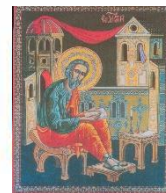




БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ
ИНСТИТУТ ПО РОБОТИКА

България, София 1113, ПК 79, ул. "Акад. Г. Бончев", Бл.2,
Тел. (+359 2) 8703361, 4053055, Факс: (+359 2) 4053061



Почетен член на "Съвета на Европейската научна и културна общност"

Магистър инж. Светослав Емилов Кременски

**Интегриране на мозъчно машинен интерфейс и социални
роботи с приложение в различни обектни области**

АВТОРЕФЕРАТ

на

Дисертация

за присъждане на образователна и научна степен

“Доктор”

в област 5. “Технически науки“, професионално направление 5.2. Електротехника,
електроника и автоматика с научна специалност – „Приложение на принципите и
методите на кибернетиката в различни области на науката“

Научни ръководители:

проф. д-р Анна Костадинова Лекова – Институт по Роботика-БАН и

проф. д-р Снежанка Костова – Институт по Роботика-БАН

2026 година, София

Дисертационният труд е обсъден и допуснат до защита в Научно Жури на разширено заседание на секция „Интерактивна роботика и системи за управление” - ИРСУ към Института по роботика при БАН, състояло се на 24.04.2026г. по заповед на Директора №45/16.04.2026г.

Изследванията по дисертационния труд са извършени в Института по роботика – БАН.

Дисертацията е с общ обем от 177 страници и съдържа: Увод, Четири глави, Заключение, Насоки за бъдеща работа, Приноси на дисертационния труд, Източници, три приложения, 35 фигури и 2 таблици.

Материалите по защитата са на разположение в канцеларията на ИР-БАН, блок 2, стая 406.

Автор: **маг. инж. Светослав Емилов Кременски**

Заглавие: „ИНТЕГРИРАНЕ НА МОЗЪЧНО МАШИНЕН ИНТЕРФЕЙС И СОЦИАЛНИ РОБОТИ С ПРИЛОЖЕНИЕ В РАЗЛИЧНИ ОБЕКТНИ ОБЛАСТИ”

Научно жури:

Вътрешни членове:

1. Проф. д-р Мая Димитрова
2. Проф. д-р Таньо Танев

Външни членове:

1. Проф. д-тн. Даниела Борисова - ИИКТ
2. Проф. д-тн Иван Гарванов - УниБИТ
3. Проф. д-р Георги Попов - ТУ София

I. Обща характеристика на дисертационния труд

Обектната област към която са насочени научните и приложни изследвания в докторантурата е Мозъчно Машинен Интерфейс (ММИ) или Мозъчно Компютърен Интерфейс (МКИ), защото няма официален превод и аббревиатура на български, но в последно време по-често се използва Мозъчно Компютърен Интерфейс и методите за интегрирането му със социални работи в Интернет на Нещата с приложение в различни обектни области, където има необходимост да се разшири традиционното взаимодействие човек-робот като: образование, обслужване на клиенти, здравеопазване, социална интеграция и рехабилитация, умни къщи. Предметът на изследването в тази дисертация е процесът на интеграция между ММИ и социални работи в Интернет на нещата с цел усъвършенстване на тяхната комуникация и взаимодействие. Очаква се ММИ устройствата да бъдат все по-широко използвани, а социалните работи ще станат често срещани в услуги като грижи за възрастни хора и лична помощ. Прогнозираните милиарди свързани устройства в тези два сектора ще бъдат подпомогнати от напредъка в облачните технологии, изкуствения интелект и IoT, което ще позволи интеграцията им в домове, болници и работни места. Към момента подобна интеграция изисква значителни умения в програмирането с различни програмни езици и/или използване на инструмент за визуално програмиране. Визуалното програмиране използва концепцията за логическо разделяне на сложен процес на множество по-лесни микро процеси, с цел осъществяване на различни комбинации/сценарии, отговарящи на специфичните нужди на потребителя. Съществен елемент от интеграцията на ММИ и социални работи е изследването на различни алгоритми за обработка на мозъчни сигнали, които са в основата на функционирането на мозъчно-компютърните интерфейси. Тези алгоритми позволяват на компютърни системи да интерпретират електрическите сигнали, генерирани от мозъка, и да ги превръщат в команди, които машините или роботите могат да изпълняват. Друго съществено изследване е това на подходите за интерпретиране на мозъчните сигнали от социалните работи, така че те да могат да реагират адекватно на комуникацията, инициирана чрез ММИ. Този аспект е особено критичен за социални работи, които са предназначени да взаимодействат с хора в

контексти като грижи за възрастни хора, образователни програми и помощ на хора с увреждания.

Актуалност на проблема

Според глобални консултантски фирми за управление, като IMARC Group и Grand View Research, до 2030 година се очаква пазара на устройства за интерфейс мозък-компютър (BCI) интегрирани с роботи, включително социални роботи, да достигне милиарди свързани устройства. Тази прогноза съответства на тенденциите за бърз растеж в двата сектора, благодарение на напредъка в областта на Изкуствения Интелект (ИИ), невротехнологиите и роботиката. Според Grand View Research пазарът на BCI устройства се очаква значително да се разшири, прогнозите показват увеличение от 1.74 милиарда долара през 2022 г. до 6.2 милиарда долара до 2030 г., като основните приложения са в здравеопазването, търговията на дребно, гейминга и умните домове, докато роботите (хуманоидни, социални и колаборативни) ще продължат да се развиват в индустрии като здравеопазване, образование и асистивна помощ. Така хората ще имат възможност за взаимодействие и контрол на широк спектър от роботизирани системи чрез различни интерфейси, от които най-много използваният е ЕЕГ-базирания ММИ. Според IMARC Group, пазарът на социални роботи се очаква да нарасне значително, като прогнозите показват, че ще достигне 36.6 милиарда долара до 2032 г., със среден годишен ръст (CAGR) от 25.2% между 2024 и 2032 г. Прогнозираните милиарди свързани устройства в тези два сектора ще бъдат подпомогнати от напредъка в облачните технологии, ИИ и IoT, което ще позволи роботите и ММИ устройствата да се интегрират безпроблемно в домове, болници и работни места.

Масовото навлизане на разговорни роботи с ИИ и неинвазивните ММИ изисква нови методи за интеграцията им в различни области, където е нужно иновативно взаимодействие човек-робот, като: образование, обслужване на клиенти, програми за лоялност, здравеопазване, социална интеграция, рехабилитация и в умните домове. Но реализирането на мисловна интерактивност между хора и роботите е изправено пред редица предизвикателства. Основното предизвикателство е предварителната обработка на мозъчните сигнали и последващото им класифициране и транслиране в команди към социалните роботи, което изискват работа в екип на невролози, био-медицински инженери

и компютърни учени. Липсата на достатъчно експертни познания, трудностите при репликирането на резултатите за правилното интерпретиране на намеренията на хората, кодирани в необработените ЕЕГ сигнали, затруднява компютърните специалисти при разработването на потребителски ММИ приложения. Друго предизвикателство е, че повечето разработени ММИ приложения са за конкретно ММИ устройството и предназначение. Тази липса на съвместимост между различните устройства и софтуер при интеграцията ММИ-робот частично е решена чрез комуникация в IoT, т.е ако интеграцията е „мозък към IoT обект“, предаването на данни ще е чрез използване на специфични протоколи като MQTT, OPC UA и др. Но това изисква умения в програмирането, каквито секторите като образование, обслужване на клиенти, програми за лоялност, здравеопазване, социална интеграция, рехабилитация и умните домове често не притежават. За да се преодолее този проблем, е необходима иновативна методология за комуникация „мозък към IoT робот“, която да позволява лесно превръщане на роботите в IoT обекти. Тази методология трябва да включва нови методи и алгоритми за IoT интеграция на ММИ със социални работи чрез широко използваните HTTP get и post заявки, които са леснодостъпни и не изискват специализирани протоколи. Това ще разшири свързаността на различни ММИ устройства с различни типове социални IoT работи, като едновременно ще улесни програмирането. Ще се позволи изпращането на ЕЕГ сигнали към облачни платформи за по-бърз анализ на мозъчната активност, а роботите ще използват облачни услуги за обработка на естествен език (ОЕЕ), за да трансформират когнитивни и емоционални намерения в реч.

Цел и задачи на дисертационния труд

Общата цел на дисертационния труд е да се разработи и валидира универсална методология за интегриране на различни устройства за ММИ и социални работи в IoT, която да бъде тествана в областта на невромаркетинга.

За постигане на целта на дисертационния труд е необходимо да бъдат изпълнени следните задачи:

- 1) Анализ на научните достижения от страната и чужбина в предметната област на дисертацията. Проучване на съществуващите ММИ устройства, социални работи и възможните сфери за приложението им.

- 2) Системен анализ на съществуващите софтуерни платформи за интегриране на ЕЕГ базиран мозъчно-компютърен интерфейс и социални работи в Интернет на Нещата. Изследване на методи за трансформация на социални работи в IoT „неща“ в зависимост от хардуерните и софтуерните им конфигурации. Изследване на статистически методи и методи на машинното обучение за характеризиране и класифициране на ЕЕГ сигнали при взимане на решения или избор.
- 3) Изследване и проектиране на нова методология за интегриране на ММИ и социални работи в IoT за различни обектни области. Разработване на оригинални методи и алгоритми за интегриране на различни устройства за ММИ и социални работи чрез платформата Node-RED.
- 4) Валидиране на предложената методология с устройство openBCI и социален робот Фурхат, с приложение в сферата на невромаркетинга за изследване на спонтанните емоционални реакции на потребителите при рекламиране на продукти и техния избор. Разработване на експериментален и демонстрационен софтуер.

Методология на изследването

Разработени са нови методи за обработка на сурови ЕЕГ сигнали и е предложен нов невромаркер, базиран на сходството на вторите производни на мощността на сигналите в плъзгащи се прозорци, както и пространствено-времеви анализ на сходство на геометрията на тези времеви профили чрез корелация на Пиърсън. Установената отрицателно корелирана динамика (коефициент на Пиърсън $r < -0.6$) в тета диапазона във фронтални и централни области са в съответствие с публикувани от други учени научни резултати, свързващи фронталната тета активност с процеси на емоционална (афективна) оценка и вземане на решения. Резултатите от динамичния анализ са обобщени и статистически чрез коефициента на Коен d и 95% доверителни интервали за отговори „харесвам“ и „не харесвам“, като е установено, че тета честотите при електроди AF3, F3, C3, AF4, Pz и P4 са най-информативни при спонтанните реакции и решения, свързани с покупка. Също така, допълнителни значими ефекти се наблюдават в алфа честотната лента при F3, Pz, T8, T7, и бета честотната лента при Cz, Pz. Предложеният подход демонстрира, че предложеният невромаркер осигурява изчислително ефективна рамка за анализ в реално време на спонтанна реакция на маркетингови стимули, докато коефициентът на Коен d с

доверителни интервали гарантира статистическа устойчивост чрез валидиране на стабилността и надеждността на наблюдаваните разлики между стимулите.

Научни публикации

Основните резултати от дисертационния труд са публикувани в 3 статии, издадени в периода 2022-2026г. Те са докладвани на две международни конференции, като 2 от тях са с покана за издаване в списание. Списък на публикациите е даден в края на автореферата.

Забелязани цитирания

По представените публикации има направени 5 цитирания. Списък на цитиранията е представен в края на автореферата.

Обем и структура на дисертационния труд

Дисертационният труд се състои от увод, 4 глави, общ извод, приноси, списък на използваната литература и три приложения. Дисертацията е разработена в общ обем от 177 страници, съдържа 2 таблици и 35 фигури, чиито номера в автореферата съвпадат с тези в дисертацията. Номерацията на точките и подточките също съответства на тази от дисертационния труд.

II. СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИЯТА

ГЛАВА 1 ОБЗОРЕН АНАЛИЗ НА МОЗЪЧНО МАШИНЕН ИНТЕРФЕЙС И СОЦИАЛНИ РОБОТИ С ПРИЛОЖЕНИЕ В РАЗЛИЧНИ СФЕРИ

1.2 Обзорен анализ на ММИ

1.2.1 Проучване на литературни източници и достижения по света в областта

Анализирани са основните подходи, технологии и методологии, използвани при разработването и внедряването на ММИ в различни приложни области. Изследвани и систематизирани са основните предизвикателства, свързани с ефективно взаимодействие между ММИ и социални роботи.

1.2.2 Същност на ЕЕГ сигналите

ЕЕГ означава "електроенцефалография", която е електрофизиологичен процес за записване на електрическата активност на мозъка. Електродите на ЕЕГ устройство улавят

тази електрическа активност, която чрез бърза трансформация на Фурие (FFT)[18] се трансформира в различни ЕЕГ честоти. Мозъчните вълни обикновено се категоризират в пет основни типа честоти: гама, бета, алфа, тета и делта. Честотата, която се отнася до скоростта на електрическите трептения, се измерва в цикли в секунда. Изследваните мозъчните вълни в дисертацията са: гама(30-45Hz), бета (13-30Hz), алфа (8-12Hz) и тета (4-8Hz).



Фиг. 1 Emotiv EPOC+ ММИ устройство

1.2.3 Преглед и проучване на съществуващи ММИ устройства

За целите на дисертацията са разгледани подробно използваните две ЕЕГ базирани ММИ устройства: Emotiv EPOC+ и OpenBCI. EPOC+ е ЕЕГ устройство (фиг.1), с честотата на семплиране 256Hz, и предаване на данните чрез безжична връзка - Bluetooth. EPOC+ разполага с 14 електрода, които са разположени на скалпа в съответствие със системата 10-20 за ЕЕГ, което позволява регистриране на суровите сигнали на мозъчната активност, както и преобразувани в различни типове мозъчни честоти, алфа, бета, тета и гама. EPOC+ е съвместим със софтуера на Emotiv (Emotiv PRO, Emotiv BCI, Emotiv Insight App). Сред основните предимства на EPOC+ са неговата портативност и лесна употреба, което го прави удобен за полеви изследвания. BCI устройството е с добра резолюция и достъпно по цена. Въпреки това, EPOC+ изисква допълнителна поддръжка на мокри електроди, което го прави неудобно за потребителите.

OpenBCI [25] е устройство със софтуерна платформа с отворен код за събиране на биосигнали, създадена за да осигури достъпно решение за изследвания в областта на неврологията, биоелектрониката и МКИ. OpenBCI предлага няколко модела ММИ устройства, за измерване на ЕЕГ активността, както и за мускулната активност (ЕМГ) и сърдечната активност (ЕКГ). OpenBCI устройството предоставя разнообразие от конфигурации с различен брой електроди и сензори, което позволява на потребителите да проектират най-подходящия вариант за техните изследвания. За целите на дисертацията са

разгледани техническите характеристики на OpenBCI Ultracortex ММИ устройство работещо с модули Cyton и Daisy (фиг.2), оборудвани с чипове от Texas Instruments.



Фиг.2 OpenBCI Ultracortex (с платки Cyton и Daisy)

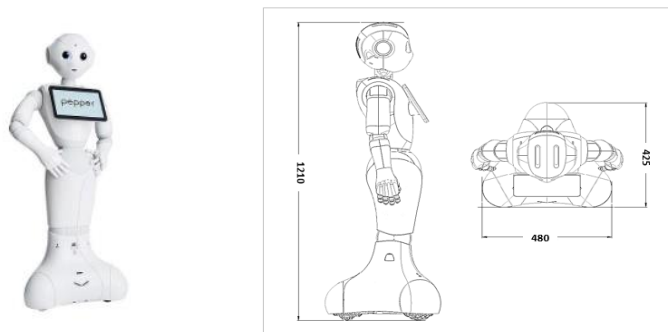
Всеки от модулите разполага с по 8 входни канала за ЕЕГ електроди, което осигурява достатъчно покритие на мозъчната активност. Ultracortex ЕЕГ устройството поддържа до 16 електрода.

1.3 Обзорен анализ на социални роботи

Социалните роботи се използват все по-често в области като социални асистивни дейности, финансови услуги и търговия на дребно, тъй като имат способността да адаптират своето поведение спрямо нуждите на потребителите. В социалните асистивни дейности, тези роботи помагат на възрастни хора и хора с увреждания, предоставяйки помощ в ежедневните задачи и осигурявайки социално взаимодействие. В сферата на финансовите услуги, те автоматизират клиентските взаимодействия и подобряват обслужването чрез интелигентни системи. В търговията на дребно, социалните роботи подобряват клиентското изживяване, предоставяйки информация и помощ в реално време. Социалните роботи все повече се интегрират със системи в IoT, което позволява по-добро взаимодействие и контрол в умни среди. Тези роботи могат да действат като централни хъбове за управление на IoT устройства, предлагайки на потребителите безпроблемно изживяване в автоматизацията на дома или бизнеса чрез гласови команди, сензорни екрани или разпознаване на лица. Използваните за изследвания социални роботи са Пепър и Фурхат.

Пепър (фиг. 4) спада към семейство хуманоидни роботи разработен е от Softbank Robotics. Висок е 120см с тегло 28 килограма. Със своите мотори разположени във врата, раменете, лактите, китките, пръстите, талията и коленете, роботът притежава 20 степени на свобода. С трите си всепосочни колела роботът може да се движи свободно. Чрез своите входно-изходни устройства роботът взаимодейства с човек. Има четири микрофона, два

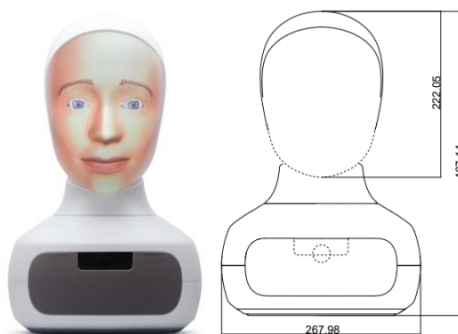
говорителя, две 2D камери и 3D камера, всички разположени в главата. Разполага с многоезичен интерфейс, поддържащ 15 езика. Пепър има шест лазера, два инфра-червени сензора, два сонара, два магнитни енкодера и инерционен блок, които отговарят за самостоятелното му движение. Пепър има таблет, който може да бъде програмиран на JavaScript и HTML, като е възможно да възпроизведе различни аудио и видео формати, както и уеб страници.



Фиг.4 Робот Пепър

Роботът разполага с операционна система NAOQi, която може да бъде програмирана със езици: Python, Javascript, C++, ROS. За достъп до системата на робота и управление на поведението му се използва Choreographer или Pepper SDK, които имат предварително създадени блокове за управление.

Социалният робот Фурхат (фиг.6) е произведен през 2011 г. от Furhat Robotics, а през 2018 година излиза на пазара втората хардуерна версия, както и нови версии на софтура за управлението му – Furhat OS и SDK.



Фиг.6 Робот Фурхат

Фурхат е с размери 41x27см. Разполага с 2 микрофона и два говорителя. Допълнително може да се използва USB устройство с още 4 микрофона, като по този начин

обхватът достига 5 метра дистанция. Фурхат има 3D принтирана глава с полупрозрачен екран, върху който се проектира лице. Проекторът осигурява анимация на лицето, което може да бъде персонализирано спрямо различни полове, раси и възрасти. Изразенията са реалистични, като гъвкавостта им се обуславя от възможността за промяна в очите, устните и движенията на лицето по време на контакт с робота. Инсталирана е цветна камера относно регистриране на човек в работното му пространство и следене на поведението му. Има лицево и гласово разпознаване на различни езици, разпознаване на мимики и жестове. Вградената му операционна система FurhatOS и SDK могат да бъдат разработени сложни модели на поведение чрез умения на програмен език Kotlin.

1.4. Обзорен анализ на интеграция на ММИ и социални роботи

1.4.1. ЕЕГ-базирано взаимодействие мозък-робот

Чрез поставяне на ММИ устройство, притежаващо набор от електроди, мозъчните сигнали могат да бъдат регистрирани, класифицирани и предадени във вид на команди за контрол на даден робот. ЕЕГ-базираните взаимодействия мозък-робот биват активни и пасивни. Пример за пасивно взаимодействие е откриване на ангажираност в човек. Ангажираността показва когнитивно и емоционално обвързване към дадена задача. Целта на метода е да се съпоставят/корелират ЕЕГ сигналите с намеренията и емоциите на потребителя. Дефинирани са 4 процеса при взаимодействието мозък-робот. Първият от тях е събиране на ЕЕГ данни чрез електродите на устройството. Следва филтриране и обработка на събраните сигнали. Следващият процес е класифициране на данните, като често се използват методи като SVM (Support vector machine), RL (Reinforcement learning), CNN (Convolutional Neural Network), но също така се прилагат дискриптивни и инферентни статистически подходи. Следва транслиране на разпознатите намерения в директни команди към робота или индиректна комуникация - адаптиране на поведението на робота към състоянието на човека. Така събраните ЕЕГ данни могат да послужат за определяне на грешки в поведението на робота, както и за откриване на емоции, концентрация и умствена умора у човека.

В настоящата дисертация интеграцията на ММИ и социални роботи е приложена в невромаркетинга, тъй като предлага иновативни възможности за по-достоверни маркетингови стратегии чрез оценка на подсъзнателните покупателни решения на потребителите.

1.4.2. Невромаркетинг на потребителя

Невромаркетингът използва инструментите на неврологията, за да определи защо предпочитаме някои продукти пред други. Невронауката за вземане на решения изследва мозъчната активност докато правим избор.

Когато проследяват мозъчните функции, невролозите обикновено използват или електроенцефалография (ЕЕГ), или технология за функционален магнитен резонанс (fMRI). Оценяват се различни модели мозъчни вълни, с цел проследяване интензивността на реакции като гняв, удоволствие, отвращение и вълнение. Активността в определена мозъчна област може да предскаже бъдещата популяемост на продукт или опит. Префронталната кора (PFC), която се намира във фронталната част на мозъчната кора (FC), играе ключова роля в основните процеси на човешкото вземане на решения. Хората могат да бъдат привлечени или отблъснати от даден стимул, когато взаимодействат с него. В момента изследователите изследват сигнали за мозъчна активност, които са свързани с увеличаване на емоционалното участие, когато хората взаимодействат с маркетингови стимули. Според спектрален анализ на мощността на ЕЕГ, левият префронтален кортекс се явява значителен компонент от мозъчна верига, който играе ключова роля в контролирането или регулирането на поведение, свързано с търсене на награда или удоволствие, докато десният PFC се явява ключов компонент на невронна верига, с ключова роля в регулирането на поведението, свързано със защита от неблагоприятни стимули. Като цяло, изследванията на съществуващите невромаркетинг подходи показват, че няма универсална и валидирана рамка, която да прогнозира намерението за покупка на потребителите чрез ЕЕГ сигнали. Освен това, базираните на ЕЕГ изследвания за афективното отношение на потребителите към различните типове рекламни стимули почти липсват..

Изводи по глава 1

Революцията на социалните работи значително променя начина, по който те се използват в асистивни дейности, като банковите услуги и маркетинговите технологии и канали. Чрез интегрирането на мозъчно машинен интерфейс със социални работи може да се постигне подобрене в качеството на услугите в различни обектни области. Затова в дисертацията се предлага концепция за използването на Интернет на нещата, в която сензорите, устройствата, изчисленията и паметта могат лесно да се интегрират в една самостоятелна платформа, която е независима от типа на устройствата или услугите.

ГЛАВА 2 СИСТЕМНО ИЗСЛЕДВАНЕ НА СОФТУЕРНИ МЕТОДИ ЗА ПРОЕКТИРАНЕ И ИНТЕГРИРАНЕ НА ЕЕГ БАЗИРАН МОЗЪЧНО МАШИНЕН ИНТЕРФЕЙС И СОЦИАЛНИ РОБОТИ В ИНТЕРНЕТ НА НЕЩАТА

2.1. Софтуерни платформи за интегриране на ММИ и социални роботи в IoT

В тази глава е извършен преглед на наличните софтуерни решения, използвани за интеграция на ММИ и социални роботи в IoT. Представени са съществуващите платформи, инструменти и технологии, които позволяват ефективното свързване и взаимодействие между ММИ, социални роботи и различни IoT устройства, като се акцентира върху техните предимства, недостатъци и потенциал за бъдещо развитие в контекста на различни приложения и сценарии. Фокусът е върху използваната в изследванията платформа Node-RED, както и използваните протоколи за трансформация на социални роботи в IoT „неща“.

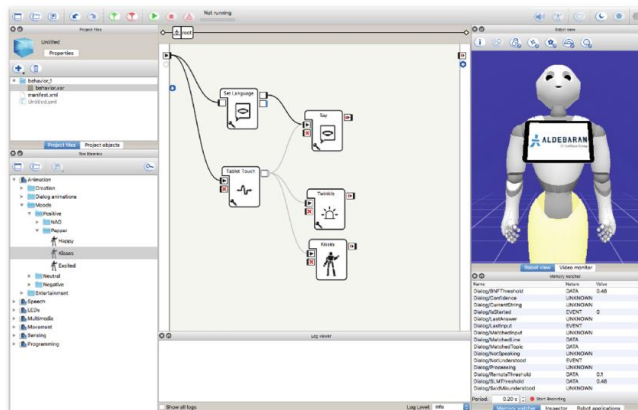
Node-RED е широко използвана платформа за разработване на приложения за IoT тъй като използва визуално програмиране и е базирана на потоци (flow-based programming) чрез „свързване“ на предварително кодирани блокове. Редактирането и програмирането на потоците се извършва в браузър. Node-RED е инструмент, който е базиран на Node.js и предоставя среда за разработка на приложения в Интернет на нещата (IoT). Той е изграден върху JavaScript engine V8 на Chrome и е междуплатформена среда за съर्वърно изпълнение на мащабируеми приложения чрез JavaScript. Основната градивна единица в Node-RED е възелът. Възлите се задействат при получаване на съобщения – или от предходен възел в потока, или от външно събитие. След като са свързани в поток, възлите могат да изчакват външна HTTP заявка, таймер или хардуерна промяна. Възлите обработват входящите съобщения и или ги препращат, или генерират нови съобщения, които се изпращат към следващите възли в потока. Съобщенията могат да се споделят между възли дори и в различни потоци. Чрез възлите за Emotiv-BCI в Node-RED, интерфейсът на устройството ЕРОС+ може да се използва за събиране и споделяне на невронни данни. Npm и Node.js играят ключова роля в платформата на Node-RED, като осигуряват необходимата инфраструктура за разработка и управление на пакети. Node.js е асинхронна, управлявана от събития среда за изпълнение на JavaScript, която позволява изграждането на мащабируеми и ефективни мрежови приложения, както е и Node-RED. Npm, от своя страна, е мениджър на пакети, който улеснява инсталирането, публикуването и

управлението на софтуерни модули, нужни за разширяване на функционалността на Node-RED. Чрез npm, разработчиците могат лесно да добавят нови възли и библиотеки към Node-RED, използвайки голямата колекция от пакети, създадени за Node.js и споделяни в общността. Тази комбинация позволява гъвкаво и динамично създаване на потоци и приложения в IoT и уеб среди.

2.2. Методи и алгоритми за програмиране на социални работи в контекста на трансформацията им в IoT „неща“

2.2.1 Методи и алгоритми за програмиране на Пепър

За програмирането на социален робот Pepper и създаването на специфични приложения се използва Choreographer - платформа за разработка на поведение и функционалности. Тя предлага визуален интерфейс, който позволява на потребителите да създават и управляват сложни сценарии и взаимодействия без умения в програмирането. Choreographer използва графични блокове и модули (фиг. 13), които могат да бъдат свързани и конфигурирани, за да реализират желаното поведение на робота.



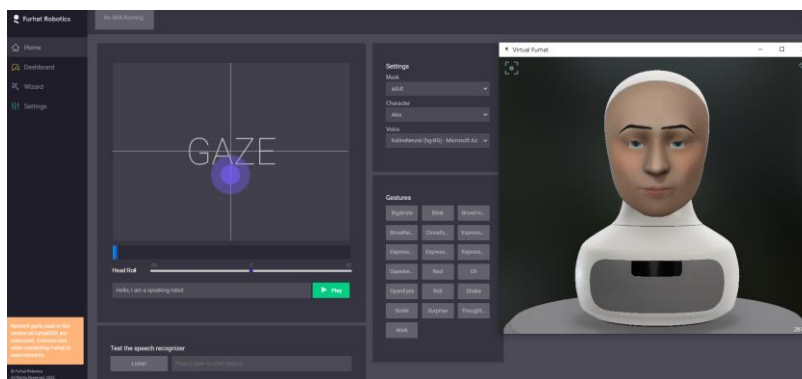
Фиг.13 Програмиране на Пепър в специализирана софтуерна платформа Choreographie

В Choreographie, всеки блок може да бъде настроен и конфигуриран, така че да изпълнява определени действия, като управление на движенията на робота, активиране на гласови или визуални команди, и взаимодействие с потребителите. Блоковете могат да бъдат свързани помежду си, за да се създаде логика за комплексни сценарии, като например управление на диалози, координиране на жестове и реакции на конкретни събития. Създаването на диалози и сценарии позволява да се дефинира как Пепър ще реагира на различни команди и въпроси. Choreographie предлага симулатор за тестване на умението преди

имплементирането на проекта на физическия робот. Проектът може да бъде стартиран и управляван директно от робота, предоставяйки необходимото поведение спрямо реакциите на потребителите.

2.2.2. Методи и алгоритми за програмиране на Фурхат

Фурхат е социален робот, проектиран да осигури интуитивно и естествено взаимодействие с хората. Фурхат интегрира най-напредналите технологии за разпознаване на естествен език, лицеви жестове и емоции. Архитектурата на платформата включва два основни компонента – умения (skills) и хостван графичен потребителски интерфейс (Hosted GUI), чрез които се реализират както вербални, така и визуални форми на взаимодействие с робота. Създаването на умения за Фурхат изисква използването на програмен език Kotlin, който предоставя инструменти за разработка на сложни интерактивни диалогови приложения. Възможностите на уменията включват, контрол на гласа на робота, изпълнение на жестове, изразяване на различни емоции, реакция на входни събития и други. Furhat SDK (фиг. 14) предоставя набор от библиотеки и алгоритми, които улесняват този процес, включително готови сценарии. Furhat SDK също предлага симулация и тестване на виртуален робот. Създаването на умение за Фурхат се реализира чрез Furhat SDK Launcher в средата IntelliJ IDEA, като проектът се конфигурира като Gradle проект с необходимите зависимости и версии на Kotlin и Java. Съществен етап от процеса е разработването на логиката на умението в директорията *src*, където се създават и модифицират основните файлове с уникални имена влизащи в йерархията на диалога и управляващи поведението на робота. При работа с физически робот е необходимо създаването на конфигурация за връзка с него и стартиране на съответното умение на робота. След успешното тестване проектът се пакетира в *.skill* файл чрез Gradle команда, което позволява неговото стартиране посредством SDK Launcher или чрез команден ред. След инсталиране на умението в робота чрез уеб интерфейса му, то може да бъде стартирано ръчно или конфигурирано за автоматично изпълнение при стартиране на устройството. Hosted GUI представлява уеб-базирано приложение, предназначено да осигури графичен интерфейс за взаимодействие с Фурхат. То може да бъде разработено чрез уеб технологии като HTML, CSS и JavaScript, като работи на база изпращане на команди и събития към робота, както и за получаване на информация относно неговото текущо състояние, действия и диалогови реакции.



Фиг.14 Furhat SDK

Hosted GUI не само че подобрява взаимодействието между потребителите и Фурхат, но и предоставя допълнителни функционалности, които включват визуализация на данни, контрол на специфични параметри и събиране на обратна връзка от потребителите чрез тъч комуникация.

2.3. Методи за трансформация на социални работи в IoT „неща“

Съществуват различни методи за преобразуване на устройство в IoT „нещо“. Най-често използваният метод е чрез стандартните протоколи за обмен на данни (MQTT, OPC UA, Kafka, RabbitMQ, REST, XMPP, Google Cloud Messaging), използвайки или клиент-сървър, или publish-subscribe архитектура, базирана на събития. По време на изследванията по докторантурата бе потърсен и по-универсален начин за трансформация на социални работи в IoT „неща“ – чрез прилагане на HTTP протокол, който всички съвременни сървъри поддържат, и най-често използваните методи POST и GET.

Най-популярният протокол за IoT употреба обаче е MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), който е приложен и тестван в дисертационния труд. MQTT е протокол клиент-сървър за обмен на съобщения използващ модел publish-subscribe. Той е лек, отворен и проектиран така, че да е лесен за внедряване. При прилагане на протокола publish-subscribe, приложенията се свързват с брокер, за да публикуват съобщения или да се абонират за теми, за да получат публикуваните съобщения. Централният компонент на MQTT е MQTT брокер, който реализира спецификацията на MQTT.

Друг приложен и тестван в дисертационния труд е протокола HTTP, като са изследвани са нови методи и алгоритми за IoT интеграция на ММИ със социални работи чрез широко използваните HTTP GET и POST заявки, които са леснодостъпни и не изискват

специализирани протоколи. Това ще разшири свързаността на различни ММИ устройства с различни типове социални IoT роботи, като едновременно улесни програмирането. Чрез използване на HTTP POST и GET заявки, едно устройство може да изпраща данни към или да получава данни от сървър или друго устройство. POST и GET заявките служат за обмен на данни между IoT устройствата и с други системи или услуги. Използвайки Node-RED, може да се създават потоци, които управляват този обмен на данни, правейки устройството част от IoT екосистема. Node-RED подпомага тази интеграция чрез вградения възел за http-endpoints. Използвайки Node-RED за обработка на HTTP заявки, устройството може да участва в по-широката IoT мрежа, улеснявайки обмена на данни и интеграцията с други IoT устройства и услуги. Изпращането на HTTP POST и GET заявки към Node-RED може да се счита за част от превръщането на устройството в IoT обект.

2.4. Изследване на методи на машинното обучение за характеризирание и класифициране на ЕЕГ мозъчните сигнали при взимане на решения или избор

След като ЕЕГ сигналите да бъдат регистрирани, предварително обработени за премахване на интерференции или шум, породени от мускулни движения, мигане на очите, артефакти от сърцебиене, те трябва да бъдат класифицирани. На този етап широко използвани са методите Principal Component Analysis (PCA) и Independent Component Analysis (ICA). За извличане на различни характеристики на предварително обработените ЕЕГ сигнали, най-често използваните методи са Fourier Transform и производните му Short Time Fourier Transform и Fast Fourier Transform. Недостатъци на тези методи са, че не разполагат с характеристики относно времевата област на получените сигнали. През 80-те години на XX-ти век е изобретен нов метод за обработка на сигналите - Wavelet Transform, като той намира широко приложение при класифициране на получените ЕЕГ сигнали и до днес.

Най-често използваните методи от машинното обучение за извличане на характеристиките с цел класифициране на ЕЕГ сигналите са Support Vector Machine (SVM), Artificial Neural Networks (ANN), Convolutional Neural Networks (CNN), k-Nearest Neighbors (k-NN), Linear Discriminant Analysis (LDA), Logistic Regression и други.

2.5. Изследване на статистически методи за характеризирание и класифициране на ЕЕГ сигналите

При изследване на ЕЕГ характеристики, средната мощност в дадена честотна лента често се използва при различни статистически тестове за сравнение между условия или групи. Най-честата комбинация е от ANOVA и t-тестове, което позволява инферентно да се оценят разликите в ЕЕГ данните както между множество условия, така и между конкретни двойки условия, осигурявайки надежден статистически анализ на мозъчната активност..

2.5.1. Класически методи за анализ и сравнение на ЕЕГ характеристики

Най-често използвания еднофакторен ANOVA анализ се използва когато има повече от две експериментални условия (например „почивка“, „когнитивна задача“ и „визуален стимул“). Чрез този анализ се проверява дали средните стойности на избраната ЕЕГ характеристика се различават статистически значимо между условията. Ако резултатът е значим, това означава, че поне едно от условията се отличава от останалите по отношение на измерената характеристика и се потвърждава или отхвърля Нулевата хипотеза.

Друг често използван тест е t-тест за независими извадки. Прилага се, когато се сравняват само две условия (например „стимул“ спрямо „базова линия“). Тестът проверява дали средните стойности на ЕЕГ характеристиката в двете условия се различават значимо.

Дескриптивната статистика (Descriptive Statistic) е насочена към обобщаване и описване на основните характеристики на даден набор от данни, без да тества хипотези или да прави прогнози, а единствено организира и представя информацията систематично чрез характеристики като средна стойност, медиана, стандартно отклонение и честотни разпределения. Основен недостатък е, че статистическият анализ не показва как сигналите от различни електроди и мозъчни дялове варират във времето, т.е. динамиката на сигналите.

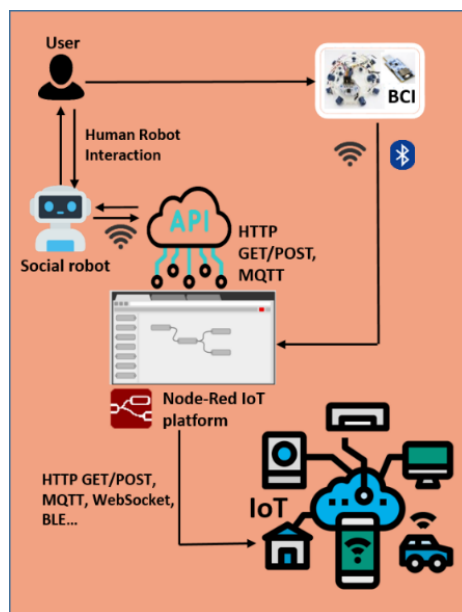
2.5.2. Метод за дескриптивен и инферентен статистически анализ на данни

За анализа на ЕЕГ данните са използвани методи на дескриптивната и инферентната статистика. Тези подходи включват корелационен анализ на Пиърсън, и коефициент на ефект на Кoen, чието приложение е разгледано по-подробно в т. 3.6.3.

2.6. Иновативен модел за предаване, анализ и обработка на ЕЕГ сигнали и преобразуването им в команди за взаимодействие със социални работи в IoT

В резултат на проведеното в тази глава на дисертацията системно изследване на софтуерните методи за проектиране и интегриране на ЕЕГ-базирани ММИ и социални работи в IoT, е предложен концептуален модел (фиг.16) за предаване, анализ и обработка

на ЕЕГ сигнали, и тяхното преобразуване в команди за социални роботи в IoT. Моделът представя взаимодействие със социален робот чрез ММИ на база интеграция в платформата Node-RED, която предоставя лесна свързаност с IoT устройства и услуги. Комуникацията на платформата със социалния робот може да бъде извършена чрез HTTP протокол и GET/POST заявки или MQTT протокол, което позволява надеждно предаване на данни и команди между отделните компоненти. ЕЕГ базираното BCI устройство може да бъде свързано към Node-RED посредством Wi-Fi или Bluetooth, докато социалния робот може да бъде свързан само чрез Wi-Fi. Диаграмата показва целия поток на данни, започващ от преноса на ЕЕГ сигналите към BCI устройството, предадени след това към Node-RED. В IoT платформата Node-RED се извършва обработка и маршрутизиране на информацията, след което се изпращат съответните команди към социалния робот и/или устройства и услуги в IoT. Тези команди могат да бъдат предадени посредством съществуващи възли в платформата Node-RED като HTTP GET/POST, MQTT, WebSocket, BLE и други. В модела е предвидено комуникацията на Node-RED със социалния робот да се осъществява чрез API, което може да бъде вградено в самия робот или чрез отдалечена (remote) услуга.



Фиг.16 Иновативен модел за взаимодействие със социални роботи чрез ЕЕГ сигнали в IoT

Изводи по глава 2

Предимства на ММИ в IoT - интегриране на различни ЕЕГ устройства с възможност за предаване на ЕЕГ данни, характеристики и метрики през Интернет без умения в

програмирането, ММИ и социални роботи в IoT, лесно да ги свързват с ММИ „неща“ и така лесно да конфигурират устройството, типа на данните и желаните електроди, въз основа на което съответните приложни програмни класове (API) с необходимите аргументи да бъдат извиквани в IoT.

ГЛАВА 3 РАЗРАБОТВАНЕ НА ОРИГИНАЛНИ МЕТОДИ И АЛГОРИТМИ ЗА ИНТЕГРИРАНЕ НА МОЗЪЧНО МАШИНЕН ИНТЕРФЕЙС И СОЦИАЛНИ РОБОТИ

3.1. Нов методи за ЕЕГ базирано взаимодействие мозък-робот в IoT

Разгледаните в научната литература решения за ЕЕГ-базирани комуникации Brain-Robot в IoT са предимно обвързани с конкретна платформа, устройство или приложен сценарий. Затова в настоящия дисертационен труд е предложен нов по-универсален подход за комуникации между различни ММИ технологии и социални роботи в IoT чрез платформата Node-RED. Предложеният метод за ЕЕГ-базирано взаимодействие тип „мозък–робот“ позволява ММИ устройството и роботизираната система да бъдат трансформирани в IoT „неща“ посредством междуплатформена среда за изпълнение от страна на сървъра, интегрирана в брауърна среда. По този начин отделните компоненти могат да обменят, споделят и обработват данни с минимална човешка намеса, използвайки модел за комуникация от тип publish–subscribe (публикуване–абониране на съобщения). Този подход осигурява висока степен на гъвкавост, модулност и възможност за интеграция на хетерогенни устройства и услуги в единна комуникационна архитектура. Допълнително предимство на предложеното решение е възможността за реализиране на разнообразни облачни интеграции чрез платформата FRED [113], която предоставя облачна среда за хостване и управление на Node-RED приложения.

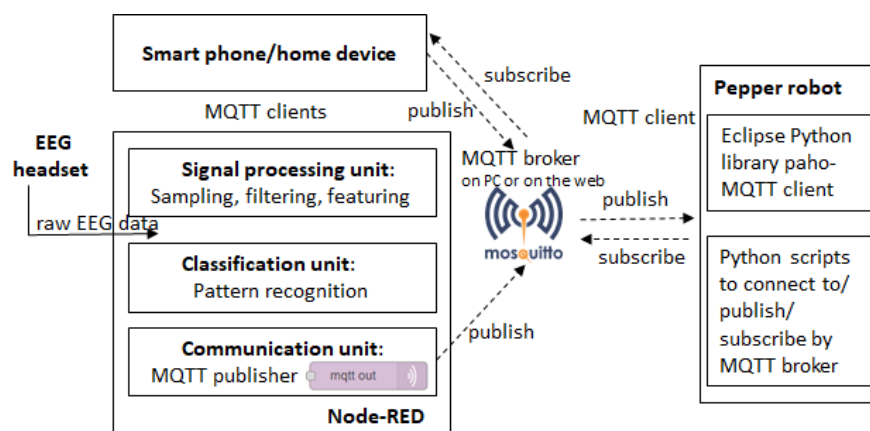
Предложеният метод позволява интегриране на ММИ устройство Emotiv EPOC+ и хуманоидния робот Пепър в Node-RED. В Node-RED палитрата са разработени възли за устройството EPOC+, но такива не съществуват за Пепър. Но тъй като съществуват възли в Node-RED за изпълнение на външни процеси като pythonshell, exec или ros, могат да се изпълнят системни команди, Python скриптове или ROS процеси за комуникация с Пепър. Emotiv-BCI Node-RED Toolbox е персонализирана библиотека от входни възли за Node-RED, която позволява взаимодействие на технологията EMOTIV с Node-RED.

Предложеният метод за изграждане на интерфейс мозък-робот в IoT, базиран на EEG позволява интегриране на ММИ устройството OpenBCI и социален робот Фурхат в Node-RED чрез OpenBCI Toolkit за Node-RED. Този инструментариум използва библиотеката BrainFlow в платформата Node-RED и може да се приложи към повече от 20 EEG устройства. Изграден е от три възела - възелът „openBCI-streaming“ стартира основния процес към платката OpenBCI в Node-RED. Възелът „openBCI-data“ изпълнява алгоритъм, който или достъпва сурови данни от EEG устройството, обработва ги чрез предварително дефинирани филтри, или изчислява мощността на шест честотни ленти на EEG сигнала в реално време. Последният възел „openBCI-EEGmetrics“ регистрира нивата на фокус на субекта, свързан с EEG устройството.

3.2. Трансформиране на Пепър в IoT устройство и интегрирането му с устройство EMOTIV EPOC+ за ММИ

3.2.1 Чрез MQTT брокер

Изследвано и проектирано е преобразуването на робота Пепър в IoT устройство (Фиг.17), като е приложен MQTT протокол от страната на робота, за да се свърже с MQTT брокер, който да слуша публикуваните данни в теми (topics). На робота е инсталиран qi Framework за програмиране, който стартира и установява сесия за комуникация (qi.Session) с операционната система управление на робота - NAOqi. Използван е брокер с отворен код Eclipse Mosquitto, работещ локално на компютъра, където е инсталиран qi Framework.



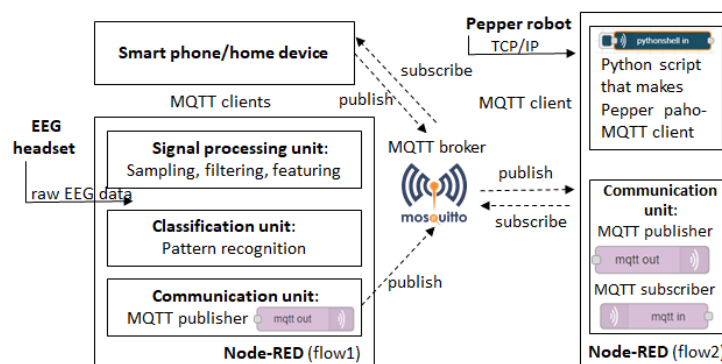
Фиг. 17 Трансформация на Перпер в IoT устройство на база MQTT брокер

Тестван е примерен сценарий за валидиране на предложения подход - Пепър се събужда или си почива в зависимост от публикуваното съобщение с тема „goToPosture“.

Съобщението „wake-up“ се анализира в Python скрипт от NAOqi ServiceManager, който изпраща команда на робота да се събуди чрез „session.service("ALMotion").wakeUp()“. Аналогично, ако публикуваното съобщение е „rest“, Pepper преминава в режим на почивка чрез „session.service("ALMotion").rest()“. Съобщения също могат да бъдат публикувани от ММИ поток в Node-RED и изпратени на брокера чрез mqtt-out Node-RED възел. Например, в зависимост от текущото емоционално състояние на потребителя, оценено от ММИ, съобщенията до предварително определена тема „valence_state“ могат да подобрят модула ALMood, който отговаря за разпознаването на емоцията на човека пред робота.

3.2.2 Чрез mqtt възли в Node-RED

Изследван и проектиран е втори подход за трансформиране на Пепър в IoT устройство, който също използва Eclipse Mosquitto брокер локално или в интернет, но връзката с брокера и обменът на съобщения се осъществяват чрез mqtt-in и mqtt-out възли в платформата Node-RED (фиг.18).

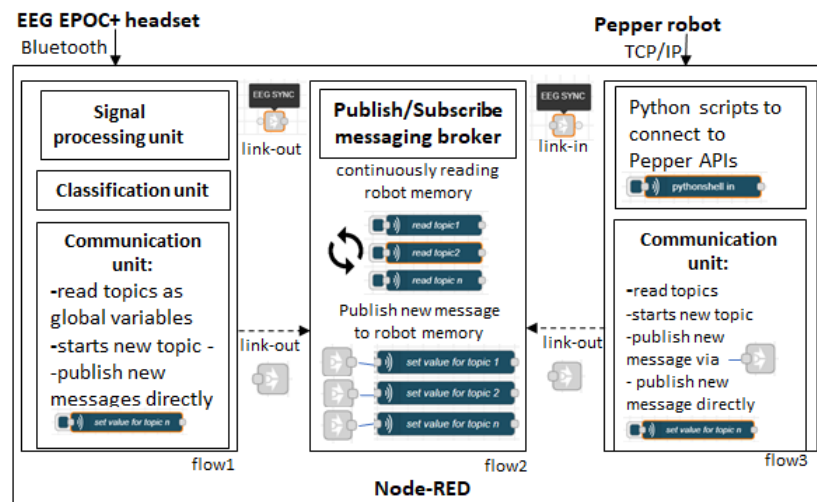


Фиг. 18 Трансформация на Pepper в IoT устройство на база mqtt възли в Node-RED

Пепър като MQTT клиент се свързва с брокера, извиквайки NAOqi APIs от Node-RED вместо от външен IDE. Така Пепър използва mqtt-in и mqtt-out възли, за да публикува-записва за теми в Node-RED. Успешно е валидиран контрол в IoT на позата на робота от ММИ и от потоци за управление на робота, чрез публикуване-подписване на темата „goToPosture“. След публикуване на съобщение „wake up“ от mqtt-out възел към Mosquitto брокера, съобщението се получава като „payload“ на mqtt-in възел чрез Python paho-MQTT клиент на робота. Въз основа на полученото съобщение и тема, параметрите за Python скрипта се дефинират и изпращат на pythonshell възел за извикване на NAOqi APIs.

3.2.3 Чрез непрекъснат процес на програмния език Python

Третият изследван и проектиран подход за трансформиране на Пепър в IoT устройство не използва MQTT брокер или MQTT възли. Използва се само Node-RED, който следва архитектура, базирана на събития, реализирана чрез комуникационен модел за публикуване и записване, и позволява на устройствата да взаимодействат асинхронно (фиг.19).



Фиг. 19 Трансформация на Пепър в IoT устройство на база непрекъснат процес на Python за четене на централизираната памет на робота от поток в Node-RED

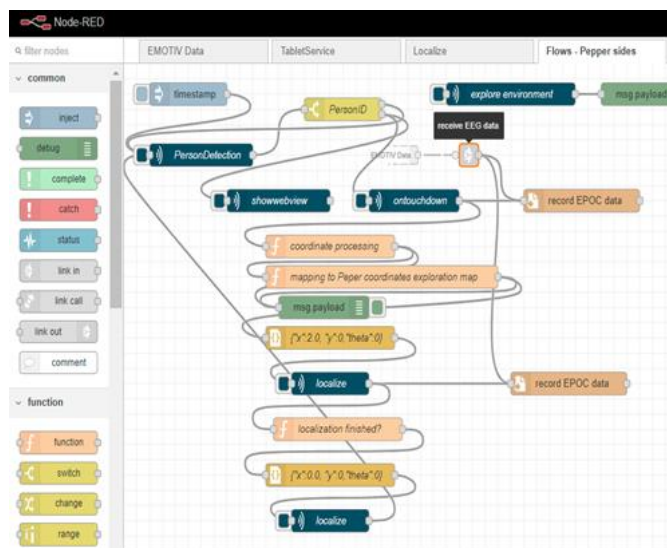
Този подход използва централизираната памет на робота Пепър не само за текущите му състояния на двигателите и сензорите, но и за съхранение и извличане на данни чрез методите на модула ALMemory във формат ключ-стойности (key-value). Така, се използва паметта на робота като брокер на данни и се чете/пише в нея. Чрез непрекъснат процес на Python в поток на Node-RED се извиква ALMemory APIs, за да предостави текущата стойност за ключовете (keys), за които има записани абонати.

3.3 Методи и алгоритми за интегриране на робот Пепър в IoT

3.3.1 Разработване на комуникационна архитектура в Node-RED за робот Пепър

За изпълнение на задачите поставени в дисертационния труд е проектиран комуникационен поток в Node-RED за осъществяване на връзка между робота Pepper и брокера на съобщения, регистриране и обработка на ЕЕГ данни, както и извикване на NAOqi

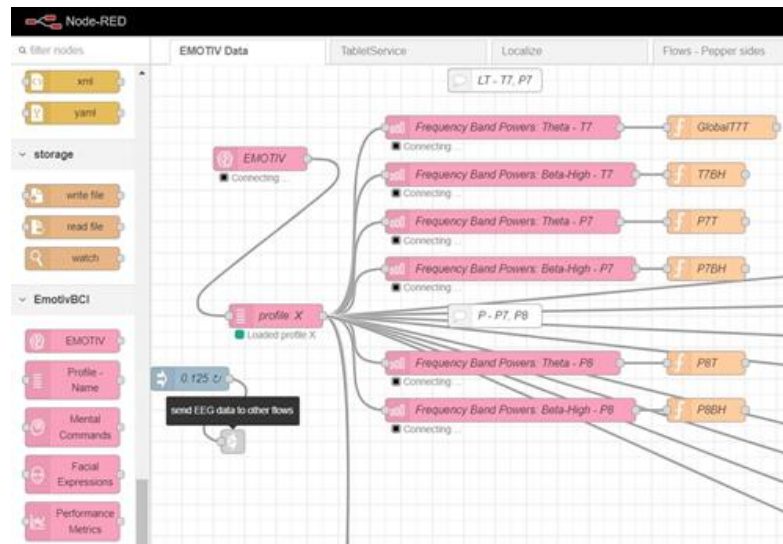
API. Проектираният поток е представен на фиг. 20. Той съдържа комуникационни възли, възли с функции за обработка на съобщенията, възли за промени, JSON възли, възли за входно/изходни потоци и `pythonshell` възли, използвани за взаимодействие с Python процеси. Представеният интерфейс мозък-робот е разработен в контекста на невромаркетинга. Първият `pythonshell` в потока (в горния ляв ъгъл на фиг. 20) очаква засичане на човек в работното пространство на робота. След това Перпер се придвижва и предлага опции за взаимодействие на таблета със сензорен екран (вторият `pythonshell` на фиг. 20), където се визуализира уеб съдържание, свързано с виртуални маркетингови кампании. Третият `pythonshell` реагира съгласно метода `ALTabletService::onTouchDown`, като в зависимост от координатите на избрания виртуален бутон функция за картографиране преобразува пикселните координати в метрични координати в предварително моделираната пазарна среда, което определя целевата позиция на Пепър (четвъртият `pythonshell`). Координатите на бутона (изображение на екрана) са в пиксели и се използва функция за съответствие за преобразуване в метрични координати на картата. Петият `pythonshell` зарежда картата според зададения аргумент и локализира Перпер чрез `ALNavigation::navigateToInMap([x, y, theta])`. След достигане на зададената позиция роботът използва възлите `link-in` за получаване на ЕЕГ данни, съгласно целите на маркетинговата кампания, и ги записва за последващ анализ. Последният `pythonshell` връща Перпер в началната му позиция.



Фиг. 20 Комуникационен поток за получаване на ЕЕГ данни и интерфейс с API на робот Пепър в Node-RED

3.3.2 Алгоритми за комуникация на ЕРОС+ с Пепър чрез Node-RED

Проектиран и разработен програмен поток за използване на ММИ устройството ЕРОС+ в Node-RED (фиг. 21). В него е приложена Emotiv библиотеката за Node-RED, която предоставя възли за извличане на силата на честотните ленти тета и бета за електродите F3, F4, FC5, FC6, T7, P7, P8, O1 и O2.



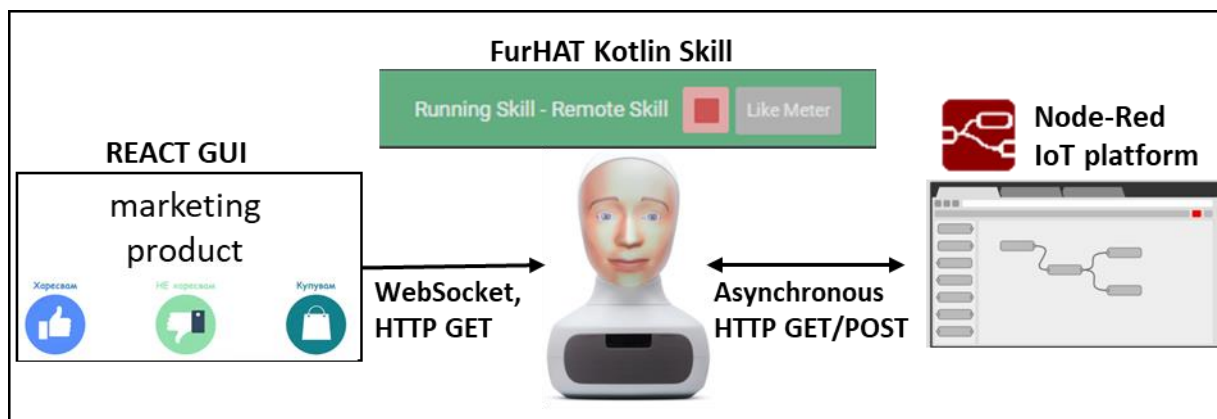
Фиг.21 Поток за регистриране и предаване на ЕЕГ данни в Node-RED

Предложената интеграция между ММИ и Фурхат е основана на обмена на данни между възли, които принадлежат на различни потоци в Node-RED. Данните могат да се обменят чрез глобални променливи. Алтернативен метод е използването на възли link-out и link-in. Използват се глобални променливи за изпращане на ЕЕГ данни към Пепър и възли link-out и link-in за синхронизиране на времевите точки на изпратените и получените данни – възелът link-out в потока за BCI (фиг. 21) и възелът link-in в потока за робота (фиг. 20). Публикуването и получаването на съобщения се извършва чрез възли link-in и link-out в потока на брокера flow2 на фиг. 19. Чрез възел link-out ЕРОС+ и Пепър изпращат стойност на дадена възел от техните потоци (flow2 и flow3 на фиг. 19). Чрез възлите link-in в потока на брокера стойността се записва в паметта на робота чрез Python скриптове. Въпреки това, директното публикуване на съобщения без използване на брокер също е възможно. Разработена е опция за ЕРОС+ или Пепър да изпращат стойност за даден възел от техните потоци директно чрез Python скрипт, който извиква API на ALMemory.

Интеграцията между ММИ и робота е проектирана и разработена, използвайки поток, действащ като брокер за метода publish-subscribe (flow2 на фиг. 19). Той чете теми и съобщения чрез непрекъснато изпълняващи се Python процеси в Node-RED, които извикват метода `getData("topic_n")` на модула `ALMemory` за четене на теми от интерес. Получените съобщения за темите се съхраняват като глобални променливи в формат `"key:value"`, за да бъдат използвани от другите потоци в Node-RED. Публикуването се извършва или от брокера, или директно от поток чрез извикване на метода `insertData("topic_n", "value_n")` на модула `ALMemory`. Предимството на предложеното решение е опростяването на устройствата, които трябва да бъдат свързани. Използването на вътрешната памет на робота за споделяне и събиране на данни за теми позволява публикуването и абонирането да се извършва от други модули на Node-RED или от външни IDE. Така синхронизацията може да бъде лесно поддържана. Предложеният подход е достатъчно общ и може да бъде приложен за други ММИ устройства или роботи, които нямат възли в палитрата на Node-RED. Тези устройства трябва да са с отворен код и програмируеми с Python или ROS.

3.4. Трансформиране на Фурхат в IoT устройство

Проектиран и разработен оригинален метод за трансформиране на Фурхат в IoT устройство, показан на фиг. 22. Трансформирането на Furhat в IoT устройство се реализира чрез изграждане на комуникационен канал между Kotlin умението и платформата Node-RED чрез възела „http-in“, функциониращ като HTTP сървър, който чака входящи HTTP заявки на зададен URL с GET/POST методи, но спецификата на комуникацията е наличието на хостван от Kotlin умението графичен потребителски интерфейс. Когато Фурхат изпраща заявки към Node-RED сървъра, те се блокират или забавят по време на обработката на събития от хостваното React GUI приложение, който е решен чрез преминаване от синхронни към асинхронни HTTP заявки, подробно описано по-надолу.



Фиг.22 Трансформиране на Фурхат в IoT устройство

За целите на разработване на графичен потребителски интерфейс за визуализиране на маркетингова анкета пред потребителя в Глава 4, са проектирани графичен потребителски интерфейс (Hosted GUI) и Фухат умение, създадено чрез домейн-специфичен език (domain-specific-language – DSL) в програмния език Kotlin (FurHAT Kotlin Skill) за управление на диалоговия поток и изпращане на предпочитанията на потребителя към Node-RED за синхронизация с ЕЕГ сигналите регистрирани за текущия маркетингов стимул.

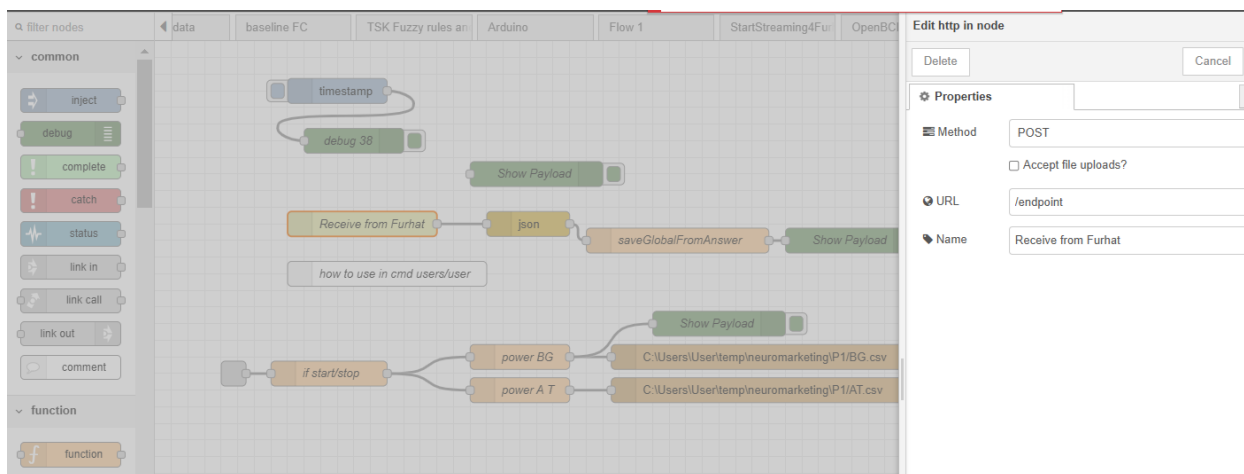
SDK за Фурхат позволява добавяне на графични интерфейси към Kotlin уменията чрез процес за създаване и хостване на уеб GUI директно от умението. Hosted GUI е изграден посредством технологията React - JavaScript библиотека, създадена за изграждане на потребителски интерфейси, която ги разделя на малки, многократно използвани компоненти, като бутони, текст и изображения. Анкетата съдържа пет продукта от ежедневието, а опциите за потребителски отговор са три – харесвам, не харесвам и купувам. Използван е JSX (синтактично разширение на JavaScript), а React е ефективен чрез своя виртуален DOM, който обновява само променените части на интерфейса. За трансформацията от фиг.22 е използван „HostedGUI“ чрез WebSocket API. Този приложно-програмен интерфейс позволява създаването на двупосочна интерактивна комуникационна сесия между брауъра на потребителя и сървър, като се изпращат и получават съобщения без да е необходимо постоянно запитване към сървъра за отговор. Библиотеката furhat-gui отваря WebSocket връзка, за да осигури двупосочна комуникация в реално време между GUI и умението на Фурхат. Това е важно при получаването на събития от умението, тъй като WebSocket протоколът е проектиран да осигурява ниско времезакъснение и

двупосочен обмен. Библиотеката `furhat-gui` използва HTTP GET заявка за инициализация и извличане на данни, необходими за първоначална настройка и конфигурация. Чрез библиотеката `furhat-gui` се осъществява достъп до обекта „`furhat`“ за робота, чрез който се изпращат събития към Фурхат умението, както и възможност за абониране за събития от него. Диалоговият поток във `FurhatOS` е базиран на диаграма на състояния с разширени функционалности като наследяване, глобални променливи и динамични състояния, което позволява реализиране на сложни взаимодействия. Системата винаги се намира в конкретно състояние и извършва преходи между отделните състояния. В разработеното маркетингово приложение в Глва 4, състоянието определя етапите на вземане на решение, като всяко състояние управлява както поведението на Фурхат, така и визуалните стимули, подавани чрез `Hosted GUI`. Състоянието дефинира тригери, които съдържат действия за изпълнение, включително преходи между състоянията, синхронизирани с ЕЕГ записите на участника. В изграденото интерактивно взаимодействие са използвани тригерите „`onEntry`“ и „`onEvent`“ за улавяне на събития, изпратени от `Hosted GUI`, и маркиране на времеви сегменти за ЕЕГ анализа. За преодоляване на установения конфликт, при който `Kotlin` умението изпраща синхронни (блокиращи) HTTP заявки към `Node-RED`, които задържат останалите процеси и се блокират или забавят по време на обработка на събития от хостваното `React GUI`, са използвани асинхронни HTTP заявки от `Kotlin` умението чрез ``CoroutineScope(Dispatchers.IO).launch { }``, позволяващ стартиране на паралелни подпрограми. За експеримента в Глава 4, това позволи едновременно управление на диалоговото поведение на Фурхат, визуалните стимули и обработката на входящите ЕЕГ сигнали.

3.5. Методи и алгоритми за интегриране на робот Фурхат в IoT

3.5.1. Разработване на комуникационна архитектура в Node-RED за робот Фурхат

След като Фурхат е трансформиран в IoT устройство, той може да бъде интегриран в IoT платформата `Node-RED` чрез проектирания комуникационен поток от възли в `Node-RED` (фиг. 23), който регистрира и обработва заявките, изпратени от `Kotlin` умението.

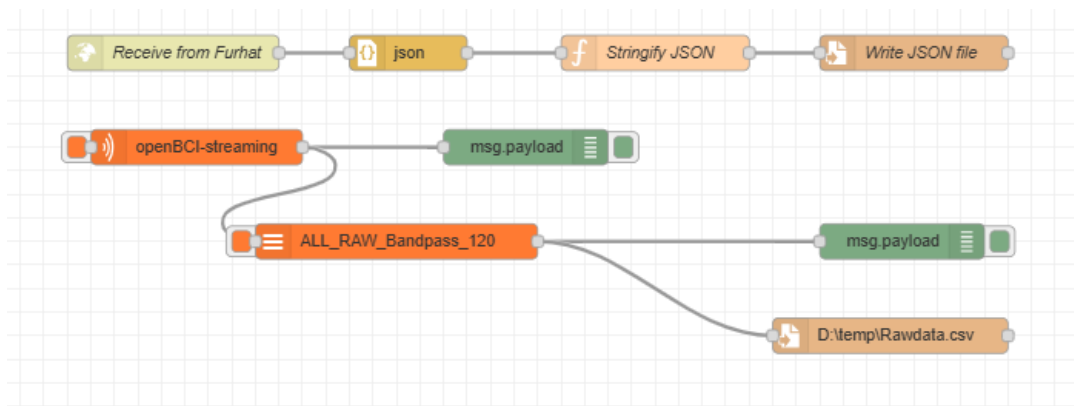


Фиг.23 Комуникационен поток за получаване на ЕЕГ данни и интерфейс с робот Фурхат в Node-RED

Основен елемент в този комуникационен поток е възелът „http-in“ в Node-RED, чрез възела „http-in“, функциониращ като HTTP сървър, който чака входящи HTTP заявки на зададен URL с GET/POST методи, а съдържанието на заявката е достъпно чрез `msg.payload`. За връзка с Фурхат е необходим метод „POST“ и URL „/endpoint“. Когато заявка бъде получена на тази крайна точка, тя активира потока, което позволява обработването на заявката и генерирането на отговор чрез други възли в потока. Отговорът може да бъде под формата на HTML страница, JSON, текстов низ и други формати. В изградения поток отговорът на възела е във вид на JSON текстов низ, а за последващата му употреба заявката се преобразува чрез JSON възел в JSON обект. Тъй като възел „http-in“ не изпраща отговор на заявката, за завършване на обработката потокът трябва да използва възел „http-response“, който генерира и изпраща отговора.

3.5.2. Алгоритми за комуникация на OpenBCI с Фурхат чрез Node-RED

Интеграцията на трансформирания Фурхат в IoT устройство с OpenBCI устройство за ММИ в Node-RED е показана на фиг. 24. Този комуникационен поток регистрира, обработва и предава ЕЕГ данни в реално време.



Фиг.24 Поток за регистриране и предаване на ЕЕГ данни от OpenBCI устройство в Node-RED

За постигане на синхронизация на събитията регистрирани от Фурхат със съответните ЕЕГ данни, т.е. да бъде еднозначно разпознаваем момента от началото на Фурхат стимула до неговия край в масива от ЕЕГ данни, е разработен асинхронен процес, чрез който се записват събитията от Фурхат заедно с времеви маркер на събитието в локален json файл, а Node-RED взел чете информацията от този файл и я структурира по време в хронологичен ред към регистрираните ЕЕГ данни. Този нов подход позволява асинхронен обмен на информация между роботизираната платформа и OpenBCI устройството, като същевременно осигурява запазване на всички събития за последваща обработка. Процесът по регистрация на данните от двете крайни устройства (Фурхат и OpenBCI) и тяхната синхронизация започва с първия възел „http-in“ („Receive from Furhat“ от фиг.24) от потока. Той получава генерирани от Фурхат събития, чрез HTTP протокол и ги предава на Node-RED възли за подходящо форматиране на json обекта като string след което биват записани от следващия възел в локален JSON файл. След стартиране на ЕЕГ платката посредством „openBCI-streaming“ възел, се активира openBCI-data възел („ALL_RAW_Bandpass_120“) (фиг.24), който осигурява достъп до ЕЕГ данните. Python скрипт, който е дъщерен процес на възела openBCI-data и е отговорен за записа на ЕЕГ сигналите, периодично чете съдържанието на JSON файла, извлича всяко отделно събитие към което добавя времеви маркер в локално българско време. Освен времето на настъпване, всяко събитие се съхранява с допълнителна информация, като маркери за „write“ и „answer“, което служи за последващ анализ на избора на участници в зависимост от стимула. След като събитията са прочетени, те се асоциират с времевите маркери на ЕЕГ сигналите като по този начин всеки запис от ЕЕГ устройството се асоциира с конкретното събитие, което осъществява

корелацията между спонтанните реакции на участника и динамиката на мозъчната му активност. Суровите EEG данни се регистрират и предварително се обработват чрез библиотеката BrainFlow, която осигурява интерфейс за работа с хардуера, включително за конфигуриране на каналите, честотата на дискретизация и синхронизацията на времевите маркери. Допълнителен възел в Node-RED записва данните във файл за последващ офлайн корелационен анализ на EEG активността.

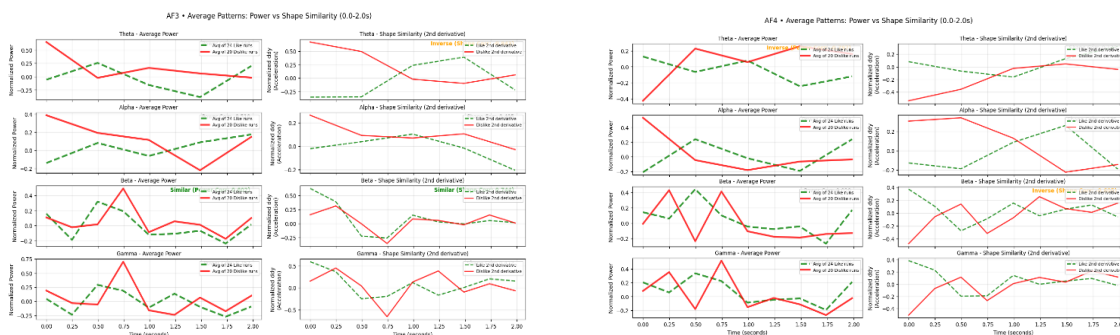
3.6 Нови методи и алгоритми за предварителна обработка на сурови EEG сигнали, извличане на характеристики и класифициране в условия на динамична нелинейност

EEG сигналите се характеризират с висока нелинейност и времева нестационарност, което поставя значителни предизвикателства пред методите за извличане на характеристики и класифициране. Класическите методи за машинно-обучение (SVM и kNN) и традиционни статистически методи (ANOVA) не са точни при анализа на невронни данни, тъй като разчитат на статични характеристики и предполагат предимно линейни зависимости, т.е. не могат да уловят бързата динамика и сложните взаимодействия между мозъчните неврони от различни мозъчни дялове. Методите като Фурие трансформация и уейвлет анализи в плъзгащи прозорци предоставят детайлен спектрален и фазов анализ, но са тежки откъм изчислителни ресурси, което ги прави неприложими за EEG анализ в реално време. Затова в тази глава е представена оригинална по-лека изчислителна алтернатива на Фурие и уейвлет анализа, подходяща за роботизирани системи в реално време, където компромисът между изчислителна ефективност и времева резолюция е предизвикателство.

3.6.1. Нов невромаркер основан на пространствено-времеви анализ на сходство на производни на мощността на EEG сигналите

Предложеният нов невромаркер е основан на корелация на Пиърсън между вторите времеви производни на EEG мощността в плъзгащи прозорци за различните канали в ранния интервал на реакция (0.5–2 сек). Големината на плъзгащите прозорци е избрана въз основа на компромис между времевата и честотната резолюция. За честотите тета (4–8 Hz) и алфа (8–12 Hz) са използвани 0.5 секундни прозорци, съдържащи 62 отчета (семпъл). За честоти бета (16–26 Hz) и гама (25–40 Hz) са използвани по-къси прозорци от 0.25 секунди, съдържащи 31 отчета (семпъл). Спектралната мощност се изчислява отделно за всяка

честотна лента и канал, като се използват сегментирани подмножества, специфични за стимула, съответстващи на условията „Харесвам“, „Не харесвам“ и „Купувам“. Спектралната плътност на мощността е оценена с помощта на метода на Уелч. За да се улови динамиката на сигналите във времето, се изчисляват производни на мощността от първи и втори ред на лентата в припокриващи се прозорци. Производната от първи ред определя динамиката на промяната на спектралната мощност във времето след представяне на стимула, докато производната от втори ред отразява ускорението на промените в мощността, улавяйки внезапната динамика и нестационарните невронни реакции към стимулите. Докато стойностите на средната мощност и производните от първи ред е възможно да показват сходни модели между стимулите, производните от втори ред разкриват очевидни разлики в динамичните модели между стимулите.



Фиг.25 Средната мощност спрямо производните от втори ред, показващ очевидни разлики в динамичните модели между стимулите

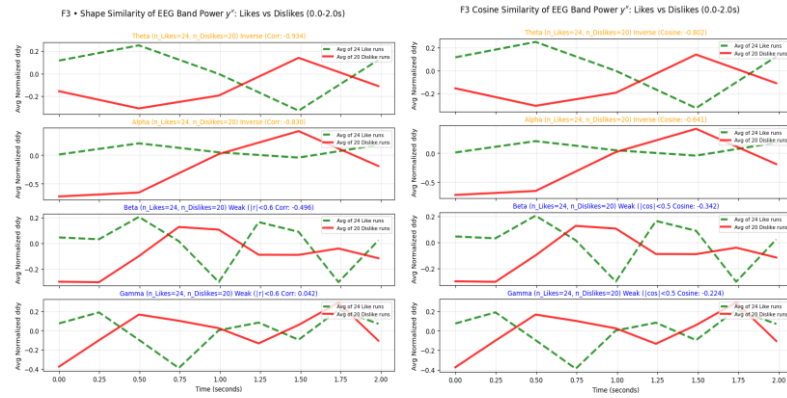
3.6.2 Метод за анализ на динамично сходство на пространствено-времените резултати

Методът оценява различията между стимулите чрез сравнение на формата на модели на темпоралните отговори, отразяващи пространствено-временевата динамика на спектралната мощност (P) на ЕЕГ сигналите.

За да уловим добре невронната динамика, анализите се основават на времеви производни на спектралната мощност за лента и канал ($y'' = d^2P/dt^2$), като по този начин се подчертават бързите амплитудни промени и преходните времеви вариации, така че да се разкрият невронните структури, невидими в суровите ЕЕГ данни. Анализът на

характеристиките се фокусира върху първите 0,5-2 сек. след началото на стимула, съответстващи на ранното вземане на решения.

DTW разкрива, че времевите форми на условията „Харесвам“ и „Не харесвам“ са много сходни в повечето области на скалпа, със стойности на сходство, близки до 1 във времевия прозорец от 0,5–2 сек. Добра дискриминация е получена с помощта на сходство на формата, базирано на корелация на Пиърсън, и с косинусово сходство, изчислено върху производните от втори ред на спектралната мощност, като резултатите показват до голяма степен еднакви модели в двете измервания (Фиг 26). Поради това е използвана корелация на Пиърсън поради по-ниската ѝ изчислителна сложност.



Фиг.26 Сходство по форма и косинусово сходство, базирани на корелация на Пиърсън за канал F3

3.6.3 Методи за дескриптивен и инферентен статистически анализ на данни

Формула (1) описва предложения невромаркер. Корелацията на Пиърсън r_k в рамките на прозорец k на вторите производни на ЕЕГ мощността в честотните ленти и канали, изчислена в плъзгащи се прозорци през интервала на спонтанната реакция, количествено определяща разликите в пространствено-временевата динамика на мощността между стимулите чрез сходството на тяхното времево изкривяване. Ако $y_1''(t)$ и $y_2''(t)$ означават вторите производни на спектралната мощност за всяка лента за два стимула, w означава дължината на прозореца (в секунди), а k означава началния индекс на плъзгащия се прозорец.

$$r_k = \frac{\sum_{t=k}^{k+w} (y_1''(t) - \overline{y_1''}_k)(y_2''(t) - \overline{y_2''}_k)}{\sqrt{\sum_{t=k}^{k+w} (y_1''(t) - \overline{y_1''}_k)^2} \sqrt{\sum_{t=k}^{k+w} (y_2''(t) - \overline{y_2''}_k)^2}}, \quad (1)$$

където

$$\overline{y''_1}_k = \frac{1}{w} \sum_{t=k}^{k+w} y''_1(t), \overline{y''_2}_k = \frac{1}{w} \sum_{t=k}^{k+w} y''_2(t) \quad (2)$$

са средните стойности от втори ред за прозорец k .

Коефициентът d на Коен (3) се изчислява от средната разлика между условията, като се използват обединени оценки на дисперсията в различните опити. Доверителните интервали са получени от стандартната грешка на размера на ефекта, за да се оцени статистическата надеждност. Според формула (5) доверителния интервал е 95% в различните диапазони и канали.

$$d = \frac{\mu_1 - \mu_2}{s_p}, \quad (3)$$

където

μ_1 – средна стойност на характеристиките, извлечени от стимул 1 (например средната стойност на $y''_1(t)$ в прозорец k),

μ_2 – средна стойност на същата характеристика, но за стимул 2,

s_1^2, s_2^2 – съответните отклонения на отчетите,

n_1, n_2 – брой опити за всяко условие,

s_p – обединено стандартно отклонение.

$$s_p = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}$$

Формула (4) дефинира стандартната грешка в коефициентът d на Коен.

$$SE_d = \sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 n_2} + \frac{d^2}{2(n_1 + n_2)}} \quad (4)$$

Формула (5) определя 95% доверителен интервал.

$$CI_{95\%} = d \pm 1.96 \cdot SE_d \quad (5)$$

Сравнението на вторите производни на мощността на лентата между два стимула (S1 и S2) улавя разликите в ускорението на мощността във времето. . Стимулите се считат за различни, когато пространствено-времените криви са с обратна форма, т.е. тяхната времева динамика е слабо или отрицателно корелирана - ниският коефициент на Пърсън показва некорелирана динамика, докато отрицателният коефициент d отразява обратна времева структура, подчертавайки по-силно разграничаване в невронните процеси. Праг от

$r \geq -0.6$ е избран въз основа на конвенционалните насоки за корелация, където стойности ≥ 0.6 обикновено се интерпретират като големи размери на ефекта. Като се има предвид типичното непостоянство на ЕЕГ сигналите, е избран праг на косинусно сходство > 0.5 (съответстващ на ъгъл $< 60^\circ$), което показва значително насочено подравняване между сигналите и обикновено се интерпретира като отразяващо значимо сходство в моделите.

Изводи по глава 3

В тази глава е представен нов подход за интегриране на ЕЕГ-базирани ММИ със социален робот за комуникация в IoT среда. Node-RED е избраният инструмент за IoT, чрез който Emotiv EPOC+ устройство и хуманоидният робот Pepper комуникират. Съществува библиотека от входни възли в Node-RED за устройство EPOC+, чрез които то свързва услуги и устройства в IoT, но такива възли не са налични за Прпър. Затова са проектирани и тествани три нови подхода за трансформиране на робота в IoT устройство. Устройствата споделят и събират данни на базата на publish-subscribe модел, реализиран в Node-RED, като са проектирани оригинални потоци за контрол на робота чрез ММИ в IoT среда. По подобен начин е проектиран и разработен подхода за интегриране в Node-RED на OpenBCI и робот Фурхат, но предимството тук е, че е използван универсален протокол за комуникация HTTP вместо специализирания MQTT протокол. Разработен е също нов метод, комбинация от дескриптивен и инферентен статистически анализ на данни, който експериментално демонстрира значимо разграничаване на обратните пространствено-времеви криви с обратна форма в мощността на ЕЕГ сигналите. Корелацията на Пиърсън r_k е използвана за оценка на линейната зависимост в рамките на прозорец k между вторите производни на мощността на ЕЕГ сигналите в различните честотни ленти и канали. Анализът е извършен чрез прилагане на плъзгащи се времеви прозорци в рамките на изследвания интервал, което позволява проследяване на динамичните изменения в зависимостите между анализирания параметри. Коефициентът на Коеен d е изчислен въз основа на средната разлика между експерименталните условия, като са използвани обединени оценки на дисперсията между отделните опити. За оценка на статистическата надеждност на получения размер на ефекта са определени доверителни интервали, изчислени чрез стандартната грешка на размера на ефекта. Това позволява по-прецизна интерпретация на значимостта и устойчивостта на наблюдаваните различия между условията на експеримента

ГЛАВА 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛНО ТЕСТВАНЕ И ВЕРИФИЦИРАНЕ НА МЕТОДОЛОГИЯ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ИЗБОРА НА ПОТРЕБИТЕЛИТЕ ВЪЗ ОСНОВА НА ИНТЕГРИРАНЕ НА ЕЕГ-БАЗИРАН МОЗЪЧНО МАШИНЕН ИНТЕРФЕЙС И СОЦИАЛЕН РОБОТ ФУРХАТ ЗА ИНТЕЛИГЕНТЕН НЕВРОМАРКЕТИНГ

Настоящата глава изследва разработването и експерименталното тестване на предложената в глава 3 Методология, базирана на интеграция на ЕЕГ мозъчно-компютърен интерфейс и социален робот Furhat. Основната цел е да се демонстрира как интелигентният невромаркетинг може да използва данни в реално време, за да предвижда и удовлетворява предпочитанията на потребителите. Експерименталните изследвания обхващат техническите аспекти на конфигурирането на ЕЕГ устройството и обработка на ЕЕГ данните, както и синхронизацията между информацията, получена от ЕЕГ каналите и оценката на продуктите от рекламни кампании. На базата на предложената методология в Глава 3 е разработен софтуер за невро-анализ на покупателните реакции на потребителите при рекламиране на продукти и е експериментално тестван. На основата на данните, получени от ЕЕГ-базирания OpenBCI ММИ, интегриран с робота Фурхат, са обобщени резултатите на 9 потребители и са открити най-значимите електродите и честотни ленти за установяване на човешките предпочитания и емоционална оценка („харесвам“/„не харесвам“/„купувам“).

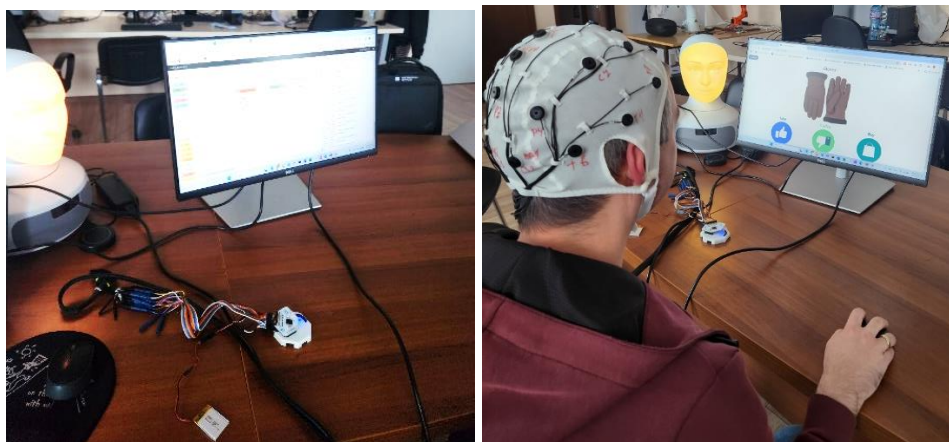
4.1 Експериментална процедура за научното изследване

За да се изпълни задачата за верифициране на експерименталния софтуер е разработена нова изследователска процедура за етични експериментални изследвания, одобрена от Етична комисия за научни изследвания към ИР-БАН и е приложена при провеждане на експериментални изследвания за верификация на методология за прогнозиране на избора на потребителите въз основа на интегриране на ЕЕГ-базиран ММИ и социален робот Фурхат за интелигентен маркетинг. В процедурата се дефинира основната цел на изследването, разположението на електродите върху скалпа - в префронталната, фронтотентралната и париеталната (теменната) област и основните невронни честоти - тета (4–8 Hz), алфа (8-13 Hz), бета (13-30 Hz) и гама (30-45 Hz). За да се оцени дали мощността на ЕЕГ данните съответства на резултатите от съществуващите изследвания в областта на невромаркетинга, е необходимо да се изчисли средната мощност на сигналите от

електродите AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, Cz, Pz, P3 и P4 за двете отделни състояния - „Харесвам“ и „Не харесвам“. В предложената в Глава 3 рамка за интегриране на устройството OpenBCI със социалния робот Фурхат за провеждане на невромаркетингови анализи, активността на мозъчните вълни се записват от момента на визуализация на маркетинговия продукт до момента на избора на отговор от участника. За стимулиране на мозъчна активност по време на представяне на маркетингов продукт е разработено уеб приложение на външен за робота Фурхат екран, като възможните отговори са „харесвам“, „не харесвам“ и „купувам“. Получената ЕЕГ активност в конкретни мозъчни дялове е анализирана на база предварително проучени научната литература невроекспертизи и сравнена с невронната активност на участника. В експерименталното изследване са взели участие хора от двата пола на възраст между 21 и 59 години. Критериите за подбор на участници включват заинтересованост към експеримента и липса на дискомфорт вследствие на поставяне на OpenBCI шапката с мокри електроди. Критерий за изключване на участниците е отказ по собствено желание след запознаване с експерименталната процедура. Всеки участник е предварително информиран от научния ръководител за целите на изследването, неговата методология, продължителност, ограничения и предвидими рискове. Резюме на тази информация е предоставена във формуляра за съгласие, който участниците подписват предварително. В експерименталната процедура са заложили процеси за анонимизация, архивиране и опазване на данните придобити по време на експеримента.

4.1.1 Сценарий на експеримента и използваните материали и методи

За целта на тази дисертация е изградена опитна постановка(фиг.27) за провеждане на експериментално изследване, която използва неинвазивно, портативно, ЕЕГ-базирано ММИ устройство OpenBCI, което е с отворен код и е предназначено за работа с всички платки на OpenBCI. Използваните платки са Cyton OpenBCI, която представлява 8-канален интерфейс, съвместим с Arduino, и е оборудвана с 32-битов процесор, и Daisy OpenBCI, която се свързва към Cyton OpenBCI, като заедно те позволяват регистриране на ЕЕГ сигнали от 16 канала. В конфигурация Cyton/Daisy данните се събират с честота 125 Hz на всеки от 16-те канала.



Фиг.27 Опитна постановка за провеждане на експерименталното изследване

За целите на експеримента са разработени комуникационни потоци в платформата Node-RED, подробно представени в Глава 3, използващи предврително разработената библиотека от входни възли openBCI toolkit (<https://flows.nodered.org/collection/W7dKrufq2WWR>). При стартиране на експеримента необработените ЕЕГ данни, регистрирани от CytonDaisy, се регистрират непрекъснато и се изпращат безжично към лаптоп с работещ Node-RED сървър по Bluetooth. Първоначално се стартира уеб сесия към сървъра на BrainFlow, която осигурява стрийминг предаване на ЕЕГ данните, след което те се съхраняват в глобалните променливи на Node-RED. При стартиране на експеримента се записват в статичен .csv файл референтни стойности за тези електроди и честотни ленти, след което стартира всеки маркетингов стимул. От стартирането на маркетинговия стимул чрез визуализация на екрана на Фурхат до посочване на отговор от участника, стойностите за суровите ЕЕГ сигнали се записват по електроди в отделен .csv файл, след което се филтрират, нормализират и трансформират в честотната област. След извличане на характеристиките на ЕЕГ данните, те се събират и обработват в един масив, с цел анализ на усреднената невронната активност между участниците.

4.1.2 Участници

Проведени са експериментални изследвания с 9 участници, със средна възраст 33 години. Всеки участник е предварително информиран от научния ръководител за целите на изследването, неговата методология, продължителност, ограничения, предвидими рискове и е подписал формуляр за съгласие. Всеки участник е разположен пред робота Фурхат с устройство с графичен интерфейс (React GUI), показващо маркетингова анкета на пет

маркетингови продукти или стимули (фиг. 30) с „продуктово позициониране“ или „промоция“, общо 15 на брой. От участника се изисква да избере чрез графичния интерфейс спонтанно отговор „Харесвам“, „Не харесвам“ или „Купувам“ за всеки един от продуктите



Фиг. 30 Маркетингови продукти (стимули)

За електродите на ЕЕГ устройството е необходим контактен гел, който не е алерген и е положен в началото на експеримента в електродите на шапката с всеки участник. Всеки участник е инструктиран, че не е желателно да преглъща силно или да мести главата си рязко. Необходимо е време за поставяне на устройството, за установяване на контакт със скалпа и за определяне на референтните стойности на честотния диапазон. От общото времетраене на експеримента (около 15 минути) същинския експеримент е около 5 минути.

4.2 Разработване на персонализирана Python-базирана среда за анализ на ЕЕГ данни

За да се изследват спонтанните емоционални реакции на потребителите при рекламиране на продукти и техния избор, е необходима обработка на регистрираните сурови ЕЕГ сигнали и тяхното дискриминиране относно предпочитанията на участниците. За тази цел е разработена персонализирана Python-базирана среда за предварителна обработка, корелационен и статистически анализ на характеристиките на ЕЕГ сигналите. В Приложение 3 са предоставени скриптовете с цел да се осигури прозрачност и последваща възпроизводимост при обработката, анализа и статистическата интерпретация на резултатите. Разработената среда интегрира няколко отворени Python библиотеки за провеждане на количествени анализи върху ЕЕГ данните: pandas / numpy; scipy.signal

(butter, filtfilt, savgol_filter, welch, find_peaks); scipy.stats (f_oneway, ttest_ind, pearsonr); dtaidistance.dtw; sklearn.metrics.pairwise.cosine_similarity.

4.3 Обработка на данните и анализ

Суровите EEG сигнали са предварително обработени в Node-RED чрез bandpass филтър (0.5–40 Hz) за премахване на нискочестотни отклонения, мускулни артефакти и високочестотен електрически шум, както и notch филтър, който е използван за намаляване на смущенията от електрическата мрежа. След филтрирането EEG сигналите са нормализирани чрез z-score нормализация, така че да се осигури съпоставимост между каналите за рзличните участници. Параметрите на нормализацията са средна стойност (μ) и стандартно отклонение (σ), като те са изчислени по време на сесията от първите три интервала (всеки по 5 секунди) между два блока „Until answer“ (по време на Check Mark от времевата линия на Фиг. 31). След това данните са сегментирани в блокове, синхронизирани със стимула, чрез извличане на EEG данни между началото и края на стимула, като са зададени поведенчески етикети „Like“, „Dislike“ и „Buy“. Всяка EEG данна x , нормализирана чрез z-score по формулата $y=(x-\mu)/\sigma$, има стойност близка до 0, когато мозъчната активност е близо до средната стойност от калибрацията; стойност около ± 1 съответства приблизително на едно стандартно отклонение от средната стойност; а стойност около ± 2 представлява приблизително две стандартни отклонения от средната стойност. Всички блокове, синхронизирани със стимула, са обединени в единен набор от данни, за да се позволи усредняване и анализ между всички участници.



Фиг.31 Времеви ред на стимулите в експерименталното изследване

Както бе описано в Глава 3, стимулите се считат за различни, когато тяхната динамика за различните честоти и електроди в плъзгащи се прозорци е слабо или отрицателно корелирана: висок коефициент на Пиърсън $r \geq -0,6$ дефинира некорелирана динамика, а отрицателен коефициент - указва значителна разлика в геометрията на времевите профили на невромаркера в плъзгащи се прозорци. Праг от $r \geq -0,6$ е избран въз основа на научни доказателства. За косинусово сходство е избран праг $\geq -0,5$ (съответстващ на ъгъл $< 60^\circ$) (Таблица 1). Заради по-ниската изчислителна сложност, са анализирани само резултатите от корелацията на Пиърсън за решения „Харесвам“ срещу „Не харесвам“.

Таблица 1. Сравнение на корелацията на Пиърсън и косинусовото сходство на втората производна на спектралната мощност на честотите в различните електроди в интервала (0,5–2,0 с), за като се наблюдава отрицателно корелирана динамика към различните стимули

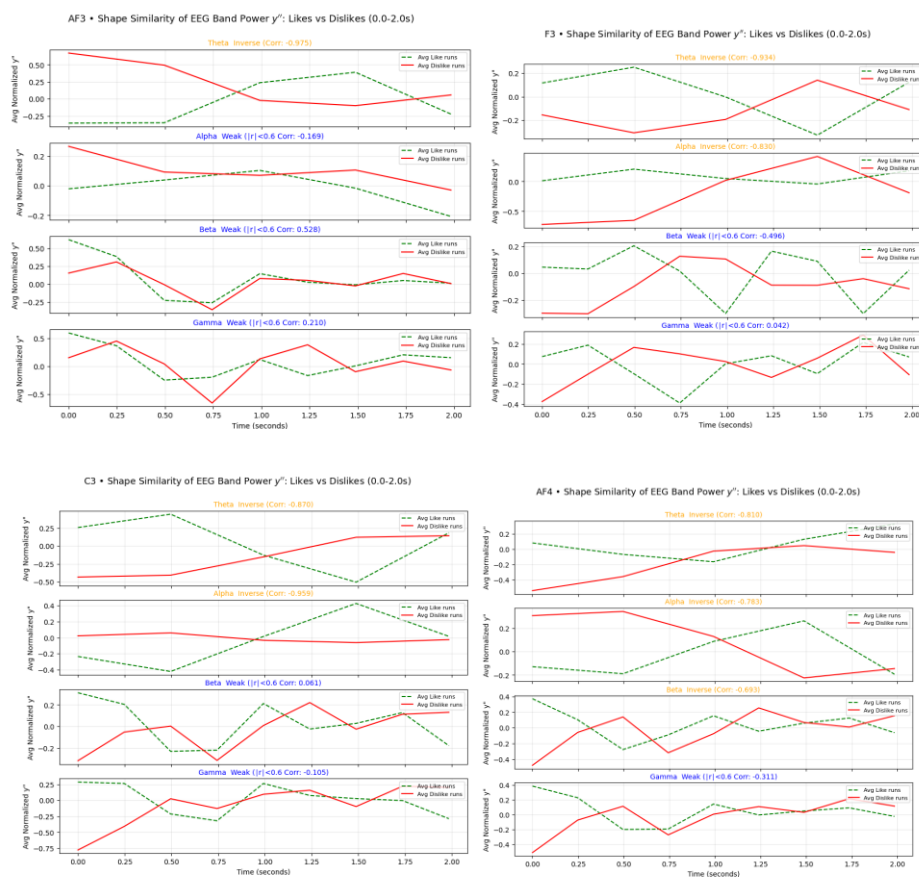
Честоти	Електроди с отрицателно корелирана динамика		Електроди с слабо корелирана динамика (първите 3)	
	Pearson $r \leq -0.6$	Cosine ≤ -0.5	Pearson r	Cosine
Тета (4-8 Hz)	AF3:-0.975 F3:-0.934 C3:-0.870 AF4:-0.810 Pz:-0.743 P4:-0.697	F3:-0.802 AF3:-0.78 F8:-0.726 P4:-0.646 C3:-0.636 T7:-0.624 T8:-0.623	T8:-0.557 T7:-0.527 F7:-0.289	Pz:-0.27 AF4: -0.09 F4: 0.105
Алфа (8-13 Hz)	C3: -0.959 F8: -0.959 P3: -0.929 F3: -0.830 AF4:-0.783 C4: -0.697	C3:-0.912 F8:-0.784 Cz:-0.692 F3: -0.641 AF4:-0.56	P4: -0.183 AF3:-0.17 O1: 0.347	P3:-0.37 C4:-0.022 AF3: 0.131
Бета (13-30 Hz)	AF4:-0.693	O1: -0.737 AF4: -0.617	O1: -0.598 F3: -0.496 P4: -0.391	T7:-0.422 F3:-0.342 F7:-0.121
Гама (30-100 Hz)	O2: -0.693	O2: -0.572	O1: -0.489 Cz: -0.453 F4: -0.356	C3:-0.492 Cz: -0.480 F4: -0.407

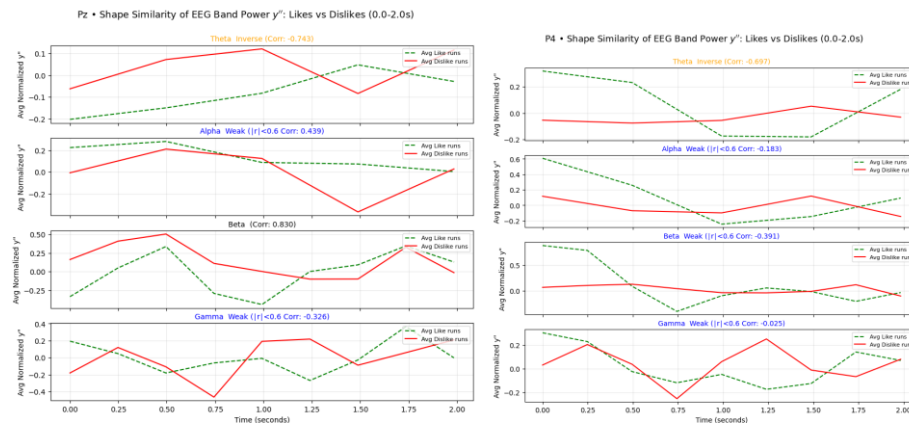
4.3.1 Сходство във формата на кривите на втората производна на спектралната мощност между отговори „Харесвам“ и „Не харесвам“

Направено е сравнение на средната пространствено-времева ЕЕГ динамика за избора „Харесвам“ и „Не харесвам“ за ускорението на мощността на ЕЕГ сигналите в тета, алфа, бета и гама честотните ленти, използвайки уравнение (1). Електродите, показващи силни обратни корелации ($r \geq -0.6$), са интерпретирани като важни невромаркери за спонтанни потребителски избори.

Тета честота (4–8 Hz)

В тета диапазона се наблюдават електроди, показващи силни обратни корелации ($r \geq -0.6$) за невромаркерите на двата избора „Харесвам“ и „Не харесвам“ в плъзгачи се прозорци от 0.25 мс предимно в префронталната, фронталната и париеталната области (Фигура 32) - AF3, F3, C3, AF4, Pz и P4.





Фиг.32 Най-голяма разлика във формата на кривите на втората производна на тета мощността между отговори „Харесвам“ и „Не харесвам“ се наблюдават при електроди AF3, F3, C3, AF4, Pz и P4

Голяма прилика във формата на кривите се наблюдава при централните и тилни електроди Cz, O1, O2, P3, което предполага, че и двата стимула предизвикват сходна невронна активност около централната част на мозъка.

Алфа честота (8–12 Hz)

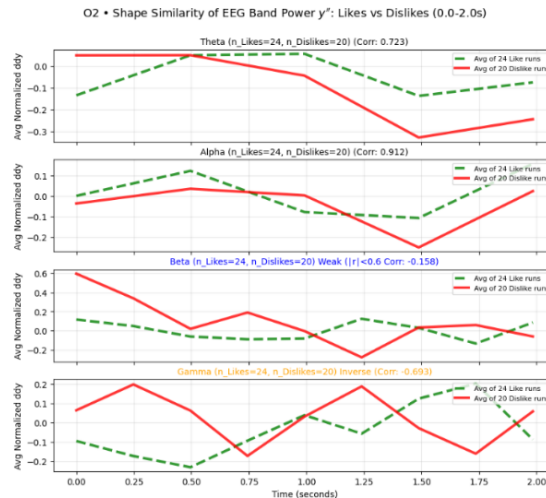
Електродите, показващи силни отрицателни корелации в геометричната форма на ускорението на спектралната мощност за двата избора в плъзгащи се прозорци са: C3, F8, P3, F3, AF4 and C4 (Фиг.32), като стойностите могат да се видят в Таблица 1. Голяма прилика във формата на кривите се наблюдава в темпоралните, тилните и централните области за електроди T7, O2, Cz и T8.

Бета честота (13-30 Hz)

Голяма прилика във формата на кривите за двата избора има при бета честотата, особено в централните и парietалните области: електроди Cz, Pz, C4, T8 и P3. Само електрод AF4 показва силна отрицателна корелация в геометричната форма на ускорението на спектралната мощност в плъзгащи се прозорци (Фигура 32).

Гама честота (30-40 Hz)

Голяма прилика във формата на кривите за двата избора има и при тета честотата, като само електрод O2 показва силна отрицателна корелация.



Фиг.33 Форма на кривите на втората производна на честотната мощност между отговори „Харесвам“ и „Не харесвам“ за електрод O2

4.3.2 Коефициентът d на Коен и 95% доверителен интервал между отговори „Харесвам“ и „Не харесвам“

Приложена е мярка за оценка на величината и посоката на ефекта на ниво разпределение чрез изчисляване на коефициента d на Коен по формула (3) и съответните 95% доверителни интервали по формула (5) за условията „Харесвам“ спрямо „Не харесвам“ за всички електроди и честотни ленти в рамките на първите 2 секунди след появата на стимула на екрана. За разлика от корелацията на Пийрсън, която количествено определя сходството или разликата в геометрията на времево-пространствените профили на невромаркера в плъзгащи се прозорци, но не измерва разликите между средните стойности на условията, вариабилността в рамките на дадено условие и дисперсията между отделните участници и опити. За да бъдат отчетени тези характеристики на ниво разпределение, е интегриран към динамичния анализ и коефициентът d на Коен със съответните 95% доверителни интервали за различните експериментални условия. В резултат на тази интеграция е полученото представяне на сходството между каналите и е представено в Таблица 2.

Таблица 2: Обобщено представяне на сходството между електродите, при което най-голяма значимост се определя от комбиниране на статистически значими корелации на Пиърсън и размери на ефекта, чиито 95% доверителни интервали не включват нулата.

Честота	Тип обработка	ЕЕГ електроди	Големина на ефект $ d \geq 0.60$ и 95% доверителен интервал, изключващ 0
Тета (Припокриване 83%)	Корелация на Пиърсън	C3	-
	Ефект	F8, T8, Cz, F7, T7	F8: 1.27 (0.62–1.92); T8: 1.11 (0.47–1.75); Cz: 0.84 (0.22–1.46); F7: 0.73 (0.12–1.34); T7: -0.66 (-1.27 to -0.06)
	Обединение	AF3, F3, AF4, Pz, P4	AF3: -0.81 (-1.43 to -0.19); F3: 0.81 (0.19–1.42); AF4: 1.10 (0.46–1.73); Pz: -1.17 (-1.82 to -0.53); P4: 0.63 (0.03–1.24)
Алфа (Припокриване $\approx$ 33%)	Корелация на Пиърсън	P3, C3, F8, AF4, C4, Cz, O2, O1	-
	Ефект	AF3, F7	AF3: -1.09 (-1.73 to -0.46); F7: 0.61 (0.00–1.22)
	Обединение	F3, Pz, T8, T7	F3: 0.89 (0.27–1.51); Pz: 0.77 (0.16–1.39); T8: 0.65 (0.04–1.26); T7: -0.61 (-1.22 to -0.01)
Бета (Припокриване 50%)	Корелация на Пиърсън	P3, AF4	-
	Ефект	T7	-0.64 (-1.25 to -0.03)
	Обединяване	Cz, Pz	Cz: -0.65 (-1.26 to -0.04); Pz: -0.61 (-1.22 to -0.01)

Най-силните ефекти на Коен се появяват в тета честотната лента, където няколко електрода показват големи и статистически надеждни разлики между условията. Електрод F8 доминира с отговор „Like“ ($d=1.27$, 95% доверителен интервал напълно над нулата), следван от електроди T8 ($d=1.11$) и AF4 ($d=1.10$), като и двата отразяват силна активност за отговор „Харесвам“ в дясно-темпоралната и фронталната област. За разлика от това, Pz показва силен доминантен модел „Не харесвам“ ($d=-1.17$, 95% доверителен интервал

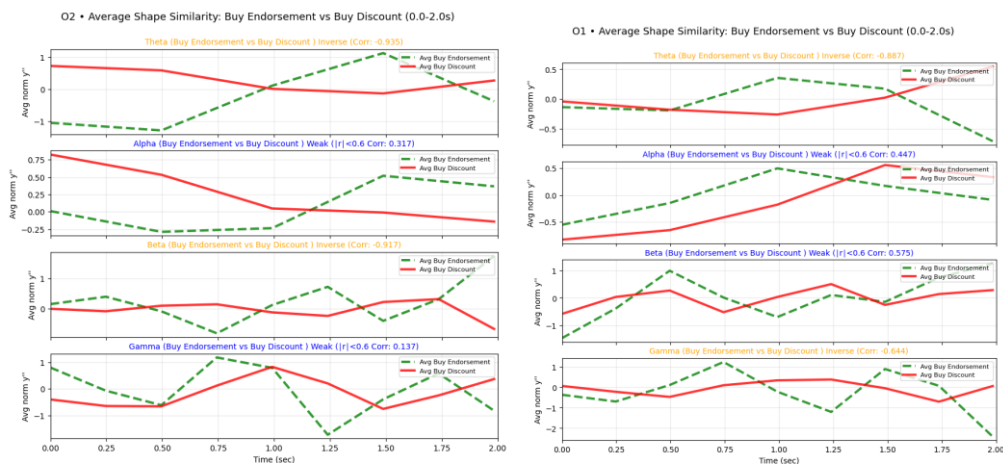
напълно под нулата), което показва надеждна парietална диференциация. В алфа лентата, AF3 демонстрира ясно изразен доминантен ефект „Не харесвам“ ($d=-1.09$, 95% доверителен интервал напълно отрицателен), подчертавайки потискането на лявата фронтална област по време на отговорите „Харесвам“.

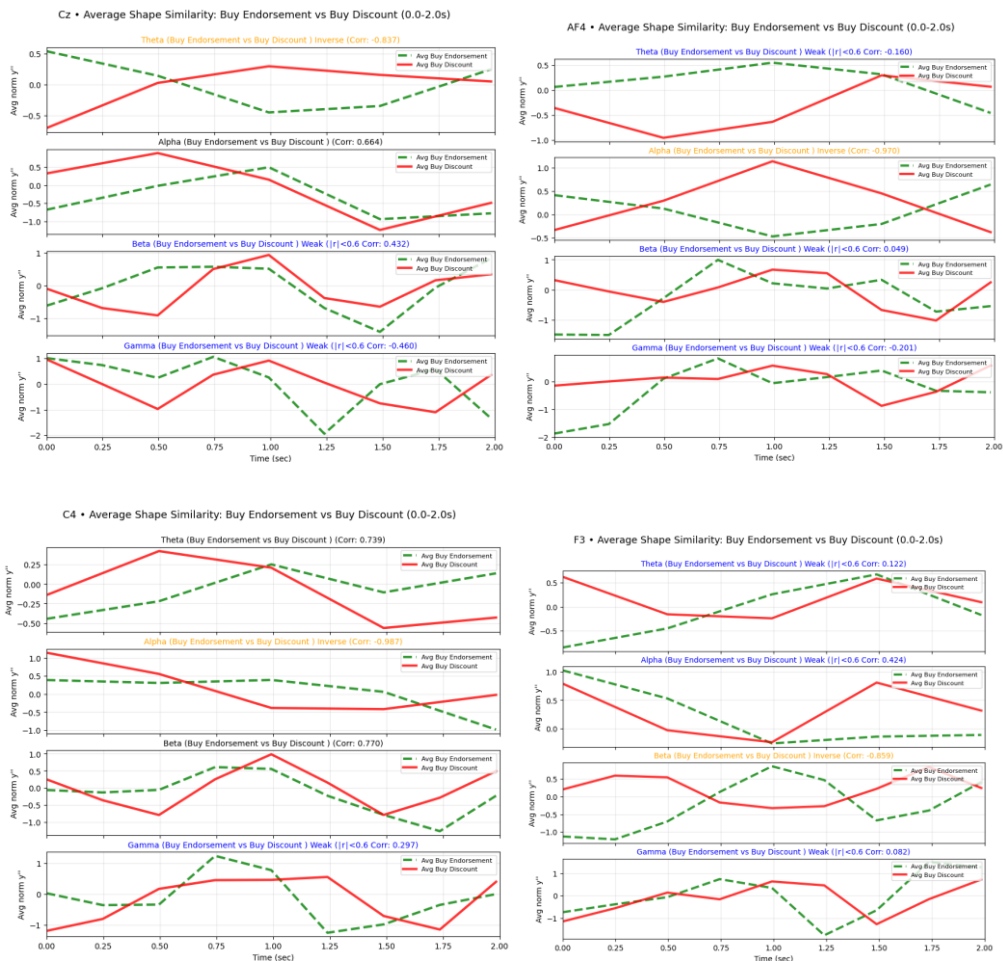
4.3.3 Сходство във формата на кривите на втората производна на спектралната мощност при отговори „Купувам“ между стимули „промоция“ и „продуктово позициониране“

Важно е да се отбележи, че сред всички участници само четири случая на покупка са регистрирани при условието „отстъпка“, а три – при условието „продуктово позициониране“. Следователно резултатите изискват потвърждение чрез допълнителни експерименти с по-голям набор от изходни ЕЕГ данни.

Тета честота (4-8 Hz)

Най-силно разграничаващите ефекти между стимулите „промоция“ и „продуктово позициониране“ се наблюдават извън фронталната част на мозъка. Много силни обратни модели са наблюдавани при O2 ($r=-0.935$), O1 ($r=-0.887$) and Cz ($r=-0.837$), което предполага противоположно структурирана динамика на тета-лентите в различните условия. Тези ефекти са в съответствие с диференциалната визуално-внимателна обработка в тилните области (O1/O2) и различни процеси, свързани с вземане на решения или подготовка за действие, отразени в средната линия (Cz). За разлика от това, фронталните електроди показват слаба или много сходна тета динамика в различните условия.





Фиг.35 Най-големите слабо или отрицателно корелирани динамики за „Купуване“ (продуктово позициониране срещу отстъпка) се наблюдават при електроди O2, O1 и Cz за тета, AF4 и C4 за алфа, O2, F3 и P3 за бета и Pz, F4 и O1 за гама честотите

Алфа честота (8-12 Hz)

Най-голяма отрицателно корелирана динамика за алфа честотата се наблюдава при C4 ($r = -0.987$) и AF4 ($r = -0.97$). Тези резултати показват силно доминиране на дясното полукълбо, отразяващо разликите във фронталния задържащ (инхибиторен) контрол и когнитивната оценка между условията на „продуктово позициониране“ и „след отстъпка“.

Бета честота (13-30 Hz)

Най-голяма отрицателно корелирана динамика за бета честотата се наблюдава при O2 ($r = -0.917$), F3 ($r = -0.859$) и P3 ($r = -0.732$). Получените резултати предполагат наличие на специфични за състоянието различия, свързани с увереността при визуалното вземане на решения и контрола на изпълнителните функции в лявата фронтална област.

Гама честота (30-40 Hz)

Най-голяма отрицателно корелирана динамика за тета честотата се наблюдава при при Pz ($r = -0.836$), F4 ($r = -0.784$) и O1 ($r = -0.644$). Тези резултати показват, че гама-активността в дясната фронтална кора проявява повишена чувствителност към социално обусловени, в сравнение с ценово обусловени, мотивационни процеси. Това съответства на установената роля на задния париетален дял в механизмите за насочване на вниманието и регулацията на поведението при вземане на решения.

4.3.4 Коефициентът d на Коен и доверителен интервал 95% между условията „промоция“ и „продуктово позициониране“

Заради малкия брой отговори „Купувам“, не е приложен анализ на ниво разпределение за размера и посоката на ефекта при сравняване на осреднени отговори за „Купуване“.

4.4 Дискусия на резултатите

Предложеният анализ е базиран на втората производна на спектралната мощност (P) в различни честотни ленти, което позволява да се улови динамиката на ЕЕГ сигналите и да се разкрият пространствено-времеви структури, невидими в оригиналните сигнали за скоростта на промяна на ЕЕГ мощността в плъзгащи се прозорци за всяка честотна лента и канал ($y'' = d^2P/dt^2$) за спонтанни реакции (0,5–2,0 с) към различните стимули. Значими са електродите и честотните ленти с обратно корелирани по сходство на формата на d^2P/dt^2 кривите между различни избори. Получените резултати показват, че свързаните с невромаркетинга ЕЕГ разлики са главно в пространствено-времевата динамика на мозъчната активност, а не в статичните характеристики на абсолютната или относителната мощност. Наблюдаваната обратна динамика показва, че импулсивните решения „харесвам“ и „не харесвам“ ангажират противоположно структурирани преходи на невронни състояния и следователно могат да служат като невромаркер за динамична, базирана на стимули дискриминация. Освен това, в невромаркетинга социалните работи биха могли да служат като интерактивни интерфейси към ВСІ системи, помагайки за преодоляване на основното предизвикателство на ЕЕГ, а именно как те биват интерпретирани, като се предоставят обяснения и обратна връзка в реално време по време на прогнозиране на потребителския избор.

4.4.1 Дискриминативна ЕЕГ пространствено-времева динамика, лежаща в основата на отговори „Харесвам“ и „Не харесвам“

Таблица 1 представя най-значимите електроди и честоти, при които кривите на втората производна на спектралната мощност (P) са отрицателно корелирани за изборите „Харесвам“ и „Не харесвам“. В тета честотата това се електродите AF3 (-0.975) и F3 (-0.934), в алфа лентата - C3 (-0.959), F8 (-0.959) и P3 (-0.929). Като цяло, тета и алфа лентите са най-силните дискриминатори, показващи най-голям брой значещи канали (6 от 16), което показва силно поляризирана пространствено-времева динамика между условията. Наблюдаваните тета модели в данните, особено в префронталните и фронталните електроди F3, AF3 и F8, които отбелязват модулация от негативни или отблъскващи стимули и ангажиране на когнитивния контрол от негативни резултати. Относно алфа активността, резултатите показват, че емоционалната валентност модулира алфа активността, като най-силни ефекти се наблюдават в централно-теменните области (C3: -0.959; P3: -0.929), следвани от фронталните области (F8: -0.959; F3: -0.830; AF4: -0.783). Относно бета активността, най-силните дискриминативни обратни модели се наблюдават в електрод O1, свързан с емоционална визуална обработка, и AF4 (дясна фронтална част), свързан с емоционален/когнитивен конфликт и тенденции за избягване.

Въз основа на анализа за сходство по форма, базирано на производни и статистическият анализ за размера на ефекта, са идентифицирани електроди AF3, F3, AF4, Pz и P4 като най-стабилните тета електроди, с обратна форма. И петте електрода демонстрират както структурна времева динамика, така и статистически надеждно средно разделяне, като доверителния интервал изключва нула. Размерите на ефектите са големи при AF3 ($d = -0,81$, 95% CI: -1,43 до -0,19), F3 ($d = 0,81$, 95% CI: 0,19-1,42), AF4 ($d = 1,10$, 95% CI: 0,46-1,73) и Pz ($d = -1,17$, 95% CI: -1,82 до -0,53), докато P4 показва умерен, но надежден ефект ($d = 0,63$, 95% CI: 0,03–1,24).

4.4.2 Дискриминативна ЕЕГ пространствено-времева динамика, лежаща в основата на решенията за покупка, основани на отстъпки и продуктово позициониране

Разграничението между решенията за покупка, базирани на отстъпка, и тези, базирани на продуктово позициониране, е особено очевидна в гама активността в дясната фронтална област и тилните области, свързани с динамиката, свързана с вниманието. Тези

модели предполагат, че двата контекста на решения ангажират различни мотивационни и оценъчни стратегии, а не просто се различават по интензивността на стимула. Отново се отбелязва ограничението при сравняване на осреднените отговори за условията „Купувам“, тъй като извадката съдържа общо само седем случая на покупка, което затруднява статистическото обобщение. Забелязана е силна дискриминация между условията на продуктово позициониране и тези, базирани на отстъпка, отразена в модели с обратна форма, наблюдавани за тета при електроди O2, O1, Cz и алфа с коефициент $r \sim -0.98$ при C4 и AF4. Сравнението между решенията за покупка, базирани на продуктово позициониране и тези, базирани на отстъпка, разкри значителни разлики в невронната динамика, особено в тилната област - електроди O1/O2 (Фигура 30). В тета честотата, изборите за продуктово позициониране и отстъпка следват обратно корелирани криви, което предполага различно ангажиране на когнитивния контрол и оценъчните процеси. Тета активността обикновено се свързва с вземане на решения и наблюдение на конфликти, следователно, отрицателно корелирани динамики при изборите, базирани на продуктово позициониране, показват вътрешно активиране на оценъчни механизми (напр. доверие, социално валидиране), докато изборите, базирани на отстъпка, ангажират външно активиране, базирано на стимули обработка. По подобен начин, активността на алфа честотата в електроди C4 и AF4 показва силна обратна връзка между условията. В бета честотата се наблюдава ясна дискриминация между условията, със силни обратни корелации при електроди O2 ($r = -0.917$), F3 ($r = -0.859$) и P3 ($r = -0.732$). Бета активността в тилната и париеталната област е свързана с визуалната обработка на показаните stimuli и увереност при взимане на решения, докато бета активността в лявата фронтална област обикновено се свързва с когнитивен контрол. В гама честотата се открива отрицателно корелирана динамика при Pz ($r = -0.836$), F4 ($r = -0.784$) и O1 ($r = -0.644$). Сравнени с научната литература, тези резултати показват, че динамиката на гама диапазона е чувствителна към разликите между социалните и ценово обусловените мотивационни процеси, което е в съответствие с установената роля на фронто-париеталните невронни вериги в насочването на вниманието и поведението при вземане на решения. В контекста на невромаркетинга е известно, че решенията, основани на продуктово позициониране, улавят социално влияние и системи за афективна обработка, откритие, което постоянно се съобщава в ЕЕГ проучвания на невромаркетинга. Систематичните прегледи на ЕЕГ невромаркетинговите изследвания показват, че

емоционално и социално наситените съобщения надеждно модулират фронталните ЕЕГ маркери и предсказват предпочитанията и намерението за покупка. ЕЕГ експерименти, сравняващи човешки и виртуални тестове, демонстрират, че контекстите на одобрение променят както поведенческите намерения за покупка, така и невронната активност, предоставяйки емпирични доказателства, че сигналите за одобрение активират процесите на оценяване на невронно ниво.

Изводи по глава 4

Успешно е приложен социален робот за маркетингови цели, който вербално и визуално представя продукти с три възможни избора („Харесвам“, „Не харесвам“, „Купувам“). Проведеното изследване показва, че използването на социален робот води до по-дълго задържане на вниманието и повишена ангажираност на участниците, което създава условия за по-надеждно регистриране и анализ на ЕЕГ сигналите при ММИ-базиран маркетинг.

Приложен е новия невромаркер, разработен в Глава 3, базиран на пространствено-времеви анализ на сходство на втората производна в плъзгащи се прозорци, с цел сравняване на мозъчната активност при даден избор. В интервала 0.5-2 сек. след стимула се наблюдава силна невронна диференциация, изразена чрез обратни корелации на Пиърсън ($r < -0,60$), най-силни в тета лентата при електроди AF3, F3, C3, AF4, Pz и P4, с допълнителни ефекти в алфа, бета и гама диапазоните.

Статистическата оценка, базирана на размера на ефекта, чрез изчисляване на коефициента d на Коен с 95% доверителни интервали за стимулите „харесвам“ спрямо „не харесвам“ идентифицира като надежден предложения невромаркер, след прилагане на критерий $|d| \geq 0.60$ с доверителни интервали, изключващи нулата. След направеното обобщение на динамичните и статистическите резултати се установява, че ефектите са най-силно изразени предимно в предните и централните тета-лентови електроди AF3, F3, AF4, Pz и P4, с допълнителни ефекти в алфа лентата при електроди F3, Pz, T7 и T8, както и в бета лентата при електроди Cz и Pz.

Резултатите са сравнени с докладваните в научната литература невромаркетингови изследвания и показват, че предложеният нов невромаркер е изчислително ефективен и статистически надежден за използване от роботизирани системи интегрирани с ММИ за декодиране на импулсивни покупателни реакции при потребителите.

Насоки за бъдеща работа

При предложеният метод за анализ на EEG данни, събраните стойности от електродите представляващи интерес се обработват `post hoc` /в следствие/. Предстои да се приложи метода за анализ на EEG данните в реално време на базата на новия невромаркер и анализа на сходството на спонтанните невро-реакции чрез коефициента на Пиърсън с цел предсказване на моментното предпочитание на потребителите

Поради малкия брой отговори „Купувам“ не може да се направи пълноценно статистическо обобщение. Разграничението между решенията за покупка, базирани на отстъпка, и тези, базирани на продуктово позициониране е необходимо да бъдат повторно верифицирани чрез ново експериментално изследване с по-голям брой участници.

Приноси на дисертационния труд

1. Разработен е нов концептуален модел за взаимодействие със социални работи чрез EEG сигнали в IoT среда, реализиран чрез платформата Node-RED. Формулирани са основните функционални изисквания за предаване, анализ и обработка на EEG сигнали и тяхното преобразуване в управляващи команди за социални работи.
2. Разработени са оригинални методи и алгоритми за лесно трансформиране на социални работи в IoT устройства - за Pepper чрез MQTT и Python дъщерни процеси в Node-RED, а за Furrhat чрез HTTP протокол с GET/POST заявки от софтуерния модул за управление на поведението, обработвани в Node-RED от HTTP приемащ възел.
3. Разработена е IoT-базирана архитектура за интеграция на EEG-базиран MMI и социални работи, реализирана в Node-RED с готови възли за EEG устройства и визуално програмиране, която чрез изпълнение на външни Python дъщерни процеси осигурява динамично управление на хардуерните и софтуерните ресурси и асинхронен обмен на данни.
4. В областта на невромаркетинга са разработени нови методи и алгоритми за анализ на динамичното сходство на пространствено-времените EEG сигнали, отразяващи спонтанните реакции на потребителите, чрез извличане на характеристики, базирани на вторите производни на мощността на сигналите.

5. Въз основа на тези алгоритми е дефиниран нов невромаркер за оценка на потребителския избор, използващ корелация на Пиърсън в плъзгащи прозорци. Той измерва пространствено-времето сходство на реакциите (до ~2 сек.) и предлага изчислително по-лека алтернатива на класическия уейвлет анализ и трансформацията на Фурие.
6. Разработени и експериментално верифицирани са методология и софтуер за невромаркетингови изследвания в реално време чрез интеграция на OpenBCI и социалния робот Фурхат. Чрез комбиниране на анализ на динамичното сходство в плъзгащи прозорци и статистически анализ (Cohen's d с 95% доверителни интервали), са идентифицирани ключовите електроди и честотни ленти, отразяващи спонтанните емоционални реакции при потребителски избор.

Списък с публикации

- [1]. **S. E. Kremenski** and A. K. Lekova, "Brain-robot Communications in the Internet of Things," 2022 International Conference on Information Technologies (InfoTech), Varna, Bulgaria, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/InfoTech55606.2022.9897117 SJR(Scopus) =0,147
- [2]. Kremenska, Adelina & Lekova, Anna & **Kremenski, Svetoslav** & Dimitrov, Georgi. (2025). Validating the openBCI Nodes through EEG-based BCI Application for Smart Home Automation Control. Journal of Communications Software and Systems. 21. 250-261. 10.24138/jcomss-2025-0012. IF (WoS): 0.7 Q3
- [3]. **Svetoslav Kremenski**, Anna Lekova, Adelina Kremenska, A BCI Framework Using Derivative Similarity Metrics to Characterize EEG Spatiotemporal Dynamics with Applications in Neuromarketing, WSEAS TRANSACTIONS on SIGNAL PROCESSING (in print - Paper ID: eeacs2026-114)

Забелязани цитирания

1. Weike, Michel & Ruske, Kai & Gerndt, Reinhard & Doernbach, Tobias. (2024). Enabling Untrained Users to Shape Real-World Robot Behavior Using an Intuitive Visual Programming Tool in Human-Robot Interaction Scenarios. 10.1145/3648536.3648541.

2. Bal, Fatma & Tekerek, Mehmet & Gök, Mehmet & Şimşir, Ramazan & Palacz, Magdalena. (2024). Human Robot Interaction with Social Humanoid Robots. El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi. 11. 94-102. 10.31202/ecjse.1390219.
3. Zhang, Y., Rajabi, N., Taleb, F., Matviienko, A., Ma, Y., Bjorkman, M., & Kragic, D. (2024). Mind Meets Robots: A Review of EEG-Based Brain-Robot Interaction Systems. ArXiv, abs/2403.06186.
4. Marinho, I. N. (2024). Brain Controlled UGV: Desenvolvimento de veículo terrestre não-tripulado controlado por interface cérebro-computador
5. Rakhmatulin, I., Naik, G.R. (2026). Case Studies and Applications. In: EEG Signal Processing with Python. Brain Informatics and Health. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-95-4177-5_14

БЛАГОДАРНОСТИ

С най-дълбока признателност, искам да изразя своята благодарност към всички онези, които бяха до мен и ме окуражаваха през годините на работа върху докторската ми дисертация. Извървах този път благодарение на подкрепата на моите ръководители, колеги, семейство и приятели.

Издавам най-искрена благодарност на моя научен ръководител проф. д-р Анна Лекова, която винаги ме е насърчавала и ми е помагала със своите професионални умения, компетентност и креативност. Без нейното съдействие и ценни напътствия, докторската ми дисертация нямаше да бъде възможна. Личното ми възхищение към нейната научно и социално значима работа, безспорно е причината да не се откажа, а да преодоля срещаните предизвикателства.

Изразявам своята искрена признателност към моя втори научен ръководител проф. д-р Снежанка Костова, сътрудничеството с която направи възможна тези дисертация.

Издавам също благодарност на колегите от секция „ИРСУ” и Института по роботика при БАН за тяхното съдействие и отзивчивост.