

Эффективность использования нейроинтерфейсов в образовательном процессе для оптимизации когнитивной нагрузки студентов

Юрий Михайлович Бабин

Кандидат философских наук, профессор кафедры Философии
Академия государственной противопожарной службы МЧС России
Москва, Россия
urii-box@rambler.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 01.02.2025

Принята 21.03.2025

Опубликована 30.04.2025

УДК 004.678.726.2:37.012.14

DOI 10.25726/f7198-1101-3315-s

EDN STHUUS

BAK 5.8.7. Методология и технология профессионального образования (педагогические науки)

OECD 05.03.HB. EDUCATION, SCIENTIFIC DISCIPLINES

Аннотация

Современные образовательные технологии сталкиваются с проблемой управления когнитивной нагрузкой обучающихся, определяющей эффективность усвоения материала и развитие компетенций. Нейроинтерфейсы на основе электроэнцефалографии (ЭЭГ) представляют значительный потенциал для объективной оценки и динамической регуляции когнитивной нагрузки в режиме реального времени. Данное исследование направлено на установление эффективности использования ЭЭГ-нейроинтерфейсов для оптимизации когнитивной нагрузки студентов в образовательном процессе. Методология исследования основана на экспериментальном дизайне с применением неинвазивной 24-канальной ЭЭГ-системы для мониторинга нейрофизиологических показателей 128 студентов (19-25 лет) в процессе выполнения образовательных задач различной сложности с применением адаптивной системы обучения. Количественный анализ результатов демонстрирует значительное улучшение показателей запоминания (на 27,3%), концентрации внимания (на 31,6%) и скорости обработки информации (на 24,8%) в экспериментальной группе по сравнению с контрольной. Интеграция мультимодальных данных ЭЭГ с применением алгоритмов машинного обучения позволила достичь точности 87,5% в классификации уровней когнитивной нагрузки и автоматической адаптации образовательного контента. Результаты исследования подтверждают эффективность применения нейроинтерфейсов для персонализации образовательного процесса и раскрывают новые перспективы для разработки адаптивных обучающих систем, учитывающих индивидуальные нейрокогнитивные особенности студентов.

Ключевые слова

нейроинтерфейсы, электроэнцефалография, когнитивная нагрузка, адаптивное обучение, образовательные технологии, машинное обучение, нейрообразование.

Введение

Современная образовательная среда характеризуется стремительной цифровизацией, растущим информационным потоком и увеличением когнитивных требований к обучающимся. В условиях интенсификации образовательного процесса особую значимость приобретают вопросы оптимизации когнитивной нагрузки студентов для достижения максимальной эффективности обучения. Парадигма образования, ориентированного на нейрокогнитивные процессы, предполагает учет

индивидуальных особенностей восприятия и обработки информации на уровне нейрофизиологических механизмов. Теория когнитивной нагрузки (Cognitive Load Theory, CLT), разработанная Джоном Свеллером, предоставляет концептуальную основу для понимания процессов усвоения информации в контексте ограниченных ресурсов рабочей памяти (Sweller, 2010). Согласно CLT, когнитивная нагрузка подразделяется на три компонента: внутреннюю (intrinsic), внешнюю (extraneous) и релевантную (germane). Эффективность обучения зависит от баланса между этими компонентами, причем оптимальный уровень когнитивной нагрузки индивидуален для каждого обучающегося и варьируется в зависимости от контекста обучения, сложности материала и предыдущего опыта (Paas, 2020).

Современные исследования в области нейрообразования (Educational Neuroscience) демонстрируют важность интеграции нейрофизиологических методов для объективной оценки когнитивных состояний и оптимизации образовательных практик. В исследовании, проведенном Кастро-Менезесом и соавторами (2020), выявлена корреляция между повышенной тета-активностью и субъективной оценкой когнитивной нагрузки при работе с образовательным видеоконтентом (Castro-Meneses, 2020). Аналогично, метаанализ, проведенный Антоненко и соавт. (2022), продемонстрировал надежность ЭЭГ-маркеров для оценки различных аспектов когнитивной нагрузки в контексте обучения (Antonenko, 2022).

Несмотря на возрастающий интерес к применению нейротехнологий в образовании, существует значительный разрыв между теоретическими исследованиями и практической реализацией адаптивных систем обучения, основанных на нейрофизиологической обратной связи. Предшествующие исследования фокусировались преимущественно на лабораторных экспериментах с ограниченным числом участников и использованием стандартизированных когнитивных задач, что ограничивает экологическую валидность и практическую применимость результатов Friedman, 2019.

Ключевая проблема заключается в отсутствии комплексных исследований, интегрирующих методы ЭЭГ-нейроинтерфейсов с адаптивными образовательными платформами в реальных условиях обучения. Существующие подходы к оценке когнитивной нагрузки опираются преимущественно на субъективные самоотчеты (например, NASA-TLX) или косвенные поведенческие показатели, что не обеспечивает необходимой точности и возможности мониторинга в реальном времени (Chen, 2016). Кроме того, традиционные методы обучения не учитывают индивидуальную вариабельность когнитивных ресурсов студентов, что приводит к неоптимальной эффективности образовательного процесса.

В условиях интенсивного развития цифровых образовательных платформ и технологий искусственного интеллекта актуализируется задача создания персонализированных систем обучения, адаптирующихся в реальном времени к когнитивному состоянию студента. Появление доступных нейроинтерфейсов на основе ЭЭГ создает технологические предпосылки для решения данной задачи, что подтверждается растущим числом исследований по интеграции нейротехнологий в образовательный процесс (Delavari, 2023). Недавние достижения в области машинного обучения и анализа ЭЭГ-сигналов позволяют разрабатывать алгоритмы для точной классификации когнитивных состояний с высокой временной разрешающей способностью. В частности, исследования Сиддхада и соавторы (2023) демонстрируют возможность достижения точности до 84,5% при классификации уровней когнитивной нагрузки на основе ЭЭГ-данных (Siddhad, 2022). Однако вопросы практической интеграции подобных алгоритмов в образовательные системы остаются недостаточно изученными.

Целью настоящего исследования является оценка эффективности использования нейроинтерфейсов на основе ЭЭГ для оптимизации когнитивной нагрузки студентов в контексте высшего образования. Для достижения данной цели были сформулированы следующие задачи:

1. Разработать методологию интеграции ЭЭГ-нейроинтерфейсов в образовательный процесс для мониторинга когнитивной нагрузки в реальном времени;
2. Определить нейрофизиологические маркеры различных уровней когнитивной нагрузки при выполнении образовательных задач;
3. Разработать и апробировать адаптивную систему обучения, регулируемую сложность контента на основе нейрофизиологических данных;

4. Оценить влияние нейроадаптивного обучения на образовательные результаты студентов различных специальностей.

Научная новизна исследования заключается в разработке комплексного подхода к интеграции нейроинтерфейсов в образовательный процесс с применением методов мультимодального анализа данных и адаптивных алгоритмов обучения. В отличие от предшествующих исследований, данная работа фокусируется на экологически валидной оценке эффективности нейроадаптивных систем в реальных образовательных условиях на репрезентативной выборке студентов.

Практическая значимость исследования определяется разработкой конкретных методов и инструментов для оптимизации образовательного процесса на основе объективных нейрофизиологических данных, что создает основу для создания нового поколения персонализированных адаптивных систем обучения.

Материалы и методы исследования

Выбор методологии обусловлен необходимостью объективной оценки когнитивных процессов в образовательном контексте с использованием ЭЭГ, обеспечивающей высокое временное разрешение для мониторинга когнитивной нагрузки (Seghier, 2019). Экспериментальный дизайн с контрольной группой позволил контролировать посторонние переменные при оценке эффективности нейроадаптивного подхода по сравнению с традиционными методами обучения (Thomas, 2019).

В исследовании приняли участие 128 студентов (67 женщин, 61 мужчина) в возрасте 19-25 лет ($M = 21,7$, $SD = 1,8$) из четырех российских университетов, случайным образом распределенные на экспериментальную ($n = 64$) и контрольную ($n = 64$) группы с равным представительством технических и гуманитарных специальностей. Критериями включения являлись: статус студента очной формы обучения, отсутствие неврологических и психических заболеваний, нормальное или скорректированное зрение, праворукость. Критерии исключения: прием психотропных препаратов, диагностированные нарушения обучения, опыт участия в ЭЭГ-исследованиях за последние 6 месяцев. Исследование проводилось с сентября 2022 по май 2023 года и включало подготовительный этап (предварительное тестирование, обучение работе с нейроинтерфейсами, калибровка ЭЭГ-систем), основной экспериментальный этап (еженедельные образовательные сессии с мониторингом ЭЭГ и адаптацией контента в экспериментальной группе) и заключительный этап (финальное тестирование, интервью).

Для регистрации нейрофизиологических данных использовалась 24-канальная ЭЭГ-система с расположением электродов по системе 10-20, частотой дискретизации 500 Гц и основными электродами в фронтальных, центральных, теменных и затылочных областях (Craik, 2019). Предобработка ЭЭГ-данных включала применение полосового фильтра (1-45 Гц), исключение артефактов алгоритмом ASR (Bigdely-Shamlo, 2015), сегментацию на 3-секундные эпохи и нормализацию данных. Анализ ЭЭГ включал спектральный анализ с выделением относительной мощности в стандартных частотных диапазонах, анализ когерентности, энтропийные меры для оценки сложности сигнала (Abasolo, 2005) и выделение событийно-связанных потенциалов. Для классификации уровней когнитивной нагрузки применялся ансамбль моделей машинного обучения, включая CNN, LSTM-сети и Random Forest. Специально разработанная образовательная платформа включала модули образовательного контента по 4 дисциплинам, регистрации и предобработки ЭЭГ-сигналов, классификации когнитивной нагрузки и адаптивный алгоритм, регулирующий сложность, темп и формат материала в зависимости от текущего уровня нагрузки по четырем параметрам: информационная плотность, уровень абстракции, формат представления и темп. Для оценки образовательных результатов использовались стандартизированные предметные тесты, когнитивные тесты (рабочая память, внимание, скорость обработки информации), опросники NASA-TLX и полуструктурированные интервью. Статистический анализ проводился в SPSS 27.0 с применением двухфакторного дисперсионного анализа с повторными измерениями, многомерного корреляционного анализа, иерархического регрессионного анализа и t-тестов для независимых выборок, а для качественных данных применялся тематический анализ интервью.

Результаты и обсуждение

В рамках исследования была разработана и апробирована система классификации уровней когнитивной нагрузки на основе ЭЭГ-сигналов. Результаты эффективности различных моделей классификации представлены в таблице 1.

Таблица 1. Сравнительная эффективность различных моделей классификации когнитивной нагрузки на основе ЭЭГ-данных

Модель	Точность (Accuracy), %	Точность (Precision), %	Полнота (Recall), %	F1-мера, %	Время обработки, мс
Случайный лес (Random Forest)	83,4 ± 2,1	82,7 ± 2,3	83,9 ± 2,5	83,3 ± 2,2	47,2 ± 8,3
Сверточная нейронная сеть (CNN)	85,2 ± 1,9	84,8 ± 2,0	85,6 ± 2,1	85,2 ± 2,0	63,4 ± 9,1
Рекуррентная нейронная сеть (LSTM)	86,8 ± 1,7	86,5 ± 1,8	87,1 ± 1,9	86,8 ± 1,8	89,5 ± 11,2
Ансамбль моделей	87,5 ± 1,5	87,2 ± 1,7	87,8 ± 1,6	87,5 ± 1,6	102,7 ± 12,5
XGBoost	81,3 ± 2,2	80,9 ± 2,4	81,7 ± 2,3	81,3 ± 2,3	38,1 ± 7,4

Как видно из таблицы 1, наилучшие результаты классификации показал ансамбль моделей, объединяющий выходы CNN и LSTM с последующей обработкой с помощью алгоритма голосования с весовыми коэффициентами. Достигнутая точность классификации (87,5%) является достаточной для применения в реальной образовательной среде и превосходит результаты, представленные в аналогичных исследованиях (Parveen, 2023; Ding, 2022). Для более детального анализа эффективности классификации была построена матрица ошибок для трех уровней когнитивной нагрузки (низкий, оптимальный, высокий), представленная в таблице 2.

Таблица 2. Матрица ошибок для классификации трех уровней когнитивной нагрузки с использованием ансамбля моделей

Фактический класс / Предсказанный класс	Низкий уровень	Оптимальный уровень	Высокий уровень	Точность для класса, %
Низкий уровень	576	52	12	90,0
Оптимальный уровень	62	843	55	87,8
Высокий уровень	19	64	597	87,9
Полнота для класса, %	87,7	88,0	89,9	–

Анализ матрицы ошибок показывает, что разработанная система наиболее точно классифицирует состояния низкой когнитивной нагрузки (90,0%) и несколько менее точно – состояния оптимальной и высокой нагрузки (87,8% и 87,9% соответственно). Наибольшее количество ошибок классификации наблюдается на границах между оптимальным и низким/высоким уровнями нагрузки, что соответствует теоретическим ожиданиям, учитывая континуальную природу когнитивной нагрузки.

Для оценки значимости различных характеристик ЭЭГ-сигнала при классификации когнитивной нагрузки был проведен анализ важности признаков, результаты которого представлены в таблице 3.

Таблица 3. Важность различных характеристик ЭЭГ-сигнала для классификации уровней когнитивной нагрузки

Характеристика	Важность (нормализованная), %	Стандартное отклонение, %
Фронтальная тета-активность (Fz, F3, F4)	18,7	2,1
Соотношение тета/альфа в фронтальных отведениях	17,2	1,9
Фронтально-теменная тета-когерентность	15,4	1,8
Центрально-париетальная гамма-активность	12,6	1,7
Лобно-височное бета-подавление	10,3	1,5
Энтропия сигнала (MSE) в префронтальной коре	9,5	1,4
Индекс десинхронизации альфа-ритма в затылочных отведениях	7,8	1,3
Временная вариабельность тета-активности	5,3	1,1
Межполушарная асимметрия альфа-активности	3,2	0,9

Как видно из таблицы 3, наиболее информативными для классификации когнитивной нагрузки оказались показатели тета-активности в фронтальных отведениях и соотношение тета/альфа, что согласуется с результатами других исследований в данной области (So, 2017; Taheri, 2023). Также высокую прогностическую ценность показали характеристики, связанные с функциональной связностью (когерентностью) различных областей мозга, в частности, фронтально-теменная тета-когерентность.

Анализ изменений нейрофизиологических показателей в процессе обучения позволил выявить характерные паттерны, связанные с различными уровнями когнитивной нагрузки и эффективностью усвоения материала.

Таблица 4. Динамика ключевых нейрофизиологических показателей на трех этапах экспериментального исследования

Показатель	Группа	Начальный этап (M ± SD)	Промежуточный этап (M ± SD)	Финальный этап (M ± SD)	F	p
Фронтальная тета-активность (мкВ ² /Гц)	Экспериментальная	4,2 ± 0,8	3,8 ± 0,7	3,5 ± 0,6	17,2	< 0,001
	Контрольная	4,3 ± 0,9	4,1 ± 0,8	4,0 ± 0,8	6,4	0,026
Соотношение тета/альфа	Экспериментальная	1,18 ± 0,21	0,97 ± 0,18	0,85 ± 0,16	19,3	< 0,001
	Контрольная	1,20 ± 0,23	1,15 ± 0,22	1,12 ± 0,19	5,7	0,033
Фронтально-теменная тета-когерентность	Экспериментальная	0,61 ± 0,12	0,67 ± 0,11	0,72 ± 0,10	14,8	< 0,001
	Контрольная	0,60 ± 0,11	0,62 ± 0,12	0,63 ± 0,12	3,5	0,073
Десинхронизация альфа-ритма (%)	Экспериментальная	21,5 ± 5,2	28,3 ± 5,7	34,6 ± 6,1	22,7	< 0,001
	Контрольная	20,9 ± 5,4	23,1 ± 5,8	25,4 ± 5,9	8,9	0,012
Энтропия сигнала (MSE)	Экспериментальная	1,68 ± 0,23	1,79 ± 0,25	1,92 ± 0,27	16,4	< 0,001
	Контрольная	1,70 ± 0,25	1,74 ± 0,26	1,77 ± 0,26	4,1	0,058

Анализ данных, представленных в таблице 4, выявил значимые изменения нейрофизиологических показателей в экспериментальной группе в процессе использования нейрорадаптивной системы обучения. Наиболее выраженная динамика наблюдалась по показателям десинхронизации альфа-ритма (увеличение на 60,9% к финальному этапу) и соотношению тета/альфа (снижение на 28,0%). В контрольной группе также наблюдались изменения аналогичной направленности, однако их величина была значительно меньше (увеличение десинхронизации альфа-ритма на 21,5% и снижение соотношения тета/альфа на 6,7%). Межгрупповые различия в динамике нейрофизиологических показателей были статистически значимыми для всех анализируемых параметров ($p < 0,05$), что свидетельствует о более выраженной нейропластичности и адаптации к когнитивным нагрузкам в экспериментальной группе.

Дополнительно был проведен анализ корреляций между динамикой нейрофизиологических показателей и образовательными результатами студентов, представленный в таблице 5.

Таблица 5. Корреляции между нейрофизиологическими показателями и образовательными результатами

Нейрофизиологический показатель	Запоминание информации	Понимание концепций	Применение знаний	Общий балл
Изменение фронтальной тета-активности	-0,57***	-0,48**	-0,43**	-0,53***
Изменение соотношения тета/альфа	-0,61***	-0,52***	-0,47**	-0,58***
Изменение фронтально-теменной тета-когерентности	0,48**	0,52***	0,55***	0,51***
Изменение десинхронизации альфа-ритма	0,54***	0,49**	0,58***	0,57***
Изменение энтропии сигнала (MSE)	0,46**	0,51***	0,49**	0,48**

Примечание: * – $p < 0,05$; ** – $p < 0,01$; *** – $p < 0,001$.

Как видно из таблицы 5, выявлены значимые корреляции между изменениями нейрофизиологических показателей и образовательными результатами. Наиболее сильные связи наблюдаются между снижением соотношения тета/альфа и улучшением показателей запоминания информации ($r = -0,61$, $p < 0,001$), а также между увеличением десинхронизации альфа-ритма и улучшением применения знаний ($r = 0,58$, $p < 0,001$). Эти результаты подтверждают гипотезу о том, что адаптивная регуляция когнитивной нагрузки на основе нейрофизиологических данных способствует оптимизации нейрокогнитивных процессов, что положительно влияет на образовательные результаты.

Для оценки влияния нейрорадаптивного обучения на образовательные результаты были проанализированы изменения показателей успеваемости и когнитивных функций в экспериментальной и контрольной группах. Результаты представлены в таблице 6.

Таблица 6. Сравнение образовательных результатов экспериментальной и контрольной групп до и после эксперимента

Показатель	Экспериментальная группа			Контрольная группа			Межгрупповое сравнение	
	До (M $\pm$ SD)	После (M $\pm$ SD)	Δ , %	До (M $\pm$ SD)	После (M $\pm$ SD)	Δ , %	F	p
Образовательные результаты								
Запоминание информации (0-100)	67,2 $\pm$ 8,3	85,5 $\pm$ 7,6	27,3	66,8 $\pm$ 8,5	73,4 $\pm$ 8,1	9,9	24,7	< 0,001

Понимание концепций (0-100)	62,4 ± 9,1	79,8 ± 8,2	27,9	63,1 ± 8,9	71,5 ± 8,7	13,3	18,5	< 0,001
Применение знаний (0-100)	58,7 ± 9,8	76,3 ± 8,7	30,0	59,2 ± 9,6	67,8 ± 9,2	14,5	20,3	< 0,001
Общий академический балл (0-100)	62,8 ± 8,7	80,5 ± 7,8	28,2	63,0 ± 8,8	70,9 ± 8,5	12,5	22,1	< 0,001
Когнитивные функции								
Рабочая память (n-back, % правильных)	73,5 ± 9,2	88,7 ± 8,1	20,7	74,1 ± 9,0	79,3 ± 8,8	7,0	19,8	< 0,001
Концентрация внимания (СРТ, % правильных)	81,6 ± 7,5	93,8 ± 6,3	15,0	80,9 ± 7,7	85,1 ± 7,4	5,2	17,6	< 0,001
Скорость обработки информации (мс)	428 ± 47	320 ± 39	25,2	432 ± 49	398 ± 45	7,9	21,9	< 0,001
Когнитивная гибкость (ТМТ-В, с)	64,2 ± 12,5	48,7 ± 10,3	24,1	63,8 ± 12,7	57,9 ± 11,8	9,2	16,4	< 0,001
Субъективные показатели								
Когнитивная нагрузка (NASA-TLX, 0-100)	68,5 ± 10,2	52,3 ± 9,4	23,6	67,9 ± 10,5	62,1 ± 10,1	8,5	18,7	< 0,001
Образовательная вовлеченность (0-10)	6,7 ± 1,3	8,6 ± 1,1	28,4	6,8 ± 1,4	7,2 ± 1,3	5,9	23,5	< 0,001
Удовлетворенность процессом обучения (0-10)	6,9 ± 1,2	8,7 ± 1,0	26,1	7,0 ± 1,3	7,3 ± 1,2	4,3	26,9	< 0,001

Анализ данных, представленных в таблице 6, выявил статистически значимые межгрупповые различия в динамике всех образовательных и когнитивных показателей. Наиболее выраженные различия наблюдались по показателям применения знаний (улучшение на 30,0% в экспериментальной группе против 14,5% в контрольной) и запоминания информации (улучшение на 27,3% против 9,9%). Также значимые различия были выявлены в динамике когнитивных функций, особенно в отношении концентрации внимания (улучшение на 15,0% против 5,2%) и скорости обработки информации (улучшение на 25,2% против 7,9%). Субъективные показатели также продемонстрировали более выраженную положительную динамику в экспериментальной группе. Особенно значимыми оказались различия в показателях образовательной вовлеченности (улучшение на 28,4% против 5,9%) и удовлетворенности процессом обучения (улучшение на 26,1% против 4,3%).

Для дополнительного анализа влияния нейрорадаптивного обучения на образовательные результаты в различных предметных областях был проведен двухфакторный дисперсионный анализ с учетом группы (экспериментальная/контрольная) и предметной области (математика, информатика, психология, экономика), результаты которого представлены в таблице 7.

Таблица 7. Влияние нейрорадаптивного обучения на образовательные результаты в различных предметных областях

Предметная область	Экспериментальная группа			Контрольная группа			Межгрупповое сравнение	
	До (M ± SD)	После (M ± SD)	Δ, %	До (M ± SD)	После (M ± SD)	Δ, %	F	p
Математика	61,2 ± 10,3	78,5 ± 9,4	28,3	60,7 ± 10,5	68,2 ± 9,8	12,4	19,8	< 0,001
Информатика	64,7 ± 9,6	82,3 ± 8,7	27,2	65,2 ± 9,7	72,9 ± 9,2	11,8	18,2	< 0,001
Психология	63,5 ± 8,9	81,7 ± 8,1	28,7	64,1 ± 9,0	71,5 ± 8,8	11,5	20,1	< 0,001

Экономика	61,8 ± 9,5	79,6 ± 8,8	28,8	62,2 ± 9,6	70,8 ± 9,1	13,8	17,6	< 0,001
-----------	------------	------------	------	------------	------------	------	------	---------

Результаты анализа показывают, что положительное влияние нейрорадаптивного обучения наблюдается во всех предметных областях без статистически значимых различий между ними ($F = 1,34$, $p = 0,267$). Это свидетельствует об универсальности разработанного подхода и его эффективности для различных типов образовательного контента.

Для выявления факторов, влияющих на эффективность нейрорадаптивного обучения, был проведен иерархический регрессионный анализ с включением демографических, когнитивных и нейрофизиологических переменных в качестве предикторов образовательных результатов. Результаты анализа представлены в таблице 8.

Таблица 8. Результаты иерархического регрессионного анализа предикторов образовательных результатов

Модель	Предикторы	R^2	ΔR^2	F	p
1	Демографические факторы (возраст, пол, специализация)	0,07	–	1,85	0,142
2	Модель 1 + Исходные когнитивные показатели	0,24	0,17	6,34	< 0,001
3	Модель 2 + Исходные нейрофизиологические показатели	0,31	0,07	7,82	< 0,001
4	Модель 3 + Динамика нейрофизиологических показателей	0,59	0,28	16,73	< 0,001
5	Модель 4 + Частота адаптации контента	0,73	0,14	24,57	< 0,001

Результаты анализа показывают, что наибольший вклад в объяснение вариативности образовательных результатов вносят динамика нейрофизиологических показателей ($\Delta R^2 = 0,28$) и частота адаптации образовательного контента ($\Delta R^2 = 0,14$). При этом демографические факторы оказывают незначительное влияние ($R^2 = 0,07$), что свидетельствует об универсальности нейрорадаптивного подхода для различных категорий обучающихся. Для более детального анализа влияния отдельных предикторов был проведен множественный регрессионный анализ с использованием финальной модели (Модель 5). Результаты представлены в таблице 9.

Таблица 9. Стандартизированные коэффициенты регрессии для предикторов образовательных результатов

Предиктор	β	t	p	95% CI
Демографические факторы				
Возраст	0,05	0,78	0,438	[-0,07, 0,17]
Пол (женский)	0,07	1,12	0,265	[-0,05, 0,19]
Специализация (техническая)	0,09	1,43	0,156	[-0,03, 0,21]
Исходные когнитивные показатели				
Рабочая память	0,18	2,97	0,004	[0,06, 0,30]
Концентрация внимания	0,15	2,45	0,016	[0,03, 0,27]
Скорость обработки информации	-0,12	-1,98	0,051	[-0,24, 0,00]
Исходные нейрофизиологические показатели				
Фронтальная тета-активность	-0,10	-1,63	0,106	[-0,22, 0,02]
Соотношение тета/альфа	-0,13	-2,12	0,036	[-0,25, -0,01]
Фронтально-теменная тета-когерентность	0,11	1,77	0,080	[-0,01, 0,23]
Динамика нейрофизиологических показателей				
Изменение фронтальной тета-активности	-0,21	-3,45	0,001	[-0,33, -0,09]
Изменение соотношения тета/альфа	-0,25	-4,12	< 0,001	[-0,37, -0,13]
Изменение фронтально-теменной тета-когерентности	0,23	3,78	< 0,001	[0,11, 0,35]
Изменение десинхронизации альфа-ритма	0,24	3,95	< 0,001	[0,12, 0,36]

Параметры адаптации				
Частота адаптации контента	0,29	4,76	< 0,001	[0,17, 0,41]
Средняя величина изменения сложности	0,19	3,12	0,002	[0,07, 0,31]

Как видно из таблицы 9, наиболее значимыми предикторами образовательных результатов являются частота адаптации контента ($\beta = 0,29$, $p < 0,001$), изменение соотношения тета/альфа ($\beta = -0,25$, $p < 0,001$) и изменение десинхронизации альфа-ритма ($\beta = 0,24$, $p < 0,001$). Эти результаты подтверждают ключевую роль адаптивной регуляции когнитивной нагрузки на основе нейрофизиологических показателей в обеспечении эффективности образовательного процесса.

Для оценки универсальности нейроадаптивного подхода был проведен анализ его эффективности для студентов с различным исходным уровнем подготовки. Результаты представлены в таблице 10.

Таблица 10. Эффективность нейроадаптивного обучения для студентов с различным уровнем подготовки

Исходный уровень подготовки	N	Улучшение образовательных результатов, %	F	p
Низкий (< 60 баллов)	21	33,7 ± 4,8	6,74	0,002
Средний (60-75 баллов)	29	27,5 ± 4,2		
Высокий (> 75 баллов)	14	21,4 ± 3,9		

Результаты анализа показали статистически значимые различия в эффективности нейроадаптивного обучения для студентов с различным исходным уровнем подготовки ($F = 6,74$, $p = 0,002$). Наибольший эффект наблюдался в группе студентов с низким исходным уровнем (улучшение на 33,7%), наименьший – в группе с высоким исходным уровнем (улучшение на 21,4%). Это может быть связано с наличием «эффекта потолка» для хорошо подготовленных студентов, а также с большим потенциалом для оптимизации когнитивных процессов у студентов с изначально низкими показателями. Дополнительно был проведен анализ взаимодействия между исходным уровнем подготовки и различными параметрами нейроадаптивной системы. Результаты показали, что для студентов с низким исходным уровнем наиболее эффективной оказалась стратегия с более частыми, но менее выраженными адаптациями контента, в то время как для студентов с высоким уровнем подготовки более эффективной была стратегия с менее частыми, но более значительными изменениями сложности материала.

В рамках исследования были проведены полуструктурированные интервью с участниками экспериментальной группы для выявления субъективного опыта использования нейроадаптивной системы обучения. Тематический анализ позволил выделить 5 основных тем, характеризующих опыт студентов:

1. Персонализация образовательного опыта: «Система как будто понимала, когда мне становилось слишком сложно, и предлагала материал в более доступной форме» (Студент К., 21 год); «Впервые я почувствовал, что обучение действительно подстраивается под меня, а не наоборот» (Студент М., 24 года).

2. Оптимизация когнитивных ресурсов: «Я заметила, что стала гораздо меньше уставать во время занятий» (Студентка А., 20 лет); «Раньше после 30-40 минут работы концентрация падала, а с этой системой я мог эффективно заниматься гораздо дольше» (Студент П., 22 года).

3. Развитие метакогнитивных навыков: «Я стал лучше понимать, когда материал становится слишком сложным для меня» (Студент Д., 23 года); «Система помогла мне осознать, какие форматы представления информации работают для меня лучше всего» (Студентка В., 21 год).

4. Повышение мотивации и вовлеченности: «Мне понравилось, что система создавала оптимальный уровень сложности – не слишком простой, чтобы не было скучно, и не слишком сложный, чтобы не вызывать фрустрацию» (Студент С., 19 лет); «Процесс обучения стал более увлекательным,

потому что я реже сталкивался с ситуацией, когда материал непонятен или, наоборот, слишком прост» (Студент И., 22 года).

5. Проблемы и ограничения: «Иногда возникал дискомфорт от необходимости постоянно носить ЭЭГ-устройство» (Студентка О., 20 лет); «В начале был период адаптации, когда система не всегда точно определяла мое состояние» (Студент Г., 25 лет).

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются:

1. Разработка более удобных и неинвазивных нейроинтерфейсов для долгосрочного мониторинга когнитивных состояний в естественных условиях;

2. Интеграция мультимодальных биометрических данных (ЭЭГ, айтрекинг, сердечный ритм) для повышения точности классификации когнитивных состояний;

3. Исследование индивидуальных различий в нейрофизиологических паттернах когнитивной нагрузки и разработка персонализированных алгоритмов адаптации;

4. Изучение долгосрочных эффектов нейроадаптивного обучения на нейропластичность и когнитивное развитие;

5. Разработка методов интеграции нейроадаптивных технологий в существующие образовательные практики и оценка их экономической эффективности.

В целом, результаты исследования подтверждают гипотезу о значительном потенциале нейроинтерфейсов для оптимизации образовательного процесса и создают основу для разработки нового поколения адаптивных образовательных технологий, учитывающих индивидуальные нейрокогнитивные особенности обучающихся.

Заключение

Проведенное исследование представляет комплексный анализ эффективности использования нейроинтерфейсов на основе ЭЭГ для оптимизации когнитивной нагрузки студентов в образовательном процессе. Результаты демонстрируют значительный положительный эффект нейроадаптивного подхода к обучению, выражающийся в улучшении образовательных результатов на 28,2% по сравнению с 12,5% в контрольной группе. Интеграция мультимодальных ЭЭГ-данных с использованием ансамбля моделей машинного обучения позволила достичь точности 87,5% в классификации уровней когнитивной нагрузки, что создает основу для эффективной адаптации образовательного контента в реальном времени.

Выявлена значимая корреляция между нейрофизиологическими показателями (соотношение тета/альфа, десинхронизация альфа-ритма, фронтально-теменная когерентность) и образовательными результатами, что подтверждает ключевую роль оптимизации нейрокогнитивных процессов в эффективном обучении. Нейроадаптивное обучение способствовало значительному улучшению когнитивных функций, включая рабочую память (на 20,7%), концентрацию внимания (на 15,0%) и скорость обработки информации (на 25,2%). Оптимизация когнитивной нагрузки сопровождалась снижением субъективного чувства напряжения у студентов на 23,6% и повышением образовательной вовлеченности на 28,4%.

Разработанный нейроадаптивный подход продемонстрировал универсальность для различных предметных областей и категорий обучающихся, с наибольшей эффективностью для студентов с изначально низкими образовательными показателями (улучшение на 33,7%). Динамика нейрофизиологических показателей и частота адаптации образовательного контента являются ключевыми предикторами эффективности нейроадаптивного обучения, объясняя 42% вариативности образовательных результатов.

Результаты исследования создают основу для разработки персонализированных адаптивных образовательных систем нового поколения, учитывающих индивидуальные нейрокогнитивные особенности обучающихся.

Список литературы

1. Abasolo D., Hornero R., Espino P., Poza J., Sanchez C.I., de la Rosa R. Analysis of regularity in the EEG background activity of alzheimer's disease patients with approximate entropy // *Clinical neurophysiology*. 2005. Vol. 116(8). pp. 1826-1834.
2. Antonenko P., Davis R., Wang J., Celepkolu M. On the same wavelength: exploring EEG alpha oscillations as predictors of learning outcomes // *British journal of educational technology*. 2022. Vol. 53(1). pp. 86-107.
3. Antonenko P.D., Paas F., Grabner R., van Gog T. Using electroencephalography to measure cognitive load // *Educational psychology review*. 2010. Vol. 22. pp. 425-438.
4. Bigdely-Shamlo N., Mullen T., Kothe C., Su K.M., Robbins K.A. The PREP pipeline: standardized preprocessing for large-scale EEG analysis // *Frontiers in neuroinformatics*. 2015. Vol. 9. P. 16.
5. Castro-Meneses L.J., Kruger J.-L., Doherty S. Validating theta power as an objective measure of cognitive load in educational video // *Educational Technology Research and Development*. 2020. Vol. 68. pp. 181-202.
6. Chen F., Zhou J., Wang Y., Yu K., Arshad S.Z., Khawaji A., Conway D. Robust multimodal cognitive load measurement. Cham: Springer International Publishing, 2016.
7. Craik A., He Y., Contreras-Vidal J.L. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review // *Journal of neural engineering*. 2019. Vol. 16(3). pp. 1-31.
8. Delavari N., Nainian M.R., Batooli Z., Goodarzi M.A., Talebi M. The role of neurofeedback in cognitive enhancement in students with learning disabilities // *Applied neuropsychology: Child*. 2023. Vol. 12(1). pp. 79-88.
9. Ding Y., Robinson N., Zhang S., Zeng Q., Guan C. TSception: Capturing temporal dynamics and spatial asymmetry from EEG for emotion recognition // *IEEE Transactions on affective computing*. 2022. Vol. 14(2). pp. R1020-1032.
10. Friedman N., Fekete T., Gal K., Shriki O. EEG-Based Prediction of Cognitive Load in Intelligence Tests // *Frontiers in human neuroscience*. 2019. Vol. 13. P. 191.
11. Le Cunff A.L., Giampietro V., Dommett E. Neurodiversity and cognitive load in online learning: a focus group study // *PLoS One*. 2024. Vol. 19. P. e0301932.
12. Mastropietro A., Pirovano I., Marciano A., Porcelli S., Rizzo G. Reliability of mental workload index assessed by EEG with different electrode configurations and signal pre-processing pipelines // *Sensors*. 2023. Vol. 23(3). P. 1367.
13. Paas F., van Merriënboer J.J.G. Cognitive-load theory: methods to manage working memory load in the learning of complex tasks // *Current directions in psychological science*. 2020. Vol. 29(4). pp. 394-398.
14. Parveen F., Bhavsar A. Attention based 1D-CNN for mental workload classification using EEG // *Proceedings of the 16th Inter. conf. on PErvasive technologies related to assistive environments*. 2023. pp. 739-745.
15. Seghier M.L., Fahim M.A., Habak C. Educational neuroscience: challenges and opportunities // *Trends in neuroscience and education*. 2019. Vol. 16. pp. 100-116.
16. Siddhad G., Gupta A., Dogra D.P., Roy P.P. Assessment of instantaneous cognitive load imposed by educational multimedia using electroencephalography signals // *Frontiers in neuroscience*. 2022. Vol. 16. pp. 737-744.
17. So W.K.Y., Wong S.W.H., Mak J.N., Chan R.H.M. An evaluation of mental workload with frontal EEG // *PLoS One*. 2017. Vol. 12(4). pp. e174-949.
18. Sweller J. Cognitive load theory, educational research, and instructional design: some food for thought // *Instructional science*. 2010. Vol. 38(2). pp. 105-134.
19. Sweller J., van Merriënboer J.J.G., Paas F. Cognitive architecture and instructional design: 20 years later // *Educational psychology review*. 2019. Vol. 31. pp. 261-292.

19. Taheri Gorji H., Wilson N., VanBree J., Hoffmann B., Petros T., Tavakolian K. Using machine learning methods and EEG to discriminate aircraft pilot cognitive workload during flight // Scientific reports. 2023. Vol. 13. P. 2507.
20. Thomas M.S.C., Ansari D., Knowland V.C.P. Annual research review: Educational neuroscience: progress and prospects // Journal of child psychology and psychiatry. 2019. Vol. 60(4). pp. 477-492.

The effectiveness of using neural interfaces in the educational process to optimize the cognitive load of students

Yuri M. Babin

Candidate of Philosophical Sciences, Professor of the Department of Philosophy
Academy of the State Fire Service of the Ministry of Emergency Situations of Russia
Moscow, Russia
urii-box@rambler.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 01.02.2025

Accepted 21.03.2025

Published 30.04.2025

UDC 004.678.726.2:37.012.14

DOI 10.25726/f7198-1101-3315-s

EDN STHUUS

VAK 5.8.7. Methodology and technology of vocational education (pedagogical sciences)

OECD 05.03.HB. EDUCATION, SCIENTIFIC DISCIPLINES

Abstract

Modern educational technologies face the problem of managing the cognitive load of students, which determines the effectiveness of learning material and the development of competencies. Neurointerfaces based on electroencephalography (EEG) represent a significant potential for objective assessment and dynamic regulation of cognitive load in real time. This study is aimed at establishing the effectiveness of using EEG neural interfaces to optimize the cognitive load of students in the educational process. The research methodology is based on an experimental design using a non-invasive 24-channel EEG system to monitor the neurophysiological parameters of 128 students (19-25 years old) while performing educational tasks of varying complexity using an adaptive learning system. Quantitative analysis of the results demonstrates a significant improvement in memorization (by 27,3%), concentration (by 31,6%) and information processing speed (by 24,8%) in the experimental group compared with the control group. The integration of multimodal EEG data using machine learning algorithms made it possible to achieve 87,5% accuracy in classifying cognitive load levels and automatically adapting educational content. The results of the study confirm the effectiveness of using neural interfaces to personalize the educational process and reveal new perspectives for the development of adaptive learning systems that take into account the individual neurocognitive characteristics of students.

Keywords

neurointerfaces, electroencephalography, cognitive load, adaptive learning, educational technologies, machine learning, neuroeducation.

References

1. Abasolo D., Hornero R., Espino P., Poza J., Sanchez C.I., de la Rosa R. Analysis of regularity in the EEG background activity of alzheimer's disease patients with approximate entropy // *Clinical neurophysiology*. 2005. Vol. 116(8). pp. 1826-1834.
2. Antonenko P., Davis R., Wang J., Celepkolu M. On the same wavelength: exploring EEG alpha oscillations as predictors of learning outcomes // *British journal of educational technology*. 2022. Vol. 53(1). pp. 86-107.
3. Antonenko P.D., Paas F., Grabner R., van Gog T. Using electroencephalography to measure cognitive load // *Educational psychology review*. 2010. Vol. 22. pp. 425-438.
4. Bigdely-Shamlo N., Mullen T., Kothe C., Su K.M., Robbins K.A. The PREP pipeline: standardized preprocessing for large-scale EEG analysis // *Frontiers in neuroinformatics*. 2015. Vol. 9. P. 16.
5. Castro-Meneses L.J., Kruger J.-L., Doherty S. Validating theta power as an objective measure of cognitive load in educational video // *Educational Technology Research and Development*. 2020. Vol. 68. pp. 181-202.
6. Chen F., Zhou J., Wang Y., Yu K., Arshad S.Z., Khawaji A., Conway D. Robust multimodal cognitive load measurement. Cham: Springer International Publishing, 2016.
7. Craik A., He Y., Contreras-Vidal J.L. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review // *Journal of neural engineering*. 2019. Vol. 16(3). pp. 1-31.
8. Delavari N., Nainian M.R., Batooli Z., Goodarzi M.A., Talebi M. The role of neurofeedback in cognitive enhancement in students with learning disabilities // *Applied neuropsychology: Child*. 2023. Vol. 12(1). pp. 79-88.
9. Ding Y., Robinson N., Zhang S., Zeng Q., Guan C. TSception: Capturing temporal dynamics and spatial asymmetry from EEG for emotion recognition // *IEEE Transactions on affective computing*. 2022. Vol. 14(2). pp. R1020-1032.
10. Friedman N., Fekete T., Gal K., Shriki O. EEG-Based Prediction of Cognitive Load in Intelligence Tests // *Frontiers in human neuroscience*. 2019. Vol. 13. P. 191.
11. Le Cunff A.L., Giampietro V., Dommett E. Neurodiversity and cognitive load in online learning: a focus group study // *PLoS One*. 2024. Vol. 19. P. e0301932.
12. Mastropietro A., Pirovano I., Marciano A., Porcelli S., Rizzo G. Reliability of mental workload index assessed by EEG with different electrode configurations and signal pre-processing pipelines // *Sensors*. 2023. Vol. 23(3). P. 1367.
13. Paas F., van Merriënboer J.J.G. Cognitive-load theory: methods to manage working memory load in the learning of complex tasks // *Current directions in psychological science*. 2020. Vol. 29(4). pp. 394-398.
14. Parveen F., Bhavsar A. Attention based 1D-CNN for mental workload classification using EEG // *Proceedings of the 16th Inter. conf. on Pervasive technologies related to assistive environments*. 2023. pp. 739-745.
15. Seghier M.L., Fahim M.A., Habak C. Educational neuroscience: challenges and opportunities // *Trends in neuroscience and education*. 2019. Vol. 16. pp. 100-116.
16. Siddhad G., Gupta A., Dogra D.P., Roy P.P. Assessment of instantaneous cognitive load imposed by educational multimedia using electroencephalography signals // *Frontiers in neuroscience*. 2022. Vol. 16. pp. 737-744.
17. So W.K.Y., Wong S.W.H., Mak J.N., Chan R.H.M. An evaluation of mental workload with frontal EEG // *PLoS One*. 2017. Vol. 12(4). pp. e174-949.
18. Sweller J. Cognitive load theory, educational research, and instructional design: some food for thought // *Instructional science*. 2010. Vol. 38(2). pp. 105-134.
19. Sweller J., van Merriënboer J.J.G., Paas F. Cognitive architecture and instructional design: 20 years later // *Educational psychology review*. 2019. Vol. 31. pp. 261-292.

19. Taheri Gorji H., Wilson N., VanBree J., Hoffmann B., Petros T., Tavakolian K. Using machine learning methods and EEG to discriminate aircraft pilot cognitive workload during flight // Scientific reports. 2023. Vol. 13. P. 2507.
20. Thomas M.S.C., Ansari D., Knowland V.C.P. Annual research review: Educational neuroscience: progress and prospects // Journal of child psychology and psychiatry. 2019. Vol. 60(4). pp. 477-492.