M., Rangoussi M., Chrissikopoulos V., Evangelou A.* Parametric person identification from the EEG using computational geometry. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems in 6th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, Pafos, Cyprus*. 1999b.
<https://doi.org/10.1109/ICECS.1999.813403>
- Rahman M.W., Gavrilova M.* Overt mental stimuli of brain signal for person identification. *2016 International Conference on Cyberworlds (CW)*. IEEE. 2016: 197–203.
- Rahman M.W., Gavrilova M.* Comparison Analysis of Overt and Covert Mental Stimuli of Brain Signal for Person Identification. *Transactions on Computational Science XXX*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2017: 73–91.
- Soni Y.S., Somani S.B., Shete V.V.* Biometric user authentication using brain waves. *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. IEEE. 2016. 2: 1–6.
- Thomas K.P., Vinod A.P.* EEG-based biometric authentication using gamma band power during rest state. *Circuits, Systems, and Signal Processing*. 2018. 37 (1): 277–289.
- Touyama H., Hirose M.* Non-target photo images in oddball paradigm improve EEG-based personal identification rates. In *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2008.
<https://doi.org/10.1109/IEMBS.2008.4650115>
- Yang S., Deravi F.* On the Usability of Electroencephalographic Signals for Biometric Recognition: A Survey. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2017. 47, 958–969.
<https://doi.org/10.1109/THMS.2017.2682115>

STABILITY OF HUMAN EEG PATTERNS IN DIFFERENT TASKS: THE PERSONALITY AUTHENTICATION PROBLEM

N. N. Lebedeva^{a,#} and E. D. Karimova^a

^a *Institute of Higher Nervous Activity and Neurophysiology of RAS, Moscow, Russia*

[#]*e-mail: lebedeva@ihna.ru*

In this article, the main problems of authentication of an individual using EEG are considered. This issue is actively developed as a result of the virtual space development and the search for new meth-

ods of recognizing the user in various Internet platforms. It is necessary to identify stable indicators and EEG patterns, with the help of which it will be possible to realize reliable recognition of a person over a long period of time. The second issue to be addressed is the choice of the tasks of the EEG recording protocol. In this work, the subjects were recorded EEG at rest and when performing various motor tasks five times within three months. The stability of different patterns was compared. It was found that the most stable is the alpha rhythm pattern, in a resting state with closed eyes revealed the smallest coefficient of variation of the alpha rhythm, but a strong intra-group spread. Of the active samples, the most stable indicators were found in the observation tasks, and the least stable patterns were observed in the presentation tasks. The action characterized by the lowest stability of EEG indicators was writing with a pen.

Keywords: EEG, stability, personal identification, personal authentication