

doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-744-754

УДК 004.514, 004.896

Алгоритм взаимодействия человека с моделью индустриальной киберфизической системы посредством нейроинтерфейса

Михаил Сергеевич Сизов¹, Мария Яковлевна Марусина²✉,
Кирилл Васильевич Киприянов³, Валерий Александрович Архипов⁴, Цзячэн Лоу⁵,
Жанна Владимировна Нагорнова⁶, Наталья Вячеславовна Шемякина⁷

^{1,2,3,4,5} Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

^{6,7} Институт эволюционной физиологии и биохимии имени И.М. Сеченова РАН, Санкт-Петербург, 194223, Российская Федерация

¹ mssizov@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0003-4562-7675>

² myamarusina@itmo.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-5611-8812>

³ kvkipriianov@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0155-6900>

⁴ valery.arckhipov@itmo.ru, <https://orcid.org/0009-0006-8319-653X>

⁵ 623619178@qq.com, <https://orcid.org/0009-0009-1026-6834>

⁶ nagornova_zh@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-6476-3141>

⁷ shemyakina_n@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8936-0082>

Аннотация

Введение. Предложен алгоритм реализации интерфейса мозг-компьютер для осуществления взаимодействия человека с моделью индустриальной киберфизической системы. Интерфейс обеспечивает выбор задуманной детали на основе классификации вызванного ответа электроэнцефалограммы испытуемого на предъявление зрительных стимулов (изображений деталей). **Метод.** Для проведения исследования был разработан программный комплекс, система управления которого состоит из веб-сервера, контроллера и пользовательского интерфейса мозг-компьютер. Биоэлектрическая активность мозга испытуемого непрерывно регистрировалась с использованием электроэнцефалографа ООО «Мицар», далее с помощью разработанного оригинального программного обеспечения проводилась обработка электроэнцефалографических сигналов в онлайн-режиме. Проведена классификация накопленных вызванных потенциалов на стимул различными способами: выбором на основании амплитудных значений, использованием метода опорных векторов и нейронной сетью. **Основные результаты.** Показано, что точности классификации вызванных потенциалов при помощи нейронной сети и метода опорных векторов примерно равны и данные алгоритмы могут быть реализованы в режиме реального времени (онлайн). Анализ проведенных экспериментов доказал, что предложенный алгоритм позволяет классифицировать предъявляемые зрительные стимулы в нейроинтерфейсах в онлайн-режиме. **Обсуждение.** Результаты работы продемонстрировали возможность организации «глубоко интегрированного» взаимодействия человека с оборудованием, посредством воздействия команд, сформированных на основе обработанных сигналов биоэлектрической активности мозга человека на 3D-модель производственного участка.

Ключевые слова

киберфизическая система, электроэнцефалографические сигналы, вызванный потенциал, нейроинтерфейс/ИМК/BCI

Ссылка для цитирования: Сизов М.С., Марусина М.Я., Киприянов К.В., Архипов В.А., Лоу Ц., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В. Алгоритм взаимодействия человека с моделью индустриальной киберфизической системы посредством нейроинтерфейса // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2025. Т. 25, № 4. С. 744–754. doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-744-754

Algorithm for human interaction with a model of an industrial cyber-physical system by means of neural interface

Mihail S. Sizov¹, Maria Ya. Marusina², Kirill V. Kipriianov³, Valery A. Arckhipov⁴,
Jiacheng Lou⁵, Zhanna V. Nagornova⁶, Natalia V. Shemyakina⁷

^{1,2,3,4,5} ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

^{6,7} Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, 194223, Russian Federation

¹ mssizov@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0003-4562-7675>

² myamarusina@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5611-8812>

³ kvkipriianov@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0155-6900>

⁴ valery.arckhipov@itmo.ru, <https://orcid.org/0009-0006-8319-653X>

⁵ 623619178@qq.com, <https://orcid.org/0009-0009-1026-6834>

⁶ nagornova_zh@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-6476-3141>

⁷ shemyakina_n@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8936-0082>

Abstract

The article proposes an algorithm of a Brain Computer Interface (BCI) for implementation of interaction between a human and a model of an industrial cyberphysical system. The interface facilitates selecting a conceived tool on the basis of the classification of evoked responses of a test person's encephalogram to visual stimuli (tool images). To conduct the study there has been designed a software system operated with a web-server, a controller, and a user BCI. The cerebral bioelectrical activity of a test person has been constantly registered with the encephalograph produced by LLC MITSAR followed by online signal processing conducted by the designed original software system. The stored evoked responses to stimuli have been classified in a variety of ways — peak-based selection, a support vector machine, and a neural net. There has been proved that accuracy of the classification of evoked potentials both with the help of a neural net and a support vector machine are approximately equal and these algorithms can be implemented in the online mode. Analysis of the experiments performed has shown that the proposed algorithm makes it possible to classify presented visual stimuli in neural interfaces in the online mode. The results show how it is possible to organize a 'deeply integrated' interaction between a human and an equipment through an impact of commands based on the processed signals of bioelectrical brain activity of a human on a 3D model of a production site.

Keywords

cyber-physical system (CPS), EEG signals, evoked potential, neural interface, BCI

For citation: Sizov M.S., Marusina M.Y., Kipriianov K.V., Arckhipov V.A., Lou J., Nagornova Zh.V., Shemyakina N.V. Algorithm for human interaction with a model of an industrial cyber-physical system by means of neural interface. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2025, vol. 25, no. 4, pp. 744–754 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-744-754

Введение

Технологии цифрового производства усовершенствовали производственные бизнес-модели и операционные технологии. Одним из ключевых компонентов цифрового производства стали индустриальные киберфизические системы (ИКФС), обеспечивающие интеллектуальное принятие решений и более высокую персонализацию производимых продуктов и услуг.

Однако стоит отметить, что совершенствование исключительно коммуникационных и операционных технологий, а также производственного оборудования не позволят достигнуть следующего перехода к интеллектуальному производству — необходимо обратить внимание на человека, следует «вернуть» его в производство, поскольку именно люди представляют собой самую гибкую часть ИКФС [1]. Взаимодействие человека с оборудованием выходит на новый уровень, например, виртуальная или дополненная реальности создают новую интеграцию людей с цифровыми интерфейсами и оцифрованными активами [2–4].

Ведутся исследования в области развития человеко-центричных систем, в которых люди интерактивно взаимодействуют с «интеллектуальным» оборудованием, используя человеко-машинные интерфейсы. Такой подход приведет к радикальным изменениям в произ-

водстве, а также в инженерно-конструкторской, технологической и прочей деятельности [5–7].

В отличие от ИКФС, фокусирующихся на совершенствовании оборудования, технологий и автоматизации, человеко-центричные производственные системы фокусируются на глобальной экологической и энергетической устойчивости и умной трансформации методов, ориентированных на человека, для развития творчества и синергии. Одним из инструментов общения может стать эмоциональный интеллект [8–11]. Для обмена актуальными данными между человеком и оборудованием используются неинвазивные нейроинтерфейсы (Brain-Computer Interface, BCI), позволяющие получить данные о нейронной активности мозга человека. Полученные данные распознаются и преобразуются в команды управления внешними устройствами (персональный компьютер, робот, экзоскелет и пр.) или программными системами [10, 12–15].

Приведем краткий обзор исследований взаимодействия человека с окружающей средой посредством BCI, являющихся основой для настоящей работы. В [16] описана реконструкция (генерация) 3D-объектов, основанная на обработке электроэнцефалографических (ЭЭГ) сигналов. Для реконструкции 3D-объектов из данных ЭЭГ извлекались и классифицировались семантические признаки, генерировались сложные ви-

зуальные образы: цвет, форма, структура и прочая информация, необходимая для воссоздания 3D-объектов. В [17] исследованы проблемы интерпретации неспецифичных ЭЭГ-сигналов, вызванные, например, низким уровнем концентрации испытуемого или его высокой умственной нагрузкой. Отмечено, что задачи 3D-взаимодействия сложнее для пользователей, чем взаимодействие с 2D-средой, поскольку требуют больших когнитивных усилий. Работа [18] посвящена управлению роботом Sphero RVR с помощью ЭЭГ-сигналов. Триггером для начала движения робота являлось сжатие челюстей испытуемого, а при расслаблении челюстей робот останавливался. Было распознано 100 % сжатие челюстей, однако пропущены несколько состояний расслабления, время обработки ЭЭГ-сигналов и передачи команд составляло порядка 150 мс. В [19] представлен опыт взаимодействия пользователя с системой автоматизированного проектирования (САПР) на основе его интуитивных действий и ощущений, например, при выборе объекта взглядом. Для повышения точности распознавания объектов использовался анализ ЭЭГ дополнительных (внешних) сигналов, позволяющий различить намерения пользователя при выборе объекта взглядом. В [20] рассмотрены схемы взаимодействия людей с коллаборативными роботами на основе оценки полученных ЭЭГ-сигналов, при анализе возникающих реакций человека применялись алгоритмы обучения с подкреплением.

В настоящей работе представлена реализация человеко-центричного подхода на примере взаимодействия человека-оператора с ресурсами производственного складского участка. Цель исследования — разработать алгоритм взаимодействия человека с моделью ИКФС в онлайн-режиме.

Материалы и методы

Описание исследования. Эксперимент состоял из следующих этапов.

Этап 1. На испытуемого, имитирующего роль оператора станка, надевался шлем с электродами для регистрации ЭЭГ-сигналов. Испытуемый совершал следующие действия: смотрел на экран дисплея, на котором появлялась матрица 3D-изображений деталей, и из предложенных деталей задумывал/выбирал необходимую деталь; затем на экране дисплея периодически подсвечивался случайный столбец или строка матрицы деталей, а испытуемый концентрировался на задуманной/выбранной детали.

Этап 2. Мозговая активность испытуемого регистрировалась с помощью 32-канального электроэнцефалографа ООО «Мицар» (Санкт-Петербург, Россия).

Этап 3. Посредством специализированного программного пакета¹ осуществлялась предобработка ЭЭГ-сигналов, запись данных в файлы и дальнейшая графическая визуализация данных по всем каналам.

Этап 4. Данные ЭЭГ обрабатывались с помощью разработанного оригинального программного обеспечения (в среде Python) и определялась задуманная деталь.

Этап 5. Осуществлялся поиск задуманной детали на складском участке.

Этап 6. На основе информации о местонахождении детали определялись параметры действий складского робота, которые далее передавались в управляющую программу робота. Для проведения эксперимента были созданы 3D-модели складского участка с управляемыми полками для хранения деталей и складского робота. Команды для управления роботом передавались в 3D-модель.

Этап 7. Робот брал задуманную деталь из ящика и переносил ее на складской столик для последующей транспортировки к рабочему месту оператора станка.

Программный комплекс. Для проведения исследования был разработан программный комплекс, структура которого представлена на рис. 1. Компоненты сгруппированы по решаемым задачам.

Система управления, приведенная на рис. 2, состоит из трех больших элементов: веб-сервера (WebService), контроллера (Controller) и пользовательского интерфейса (UI).

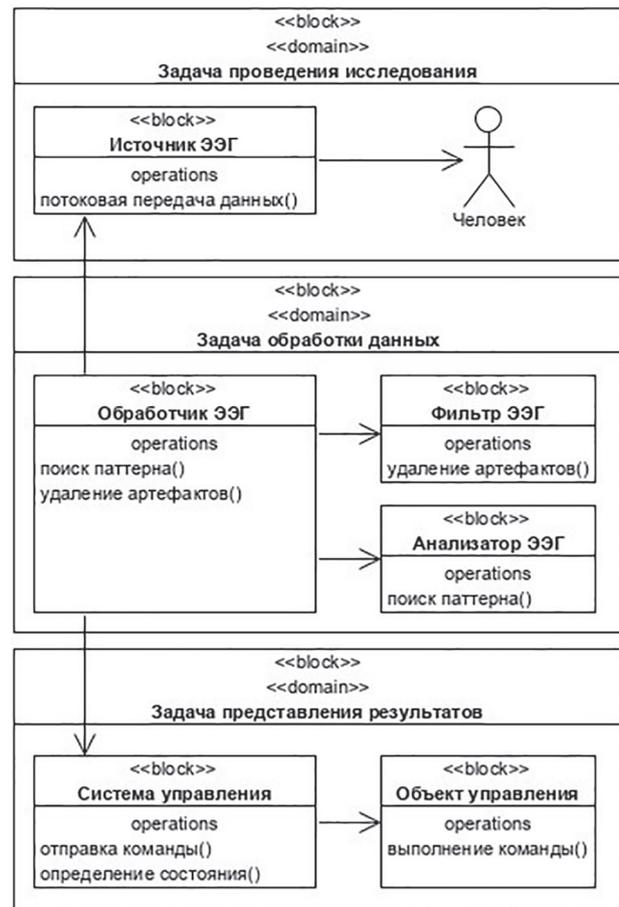


Рис. 1. Состав разработанного программного комплекса.

ЭЭГ — электроэнцефалография

Fig. 1. Composition of the developed software complex.

ЭЭГ — electroencephalography

¹ Пономарев В.А., Кропотов Ю.Д. Программа для ЭВМ, WinEEG, свидетельство о государственной регистрации № 2001610516 от 08.05.2001.

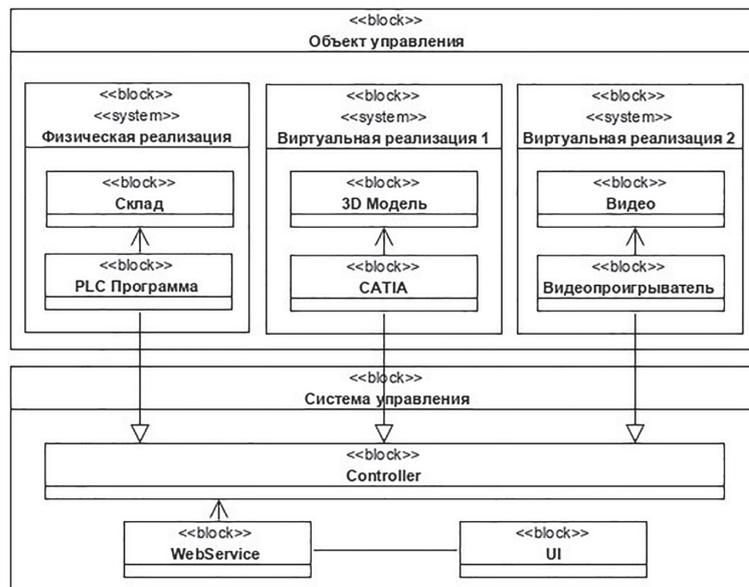


Рис. 2. Структура системы управления.

PLC – контроллер с программируемой логикой; CATIA — программный пакет для 3D-проектирования

Fig. 2. Structure of the control system.

PLC – programmable logic controller; CATIA – 3D design software package

Были рассмотрены две виртуальные реализации, «физическая» реализация планируется для дальнейшей разработки.

В виртуальной реализации 1 в качестве объекта управления использовалась 3D-модель складской системы, а в качестве контроллера — система 3D-моделирования. В виртуальной реализации 2 применены предзаписанные видеофайлы и видеоплеер. Видеофайлы были получены в результате работы с 3D-моделью склада. Применение видеозаписей позволило снизить требования к персональному компьютеру, на котором осуществлялась симуляция. Для проведения исследования выбрана виртуальная реализация 2.

Принцип работы системы управления представлен на рис. 3. При помощи программного интерфейса приложения (Application Programming Interface, API) происходит обмен данными между приложениями через сервер.

API создается с помощью протокола HTTP. Такой способ создания API называется REST (Representational State Transfer), на русском его называют «передачей состояния представления».

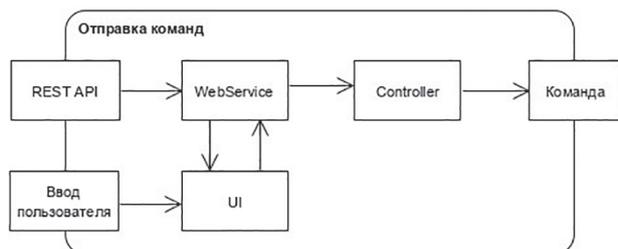


Рис. 3. Схема отправки команд объекту управления

Fig. 3. Schema of sending commands to the control object

В настоящее время это самый распространенный способ организации API. Технологию REST API применяют везде, где пользователю сайта или веб-приложения нужно предоставить данные с сервера.

С помощью REST API отправляются запросы на выполнение соответствующих команд объектом управления. Для удобства оператора отдельно сделан графический интерфейс, выступающий в качестве инструмента для облегчения формирования запросов.

Разработанная система управления является расширяемой, благодаря выделению логики управления в отдельный элемент — контроллер «Controller». При дальнейшем расширении необходимо только реализовать Controller для соответствующей предметной области. Программный код доступен по ссылке¹.

Предъявление стимулов и регистрация ЭЭГ.

В ответ на предъявление зрительного стимула мозг испытуемого генерирует «ответные» биоэлектрические сигналы (вызванные потенциалы (ВП)), выделяемые при многократном накоплении и усреднении. ВП при направленном/осознанном внимании на целевой стимул отличаются большей амплитудой во временном окне 280–420 мс [15] по сравнению с реакцией на нецелевой стимул. В настоящей работе окно интереса было шире — 250–550 мс — для выявления типичной реакции на целевой зрительный стимул (подсветка задуманной/выбранной детали) в сравнении с нецелевыми стимулами (подсветка других деталей). С помощью классификации единичных ЭЭГ-сигналов или при минимальном количестве усреднений (5 усреднений) мож-

¹ Программный код проекта WarehouseSimulator [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://github.com/kinnder/warehouseSimulator> (дата обращения: 16.07.2025).

но определить целевой зрительный стимул и соотнести его с задуманной деталью.

Для предъявления зрительных стимулов в программе Psytask была составлена матрица из 25 ячеек (5 × 5). В каждой ячейке находилось 3D-изображение детали. Перед исследованием испытуемому давалась инструкция — сообщалось какую одну из представленных на экране дисплея деталей (которая ему необходима для обработки и соответствующей поставки со склада на его рабочее место) он должен задумать. Деталь для каждой сессии исследования выбиралась случайным образом, так как алгоритм должен корректно классифицировать любую из рассматриваемых деталей. Помимо этого, испытуемому объяснялось дополнительное действие (реакция), которое он должен был совершить в ответ на подсветку задуманной детали, чтобы зарегистрировать реакцию ВП на целевой стимул.

Реакция 1. Мысленный подсчет количества «подсветок» задуманной детали (точность подсчета не учитывалась, фиксировалось изменение реакции на целевой стимул).

Реакция 2. Нажатие на физическую кнопку (кнопка не была подключена, служила для запуска моторной реакции на целевой стимул).

Реакция 3. Нажатие на воображаемую кнопку (аналогично реакции 2 фиксируется напряжение пальцев, как если бы кнопка была).

Для каждого испытуемого были записаны все три реакции, каждая — при выборе нескольких различных деталей.

В ходе исследования в случайном порядке подсвечивалась одна строка (горизонтальный зрительный стимул) или один столбец (вертикальный зрительный стимул) матрицы деталей (рис. 4). В каждой сессии испытуемый сначала задумывал деталь, после чего исследование длилось около 120 с, а испытуемый концентрировался на выбранной детали и при подсветке ячейки, содержащей задуманную деталь, вызывал у себя одну из реакций 1–3.

Для выбора одной детали предъявлялось по 5 горизонтальных и вертикальных зрительных стимулов. Предъявление стимулов было организовано в пробы длительностью 400 мс: в каждой пробе на 100-й мс предъявлялся стимул — подсветка строки или столбца, длительность подсветки равнялась 60 мс, межпробный

интервал варьировался в диапазоне 60–100 мс. Если задуманная деталь оказывалась в подсвеченном стимуле, он считался целевым стимулом и испытуемый дополнительно реагировал на него одной из реакций. Амплитуда ВП при реакции на целевой стимул выше, чем на нецелевой стимул с максимумом около 300 мс (компонент P300).

Биоэлектрическая активность мозга испытуемого непрерывно регистрировалась с помощью многоканального электроэнцефалографа «Мицар»¹, регистрирующие электроды располагались на поверхности головы по системе 10–20, частота дискретизации 500 Гц, фильтрация сигнала в полосе 0,5–30 Гц, режекторный фильтр 50 Гц. Регистрация проводилась монополярно, относительно объединенного ушного электрода, электрод «земля» располагался в передне-центральной отведении (между Fz и Fpz). Так как в исследовании испытуемый работал со зрительными стимулами в парадигме вызванных потенциалов – был выполнен анализ ЭЭГ/ВП-сигналов зрительной коры головного мозга и осуществлена запись ЭЭГ от двух электродов: Pz и Oz. Однако в дальнейшем набор электродов может быть расширен, например, для проведения анализа сигналов моторной коры или для удаления артефактов. В настоящем исследовании с двумя выбранными электродами, влияние артефактов было незначительно, так как сигнал регистрировался вдали от основных источников шума, вызываемого глазодвигательными артефактами [21].

Анализ ЭЭГ. Для выявления задуманной детали производилась классификация ЭЭГ/ВП-сигналов, цель которой состояла в определении: находилась ли в подсвеченном стимуле задуманная деталь или нет. Классификация производилась по результатам анализа ВП в ответ на предъявление стимула [22–25]. Было применено три способа классификации вызванных потенциалов [26, 27]. Классификация данных производилась в офлайн-режиме, т. е. уже после сбора данных, однако планируется, что данные алгоритмы можно будет применять и онлайн — сразу во время записи — для создания обратной связи.

Сравнение амплитуд. Простейшим способом выявления задуманной детали может являться определение строки и столбца, для которых наблюдались наибольшие значения амплитуд ВП. Для этого, в течение последовательного предъявления строк и столбцов, вычисляется среднее значение амплитуды сигнала на нескольких последних пробах одних и тех же наборов данных. В этом усредненном сигнале выбирается временной участок от 250–550 мс для анализа компонента P300 ВП. Среди всех строк и столбцов выбираются наборы данных, имеющие максимальную усредненную амплитуду сигнала (при усреднении 5 и более стимулов) во временных окрестностях компонента P300 ВП. Объект, находящийся на пересечении выбранных строки и столбца, предположительно является объектом, который был задуман испытуемым.

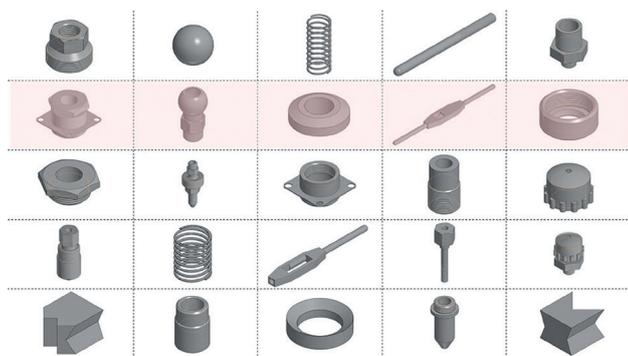


Рис. 4. Матрица деталей с подсвеченной строкой (стимулом)

Fig. 4. Parts matrix with illuminated row (stimulus)

¹ ООО Мицар, Санкт-Петербург, Россия [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://mitsar-eeg.ru/> (дата обращения: 16.07.2025).

Метод опорных векторов. В качестве классификатора для анализа ЭЭГ может использоваться метод опорных векторов [28]. В данном случае применяется следующий подход к анализу данных. На вход алгоритма подаются ЭЭГ-данные (амплитуды) единичной пробы, а тот, в свою очередь, осуществляет бинарную классификацию: есть ли у испытуемого искомая реакция в текущей пробе или нет. При передаче амплитуд во временном интервале ВП, соответствующий компоненту P300, который наиболее чувствителен к предъявлению целевого стимула (250–550 мс после начала пробы), входными данными являются 150 последовательных временных точек сигнала (при оцифровке данных — 500 Гц). Для снижения размерности данных и, как следствие, возможного повышения точности можно использовать метод главных компонент (РСА). Задуманный объект идентифицируется следующим образом: после проведения бинарной классификации для определения того, является ли текущая проба целевой или нет, данные нескольких последних проб (по умолчанию — по 50) усредняются по меткам строк и столбцов и выбирается та деталь, которая находится на пересечении строки и столбца при предъявлении которых были выявлены наибольшие амплитуды.

Нейронная сеть. Хорошие показатели точности классификации вызванных потенциалов имеет методика с применением нейронных сетей (НС) [29, 30]. Входные и выходные данные НС такие же, что и у метода опорных векторов, т. е. она позволяет сделать бинарную классификацию на целевой/нецелевой стимул. НС была построена и обучена с помощью библиотеки PyTorch со следующей архитектурой (в дальнейшем конфигурация 1):

- 1) входной слой — 60 нейронов (с учетом числа временных точек в интервале и снижения размерности с использованием РСА);
- 2) скрытый слой — 32 нейрона, активация LeakyReLU;
- 3) скрытый слой — 16 нейрона, активация LeakyReLU;
- 4) выходной слой — 2 нейрона, активация LogSoftmax.

В ходе разработки варьировались такие гиперпараметры, как количество скрытых слоев (1/2/3), число входных нейронов (30/60/90/125), число нейронов на скрытых слоях (16/32/64) и функции активации (ReLU/LeakyReLU/Sigmoid/LogSoftmax). Однако лучшее качество показала конфигурация 1. Для снижения размерности перед подачей данных на вход также можно использовать РСА. Задуманный объект в этом случае определяется так же, как и в методе опорных векторов: после усреднения данных об амплитудах по меткам, среди меток находятся строка и столбец, соответствующие наибольшим амплитудам, на пересечении которых находится задуманная деталь.

Основные результаты

Всего было проведено 18 сессий с участием трех испытуемых: мужчины и двух женщин (средний возраст — 22 года). Выбор испытуемых был проведен на основании требований, описанных в работе [15]. Для испытуемых было записано несколько наборов данных

с различными вариантами реакций на стимулы, представленных в табл. 1.

Усредненные пробы для каждого субъекта представлены на рис. 5. Данные разделены по признаку: задуманная ли деталь демонстрировалась в пробе (целевой стимул) или нет (нецелевой стимул). Усредненные пробы показали, что некоторые различия заметны, для их выявления были использованы описанные методы в разделе «Материалы и методы».

Сравнение амплитуд. При анализе подбирались различные параметры анализируемого сигнала, в частности время после предъявления пробы, рассматриваемый электрод, количество рассматриваемых проб с начала эксперимента. В качестве метрики измерения качества модели с теми или иными параметрами использовалась точность определения задуманной детали. Анализ производился в некотором окне последних проб, которое обновлялось при каждом новом предъявлении. Среди всех таких окон, возникавших в течение записи, определялось количество тех, в которых предсказанная ячейка совпадала с загаданной. Отношение верно угаданных случаев к общему числу окон и считалось точностью модели. Для модели со случайными ответами точность угадывания детали составила бы 4 %.

Для каждого набора параметров были рассчитаны точности сравнения амплитуд: средняя точность по

Таблица 1. Данные записей ЭЭГ/ВП
Table 1. EEG/Evoked Potentials (ЭЭГ/ВП) recordings data

Реакция на стимул	Количество предъявлений каждой метки	Количество подсветок целевой ячейки/стимула
Субъект 1 (6 сессий)		
Нажатие на физическую кнопку	22	45
	21	43
Мысленный подсчет	23	47
	20	41
Нажатие на воображаемую кнопку	21	43
	22	45
Субъект 2 (6 сессий)		
Нажатие на физическую кнопку	22	45
	22	45
Мысленный подсчет	22	45
	22	45
Нажатие на воображаемую кнопку	25	51
	21	43
Субъект 3 (6 сессий)		
Нажатие на физическую кнопку	20	41
	21	43
Мысленный подсчет	20	41
	20	41
Нажатие на воображаемую кнопку	20	41
	20	41

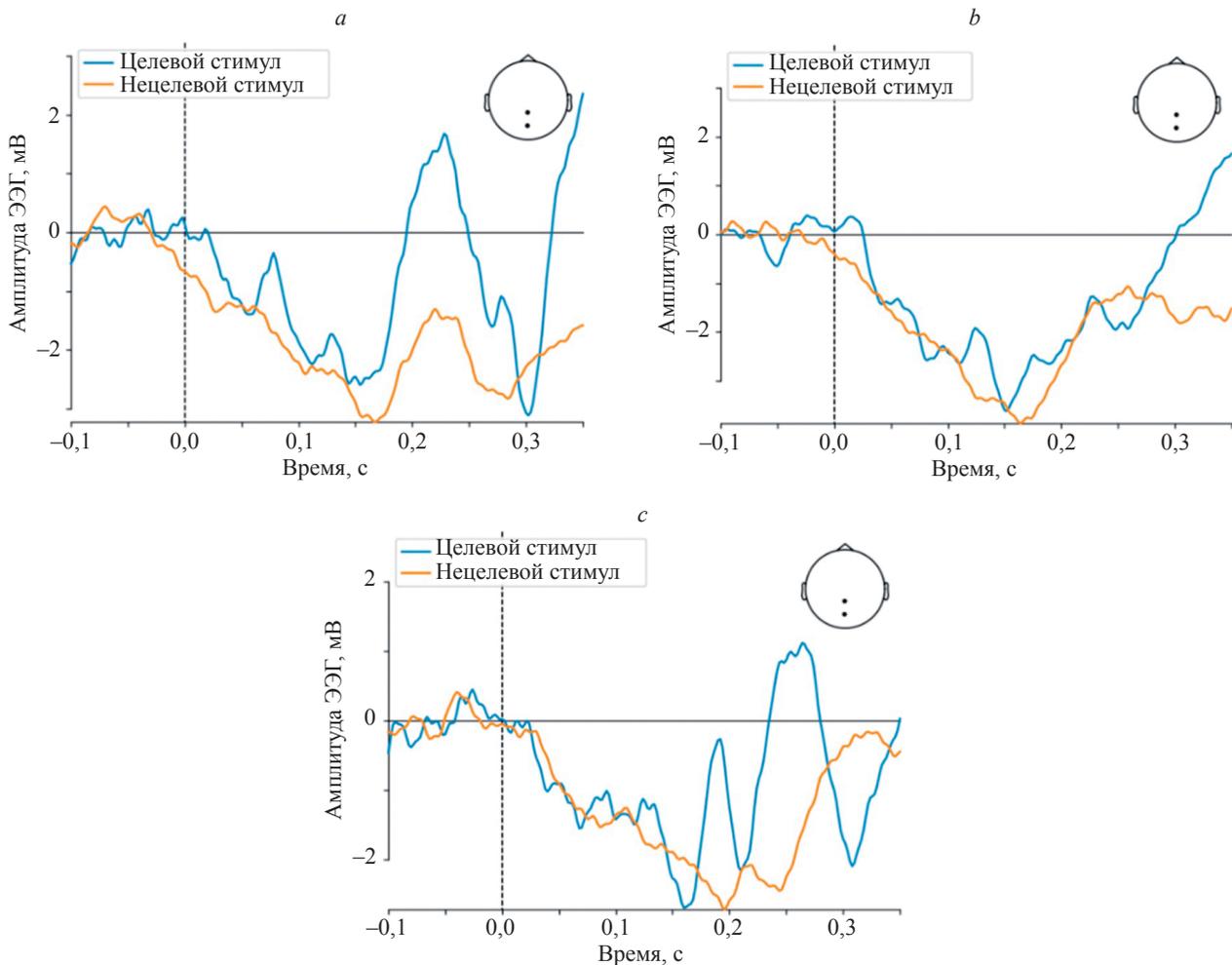


Рис. 5. Усредненные пробы для субъектов: 1 (a); 2 (b) и 3 (c)
 Fig. 5. Average samples for subjects: 1 (a), 2 (b), and 3 (c)

всем записям и максимальная точность, достигнутая на какой-либо записи. Результаты по классификатору сравнения амплитуд представлены в табл. 2.

Полученные данные показывают, что точность определения некоторых записей оказалась достаточно высокой, но при усреднении по записям всех сессий и способов активации, результаты получились неудовлетворительными. Из реакций на стимул лучше всего себя показал мысленный подсчет количества подсвечивания конкретной детали, в котором средняя точность достигла 14 %.

Метод опорных векторов. Для метода опорных векторов и нейронной сети все пробы всех записей были объединены в один общий набор данных, каждой пробе была присвоена метка 1, если в этой пробе показывалась задуманная деталь, и метка 0 — в противном случае. Набор данных был разбит на тренировочную и тестовую выборки в соотношении 80:20 %. На вход подавались значения амплитуд участка сигнала от 100 до 350 мс от начала стимула, полученные с электрода Pz. Так как классы были сильно несбалансированными (на одну метку 1 приходилось четыре метки 0), то для оценки метрик использовалась взвешенная F1-мера, для модели со случайными ответами значение F1-меры было бы равно 50 %.

Средняя F1-мера после обучения метода опорных векторов, примененного ко всем записям вместе, составила $(65,7 \pm 1,4)$ %. Затем для уменьшения размерности использовался PCA, сокративший количество признаков с 125 (количество временных точек в исследуемом интервале) до 30. При этом точность не изменилась и составила $(66,0 \pm 1,6)$ %. Помимо этого, для каждого субъекта и для каждого варианта реакции испытуемого на стимул была рассчитана F1-мера, значения которой представлены в табл. 3. Видно, что максимальное достигнутое значение равно $(72,6 \pm 4,0)$ %.

Для проверки согласованности данных по трем субъектам и трем видам реакций использовался критерий хи-квадрат, который на представленных 9 вариантах экспериментов принял значение 24,95, что дало р-значение 0,0015, которое меньше 0,05, что позволяет говорить об отсутствии значимых статистических различий между экспериментами и согласованности результатов.

Таким образом, точность классификации целевого стимула во всех случаях превышает порог случайного значения, но не является очень высокой (не достигает 80–90 %).

Нейронная сеть. Для обучения нейронной сети данные разбивались аналогичным образом на тренировоч-

Таблица 2. Точность классификации по сравнению амплитуд (25 классов)

Table 2. Classification accuracy compared to amplitudes (25 classes)

Интервал, мс	Количество проб	Среднее значение, %	Максимальная точность, %
Центрально-теменное отведение Pz			
100–200	100	8,0	58,0
150–250		14,0	88,0
200–300		9,4	52,0
250–350		8,8	46,0
100–200	200	6,8	34,0
150–250		9,3	56,0
200–300		7,7	21,3
250–350		9,6	38,0
100–200	300	6,5	30,4
150–250		8,7	50,0
200–300		7,0	19,0
250–350		8,4	32,0
Центрально-затылочное отведение Oz			
100–200	100	11,0	64,0
150–250		8,9	42,0
200–300		7,3	38,0
250–350		4,1	18,0
100–200	200	8,7	34,0
150–250		8,2	43,3
200–300		9,0	32,0
250–350		8,7	32,0
100–200	300	8,6	30,4
150–250		7,5	38,7
200–300		8,3	28,6
250–350		7,9	28,1

Примечание. Порог случайного определения равен 4 % (при классификации по 25 классам).

ную и тестовую выборки. В ходе экспериментов были опробованы различные варианты нейронных сетей, однако наилучшим образом себя показала нейронная сеть конфигурации 1 (полносвязная нейронная сеть с числом нейронов 60/32/16/2). Нейронная сеть обучалась на 500 эпохах (где к классу 0 относятся нецелевые стимулы, а к классу 1 — целевые) и достигла значения для F1-меры в $(70,7 \pm 0,6)$ %. Таким образом, модель с использованием данной нейронной сети показала близкие по точности результаты с методом опорных векторов. По этой причине в дальнейшем допускается использовать любую модель из этих двух для классификации образов. Для данной конфигурации нейронной сети были рассчитаны F1-меры для каждого субъекта и для каждо-

Таблица 3. Значение F1-меры при использовании метода опорных векторов

Table 3. Value of F1-measure when using the support vector method

Реакция на стимул	F1-мера, %	
	без PCA	с PCA
Субъект 1		
Мысленный подсчет	65,9 ± 4,5	66,5 ± 4,7
Нажатие на физическую кнопку	72,6 ± 4,0	72,4 ± 4,1
Нажатие на воображаемую кнопку	68,2 ± 4,2	67,1 ± 3,7
Субъект 2		
Мысленный подсчет	63,4 ± 4,8	62,3 ± 4,1
Нажатие на физическую кнопку	70,1 ± 3,5	71,7 ± 4,7
Нажатие на воображаемую кнопку	64,5 ± 3,4	68,7 ± 2,9
Субъект 3		
Мысленный подсчет	62,9 ± 5,2	57,5 ± 2,6
Нажатие на физическую кнопку	63,3 ± 5,0	68,7 ± 4,0
Нажатие на воображаемую кнопку	62,5 ± 4,4	63,4 ± 5,0
Среднее по всем субъектам		
Средняя по всем реакциям	65,7 ± 1,4	66,0 ± 1,6

Примечание. Два класса (целевые/нецелевые стимулы), вероятность 50 %.

Таблица 4. Значение F1-меры при использовании нейронной сети

Table 4. Value of F1-measures when using a neural network

Реакция на стимул	F1-мера, %
Субъект 1	
Мысленный подсчет	70,0 ± 4,6
Нажатие на физическую кнопку	66,5 ± 4,3
Нажатие на воображаемую кнопку	65,7 ± 3,1
Субъект 2	
Мысленный подсчет	69,1 ± 4,0
Нажатие на физическую кнопку	67,8 ± 1,8
Нажатие на воображаемую кнопку	66,7 ± 2,6
Субъект 3	
Мысленный подсчет	66,6 ± 3,8
Нажатие на физическую кнопку	69,2 ± 3,0
Нажатие на воображаемую кнопку	67,7 ± 5,7
Среднее по всем субъектам	
Средняя по всем реакциям	70,7 ± 0,6

Примечание. Два класса (целевые/нецелевые стимулы), вероятность 50 %.

го варианта реакции испытуемого на стимул по отдельности, и полученные данные представлены в табл. 4.

Критерий хи-квадрат в данном случае принял значение 18,35, что дало р-значение 0,019, что меньше 0,05 и, как и в случае с методом опорных векторов, подтверждает отсутствие значимых статистических различий между экспериментами и согласованность результатов.

Онлайн-режим. Весь описанный анализ производился параллельно записи сигнала, т. е. в онлайн-режиме. Этот режим нужен для создания интерфейса мозг-компьютер [30]. Данный вариант реализуем лишь при достаточно коротком времени обработки сигнала, не превышающем продолжительности предъявления одной пробы, а лучше значительно меньшем этой продолжительности. Представленные способы удовлетворили этому условию и потому могут использоваться в онлайн-режиме, так как время расчета задуманной детали в каждом из методов происходило в среднем быстрее, чем за 4 мс. При записи с частотой 500 Гц данного временного промежутка достаточно для онлайн-обработки сигнала. Однако анализ результатов предсказаний системы во время онлайн-обработки показал, что с течением времени предсказания ухудшаются, начиная ориентировочно с 200-го предъявления, что может говорить о снижении концентрации внимания и, возможно, изменении функционального состояния испытуемого.

Алгоритм взаимодействия человека с моделью индустриальной киберфизической системы.

В качестве модели ИКФС были использованы: 3D-модели складского участка с управляемыми полками для хранения деталей и складского робота, а также комплекс разработанного программного обеспечения. Команды для управления роботом передавались в 3D-модель. Робот брал задуманную деталь из ящика и переносил ее на складской столик для последующей транспортировки к рабочему месту оператора станка.

Начало циклической деятельности человека-оператора, оснащенного ЭЭГ-шлемом, при взаимодействии с моделью ИКФС.

1. Человек-оператор и модель ИКФС получают актуальную информацию о состоянии ИКФС. Модель ИКФС принимает релевантное состояние.
2. На основе полученной информации человек-оператор принимает решение, в результате генерируются ЭЭГ-сигналы.
3. С помощью программного обеспечения (WinEEG) осуществляется предобработка сгенерированных ЭЭГ-сигналов с дальнейшей передачей данных в программный комплекс (рис. 1).
4. Работа программного комплекса.
 - 4.1. Обработка данных ЭЭГ (поиск паттерна).
 - 4.2. Определение входных данных для модели ИКФС (обучение классификатора).
 - 4.3. На вход модели ИКФС поступают данные для формирования управляющих команд для объектов управления.
 - 4.4. Оборудование ИКФС выполняет соответствующие действия.
 - 4.5. 3D-модель визуализирует кинематику движения оборудования ИКФС.

5. Человек-оператор наблюдает за работой оборудования ИКФС.

Конец циклической деятельности человека-оператора при взаимодействии с моделью ИКФС (при достижении целевых показателей работы ИКФС).

Заключение

Анализ представленных результатов показал, что предложенный алгоритм может качественно справляться с классификацией зрительных стимулов. При этом было показано, что он способен производить вычисления достаточно быстро и может применяться в различных нейроинтерфейсах, в которых время предъявления стимула сопоставимо со временем обработки сигнала.

Из рассмотренных трех моделей алгоритма наиболее эффективными оказались метод опорных векторов и полносвязная нейронная сеть, которые имели практически одинаковое качество обработки. В дальнейшем планируется улучшить конфигурацию нейронной сети.

В целом, необходимо отметить, что результаты работы смогли продемонстрировать возможность организации «глубоко интегрированного» взаимодействия человека с оборудованием, посредством воздействия обработанных сигналов биоэлектрической активности мозга человека (с использованием методов электроэнцефалографии) на 3D-модель производственного участка, что позволило авторам перейти к постановке исследовательских задач, которые могут включать следующие вопросы:

- анализ и выбор совместных сценариев работы нескольких участков киберфизического производства (с людьми и оборудованием), с целью исследования возможностей их тесного взаимодействия (с использованием методов электроэнцефалографии);
 - построение сценариев влияния человека на сбой роботизированного оборудования, с целью предупреждения и предотвращения наступления опасных ситуаций;
 - сбор психофизиологических данных о состоянии мозговой (когнитивной) активности групп людей, посредством нейроинтерфейсов, взаимодействующих с разными участками индустриальной киберфизической системы для построения согласованного набора данных с целью мониторинга и совместного принятия решений;
 - проведение исследований по разработке программных решений, основанных на интеграции результатов использования нейроинтерфейсов с мультиагентным подходом для задач реконфигурации и самоорганизации киберфизического производства;
 - рассмотрение возможностей применения нейроинтерфейсов для решения задач конструирования изделий, проектирования и планирования технологических процессов и других творческих задач.
- Глубокая интеграция человека с оборудованием (с использованием нейроинтерфейсов) приведет к новой парадигме автоматизации производства — к эволюции, включающей кардинальные изменения в конструкторской и технологической подготовках производства, в технологиях, оборудовании и структуре производства.

Литература

1. Nazarenko A.A., Camarinha-Matos L.M. A human-al framework to design collaborative cyber physical systems // *IFIP Advances in Information and Communication Technology*. 2024. V. 716. P. 28–42. https://doi.org/10.1007/978-3-031-63851-0_2
2. Colombo A.W., Karnouskos S., Hanisch C. Engineering human-focused Industrial Cyber-Physical Systems in Industry 4.0 context // *Philosophical Transactions of the Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences*. 2021. V. 379. N 2207. P. 20200366. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0366>
3. Schmidt D., Diez J.V., Ordieres-Meré J., Gevers R., Schwiep J., Molina M. Industry 4.0 lean shopfloor management characterization using EEG sensors and deep learning // *Sensors*. 2020. V. 20. N 10. P. 2860. <https://doi.org/10.3390/s20102860>
4. Piardi L., Leitão P., Queiroz J., Pontes J. Role of digital technologies to enhance the human integration in industrial cyber–physical systems // *Annual Reviews in Control*. 2024. V. 57. P. 100934. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2024.100934>
5. Zhou J., Zhou Y., Wang B., Zang J. Human–Cyber–Physical Systems (HCPSs) in the context of new-generation intelligent manufacturing // *Engineering*. 2019. V. 5. N 4. P. 624–636. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.07.015>
6. Slavic D., Marjanovic U., Pezzotta G., Turcin I., Rakic S. Servitization and industry 5.0: the future trends of manufacturing transformation // *IFIP Advances in Information and Communication Technology*. 2023. V. 690. P. 109–121. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43666-6_8
7. Slavic D., Romero D., Pezzotta G., Marjanovic U., Savkovic B., Popan I.A., Rakic S. Towards human-centric digital services: a development framework // *IFIP Advances in Information and Communication Technology*. 2024. V. 732. P. 184–197. https://doi.org/10.1007/978-3-031-71637-9_13
8. Reddy K.K., Reddy A.V., Doss S., Priyanka K. Human-machine collaboration and emotional intelligence in Industry 6.0: concepts, challenges, and future directions // *Examining the Metaverse in Healthcare*. 2024. P. 221–246. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1515-6.ch009>
9. Бабкин А.В., Шкарупета Е.В. Индустрия 6.0: сущность, тенденции и стратегические возможности для России // *Экономика промышленности*. 2024. Т. 17. № 4. С. 353–377. <https://doi.org/10.17073/2072-1633-2024-4-1369>
10. Värbu K., Muhammad N., Muhammad Y. Past, present, and future of EEG-based BCI applications // *Sensors*. 2022. V. 2. N 9. P. 3331. <https://doi.org/10.3390/s22093331>
11. Kitchener P.D., Hales C.G. What neuroscientists think, and don't think, about consciousness // *Frontiers in Human Neuroscience*. 2022. V. 16. P. 767612. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.767612>
12. Douibi K., Le Bars S., Lemontey A., Nag L., Balp R., Breda G. Toward EEG-based BCI applications for Industry 4.0: challenges and possible applications // *Frontiers in Human Neuroscience*. 2021. V. 15. P. 705064. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.705064>
13. Гунделакх Ф.В., Станкевич Л.А., Сонкин К.М., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В. Применение интерфейсов «мозг-компьютер» в ассистивных технологиях // *Труды СПИИРАН*. 2020. Т. 19. № 2. С. 277–301. <https://doi.org/10.15622/sp.2020.19.2.2>
14. Gundelakh F., Stankevich L., Sonkin K. Mobile robot control based on noninvasive brain-computer interface using hierarchical classifier of imagined motor commands // *MATEC Web of Conferences*. 2018. V. 161. P. 03003. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201816103003>
15. Капралов Н.В., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В. Методы классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений // *Информатика и автоматизация*. 2021. Т. 20. № 1. С. 94–132. <https://doi.org/10.15622/ia.2021.20.1.4>
16. Guo Z., Wu J., Song Y., Bu J., Mai W., Zheng Q., Ouyang W., Song C. Neuro-3D: towards 3D visual decoding from EEG signals // *arXiv*. 2024. arXiv:2411.12248 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.12248>
17. Uchimura T. Robots or 3D models control by Brain-Computer Interfaces. Dissertation for the degree of Master of Science (Computer Science). Flinders University, Adelaide, 2021. 40 p.
18. Cao B., Niu H., Hao J., Wang G. Building EEG-based CAD object selection intention discrimination model using convolutional neural network (CNN) // *Advanced Engineering Informatics*. 2022. V. 52. P. 101548. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101548>
19. Duncana C.C., Barryb R.J., Connollyc J.F., Fischer C., Michie P.T., Näätänen R., et al. Event-related potentials in clinical research: Guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch

References

1. Nazarenko A.A., Camarinha-Matos L.M. A human-al framework to design collaborative cyber physical systems. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 2024, vol. 716, pp. 28–42. https://doi.org/10.1007/978-3-031-63851-0_2
2. Colombo A.W., Karnouskos S., Hanisch C. Engineering human-focused Industrial Cyber-Physical Systems in Industry 4.0 context. *Philosophical Transactions of the Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 2021, vol. 379, no. 2207, pp. 20200366. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0366>
3. Schmidt D., Diez J.V., Ordieres-Meré J., Gevers R., Schwiep J., Molina M. Industry 4.0 lean shopfloor management characterization using EEG sensors and deep learning. *Sensors*, 2020, vol. 20, no. 10, pp. 2860. <https://doi.org/10.3390/s20102860>
4. Piardi L., Leitão P., Queiroz J., Pontes J. Role of digital technologies to enhance the human integration in industrial cyber–physical systems. *Annual Reviews in Control*, 2024, vol. 57, pp. 100934. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2024.100934>
5. Zhou J., Zhou Y., Wang B., Zang J. Human–Cyber–Physical Systems (HCPSs) in the context of new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, 2019, vol. 5, no. 4, pp. 624–636. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.07.015>
6. Slavic D., Marjanovic U., Pezzotta G., Turcin I., Rakic S. Servitization and industry 5.0: the future trends of manufacturing transformation. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 2023, vol. 690, pp. 109–121. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43666-6_8
7. Slavic D., Romero D., Pezzotta G., Marjanovic U., Savkovic B., Popan I.A., Rakic S. Towards human-centric digital services: a development framework. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 2024, vol. 732, pp. 184–197. https://doi.org/10.1007/978-3-031-71637-9_13
8. Reddy K.K., Reddy A.V., Doss S., Priyanka K. Human-machine collaboration and emotional intelligence in Industry 6.0: concepts, challenges, and future directions. *Examining the Metaverse in Healthcare*, 2024, pp. 221–246. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1515-6.ch009>
9. Babkin A.V., Shkarupeta E.V. Industry 6.0: the essence, trends and strategic opportunities for Russia. *Russian Journal of Industrial Economics*, 2024, vol.17, no. 4, pp. 353–377. (in Russian). <https://doi.org/10.17073/2072-1633-2024-4-1369>
10. Värbu K., Muhammad N., Muhammad Y. Past, present, and future of EEG-based BCI applications. *Sensors*, 2022, vol. 2, no. 9, pp. 3331. <https://doi.org/10.3390/s22093331>
11. Kitchener P.D., Hales C.G. What neuroscientists think, and don't think, about consciousness. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2022, vol. 16, pp. 767612. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.767612>
12. Douibi K., Le Bars S., Lemontey A., Nag L., Balp R., Breda G. Toward EEG-based BCI applications for Industry 4.0: challenges and possible applications. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2021, vol. 15, pp. 705064. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.705064>
13. Gundelakh F., Stankevich L., Sonkin K., Nagornova G., Shemyakina N. Application of Brain-computer interfaces in assistive technologies. *SPIIRAS Proceedings*, vol. 19, no. 2, pp. 277–301. (in Russian). <https://doi.org/10.15622/sp.2020.19.2.2>
14. Gundelakh F., Stankevich L., Sonkin K. Mobile robot control based on noninvasive brain-computer interface using hierarchical classifier of imagined motor commands. *MATEC Web of Conferences*, 2018, vol. 161, pp. 03003. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201816103003>
15. Kapralov N., Nagornova Z., Shemyakina N. Classification methods for EEG patterns of imaginary movements. *Informatics and Automation*, 2021. vol. 20, no. 1, pp. 94–132. (in Russian). <https://doi.org/10.15622/ia.2021.20.1.4>
16. Guo Z., Wu J., Song Y., Bu J., Mai W., Zheng Q., Ouyang W., Song C. Neuro-3D: towards 3D visual decoding from EEG signals. *arXiv*, 2024, arXiv:2411.12248 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.12248>
17. Uchimura T. *Robots or 3D models control by Brain-Computer Interfaces*. Dissertation for the degree of Master of Science (Computer Science). Flinders University, Adelaide, 2021. 40 p.
18. Cao B., Niu H., Hao J., Wang G. Building EEG-based CAD object selection intention discrimination model using convolutional neural network (CNN). *Advanced Engineering Informatics*, 2022, vol. 52, pp. 101548. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101548>
19. Duncana C.C., Barryb R.J., Connollyc J.F., Fischer C., Michie P.T., Näätänen R., et al. Event-related potentials in clinical research: Guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch

- negativity, P300, and N400 // *Clinical Neurophysiology*. 2009. V. 120. N 11. P. 1883–1908. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2009.07.045>
20. Gonzalez-Santocildes A., Vazquez J.-I., Eguiluz A. Enhancing robot behavior with EEG, reinforcement learning and beyond: a review of techniques in collaborative robotics // *Applied Sciences*. 2024. V. 14. N 14. P. 6345. <https://doi.org/10.3390/app14146345>
 21. Александров М.В., Иванов Л.Б., Лытаев С.А. Электроэнцефалография: Руководство. СПб.: СпецЛит, 2020. 224 с.
 22. Марусина М.Я., Бурдаев И.В. Автоматическое распознавание зрительных стимулов по единичным вызванным потенциалам на электроэнцефалограмме // *Известия высших учебных заведений. Приборостроение*. 2023. Т. 66. № 3. С. 247–250. <https://doi.org/10.17586/0021-3454-2023-66-3-247-250>
 23. Baiano C., Zeppieri M. Visual Evoked Potential // *StatPearls [Internet]*. 2023. PMID: 35881733
 24. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. М.: ДМК Пресс, 2015. 402 с.
 25. Вейдман С. Глубокое обучение: легкая разработка проектов на Python. СПб.: Питер, 2021. 272 с.
 26. Qi J., Hu J., Peng Y., Ren Q., Wang W., Zhan Z. Integration of similarity measurement and dynamic SVM for electrically evoked potentials prediction in visual prostheses research // *Expert Systems with Applications*. 2011. V. 38. N 5. P. 5044–5060. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.145>
 27. Swihart S.L., Matheny A. Classification of chromatic visual evoked potentials with the aid of a neural net // *Computers in Biology and Medicine*. 1992. V. 22. N 3. P. 165–171. [https://doi.org/10.1016/0010-4825\(92\)90012-c](https://doi.org/10.1016/0010-4825(92)90012-c)
 28. Zheng X., Cao Z., Bai Q. An evoked potential-guided deep learning brain representation for visual classification // *Communications in Computer and Information Science*. 2020. V. 1333. P. 54–61. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63823-8_7
 29. Zhang Y., Xie S., Wang H., Zhang Z. Data analytics in steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface: a review // *IEEE Sensors Journal*. 2021. V. 21. N 2. P. 1124–1138. <https://doi.org/10.1109/jsen.2020.3017491>
 30. Cui Z., Chen W., Chen Y. Multi-scale convolutional neural networks for time series classification // *arXiv*. 2016. arXiv:1603.06995. <https://arxiv.org/abs/1603.06995>
 - negativity, P300, and N400. *Clinical Neurophysiology*, 2009, vol. 120, no. 11, pp. 1883–1908. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2009.07.045>
 20. Gonzalez-Santocildes A., Vazquez J.-I., Eguiluz A. Enhancing robot behavior with EEG, reinforcement learning and beyond: a review of techniques in collaborative robotics. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, no. 14, pp. 6345. <https://doi.org/10.3390/app14146345>
 21. Aleksandrov M.V., Ivanov L.B., Lytaev S.A. *Electroencephalography*. St. Petersburg, SpecLit Publ., 2020, 224 p. (in Russian)
 22. Marusina M.Ya., Burdaev I.V. Automatic recognition of visual stimuli by single evoked potentials on an electroencephalogram. *Journal of Instrument Engineering*, 2023, vol. 66, no. 3, pp. 247–250. (in Russian). <https://doi.org/10.17586/0021-3454-2023-66-3-247-250>
 23. Baiano C., Zeppieri M. *Visual Evoked Potential*. StatPearls [Internet], 2023, PMID: 35881733.
 24. Flach P. *Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*. Cambridge University Press, 2012, 409 p.
 25. Weidman S. *Deep Learning from Scratch: Building with Python from First Principles*. O'Reilly Media, 2019, 250 p.
 26. Qi J., Hu J., Peng Y., Ren Q., Wang W., Zhan Z. Integration of similarity measurement and dynamic SVM for electrically evoked potentials prediction in visual prostheses research. *Expert Systems with Applications*, 2011, vol. 38, no. 5, pp. 5044–5060. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.145>
 27. Swihart S.L., Matheny A. Classification of chromatic visual evoked potentials with the aid of a neural net. *Computers in Biology and Medicine*, 1992, vol. 22, no. 3, pp. 165–171. [https://doi.org/10.1016/0010-4825\(92\)90012-c](https://doi.org/10.1016/0010-4825(92)90012-c)
 28. Zheng X., Cao Z., Bai Q. An evoked potential-guided deep learning brain representation for visual classification. *Communications in Computer and Information Science*, 2020, vol. 1333, pp. 54–61. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63823-8_7
 29. Zhang Y., Xie S., Wang H., Zhang Z. Data analytics in steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface: a review. *IEEE Sensors Journal*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 1124–1138. <https://doi.org/10.1109/jsen.2020.3017491>
 30. Cui Z., Chen W., Chen Y. Multi-scale convolutional neural networks for time series classification. *arXiv*, 2016, arXiv:1603.06995. <https://arxiv.org/abs/1603.06995>

Авторы

Сизов Михаил Сергеевич — студент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, <https://orcid.org/0009-0003-4562-7675>, mssizov@gmail.com

Марусина Мария Яковлевна — доктор технических наук, профессор, профессор, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 56281574700](https://orcid.org/0000-0002-5611-8812), <https://orcid.org/0000-0002-5611-8812>, myamarusina@itmo.ru

Киприянов Кирилл Васильевич — ассистент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 56719823800](https://orcid.org/0000-0003-0155-6900), <https://orcid.org/0000-0003-0155-6900>, kvkipriianov@itmo.ru

Архипов Валерий Александрович — инженер, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 56719760700](https://orcid.org/0009-0006-8319-653X), <https://orcid.org/0009-0006-8319-653X>, valery.arckhipov@itmo.ru

Лоу Цзячэн — аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, <https://orcid.org/0009-0009-1026-6834>, 623619178@qq.com

Нагорнова Жанна Владимировна — кандидат биологических наук, старший научный сотрудник, Институт эволюционной физиологии и биохимии имени И. М. Сеченова РАН, Санкт-Петербург, 194223, Российская Федерация, [sc 16643058800](https://orcid.org/0000-0002-6476-3141), <https://orcid.org/0000-0002-6476-3141>, nagornova_zh@mail.ru

Шемьякина Наталья Вячеславовна — кандидат биологических наук, ведущий научный сотрудник, Институт эволюционной физиологии и биохимии имени И. М. Сеченова РАН, Санкт-Петербург, 194223, Российская Федерация, [sc 9037089700](https://orcid.org/0000-0002-8936-0082), <https://orcid.org/0000-0002-8936-0082>, shemyakina_n@mail.ru

Статья поступила в редакцию 20.12.2024
Одобрена после рецензирования 25.06.2025
Принята к печати 24.07.2025

Authors

Mihail S. Sizov — Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, <https://orcid.org/0009-0003-4562-7675>, mssizov@gmail.com

Maria Ya. Marusina — D.Sc., Full Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 56281574700](https://orcid.org/0000-0002-5611-8812), <https://orcid.org/0000-0002-5611-8812>, myamarusina@itmo.ru

Kirill V. Kipriianov — Assistant, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 56719823800](https://orcid.org/0000-0003-0155-6900), <https://orcid.org/0000-0003-0155-6900>, kvkipriianov@itmo.ru

Valery A. Arckhipov — Engineer, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 56719760700](https://orcid.org/0009-0006-8319-653X), <https://orcid.org/0009-0006-8319-653X>, valery.arckhipov@itmo.ru

Jiacheng Lou — PhD Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, <https://orcid.org/0009-0009-1026-6834>, 623619178@qq.com

Zhanna V. Nagornova — PhD (Biology), Senior Researcher, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, 194223, Russian Federation, [sc 16643058800](https://orcid.org/0000-0002-6476-3141), <https://orcid.org/0000-0002-6476-3141>, nagornova_zh@mail.ru

Natalia V. Shemyakina — PhD (Biology), Leading Researcher, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, 194223, Russian Federation, [sc 9037089700](https://orcid.org/0000-0002-8936-0082), <https://orcid.org/0000-0002-8936-0082>, shemyakina_n@mail.ru

Received 20.12.2024
Approved after reviewing 25.06.2025
Accepted 24.07.2025



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»