

УДК 004.5, 612.817.2

doi: 10.26102/2310-6018/2019.24.1.021

Н.А. Будко, Р. Ю. Будко, А.Ю. Будко
ПРИМЕНЕНИЕ ИНС В ИНТЕРФЕЙСАХ ЧЕЛОВЕК – МАШИНА
ФГБОУ ВО «Южный федеральный университет»

В настоящее время почти не осталось сфер человеческой деятельности, которых не касается автоматизация, получившая наибольшую популярность за последние несколько лет. На сегодняшний момент большую известность приобрели методы, которые основаны по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. В статье приведен аналитический обзор возможностей применения искусственных нейронных сетей (ИНС) при разработке интерфейсов человек – машина, основанных на различных физических принципах взаимодействия с организмом человека. Данный интерфейс обеспечивает взаимодействие пользователя с управляемыми им машинами. Приведены примеры использования интерфейсов человек – машина в бытовой, медицинской и военных областях. Эффективность обусловлена гибкостью, нелинейностью, быстроедействием и обучаемостью систем, основанных на нейронных сетях. Таким образом, пользователи могут проводить контроль процесса с большой точностью, добиваясь наилучшего результата. Рассмотрены вопросы применения ИНС в системах управления техническими объектами, основанных на распознавании естественной речи, отслеживании направления взгляда, анализе электрической активности головного мозга и мышечных волокон человека. Описаны задачи предварительной обработки информации, классификации, анализа результата, полученного с помощью обработки нейронной сетью.

Ключевые слова: интерфейс человек – машина, искусственные нейронные сети, управление, электромиограмма, электроэнцефалограмма.

Введение

Разработка новых интерфейсов человек – машина является актуальным и активно развивающимся направлением, находящимся на стыке технических, биологических, медицинских и информационных наук. В целом разработка и внедрение таких систем направлены на увеличение удобства, глубины и скорости информационного взаимодействия человека и машины, что достигается за счет введения дополнительных каналов связи. Такие интерфейсы находят применение во многих областях деятельности человека. Примерами могут служить: бытовое взаимодействие с техникой (голосовое управление персональным компьютером (ПК) и системами «Умного дома»); медицинская диагностическая и реабилитационная техника (системы автоматического анализа физиологических показателей, роботизированные протезы, экзоскелеты); оборудование единиц боевой техники (системы нашлемной индикации и целеуказания) и др. [1-17]

При этом введение альтернативных каналов взаимодействия человека с машиной является зачастую единственным возможным методом для людей с ограниченными возможностями. Облегчая взаимодействие с ПК, обеспечивая управление инвалидным креслом, системами умного дома и роботизированными протезами, такие интерфейсы могут напрямую решать задачу замещения утраченных физиологических функций. В качестве примера можно также привести зрительные и слуховые нейропротезы.

Необходимость работы с сигналами биологических объектов обуславливает перспективность применения алгоритмов ИНС для решения задач предварительной обработки, классификации и прогнозирования в интерфейсах человек – машина. Это обусловлено такими свойствами ИНС как нелинейность, гибкость, обучаемость, способность к обобщению и экстраполяции.

Ниже в работе приведены некоторые примеры и особенности применения ИНС в задачах распознавания естественной речи, отслеживании направления взгляда, анализе электрической активности головного мозга и мышечных волокон человека.

Распознавание речи

Распознавание речи для осуществления взаимодействия с программным и аппаратным обеспечением является одним из актуальных направлений использования ИНС в разработке интерфейсов человек машина. Этот факт подтверждается активной работой по разработке таких систем всеми ведущими IT-корпорациями в мире. Например, успешные проекты по распознаванию речи для взаимодействия с персональным компьютером (ПК) корпорации Microsoft используются в операционной системе Windows, цифровом ассистенте Cortana, Microsoft Office, Skype. Другими успешными примерами систем распознавания речи от крупных корпораций являются: Yandex Speech Kit, Dragon Mobile SDK, Google Speech Recognition API, CMU Sphinx, Julius, RWTH ASR (RASR) и др. [1]

При этом практически во всех успешных проектах по распознаванию естественной речи получили широкое применение ИНС, так корпорация Google успешно развивает акустические модели, созданные с помощью технологии CTC (Connectionist Temporal Classification, – нейросетевая темпоральная классификация), позволяющие повысить точность в условиях помех и увеличить скорость распознавания [1].

Рассмотрим некоторые аспекты распознавания речи, на примере нейросетевой технологии, представленной в [2]. Первоочередной задачей является выделение в сигнале естественной речи специфических

информативных признаков, которые могут быть выделены аппаратными или программными методами и в дальнейшем использоваться для формирования наборов признаков в целях классификации голосовых сигналов естественной речи. Основными подходами к выделению таких признаков являются метод линейного предсказания и спектральный анализ речевого сигнала [2]. Для решения задачи распознавания речи необходимо решить подзадачи предварительной обработки сигнала и его классификации. На Рисунке 1 показана процедура подготовки сигнала к выделению признаков.

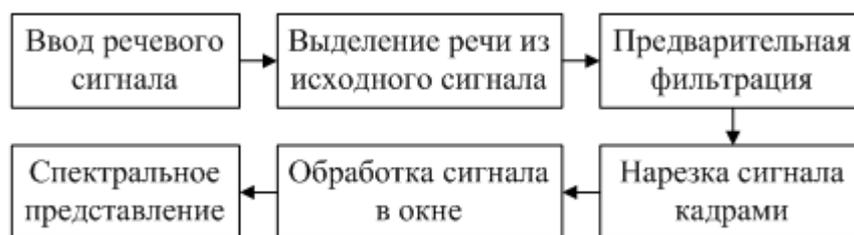


Рисунок 1 – Выделение признаков речевого сигнала в результате предварительной обработки

В результате обработки звуковых данных получится массив сегментов сигналов. Для лучшей точности сегменты должны идти не строго друг за другом, конец одного фрейма должен пересекаться с началом другого. Опытным путём установлено, что оптимальная длина сегмента должна соответствовать промежутку в 10мс, а наложение одного сегмента на другой – 50%. С учётом того, что средняя длина слова составляет 500мс, такой шаг дает около $500\text{мс} / (10\text{мс} * 0.5) = 100$ сегментов на каждое слово. Далее для каждого сегмента производится спектральный анализ.

Каждый сегмент соответствует набору чисел, характеризующих амплитудные спектры сигнала. Полученные данные подаются для анализа на вход ИНС с обратной связью, структура которой представлена на Рисунке 2.

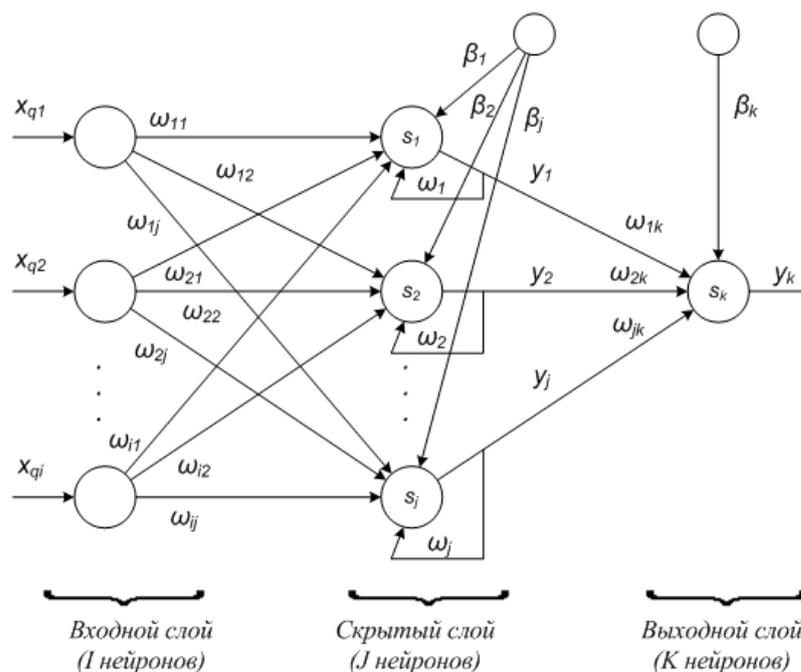


Рисунок 2 – Структура нейронной сети для распознавания речи

Каждый из входных нейронов соответствует одному набору чисел, характеризующих спектр речевого сигнала. Выходной слой состоит из нейрона, выход которого равен значению распознавания сигнала.

Значения выходов скрытого слоя рассчитываются по выражению (1):

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^I \omega_{ij}x_{qi} + \beta_j + \omega_j x_j\right), \quad (1)$$

где x_{qi} – i -ое входное значение q -го набора чисел; y_j – выход j -го нейрона слоя; ω_{ij} – весовой коэффициент связи, соединяющей i -ый нейрон с j -ым нейроном; ω_j – весовой коэффициент обратной связи j -го нейрона; β_j – смещение j -го нейрона слоя; $f(x)$ – нелинейная активационная функция (2):

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-\alpha s_j}}. \quad (2)$$

Значение выходного нейрона рассчитывается по выражению (3):

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^J \omega_{jk}y_j + \beta_k\right) \quad (3)$$

Обучение нейронной сети осуществляется путем последовательного предъявления обучающей выборки, с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой, пока ошибка настройки по всему

множеству не достигнет приемлемого низкого уровня. Функции ошибки в системе будет вычисляться по следующей формуле (4):

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (y_{ki} - d_i)^2 \quad (4)$$

где N – количество обучающих выборок, обработанных нейронной сетью примеров.

Обсуждение по методам распознавания речи

Назначением рассмотренных выше систем распознавания речи является взаимодействие оператора с машиной на достаточно высоком уровне (глубине информационного взаимодействия), однако при этом оно сильно ограничено по быстродействию. Такой интерфейс удобен для работы с практическими приложениями, не требующими высокой скорости реагирования оператора на изменение обстановки, например взаимодействие с ПК при решении не критических задач, управление бытовой техникой в системах умного дома. Недостатком таких систем помимо низкого быстродействия является высокая ресурсоемкость, снижение точности распознавания в условиях посторонних шумов, наличие у человечества множества языков и диалектов, ограничения на дефекты речи.

Отслеживание направления взгляда

Большим быстродействием при меньшей глубине взаимодействия отличаются системы на основе отслеживания направления взгляда оператора (Eye-tracking). Примером реализации такой системы является интерфейс ввода информации, аналогичный по функциональности применению манипулятора типа «мышь». Для его реализации происходит отслеживание координат точки фокусировки взгляда оператора на экране ПК. При необходимости оператор производит моргания определенного количества и частоты, подтверждающие необходимость взаимодействия с интерактивным элементом на экране, на котором сфокусирован взгляд (аналог нажатия на клавиши манипулятора типа «мышь»). В таких системах применяются инфракрасные датчики расстояния от монитора до головы оператора, а направление взгляда отслеживаются по показаниям видеокамеры, снимающей лицо оператора.

Примером такой системы является «Tobii Eye Tracker 4С». Устройство работает по следующему алгоритму:

1. При помощи лучей ближнего инфракрасного спектра создаются блики на поверхности глаз.

2. Камеры делают высокоскоростные снимки глаз пользователя и бликов на их поверхностях.

3. Алгоритмы распознавания образов картируют специфические детали глаз пользователя и шаблоны бликов.

4. Основываясь на этих данных, математические алгоритмы высчитывают точное положение глаз, направление взгляда и точку, на которую оператор смотрит на экране.

Отечественными аналогами являются системы трекинга глаз «Eyetech VT3 mini» и «Eyetech VT3-XL» производства ООО "Нейроботикс". Отечественные системы отслеживают положение глаз по методам темного зрачка, одиночного или бинокулярного трекинга, обладают высоким быстродействием и точностью, оценивая положение глаз с частотой 60Гц погрешностью 0,5 градуса.

Помимо взаимодействия с ПК системы отслеживания направления взгляда применяются в технике двойного и специального назначения, например в системах наשלемной индикации боевых самолетов и вертолетов. Обладая высоким быстродействием и точностью, система отслеживания направления взгляда используется в качестве дополнительного канала взаимодействия оператора с машиной для облегчения задач целеуказания и наведения. Система отслеживает направление взгляда пилота и передает его в прицельный комплекс, который непрерывно перенацеливает ракеты в направлении взгляда. Таким образом, ракеты в любой момент готовы к пуску в том направлении, которое видит через прицел пилот [5].

В описанных выше системах трекинга глаз нейросетевые алгоритмы применяются в задачах распознавания образов, определения на кадре местоположения лица и глаз оператора, местоположения зрачка, а также на стадии калибровки и обучения систем [6].

Анализ сигналов электроэнцефалограмм

Большими перспективами обладают методы, основанные на анализе сигналов электроэнцефалограмм (ЭЭГ) головного мозга. На основе этих методов разрабатываются так называемые нейроинтерфейсы. В настоящее время они широко достаточно широко применяются в медицинской технике при разработке средств реабилитации пациентов с ограниченными возможностями. На основе нейроинтерфейсов разрабатываются такие устройства как:

- нейрколяска – моторизованная коляска, с возможностью программного управления. Для управления ею достаточно освоить всего 3 нейрокоманды (вперед, стоп и поворот);

- экзоскелет – позволяет ходить по ровной поверхности, подниматься по ступеням, садиться и вставать;
- нейротренажер - программно-аппаратный комплекс предназначенный для нейрореабилитации больных после инсульта и нейротравм на основе ортеза кисти с управлением от биосигналов мозга и мышц (ЭЭГ и ЭМГ);
- нейрокурсор – управление курсором и нажатиями мыши;
- умный дом – набор простых приборов, которые можно по желанию включать и выключать (освещение, вентилятор, увлажнитель, чайник, радио и т.д.).

Примером коммерческого нейроинтерфейса является нейрогранитура «Нейроплэй» отечественной компании ООО «Нейророботикс». Интерфейс является неинвазивным, позволяет распознавать до 8 отдельных команд, максимальная частота распознавания составляет около 10 Гц, однако на практике она должна быть снижена для обеспечения устойчивости управления.

Обсуждение по анализу ЭЭГ

Нейронные сети применяются при разработке подобных интерфейсов очень широко. Алгоритмы ИНС используются непосредственно для обработки сигнала ЭЭГ, его классификации, разработке систем управления. Преимущество нейронных сетей при работе с сигналами ЭЭГ обусловлено тем, что их применение не требует строгой формализации задачи, они обладают высокими гибкостью и обучаемостью, способны к обобщению. При этом используются практически все виды ИНС [7-13].

Несмотря на значительный прогресс в области развития нейроинтерфейсов, в том числе в плане практического применения технологий, ряд принципиальных задач распознавания мыслеобразов остается нерешенным. Одной из проблем метода является сложность съема сигнала. Неинвазивные методы неспособны дать четкую картину работы головного мозга, методы с более высоким разрешением требуют операционное вмешательство для вживления электродов в головной мозг. Другими проблемами являются: сложность интерпретации сигналов головного мозга, большая ресурсоемкость, необходимость обучения пациента и высокой концентрации на задаче управления. Все эти причины обуславливают довольно низкое быстродействие существующих систем нейроинтерфейсов на основе анализа ЭЭГ и сужают область их практического применения.

Анализ сигналов электрической активности мышц

Другим подходом является анализ и классификация сигналов электрической активности мышц, – электромиограмм (ЭМГ) [14-17]. Интерфейсы, основанные на анализе сигналов ЭМГ, разрабатываются в двух основных направлениях. Первым направлением является обеспечение взаимодействия оператора с ПК и «умной» бытовой техникой. Вторым направлением является непосредственное управление техническими объектами посредством импульсов мышечных волокон: управление роботизированной инвалидной коляской, роботизированными протезами, экзоскелетами и т.д.

Преимущество использования алгоритмов ИНС для этих целей обусловлено причинами, которые описаны выше для интерфейсов на основе анализа ЭЭГ. На Рисунке 3 представлена схема распознавания мимических жестов на основе нейросетевого классификатора, передоложенного в работах [15-17].



Рисунок 3 – схема распознавания мимических жестов на основе нейросетевого классификатора

Классификатор жестов позволяет формировать до 6 различных управляющих команд. В его основе лежит радиально базисная ИНС, на входы которой подаются результаты предварительной обработки сигнала ЭМГ в виде выделенных признаков жестов. В качестве одного из признаков используется пиковое значение ЭМГ, вычисляемое по формуле (5):

$$x_k = \sum_{i=1}^N \max |x_i|, \quad (5)$$

где N – число отсчетов в сегменте, x_i – отображает мгновенную амплитуду ЭМГ-сигнала в k -том сегменте i -ой точки отсчета.

Другим признаком являются параметры огибающей сигнала ЭМГ, вычисленное с помощью преобразования Гильберта.

Для выделения амплитуды и фазы произвольного сигнала $u(t)$ (модулированный высокочастотный сигнал) необходимо создать на его основе аналитический сигнал (6):

$$y(t) = u(t) + iv(t). \quad (6)$$

Вещественная часть аналитического сигнала совпадает с исходным сигналом $u(t)$. Мнимая часть $w(t)$ называется преобразованием Гильберта сигнала $u(t)$. Вычисляется преобразование Гильберта следующим образом (7):

$$v(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{u(\tau)}{\pi(t - \tau)} d(\tau). \quad (7)$$

Подставляя (7) в формулу (6) и преобразуя формулу (7) к представленной ниже форме (8), можно идентифицировать огибающую ЭМГ (9).

$$w(t) = u(t) + iv(t) = a(t)e^{i\pi(\alpha t)}, \quad (8)$$

где $a(t)$ – огибающая сигнала:

$$a(t) = \sqrt{(u(t))^2 + (v(t))^2}. \quad (9)$$

Ошибка распознавания мимических жестов с использованием предлагаемого классификатора в режиме реального времени составила не более 4,8%, что является приемлемым уровнем для использования классификатора в составе систем управления бытовыми устройствами.

Заключение

Искусственные нейронные сети получили широкое применение при разработке современных интерфейсов человек – машина. Такие интерфейсы применяются в широкой области задач, от бытовых до медицинских и военных приложений. Преимущество нейросетевых алгоритмов обусловлено самой спецификой сигналов, получаемых сенсорами с организма человека. Эти сигналы трудно поддаются строгой формализации в силу биологической природы человека. Информационные сигнатуры могут значительно отличаться в силу индивидуальных особенностей организма, меняться с течением времени или при изменении внешних условий. Это дает преимущество ИНС в сравнении с другими алгоритмами благодаря их нелинейности, гибкости, способности к

обучению и обобщению. Таким образом применение ИНС позволяет разрабатывать принципиально новые интерфейсы для осуществления человека – машинного взаимодействия, увеличивая его глубину и быстродействие, улучшая качество жизни как здоровых людей, так и людей с ограниченными возможностями.

ЛИТЕРАТУРА

1. Локтионов Н.П. Обзор систем распознавания речи // Молодежный научный форум: Технические и математические науки: электр. сб. ст. по мат. XLIII междунар. студ. науч.-практ. конф. № 3(43). URL: [https://nauchforum.ru/archive/MNF_tech/3\(43\).pdf](https://nauchforum.ru/archive/MNF_tech/3(43).pdf) (дата обращения: 19.01.2019)
2. Ле Н. В. Распознавание речи на основе искусственных нейронных сетей [Текст] // Технические науки в России и за рубежом: материалы Междунар. науч. конф. (г. Москва, май 2011 г.). — М.: Ваш полиграфический партнер, 2011. — С. 8-11. — URL <https://moluch.ru/conf/tech/archive/3/712/> (дата обращения: 18.01.2019).
3. Малин, И. К., Крапивенко, А. В. Система отслеживания направления взгляда с использованием доступной видеоаппаратуры / И. К. Малин, А. В. Крапивенко // Электронный журнал «Труды МАИ». – Вып. 36. – С. 7–11.
4. Duchowski A. T. Eye Tracking Methodology: Theory and Practice. Springer, 2007, 22
5. Шепета Александр Павлович, Жаринов Игорь Олегович Перспективы применения в авиации интегрированных нашлемных систем нейрофизиологического контроля // Информационно-управляющие системы. 2003. №6, с. 58-62.
6. Glenstrup A. J., Engell-Nielsen T. Eye-controlled media: present and future state. University of Copenhagen DIKU, June 1995.
7. Сидорова М.А., Сержантова Н.А., Чулков В.А. Некоторые аспекты применения компьютерных технологий нейросетевого прогнозирования в медицине //XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2015. № 4 (26). С. 94-100.
8. Черний В.И., Острова Т.В., Качур И.В. Применение метода нейросетевого моделирования для исследования электрической активности мозга человека, укладывающейся в понятие «норма» // Искусственный интеллект. 2008. №2. С. 76-87.
9. Лаврентьева С.В. Нейросетевые алгоритмы обработки электроэнцефалограмм для диагностики эпилепсии. Автореферат диссертации. Минск, 2010. 22 с.

10. Жиганов С.В. Использование каскада нейронных сетей для анализа ЭЭГ данных //Вестник научного общества студентов, аспирантов и молодых ученых. 2015. №1. С. 14-22.
11. Пен О.В. Использование вейвлет-нейросетей для анализа ЭЭГ в диагностике эпилепсии. URL: <http://elib.sfu-kras.ru/handle/2311/18967>
12. Мусакулова Ж.А. Разработка нейросетевой автоматизированной системы классификации данных ЭЭГ//Альманах современной науки и образования. №2. 2014. С. 118-120.
13. Мусакулова Ж.А. Нейросетевой анализ данных электроэнцефалограммы. Альманах современной науки и образования. Тамбов: Грамота, 2017. № 4-5. С. 68-72
14. Будко Р.Ю., Старченко И.Б., Будко А.Ю. Распознавание лицевой электромиограммы в системе управления вспомогательными устройствами. Перспективные системы и задачи управления, Материалы Двенадцатой Всероссийской научно-практической конференции и Восьмой молодежной школы-семинара «Управление и обработка информации в технических системах», Ростов-на-Дону, 2017г. С. 572-574
15. Будко Р.Ю., Чернов Н.Н, Будко А.Ю. Распознавание мышечных усилий по сигналу лицевой электромиограммы в режиме реального времени // Научный вестник НГТУ. – 2018. – № 2 (71). – С. 59–74. – doi: 10.17212/1814-1196-2018-2-59-74.
16. Будко Р.Ю., Старченко И.Б., Будко А.Ю. Preprocessing Data for Facial Gestures Classifier on the Basis of the Neural Network Analysis of Biopotentials Muscle Signals. First International Conference, ICR 2016, Budapest, Hungary, August 24-26, 2016, Proceedings, Springer International Publishing, Vol. 9812, Online ISBN 978-3-319-43955-6, pp. 163-171.
17. Будко Р.Ю., Старченко И.Б. Создание классификатора мимических движений на основе анализа электромиограммы. Труды СПИИРАН. 2016. Выпуск 46. С. 76-89.

N.A. Budko, R.Y. Budko, A.Y. Budko
APPLICATION OF ANN IN HUMAN-MACHINE INTERFACES
Southern Federal University
Taganrog, Russia

Currently, there are almost no areas of human activity that are not concerned with automation, which has received the greatest popularity over the past few years. To date, the methods that are based on the organization and functioning of biological neural networks have

become most famous. The article provides an analytical review of the possibilities of using artificial neural networks (ANN) in the development of human-machine interfaces based on various physical principles of interaction with the human body. This interface provides user interaction with the machines it manages. Examples of the use of human-machine interfaces in household, medical and military areas are given. Efficiency is due to the flexibility, nonlinearity, speed and learning of systems based on neural networks. Thus, users can monitor the process with great precision, achieving the best result. The problems of using ANNs in control systems of technical objects based on the recognition of natural speech, tracking the direction of sight, analysis of the electrical activity of the brain and muscle fibers of a person are considered. The tasks of pre-processing information, classification, analysis of the result obtained by processing the neural network are described.

Keywords: man-machine interface, artificial neural networks, control, electromyogram, electroencephalogram.

REFERENCES

1. Loktionov N.P. Obzor sistem raspoznavaniya rechi // Molodezhnyy nauchnyy forum: Tekhnicheskkiye i matematicheskkiye nauki: elektr. sb. st. po mat. XLIII mezhdunar. stud. nauch. -prakt. konf. № 3(43). URL: [https://nauchforum.ru/archive/MNF_tech/3\(43\).pdf](https://nauchforum.ru/archive/MNF_tech/3(43).pdf) (data obrashcheniya: 19.01.2019)
2. Le N. V. Raspoznavaniye rechi na osnove iskusstvennykh neyronnykh setey [Tekst] // Tekhnicheskkiye nauki v Rossii i za rubezhom: materialy Mezhdunar. nauch. konf. (g. Moskva. may 2011 g.). — M.: Vash poligraficheskiiy partner. 2011. — S. 8-11. — URL <https://moluch.ru/conf/tech/archive/3/712/> (data obrashcheniya: 18.01.2019).
3. Malin. I. K. Krapivenko. A. V. Sistema otslezhivaniya napravleniya vzglyada s ispolzovaniyem dostupnoy videoapparatury / I. K. Malin. A. V. Krapivenko // Elektronnyy zhurnal «Trudy MAI». – Vyp. 36. – S. 7–11.
4. Duchowski A. T. Eye Tracking Methodology: Theory and Practice. Springer. 2007. 22
5. Shepeta Aleksandr Pavlovich. Zharinov Igor Olegovich Perspektivy primeneniya v aviatsii integrirovannykh nashlemnykh sistem neyrofiziologicheskogo kontrolya // Informatsionno-upravlyayushchiye sistemy. 2003. №6. s. 58-62.
6. Glenstrup A. J., Engell-Nielsen T. Eye-controlled media: present and future state. University of Copenhagen DIKU. June 1995.
7. Sidorova M.A. Serzhantova N.A. Chulkov V.A. Nekotoryye aspekty primeneniya kompyuternykh tekhnologiy neyrosetevogo prognozirovaniyav meditsine //XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus. 2015. № 4 (26). S. 94-100.
8. Cherniy V.I. Ostrova T.V. Kachur I.V. Primneniye metoda neyrosetevogo modelirovaniya dlya issledovaniya elektricheskoy aktivnosti mozga

- cheloveka ukladyvayushcheysya v ponyatiye «norma» // *Iskusstvennyy intellekt*. 2008. №2. S. 76-87.
9. Lavrentyeva S.V. Neyrosetevyye algoritmy obrabotki elektroentsefalogramm dlya diagnostiki epilepsii. Avtoreferat dissertatsii. Minsk. 2010. 22 s.
 10. Zhiganov S.V. Ispolzovaniye kaskada neyronnykh setey dlya analiza EEG dannykh // *Vestnik nauchnogo obshchestva studentov, aspirantov i molodykh uchenykh*. 2015. №1. S. 14-22.
 11. Pen O.V. Ispolzovaniye veyvlet-neyrosetey dlya analiza EEG v diagnostike epilepsii. URL: <http://elib.sfu-kras.ru/hancHe/2311/18967>
 12. Musakulova Zh.A. Razrabotka neyrosetevoy avtomatizirovannoy sistemy klassifikatsii dannykh EEG//*Almanakh sovremennoy nauki i obrazovaniya*. №2. 2014. S. 118-120.
 13. Musakulova Zh.A. Neyrosetevoy analiz dannykh elektroentsefalogrammy. *Almanakh sovremennoy nauki i obrazovaniya*. Tambov: Gramota. 2017. № 4-5. S. 68-72
 14. Budko R. Yu. Starchenko I.B. Budko A.Yu. Raspoznavaniye litsevoy elektromiogrammy v sisteme upravleniya vspomogatelnymi ustroystvami. Perspektivnyye sistemy i zadachi upravleniya. Materialy Dvenadtsatoy Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii i Vosmoy molodezhnoy shkoly-seminara «Upravleniye i obrabotka informatsii v tekhnicheskikh sistemakh». Rostov-na-Donu. 2017g. S. 572-574
 15. Budko R.Yu. Chernov N.N. Budko A.Yu. Raspoznavaniye myshechnykh usiliy po signalu litsevoy elektromiogrammy v rezhime realnogo vremeni // *Nauchnyy vestnik NGTU*. – 2018. – № 2 (71). – S. 59–74. – doi: 10.17212/1814-1196-2018-2-59-74.
 16. Budko R. Yu. Starchenko I.B. Budko A.Yu. Preprocessing Data for Facial Gestures Classifier on the Basis of the Neural Network Analysis of Biopotentials Muscle Signals. First International Conference. ICR 2016. Budapest. Hungary. August 24-26. 2016. Proceedings. Springer International Publishing. Vol. 9812. Online ISBN 978-3-319-43955-6. pp. 163-171.
 17. Budko R.Yu. Starchenko I.B. Sozdaniye klassifikatora mimicheskikh dvizheniy na osnove analiza elektromiogrammy. *Trudy SPIIRAN*. 2016. Vypusk 46. C. 76-89