

Научная статья | Original paper

УДК 303.734

## Существующие методы выделения признаков вызванного моторного потенциала: сравнительное исследование

**Ю. Демига**

Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС»

Москва, Российская Федерация

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Москва, Российская Федерация

✉ [demigha.yousra@mail.ru](mailto:demigha.yousra@mail.ru)

### *Резюме*

Задержки вызванных моторных потенциалов (МЭП), генерируемые в экспериментах по транскраниальной магнитной стимуляции (ТМС), являются важным и фундаментальным физиологическим параметром для изучения двигательной системы человека, аннотацию МЭП можно выполнить вручную, но это требует времени и может зависеть от человеческих ошибок, которые могут возникнуть в результате проблема автоматизированных методов извлечения характеристик МЭП. Цель этого исследования — сравнить существующие методы автоматизированного определения задержек МЭП с точки зрения преимуществ и недостатков и предложить новый метод, который может улучшить результаты. Гипотеза заключается в том, что мы можем предложить новую модель автоматизированной аннотации, которая может улучшить результаты, или что эта модель не сможет автоматически извлекать функции МЭП. Каждый существующий метод будет рассмотрен с точки зрения преимуществ и недостатков, чтобы выявить целевые проблемы, которые будут учтены в предлагаемой модели. Результаты показывают, что все существующие методы имеют общую проблему, которая заключается в том, что они не воспроизводимы для других наборов данных, это означает, что каждая модель была ориентирована на извлечение функций МЭП в определенных условиях и формате наборов данных. Это исследование выявило соответствующие проблемы, которые мы должны учитывать при разработке новой модели автоматического аннотирования функций МЭП, поэтому рекомендуется обращать внимание на каждую деталь, которую я заказываю, чтобы добиться успешных результатов



**Ключевые слова:** моторные вызванные потенциалы (МЭП), транскраниальная магнитная стимуляция (ТМС), автоматическое аннотирование, глубокое обучение, машинное обучение

**Благодарности.** Автор благодарит за помощь в сборе данных для исследования и написании статьи д.т.н., профессора Е.В. Ляпунцову.

**Для цитирования:** Демига, Ю. (2026). Существующие методы выделения признаков вызванного моторного потенциала: сравнительное исследование. *Моделирование и анализ данных*, 16(1), 61–73. <https://doi.org/10.17759/mda.2026160104>

## Existing methods for extracting features of motor-evoked potential: a comparative study

**Y. Demigha**

National University of Science and Technology MISIS, Moscow, Russian Federation  
National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation  
✉ demigha.yousra@mail.ru

### **Abstract**

Motor evoked potential (MEP) latencies generated in transcranial magnetic stimulation (TMS) experiments are an important and fundamental physiological parameter for studying the human motor system. Manual annotation of MEPs can be performed, but this is time-consuming and subject to human error, which can lead to problems with automated methods for extracting MEP features. The purpose of this study is to compare existing methods for automated MEP latency determination in terms of their advantages and disadvantages and propose a new method that can improve results. The hypothesis is that we can propose a new automated annotation model that can improve results, or that this model will fail to automatically extract MEP features. Each existing method will be examined in terms of its advantages and disadvantages to identify targeted issues that will be addressed in the proposed model. The results show that all existing methods share a common problem: they are not reproducible to other datasets. This means that each model was focused on extracting MEP features under specific conditions and dataset formats. This study identified relevant challenges that we must consider when developing a new model for automatically annotating MEP features. Therefore, it is recommended to pay attention to every detail to achieve successful results.

**Keywords:** motor-evoked potentials (MEPs), transcranial magnetic stimulation (TMS), automatic annotation, deep learning, machine learning

**Acknowledgements.** The author would like to thank E.V. Lyapunтова, Doctor of Technical Sciences, Professor, for her help in collecting data for the study and writing the article.



**For citation:** Demigha, Y. (2026). Existing methods for extracting motor-evoked potential features: a comparative study. *Modelling and Data Analysis*, 16(1), 61–73. (In Russ.).  
<https://doi.org/10.17759/mda.2026160104>

## Введение

Задержки моторных вызванных потенциалов (МЭП) определяются как время между импульсом транскраниальной магнитной стимуляции (ТМС), приложенным к первичной моторной коре, и появлением мышечного ответа с амплитудой от пика к пику, регистрируемого с помощью электромиографии (ЭМГ). Эти задержки отражают эффективность передачи нейронов по кортикоспинальному тракту от спинномозгового канала к спинномозговому каналу. Связь синапсов с периферическими двигательными единицами, их измерение, несмотря на технические требования, дает уникальную возможность оценить.

Функциональную целостность центральных и периферических двигательных путей (Эмерсон Р.Г., 1998), его применение варьируется от клинической диагностики неврологических поражений до исследования механизмов пластичности мозга.

В клиническом контексте латентность МЭП служит целью для оценки биомаркеров таких патологий, как рассеянный склероз, мозговые инсульты или травмы спинного мозга. Например, длительная задержка может указывать на демиелинизацию кортикоспинального тракта, в то время как отсутствие реакции указывает на полное прерывание двигательного пути (Митчелл, Т. М. и Макгроу Хи, 1997), эти измерения позволяют количественно оценить эффекты протоколов нейромодуляции (например, повторяющийся ТМС) или препараты, влияющие на возбудимость коры головного мозга, и, подобно амплитуде, с которой испытываемые МЭП могут учитывать индивидуальные и контекстуальные вариации (усталость, внимание), латентность является более стабильным параметром, что делает его предпочтительным инструментом для лонгитюдных или межгрупповых сравнений.

Ручной расчет задержек МЭП основан на строгой методологии, сочетающей точные технические знания, опыт сбора данных и аналитический опыт. После размещения катушки ТМС (Стивенсон В.Л., 2007) на первичной моторной коре (обычно определяемой по краниальным ориентирам или нейронавигационным данным) подается магнитный импульс, индуцирующий электрический ток в нейронах коры (Ливингстон С.К., и Ингерсолл К.Д., 2008). Мышечная реакция регистрируется поверхностными ЭМГ-электродами, размещенными на целевой мышце (например, отводящей мышце кисти). Сигнал ЭМГ, отфильтрованный (полоса пропускания:

10 Гц–2 кГц) и отобранный на высокой частоте (> 5 кГц), отображается на экране для определения начала МЭП. Это определяется как первое отклонение сигнала, превышающее заданный порог ((например, на 2 стандартных отклонения выше заданного значения) имитация фонового шума). Однако эта идентификация не является полностью автоматизированной: часто требуется ручная корректировка экспертом, чтобы исключить артефакты (например, потенциалы, связанные



с произвольным/произвольным сокращением мышц субъекта) и подтвердить отправную точку МЭП. Затем задержка вычисляется путем измерения времени, прошедшего между запуском ТМС ( $t=0$ ) и этой начальной точкой, как правило, с использованием специализированного программного обеспечения, позволяющего точно разместить временные указатели (Сривастава, Н. и др., 2014).

Учитывая ряд ограничений ручных методов аннотирования задержек МЭП, таких как субъективность промежуточной оценки и длительное время, необходимое для анализа больших наборов данных, автоматическое аннотирование является многообещающим решением для стандартизации и оптимизации этого процесса (Каруана Р. и др., 1986). Этот подход основан на компьютерных алгоритмах, которые позволяют обнаруживать и измерять задержки МЭП с повышенной точностью, тем самым снижая фактор человеческих ошибок, которые могут повлиять на результаты обработки данных клинических или научных исследований.

Основная идея автоматической аннотации заключается в том, чтобы заменить или помочь эксперту определить начальную точку МЭП на основе объективных математических критериев. Наиболее часто используемыми методами являются:

- Алгоритмы, основанные на адаптивных порогах, которые динамически корректируют порог обнаружения в соответствии с ЭМГ фонового шума.
- Методы определения производной сигнала, при которых пик первой производной ЭМГ-сигнала указывает на начальную точку мышечной реакции.
- Методы вейвлет-преобразования, эффективные для выделения специфических временных компонентов МЭП, несмотря на артефакты.
- Сверточные нейронные сети (CNN), обученные на патологических контекстах, аннотированных вручную.

В заключение отметим, что задержки МЭП представляют собой связующее звено между фундаментальной неврологией и трансляционной медициной. Их ручное измерение, хотя и требует больших затрат, обеспечивает беспрецедентное временное разрешение и специфичность для отображения двигательной функции. Несмотря на то, что технический прогресс обещает все большую автоматизацию, опыт человека по-прежнему необходим для обеспечения достоверности данных, особенно в популяции патологоанатомов, где важна каждая миллисекунда.

В нашем исследовании возникает ряд исследовательских вопросов, основанных, в частности, на ограничениях и возможностях, выявленных ранее: как предварительно обработать набор данных, переданный автоматизированной модели для аннотации МЭП? Какова архитектура модели и как ее обучить? Как мы можем подтвердить результаты и обобщить их? Как мы можем интерпретировать результаты и как мы можем использовать их в клинической практике?

## Обзор литературы

В последние годы появилось несколько исследований, которые проиллюстрировали потенциал автоматизированных методов, основанных на машинном обучении,



в частности, глубокого обучения, как многообещающих решений для преодоления ограничений ручных методов, в этой главе мы рассмотрим последние подходы в области автоматизации анализа МЭП, было проведено множество исследований для разработки автоматизированных моделей задержек МЭП, некоторые из которых основаны на оценке абсолютных жестких пороговых значений (Рагнадурай Гиридхаран и др., 2019), другие — на статистических показателях (Харкель и др., 2016; Соуза В. Х и др., 2018), также был проведен хороший сравнительный обзор предыдущих методов (Шода Дж. и др., 2020), в нашем обзоре мы рассмотрим три основных исследования: алгоритм автоматического аннотирования МЭП на основе глубокого обучения (DELMEP), (Милардович и др., 2023), автоматизированная модель для определения задержек по производной ЭМГ-сигнала (Бигони К. и др., 2022) и MERFeatX (Нгуен Д.Т. А. и др., 2025), инструмент для автоматического извлечения различных характеристик МЭП.

Эти три недавних и актуальных исследования способствовали улучшению автоматизированного обнаружения задержек МЭП, уделяя особое внимание их инновационным подходам, результатам и ограничениям. Цель данного обзора — дать полное представление о технологических достижениях в этой области и выявить сохраняющиеся проблемы для более широкого применения в клинических и исследовательских условиях.

### 1. **DELMEP: Алгоритм глубокого обучения для автоматизированного определения задержек моторных реакций:**

Исследование DELMEP (Милардович и др., 2023) сосредоточено на разработке алгоритма глубокого обучения для автоматизированного аннотирования задержек МЭП основная цель этого исследования — заменить ручные методы аннотирования МЭП, которые часто являются длительными, субъективными и ненадежными, более быстрым, точным и воспроизводимым решением. Модель DELMEP основана на нейронной сети прямого действия, что является упрощенным, но эффективным подходом в контексте данных ЭМГ (Милардович и др., 2023).

Предварительная обработка ЭМГ-сигналов имеет решающее значение, они фильтруются для устранения артефактов и нормализуются для обеспечения их однородности.

В модели используется скрытая однослойная нейронная сеть с функцией потерь, основанной на среднеквадратичных ошибках. Сеть обучается на большом наборе данных, содержащем данные МЭП от здоровых испытуемых.

Модель была протестирована на наборе данных, составленном из нескольких сеансов ТМС по разным темам, и точность прогнозов была сопоставлена с точностью ручных аннотаций трех экспертов-людей (Хуан Ш. и др., 2025).

Модель DELMEP продемонстрировала многообещающую производительность при среднем абсолютном значении около 0,5 мс, что сопоставимо с межэкспертной вариабельностью. Метод также позволяет обрабатывать сигналы в режиме реального времени, что делает его пригодным для клинических применений, где необходим быстрый анализ. Еще одной интересной особенностью DELMEP является способность



оставаться устойчивым к колебаниям амплитуды МЭП, что является серьезной проблемой для традиционных подходов.

Хотя модель является многообещающей, она основана на относительно простой архитектуре, которая не учитывает сложных временных зависимостей в сигналах ЭМГ. Кроме того, он оценивался в основном на данных от здоровых испытуемых, что ограничивает его обобщение на более разнообразные клинические группы, в частности, с неврологическими расстройствами, кроме того, исследование не предоставляет подробной информации о подготовленном наборе данных с точки зрения формата и структуры, что делает модель непереносимой и трудной для воспроизведения на других компьютерах. Другие наборы данных.

## **2. Автоматизированный метод определения длительности вызванных моторных потенциалов:**

В исследовании предлагается автоматизированный метод определения латентности МЕРS по первой производной ЭМГ-сигнала. В отличие от подхода DELMER, в котором используется нейронная сеть, этот метод основан на правилах, основанных на характеристиках ЭМГ- сигнала, с целью упрощения аннотации МЭП за счет поддержания высокой точности (Бигони К. и др., 2022).

Выделение латентности было определено с использованием первой производной ЭМГ- сигнала, что позволяет точно идентифицировать изменение наклона, связанное с началом МЭП. Этот процесс выполняется во временных интервалах вокруг стимула ТМС (Васавани А. и др., 2017).

Алгоритм был протестирован на наборе данных, включающем 6500 исследований с участием 20 здоровых людей и 11 пациентов, перенесших инсульт. Результаты были сравнены с результатами, полученными тремя экспертами-людьми (Румельхарт Д. и др., 1986)..

Результаты показали, что автоматизированный метод может прогнозировать задержку сообщений с низкой погрешностью, особенно в тех случаях, когда сообщения были четкими. Метод также показал хорошую корреляцию с комментариями человека, хотя в некоторых случаях при слабом определении сообщений возникают расхождения (Крижевски А. и др., 2012).

Метод остается чувствительным к шуму и может быть менее точным для МЭП с низкой амплитудой. Кроме того, он не учитывает сложную временную взаимосвязь, которую могли бы зафиксировать более сложные модели.

## **3. МЕРFeatX: Автоматическое извлечение признаков моторно-вызванных потенциалов.**

Цель МЕРFeatX (Нгуен Д.Т. А. и др., 2025) состоит в том, чтобы предоставить полный инструмент для автоматической аннотации характеристик МЭП, не только латентности, но и других параметров, таких как амплитуда, длительность и многоводность. Это программное обеспечение призвано упростить анализ карт за счет автоматического и быстрого извлечения соответствующих характеристик из сигналов ЭМГ.

Программное обеспечение использует скользящие окна и динамические пороговые значения для извлечения нескольких функций из МЭП. Оно основано



на MATLAB и предлагает простой в использовании пользовательский интерфейс для нейрофизиологов (Кингма Д.П., Ба Дж., 2014).

Эффективность этого инструмента была подтверждена на основе набора данных, полученных в ходе нескольких исследований ТМС на здоровых людях (Халлет М. 2000).

Программное обеспечение показало надежные результаты по извлечению основных характеристик МЭП с производительностью, сравнимой с человеческими оценками таких параметров, как амплитуда и задержка (Нгун Д.Т. А. и др., 2025).

Несмотря на гибкость этого инструмента, он основан на фиксированных правилах и не использует преимуществ моделей глубокого обучения (Васудеван Р.К. и др., 2021), которые потенциально могли бы обеспечить более детальный и надежный анализ в условиях вариаций ЭМГ-сигналов.

## Результаты

Приведенное ниже сравнение В Таблице 1. подводит итог трем исследованиям с точки зрения их целей, методов, результатов, сильных сторон и ограничений.

Таблица 1 / Table 1

**Сравнительная таблица трех методов**  
**Comparison table of the three methods**

Аспект	DELMER	Автоматический метод определения задержек MEP	MEPFeatX
Цели	Автоматическое создание аннотаций к картам с задержкой с использованием глубокого обучения	Автоматическое определение задержек с использованием производной ЭМГ-сигнала	Автоматизируйте извлечение признаков МЭП с помощью MATLAB
Методология	Нейронная сеть прямого действия, обученная на основе отфильтрованных данных ЭМГ	Алгоритм на основе правил, использующий первую производную ЭМГ-сигнала	Обработка сигналов и извлечение на основе пороговых значений с помощью графического интерфейса
Входные данные	Предварительно обработанные сигналы ЭМГ от здоровых людей	Исходные данные ЭМГ от 20 здоровых испытуемых + 11 пациентов, перенесших инсульт	ЭМГ-сигналы из различных исследований ТМС
Выход	Задержка МЭП	Задержка МЭП	Множество признаков МЭП
Методы проверки	Сравнивается с комментариями экспертов за несколько сеансов	По сравнению с 3 оценщиками-людьми, участвовавшими в 6500 исследованиях	Сравнение с ручными аннотациями к внутренним наборам данных
Основные результаты	Средняя абсолютная ошибка <0,5 мс; сопоставима с оценками людей	Высокая корреляция с комментариями экспертов; надежна для здоровых испытуемых	Точное извлечение признаков; сопоставимо с выводами экспертов



Аспект	DELMEP	Автоматический метод определения задержек MEP	MEPFeatX
Сильные стороны	Высокая точность, потенциал в режиме реального времени, возможность обобщения	Проста, быстра и поддается интерпретации; не требует обучения	Всестороннее извлечение признаков; удобный интерфейс
Ограничения	Простая архитектура модели; обучение проводится только на здоровых данных	Всестороннее выделение признаков; удобный интерфейс	Основан на правилах; не обладает адаптивностью или возможностями обучения
Технологическая основа	Глубокое обучение (нейронные сети)	Детерминированная обработка сигналов	Обработка сигналов на основе MATLAB
Целевые пользователи	Клиницисты, исследователи в области нейрофизиологии	Клиницисты, электрофизиологи	Клиницисты и исследователи имеют доступ к MATLAB
Доступность	Открытый исходный код, который еще не опубликован	Метод описан в публикации; доступность кода неясна	Набор инструментов MATLAB находится в свободном доступе

## Обсуждение результатов

Из трех исследований мы можем видеть, что все модели были разработаны на основе собственного набора данных, в некоторых условиях с несколькими этапами предварительной обработки, что затрудняло их воспроизведение, кроме того, мы попытались протестировать, например, алгоритм DELMEP на наборе данных ТМС лаборатория НИУ ВШЭ, но столкнулись с трудностями. проблема в том, что мы не смогли выполнить предложенный скрипт на нашем наборе данных из-за несоответствия входного формата.

Другим важным моментом является то, что структура используемой нейронной сети (NN), например, в DELMEP, которая является простой прямой связью, игнорирует временные зависимости от сигналов ЭМГ и снижает точность для сложных и зашумленных сигналов МЭП.

Кроме того, все три метода были протестированы на данных здоровых людей, и в реальных клинических условиях они могут плохо реагировать на шумы или отсутствие ответов, за исключением MEPFeatX, исследования фокусируются только на задержках, в то время как другие важные характеристики (амплитуда, продолжительность, полифазия) также могут быть автоматизированы с помощью технологий глубокого обучения.



## Заключение

В настоящем обзоре литературы мы представили наиболее важные исследования, которые были проведены для автоматизации выделения признаков моторных вызванных потенциалов, точнее, задержек МЭП, идея не нова, но сталкивается с множеством трудностей, как мы уже упоминали в настоящей статье, все существующие методы показали хорошие результаты в выявлении Функции МЭП, но общим ограничением было то, что они были разработаны для определенных наборов данных, что делало их невозпроизводимыми в других наборах данных. в нашем следующем исследовании мы предложим инновационный подход, основанный на сверточных нейронных сетях (CNN), для автоматизации определения латентных моторных вызванных потенциалов МЭП по электромиографическим сигналам (ЭМГ), полученным с помощью транскраниальной магнитной стимуляции (ТМС).

Инициатива будет направлена на удовлетворение растущей потребности в надежных, воспроизводимых и автоматизированных инструментах в области нейрофизиологии, где написание аннотаций вручную остается утомительной задачей, подверженной вариативности между аннотаторами и чувствительной к помехам в сигналах. состоит из создания высококачественного аннотированного набора данных, реализации модели CNN и тщательной оценки, основанной на стандартных показателях, таких как MAE, корреляция Пирсона и среднее смещение. Если результаты подтвердят нашу гипотезу, это исследование может привести к созданию надежного клинического инструмента, облегчающего анализ двигательных реакций в контексте диагностики, последующего терапевтического наблюдения или фундаментальных исследований.

Таким образом, этот проект является частью динамичной модернизации инструментов нейрофизиологии, частью платформы автоматизированного прогнозирования, которая поможет в обработке экспериментов ТМС в лабораториях НИУ ВШЭ, опираясь на достижения в области глубокого обучения, чтобы предложить автоматическое, надежное и клинически значимое решение для определения задержек и амплитуд МЭП... и так далее.

## Список источников / References

1. Бигони, К., Кадик-Мельхиор, А., Василиадис, П., Моришита, Т., Хаммель, Ф.С. (2022). Автоматизированный метод определения длительности моторно-вызванных потенциалов в физиологических и патофизиологических условиях // Журнал нейронной инженерии. 2022. Т. 19, № 2. DOI: 10.1088/1741-2552/ac636c  
Bigoni, C., Kadik-Melchior, A., Vasiliadis, P., Morishita, T., Hummel, F.C. Automated determination of motor-evoked potential duration in physiological and pathological conditions. Journal of Neural Engineering, 2022, vol. 19, no. 2. DOI: 10.1088/1741-2552/ac636c.
2. Ливингстон, С.К., Ингерсолл, К.Д. (2008). Внутривидовая надёжность метода транскраниальной магнитной стимуляции для получения моторных вызванных потенциалов // Международный журнал неврологии. 2008. Т. 118, № 2. С. 239—256. DOI: 10.1080/00207450701668020



- Livingston, S.C., Ingersoll, C.D. Intrasection reliability of transcranial magnetic stimulation-elicited motor-evoked potentials. *International Journal of Neuroscience*, 2008, vol. 118, no. 2, pp. 239–256. DOI: 10.1080/00207450701668020.
3. Милардович, Д., Соуза, В. Х., Зубарев, И., и др. (2023). DelMEP: алгоритм глубокого обучения для автоматизированного определения задержек моторных вызванных потенциалов // *Scientific Reports*. 2023. Т. 13, № 1. Ст. 8225. DOI: 10.1038/s41598-023-34801-9  
Milardovich, D., Souza, V.H., Zubarev, I., et al. DelMEP: A deep learning algorithm for automated motor-evoked potential latency detection. *Scientific Reports*, 2023, vol. 13, no. 1, article 8225. DOI: 10.1038/s41598-023-34801-9.
  4. Митчелл, Т.М. Машинное обучение: учебник. 1997. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~tom/mlbook.html>  
Mitchell, T.M. *Machine Learning*. 1997. Available at: <https://www.cs.cmu.edu/~tom/mlbook.html> (In Russ.).
  5. Нгуен, Д.Т.А., Сяйсянен, Л., Каллиониemi, Э., Карьялайнен, П.А., Риссанен, С.М., Юлкунен, П. Mepfeatx — автоматическое распознавание моторно-вызванных потенциалов при транскраниальной магнитной стимуляции // *Рубежи в неврологии*. 2025. Т. 18. DOI: 10.3389/fnins.2024.1415257  
Nguyen, D.T.A., Saisanen, L., Kallioniemi, E., et al. MepfeatX: Automated recognition of motor-evoked potentials in transcranial magnetic stimulation. *Frontiers in Neuroscience*, 2025, vol. 18. DOI: 10.3389/fnins.2024.1415257.
  6. Ратнадурай Гиридаран, С., Гупта, Д., Пал, А., Мишра, А.М., Хилл, Н.-Дж., Кармел, Дж. Б. Мотометрика: инструментарий для аннотирования и эффективного анализа вызванных моторных потенциалов // *Границы нейроинформатики*. 2019. Т. 13. DOI: 10.3389/fninf.2019.00008  
Ratnadurai Giridharan, S., Gupta, D., Pal, A., Mishra, A.M., Hill, N.J., Carmel, J.B. Motometrics: A toolbox for annotation and efficient analysis of motor evoked potentials. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2019, vol. 13. DOI: 10.3389/fninf.2019.00008.
  7. Соуза, В.Х., Перес, А., Захариас, Л., Баффа, О. Signalhunter: программное обеспечение для анализа и визуализации электрофизиологических данных (версия v1.0.0) [Компьютерная программа]. Zenodo, 2018. DOI: 10.5281/zenodo.1326308  
Souza, V.H., Perez, A., Zacharias, L., Buffa, O. SignalHunter: Software for electrophysiological data analysis and visualization (v1.0.0). Zenodo, 2018. DOI: 10.5281/zenodo.1326308.
  8. Харкель, С., Бейнел, Л., Гайадер, Н., Маренда, С., Дэвид, О., Шовен, А. Cortextool: набор инструментов для обработки измерений возбудимости моторной коры головного мозга с помощью транскраниальной магнитной стимуляции. 2016. URL: <https://hal.science/hal-01390016>  
Harkel, S., Beynel, L., Gaydier, N., Marenda, S., David, O., Chauvin, A. Cortextool: A toolbox for processing motor cortex excitability measurements using transcranial magnetic stimulation. 2016. Available at: <https://hal.science/hal-01390016>.
  9. Шода, Дж., Видакович, М.Р., Лоринч, Дж., Джеркович, А., Вуйович, И. Новый алгоритм оценки латентности сигналов вызванного моторного потенциала // *Труды IEEE*. 2020. DOI: 10.1109/9235561



- Šoda, J., Vidaković, M.R., Lorincz, J., Jerković, A., Vujović, I. A novel algorithm for motor-evoked potential latency estimation. *IEEE Proceedings*, 2020. DOI: 10.1109/9235561.
10. Эмерсон, Р.Г. (1998). Вызванные потенциалы в клинических исследованиях рассеянного склероза // *Журнал клинической нейрофизиологии*. 1998. Т. 15, № 2. С. 109—116. DOI: 10.1097/00004691-199803000-00003  
Emerson, R.G. Evoked potentials in clinical trials of multiple sclerosis. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 1998, vol. 15, no. 2, pp. 109—116. DOI: 10.1097/00004691-199803000-00003.
11. Васавани, А., Шазер, Н., Пармар, Н. и др. Внимание — это все, что вам нужно // *Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NeurIPS 2017): Труды тридцатой ежегодной конференции*. Лонг-Бич, 4—9 декабря 2017 г. 2017. С. 5998—6008. URL: <https://papers.nips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf> (дата обращения: 18.01.2026).  
Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017) Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems 30 Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017, Long Beach, 4—9 December 2017*, 5998—6008.
12. Кингма, Д.П., Ба, Дж. Adam: метод стохастической оптимизации // *Препринт arXiv*. 2014. arXiv:1412.6980. URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980> (дата обращения: 18.01.2026).  
Kingma, D.P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
13. Васудеван, Р.К., Зияйтинов, М., Влчек, Л. и др. Готового глубокого обучения недостаточно: требуется бережливость, байесовский подход и причинность // *npj Computational Materials*. 2021. Т. 7, № 16. <https://doi.org/10.1038/s41524-020-00487-0>  
Vasudevan, R.K., Ziatdinov, M., Vlcek, L. et al. Off-the-shelf deep learning is not enough, and requires parsimony, Bayesianity, and causality. *npj Comput Mater* 7, 16 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41524-020-00487-0>
14. Хуан, Ш., Шао, Х., Лю, Ц., Лю, У.В., Чжан, Ц., Дэн, Л., Лю, Ц., Омар, Д.М., Тан, С. Количественная оценка повреждения спинного мозга при шейной спондилогенной миелопатии: сравнительное исследование методов MAGiC и MUSE-DTI // *European Journal of Radiology*. 2025. Т. 190, ст. 112214. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2025.112214>  
Huang, S., Shao, H., Liu, Q., Liu, W.V., Zhang Q, Deng, L., Liu, C., Omar D.M., Tang, X. Quantitative Assessment of Spinal Cord Injury in Cervical Spondylotic Myelopathy: A Comparison Study of MAGiC and MUSE-DTI. *Eur J Radiol*. 2025 Sep;190:112214. doi: 10.1016/j.ejrad.2025.112214. Epub 2025 Jun 4. PMID: 40482444.
15. Сривастава, Н., Хинтон, Дж., Крижевски, А., Суцкевер, И., Салахутдинов, Р. Dropout: простой способ предотвратить переобучение нейронных сетей // *Journal of Machine Learning Research*. 2014. Т. 15, вып. 56. С. 1929—1958. <https://doi.org/10.5555/2627435.2670313>  
Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting // *Journal of Machine Learning Research*. 2014. Vol. 15, no. 56. P. 1929—1958.
16. Румельхарт, Д., Хинтон, Дж., Уильямс, Р. Обучение представлений методом обратного распространения ошибок // *Nature*. 1986. Т. 323, № 6088. С. 533—536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>



- Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323, 533—536 (1986). <https://doi.org/10.1038/323533a0>.
17. Каруана, Р. Многозадачное обучение // *Machine Learning*. 1997. Т. 28, № 1. С. 41—75. <https://doi.org/10.1023/A:1007379606734>  
Caruana, R. Multitask Learning. *Machine Learning* 28, 41—75 (1997). <https://doi.org/10.1023/A:1007379606734>
18. Крижевски, А., Суцкевер, И., Хинтон, Дж. Э. Классификация ImageNet с помощью глубоких сверточных нейронных сетей // *Communications of the ACM*. 2017. Т. 60, № 6. С. 84—90. <https://doi.org/10.1145/3065386>  
Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // *Communications of the ACM*. 2017. Vol. 60, no. 6. P. 84—90.
19. Стивенсон, В.Л. Реабилитация на практике: ведение спастичности // *Clinical Rehabilitation*. 2010. Т. 24, № 4. С. 293—304. <https://doi.org/10.1177/0269215509353254>  
Stevenson, V.L. Rehabilitation in Practice: Spasticity Management // *Clinical Rehabilitation*. 2010. Vol. 24, no. 4. P. 293—304.
20. Халлет, М. Транскраниальная магнитная стимуляция и головной мозг человека // *Nature*. 2000. Т. 406, № 6792. С. 147—150. <https://doi.org/10.1038/35018000>  
Hallett, M. Transcranial magnetic stimulation and the human brain. *Nature* 406, 147—150 (2000). <https://doi.org/10.1038/35018000>

### ***Информация об авторах***

*Демига Юсра*, аспирант, Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС»; магистрант, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Ассистент-исследователь, лаборатории ТМС, Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-5563-7849>, e-mail: [demigha.yousra@mail.ru](mailto:demigha.yousra@mail.ru)

### ***Information about the authors***

*Demigha Yousra*, PhD student, National University of Science and Technology MISIS; master's student, National Research University Higher School of Economics; Research Assistant, TMC Laboratory, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-5563-7849>, e-mail: [demigha.yousra@mail.ru](mailto:demigha.yousra@mail.ru)

### ***Вклад авторов***

*Демига Юсра* — сбор и анализ различных существующих работ по теме и обсуждение результатов.

### ***Author Contributions***

*Yousra Demigha* — collected and analyzed various existing studies on the topic and discussed the results.

### ***Конфликт интересов***

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.



### ***Conflict of interest***

The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию 26.12.2026  
Поступила после рецензирования 15.02.2026  
Принята к публикации 19.02.2026  
Опубликована 31.03.2026

Received 2026.12.26  
Revised 2026.02.15  
Accepted 2026.02.19  
Published 2026.03.31