



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

ÚSTAV POČÍTAČOVÝCH SYSTÉMŮ

DEPARTMENT OF COMPUTER SYSTEMS

VESTAVĚNÝ SYSTÉM PRO DETEKCI LIDSKÉ AGRESE

EMBEDDED SYSTEM FOR DETECTING HUMAN AGGRESSION

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

BORIS HLAVIENKA

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. JOSEF STRNADEL, Ph.D.

BRNO 2023

Zadání bakalářské práce



148737

Ústav: Ústav počítačových systémů (UPSY)
Student: **Hlavienka Boris**
Program: Informační technologie
Specializace: Informační technologie
Název: **Vestavný systém pro detekci lidské agrese**
Kategorie: Vestavěné systémy
Akademický rok: 2022/23

Zadání:

1. Shrňte základní pojmy týkající se lidské agrese, zaměřte se zejména na faktory, charakteristiky a projevy lidské agrese. Proveďte rešerši v oblasti datových sad souvisejících s lidskou agresí.
2. Proveďte rešerši přístupů pro detekci agrese pomocí technických prostředků, zaměřte se zejména na vestavná řešení na bázi mikrokontrolérů (MCU).
3. Vytipujte druhy agrese vhodné k detekci vestavnými systémy na bázi MCU a proveďte analýzu náročnosti řešení problému detekce konkrétních druhů agrese těmito systémy. Na základě výsledků analýzy zvolte druhy agrese, jejichž detekci se budete dále zabývat.
4. Navrhněte architekturu a princip činnosti vestavného systému na bázi MCU s cílem detekovat druhy agrese zvolené v bodě 3. Proveďte rozbor možných prostředků a metod pro realizaci navrženého systému.
5. Navržený systém realizujte.
6. Zhodnoťte vlastnosti realizovaného systému, zejména z hlediska jeho schopnosti detekovat zvolené druhy agrese.
7. Diskutujte možné směry pokračování v řešení zadaného tématu a rozvedte ty, které považujete za nejvíce perspektivní.

Literatura:

- Dle pokynů vedoucího.

Při obhajobě semestrální části projektu je požadováno:

- Splnění bodů 1 až 4 zadání.

Podrobné závazné pokyny pro vypracování práce viz <https://www.fit.vut.cz/study/theses/>

Vedoucí práce: **Strnadel Josef, Ing., Ph.D.**
Vedoucí ústavu: Sekanina Lukáš, prof. Ing., Ph.D.
Datum zadání: 1.11.2022
Termín pro odevzdání: 10.5.2023
Datum schválení: 31.10.2022

Abstrakt

Táto bakalárska práca sa zameriava na návrh a implementáciu detekčného systému na rozpoznanie agresie pomocou kombinácie fyziologických zmien, ako sú srdečný tep, intenzita hlasu a odpor kože. Cieľom práce je implementovať systém na vstavanom zariadení a otestovať efektívnosť takéhoto systému pomocou experimentu. V tejto práci je prevedený rozbor jednotlivých druhov a prejavov agresie, na základe ktorých sú potom zvolené metódy jej detekcie. Výsledný produkt je následne otestovaný pomocou experimentu na skupine dobrovoľníkov, ktorí boli vystavení rôznym stimulom s cieľom vyvolať agresívne správanie. Tieto výsledky by mohli mať praktické uplatnenie v oblasti prevencie agresie a ochrany bezpečnosti v rôznych prostrediach, ako aj lekárstve.

Abstract

This bachelor thesis focuses on design and implementation of detection system based on aggression recognition through combinations of physiological changes such as heart rate, voice intensity and skin resistance. The goal is to implement the system on embedded device and test efficiency of such system through an experiment. This paper carries out analysis of individual types and expressions of aggression, on the basis of which they are then chosen methods of its detection. The final product is then tested using an experiment on a group of volunteers, who were exposed to various stimuli with the aim of inducing aggressive behavior. The findings may be put to use in the field of aggression prevention and safety protection in various environments as well as medicine.

Klíčové slová

detekcia agresie, hnev, mikrokontrolér, vstavaný systém, ESP32, srdečný tep, EKG, GSR, I2S, odpor kože, hardvér, pan-tompkins, filtrácia, Fourierová transformácia, periférie, fyziológia

Keywords

aggression detection, anger, microcontroller, embedded system, ESP32, heartbeat, ECG, GSR, I2S, skin resistance, hardware, pan-tompkins, filtering, Fourier transform, peripherals, physiology

Citácia

HLAVIENKA, Boris. *Vestavěný systém pro detekci lidské agrese*. Brno, 2023. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta informačních technologií. Vedoucí práce Ing. Josef Strnadel, Ph.D.

Vestavěný systém pro detekci lidské agrese

Prehlásenie

Prehlasujem, že som túto bakalársku prácu vypracoval samostatne pod vedením pána Ing. Josefa Strnadela, Ph.D. Uviedol som všetky literárne pramene, publikácie a ďalšie zdroje, z ktorých som čerpal informácie pre tvorbu tejto práce.

.....
Boris Hlavička
8. mája 2023

Podakovanie

Rád by som sa poďakoval vedúcemu práce Ing. Josefovi Strnadelovi, Ph.D. za jeho pomoc, odborné rady, nápady a hlavne trpezlivosť naprieč tvorbou tejto práce. Rovnako by som sa chcel veľmi poďakovať dobrovoľníkom za ich priateľský prístup a nápomocnosť pri testovaní a experimentoch na výslednom systéme.

Obsah

1	Úvod	2
2	Rozbor riešenej problematiky a realizačných možností	3
2.1	Problematika agresie	3
2.2	Detekcia agresie	7
2.3	Neistota a chybovosť v meraniach	11
2.4	Motivácia pre detekciu na mikrokontrolery	12
3	Návrh riešenia	14
3.1	Prostriedky a metódy detekcie	14
3.2	Meranie dát a testovanie	18
3.3	Chybovosť meraní senzorov	19
4	Realizácia	20
4.1	Realizácia hardwarovej časti	20
4.2	Implementácia softwarovej časti	23
4.3	Detekčný algoritmus	28
5	Experiment a zhodnotenie výsledkov	30
5.1	Testovacie scenáre	30
5.2	Merané dáta	31
5.3	Testovanie detekcie systému	36
5.4	Zhodnotenie výsledkov	37
6	Záver	38
	Literatúra	39
A	Obsah pamäťového média	43
B	Vývojový diagram	44

Kapitola 1

Úvod

Agresia je jeden z najväznejších problémov spoločnosti, ktorý má dopad na psychické a fyzické zdravie jednotlivcov, alebo aj skupín. Skúmanie jednotlivých charakteristík a prejavov agresie je žiaduce najmä kvôli predchádzaniu násilných činov. Preto sa stáva dôležitou otázkou, akými spôsobmi je možné navrhnúť systém, ktorý by detegoval agresiu v rôznych situáciách a prostrediach. Existujúce systémy sa zameriavajú na agresiu v kontexte bezpečnostných systémov alebo sociálnych sietí. V oblasti sú však postrádané systémy, ktoré by pomáhali predchádzať vzniku agresívnych situácií.

Keď človek prežíva emócie, ako napríklad hnev, šťastie, frustráciu alebo stres, nevedome mení svoj fyziologický stav. Napríklad v stresových situáciách sa človek začne potiť, pri pocite šťastia alebo strachu sa mu zdvihne srdečný tep a pri pocite hnevu má človek tendenciu zvýšiť silu hlasu. Tieto zmeny je možné monitorovať rôznymi senzormi a snímačmi.

Zameraním tejto práce je rozlíšiť jednotlivé druhy agresie. Vytipovať tie, ktoré je možné analyzovať detekčným systémom a zvoliť prístup rozpoznania ich prejavov. Cieľom je navrhnúť a realizovať prenosný detekčný systém na vstavanom zariadení, ktorý bude detegovať ľudskú agresiu z psychofyziologických zmien v tele. Experti v oblasti psychológie by tak jednoduchšie mohli určiť vzorce správania pre pacientov so sklonmi k agresii.

Navrhovaný systém na základe vstupných senzorov bude snímať u pacienta zmeny jednotlivých veličín, podľa ktorých bude poskytovať výstup o hladine agresie. Potenciál takéhoto systému spočívame najmä v jeho kompaktnosti a úspornosti, a preto je kladený dôraz na optimalizáciu využitých zdrojov. Úvod 2 práce rozoberá jednotlivé druhy agresie, jej príčiny prejavy a možnosti detekcie, taktiež je v tejto kapitole rozoberaný stav detekčných systémov a systémov zaoberajúcich sa vývojom na mikrokontroléroch a vstavaných zariadeniach. Podľa analýzy možností je v nasledujúcej kapitole 3 vybraný mikrokontrolér ESP32, jednotlivé senzory a algoritmy na spracovanie vstupov. Ďalej je v práci realizované hardvérové zostavenie a implementácia detekčného algoritmu na mikrokontroléry 4. Na záver práce je opísaný experiment slúžiaci na validáciu výsledkov 5 a taktiež sumarizácia dosiahnutých výsledkov.

Kapitola 2

Rozbor riešenej problematiky a realizačných možností

Keďže agresia je všeobecne v spoločnosti vnímaná negatívne, chceme ju potlačiť, a je potrebné sa teda zamerať na jej špecifické charakteristiky. Tie nám môžu poskytnúť práve prehľad o tom ako agresii predchádzať a ako ju rozpoznávať. V tejto kapitole je prevedený rozbor jednotlivých druhov agresie ako aj možností na jej detekciu pomocou vstavaných systémov.

2.1 Problematika agresie

Agresia je chápaná ako násilne narušenie práv človeka, ofenzívne jednanie alebo procedúra, ale tiež ako asertívne jednanie. Z psychologického hľadiska je tiež vnímaná ako základná komponenta chovania človeka. Agresia má hlavne negatívne, ale aj niektoré pozitívne funkcie, ktoré je možno od seba odlíšiť. [30] Medzi tie pozitívne radíme funkcie, ktoré ľudskému druhu pomáhali brániť seba alebo svoje územia a zaobstarať si potravu. Negatívne funkcie môžu vyplývať z pohnútok jednotlivca, ktorého zámerom je ublížiť alebo ničiť. Tieto zámary môžu byť spôsobené mentálnou poruchou alebo vyvolané impulzom. A teda agresia býva často symptómom niektorých psychických porúch, ako je napríklad schizofrénia, demencia, bipolárna porucha alebo aj závislosť na návykových látkach.

2.1.1 Motivácia pre detekciu agresie

Skúmaním ľudského vyjadrovania a konania možno zistiť veľa o tom, ako sa náš druh správa počas emocionálne náročných situácií. Taktiež skúmanie ľudského tela pri reakcii na agresiu umožňuje zistiť koreláciu medzi jej určitými druhmi a podnetmi, ktoré ju vyvolali. Pri rozpoznaní prejavov agresie je možné určité agresívne alebo násilné situácie nejakým spôsobom korigovať a zvládnuť. V takýchto prípadoch je zameranie sa na rozpoznávanie príznakov a prejavov agresie kľúčové. Agresia je možný indikátor násillia. Násillie je v spoločnosti vážny problém, ktorý môže mať následky na obeť, ich rodiny a komunity. Je taktiež úzko spájané s terorizmom, ktorý je vnímaný ako medzinárodný problém v dnešnej spoločnosti. Z dôvodu prevencie násillia a terorizmu je teda veľmi žiadané a vhodné detektovať negatívne pohnútky jedincov a skupín v ich zárodku. Týmto je možné zabrániť šíreniu agresie a jej následnému pretransformovaniu do antihumanistických metód, ako je spomínaný terorizmus. Pri rozpoznaní agresie v skúmanom prostredí je vhodné, aby detekčný systém upozornil na príznaky agresie. Potom by napríklad podobný systém zasielal príznaky na

preskúmanie potrebným orgánom na ďalšie vyšetrovanie, alebo by informoval odborníka o stave pacienta so sklonsmi k agresii. Taktiež v prostrediach, kde sa veľmi často vyskytujú prejavy násilia, ako napríklad väznice, by systém oznámil narušenie poriadku a mohol informovať bezpečnostné jednotky, alebo by sám dokázal zvládnuť situáciu korigovať.

2.1.2 Základná klasifikácia agresie

Sociálni vedci klasifikujú agresiu pomocou rôznych kritérií na agresiu priamu/nepriamu, fyzickú/verbálnu, podľa spôsobu konania a účelu na inštrumentálnu/hostilnú, podobne ako podľa spôsobu vyvolania agresie na reaktívnu/proaktívnu a taktiež na zjavnú/relačnú agresiu. Keďže agresia je komplexný ľudský prejav, jednotlivé kategórie sa zvyknú prelínať. V novodobejších štúdiach sa vedci zaoberali taktiež členením agresie v internetovom prostredí. [29]

Každý druh agresia má svoje určité znaky a prejavy. Napríklad znakmi fyzickej agresie sú napríklad udieranie, kopanie, šklbanie a podobné. Do tejto kategórie sa radí aj použitie zbraní alebo ničenie majetku. Tento typ je veľmi často spojovaný s verbálnou formou agresie alebo tiež slovným napadnutím. Slovné napadnutie býva zväčša prvým krokom k fyzickému násiliu. Reaktívna agresia je typ charakterizovaný obrannou reakciou na vnímanú hrozbu či provokáciu, zatiaľ čo proaktívna agresia je agresiou skôr útočnou. Ľudia so sklonsmi vyvolávať konflikty, či už verbálne alebo fyzické majú väčšiu predispozíciu k proaktívnej agresii. Na sociálnych sieťach je veľmi často možné zbadáť agresiu hostilnú a relačnú. Relačná agresia zvyčajne býva zaobalená do kontextu a nezahŕňa priame fyzické alebo verbálne napadnutie. Jedná sa napríklad o ohováranie alebo diskriminovanie. Príkladom zjavnej agresie je priama konfrontácia. Kyberagresia je typom priamej agresie, ktorá sa začala šíriť od 90. rokov. Kyberagresia je v dnešnej dobe radená medzi najčastejší druh agresie. Jej vzostup bol viazaný so vznikom a rozmachom sociálnych sietí v posledných dvoch dekádach. Mnoho odborníkov odôvodňuje tento jav odosobneným, ku ktorému dochádza pri neverbálnej a čiastočnej anonymnej komunikácii. Agresia na internete ma podobné prejavy ako verbálna forma, avšak s pomínutím ústneho predania.

2.1.3 Prostredia výskytu agresie

Zaznamenanie prejavov je neoddeliteľne spojené s určitým miestom prejavu agresie. Každé prostredie nesie rôzne znaky a prejavy agresie. Vnímanie agresie v prostredí je spojené s jeho prejavom ako je ukázané na obrázku 2.1. Výskytom agresie môže byť:

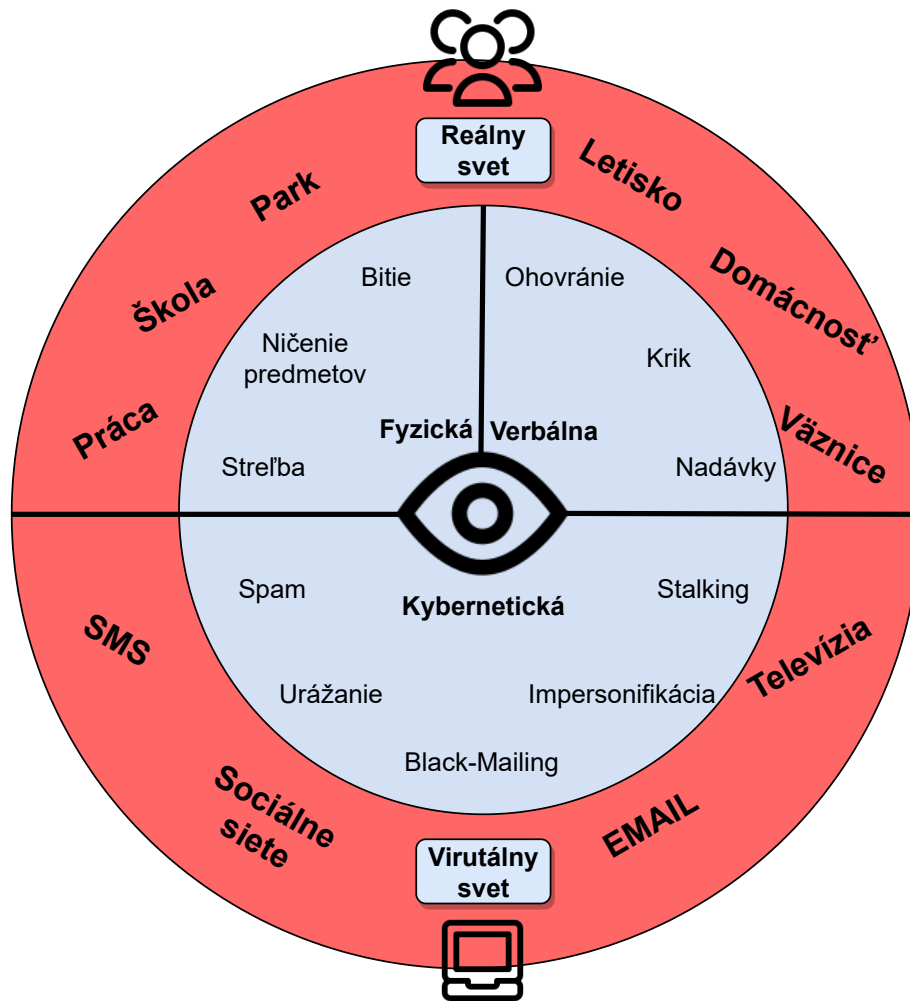
- Prostredie fyzického sveta (ulica, bydlisko, väznice).
- Internet a komunikačné kanály (sociálne siete, SMS, email atd.).

Je nutné podotknúť, že agresia se často nevyskytuje ako komplexné chovanie iba v jednom alebo druhom prostredí, ale môže tieto prostredia meniť.

Agresia na internete a komunikačných médiach

Jedná sa o prostredie, v ktorom sa vyskytujú moderné prejavy agresie a prejavy násilia. Vo všetkých prípadoch je spoločný internet, alebo iné komunikačné médium (ICT). Najčastejšie formy kyberagresie sú popísané na obrázku 2.2.

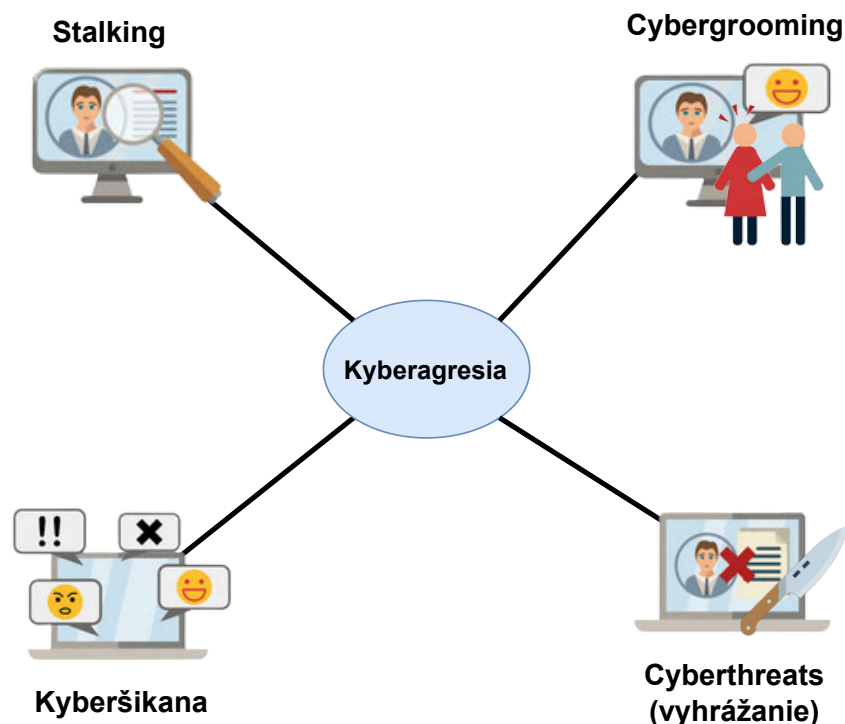
Človek na preukázanie známky frustrácie používa mimiku, farbu hlasu, silu hlasu alebo rôzne gestá. Tieto veci však neplatia pre prostredie internetu. Týmito veličinami sa internetová agresia oddeľuje od tej z reálneho sveta.



Obr. 2.1: Vnímanie agresívneho prejav je vždy viazané na prostredie jeho výskytu. V strednom kruhu sú uvedené príklady niektorých foriem jednotlivých prejavov.

Agresia vo fyzickom svete

Hlavnými kategóriami agresie v reálnom sú verbálna agresia a fyzická agresia. Verbálna agresie je hlasový prejav, ktorý zvyčajne sám o sebe má človeka osočiť, ponížiť alebo zastrašiť. Prostredia v ktorom sa prejavujú tieto útoky bývajú napríklad pri strete agresora s obeťou, ale taktiež pri komunikácii cez hlasovo-komunikačné zariadenie. Pri stretnutí v reálnom svete však v niektorých prípadoch dochádza až k fyzickému násiliu. Fyzická agresia nieje len fyzický útok na obeť alebo napadnutie, prejavmi sú aj zastrašenie alebo ničenie vecí a majetku.



Obr. 2.2: Pri kyberšikane ide o násilné chovanie prostredníctvom komunikačných technológií, kde agresor ponížuje, zastrašuje alebo inak šikanuje obeť. Často sa jedná o posilnenie klasickej šikany. Stalking je sledovanie alebo lovenie ľudí (obetí) na internete, kedy sa agresor cíti privilegovaný privlastňovať si život obeť. Typické prípady sú rozvod alebo sexuálna túžba agresora. Cybergrooming je manipulovanie obetí k fyzickému stretnutiu. Agresor sa mnohokrát vydáva za inú osobu aby navodil v obeti falošnú dôveru. Cyberthreats sú vyhrážky, hrozby alebo plané poplachy, ktoré majú obeť spôsobiť psychologickú ujmu alebo trauma.

2.1.4 Biologické vlastnosti agresie

Keď človek cíti stres, strach alebo hnev, jeho organizmus sa prispôbuje a aktivuje sa sympatický nervový systém, ktorý pripravuje telo na boj alebo útek. Toto v určitých prípadoch vedie k zvýšeniu srdečného tepu a rýchlejšiemu dýchaniu.

Tento stav tiež zvyšuje množstvo hormónov stresu, ako je napríklad adrenalín a kortizol. V rámci neurálnej aktivity je agresia spájaná s amygdalou a prefrotálnym kortexom, teda časťami mozgu, ktoré regulujú emocionálne stavy. Dlhodobé emočné stavy hnevu môžu taktiež viesť k zvýšeniu svalového tonusu, čo môže spôsobiť svalové kŕče a bolesti. Okrem toho môže agresia ovplyvniť aj odpor kože, ktorý zvyčajne klesá v stave stresu a napätia. Ako bolo dokázané, tak mozog reaguje na stresové stimuly aktiváciou ekrinných potných žliaz, a tým znižuje odpor ľudskej kože. Odpor kože sa môže merať pomocou biofeedbacku a používa sa ako metóda na meranie úrovne stresu a napätia v tele. Význam týchto biologických javov je vo väčšine textov spájaný s hnevom. [23] Práve emócia hnevu vyvolá v človeku agresívne správanie.

2.2 Detekcia agresie

Skúmanie ľudskej agresivity znamená preštudovanie jednotlivých prejavov agresie. Detekcia musí byť zameraná na jednotlivé veličiny, ktoré sú určené práve konkrétnymi prejavmi.

Môže sa napríklad jednať o sociálne prostredie skutočného života s veličinami, ako napríklad vulgarizmy, kopanie alebo strelba. Môžu to byť taktiež prejavy nenávisti v texte v rámci izolovanej časti internetu, ako sú napríklad sociálne siete alebo fóra. Taktiež reakcie ľudského tela ako napríklad mozgová aktivita, tep srdca alebo odpor kože sú veličiny vhodné k detekcii. Avšak či už sa jedná o prostredie otvorené alebo izolované, je potrebné vytýčiť na aké veličiny sa má výskum zameriavať. Veličiny, ktoré možno skúmať, vyplývajú z okolia, v ktorom sa detekcia má odohrávať. Prehľad niektorých možných veličín je možno vidieť v tabuľke 2.1. Tieto veličiny však nemusia byť jednoznačné, a preto ich treba podrobne rozobrať a uistiť sa, či naozaj nesú známky agresie alebo naopak. Veličiny, ako sú reč, akustické vlastnosti zvukov, srdečný tep a mozgová aktivita, sú obsiahnuté v rámci signálu, ktorý je digitálne analyzovaný či už v časovej doméne, alebo frekvenčnej doméne. Napríklad akustické vlastnosti reči (základná frekvencia, intenzita audio signálu, frekvencie mozgovej aktivity) je možné analyzovať zo signálu pomocou Diskrétnej Fourierovej transformácie. Odpor kože, srdečný tep a respirácia sa po nameraní v čase analyzujú štatistickými metódami. Výskyt zbraní v zázname alebo kinetickú energiu končatín je možno analyzovať metódami ako sú „template matching“, detekcia hrán, segmentácia obrazu a ďalšie. Všetky veličiny môžu taktiež slúžiť ako znaky pre tréningovanie neurónových sietí. Na rozpoznávanie agresie v texte sa používa modely RNN a LSTM. Na detekciu agresie v reči a zvukov sa používajú modely CNN a RNN. Na video a obraz sú to napríklad YOLO, SSD a Mask R-CNN.

Detekcia agresie v prostredí		
Prostredie	Fyzický svet	Internet/Virtuálny svet
Dôvody	Prevenia napadnutia, informovanie bezpečnostných zložiek, Kategorizácia reakcií na agresiu	Prevenia eskalácie do reálneho sveta, zastavenie šikany a kyber útokov
Vstupy	Kamerové systémy, Mikrofóny, EKG senzor, EMG senzor, GSR senzor, EEG, Čidlá otrasu	Textové správy a komentáre, Obrázky, Videá
Veličiny sledovania	Kinetická energia rúk, Nárazy, Zbrane vo video zázname, Tón a výška hlasu, Akustická energia, Srdečný tep, Odpor kože, Mozgová aktivita	Rasizmus, nenávisť a vulgarizmy v texte, obrázkoch a videách,

Tabuľka 2.1: Možné prístupy k detekcii agresie z hľadiska výskytu veličín v danom prostredí. Rozbor jednotlivých veličín zvolených k analýze detekčným systémom je popísaný v kapitole Návrh 3.1.3.

2.2.1 Existujúce riešenia a systémy

Detekovanie ľudskej agresie je témou výskumných prác, ale aj komerčných systémov ponúkaných ako produkt.

Jedným zo systémov, ktoré sa zaoberajú touto problematikou, je zvukový bezpečnostný systém SIGard. SIGard sa zameriava na detekciu agresívneho prejavu vo fyzickom svete pomocou zvukových indícií. Ide napríklad o stopy význačnosti výšiek, hlasitosti (intenzity signálu), skreslenia spektra alebo harmonického skreslenia. Systém porovnáva súčet energie na harmonických pozíciách, od ktorého odrátava šúčet energií na poloharmonických pozíciách. Z tohto súčtu potom vyrátava priemer, ktorého výsledok je pomer signálu k hluku. Pri ohodnocovaní presnosti dokáže real-time systém detektovať agresiu až 90% z času. [8] Holandský bezpečnostný systém CASSANDRA spája spracovanie zvukových indícií aj s video vstupmi z viacerých kamier. Vstupy sú pomocou maskovania a algoritmu KLT prevedené do 3D objektu, v ktorom systém vypočítava kinetickú energiu končatín agresívnych ľudí. Ďalej spájací modul spracováva jednotlivé detekčné kroky, berie do úvahy ruchy okolia, v ktorom bol systém testovaný (prejazd vlaku na vlakovej stanici) a pravdepodobnostné funkcie vyplývajúce z detekčných krokov reprezentuje premenlivou Bayesovskou sieťou. [13] Lefter skúmala prístup k agresii v kontexte bezpečnostných systémov a jej detekciu z akustických a vizuálnych podnetov pomocou neurónových sietí. Pre trénovanie modelov extrahovala z videa, reči a zvuku vlastností nízkej a strednej úrovne.

Výsledky ukazujú, že použité pravdepodobnostné a štatistické fúzne modely sa navzájom dopĺňujú a každý z modelov vie dosiahnuť dobré výsledky pre iné multimodálne anotácie. [14]

Z prostredia virtuálneho sveta existujú systémy detegujúce agresiu na sociálnych sieťach. Napríklad Nikhil a jeho tím vo výskume rozpoznávali agresiu z komentárov a príspevkov na sociálnych sieťach za pomoci hĺbkového učenia. Vety a slová nesú kontext v rámci textu, a preto ich je podľa Nikhila potrebné spracovať sekvenčne. Rekurentná neurónová sieť (RNN) uchováva význam z predošlých spracovaných vstupov. Tento model však nieje schopný udržať dlhodobější kontext, preto pre riešenie tohoto problému je vo výskume použitý špeciálny typ rekurentnej neurónovej siete LSTM. Výsledný model dosahuje hodnotenie podľa F-miery 0.5746 za anglické príspevky na Facebooku oproti náhodnej klasifikácii, ktorá dosahovala výsledky F-miery 0.3535. [20]

Výskumy v oblasti detekcie agresie boli vedene aj v psychofyziologickom odvetví, ako napríklad výskumy zamerané na rozlišovanie konkrétnych druhov agresie pomocou elektrokardiografie (EKG) a elektroencefalografie (EEG). Skúmanie prebiehalo na subjektoch, ktorí vyplnili 3 samostatné dotazníky opisujúce sklony k agresii jej typy a prejavy agresie. Meranie EEG prebiehalo na kanáloch Fp2 (pravý ventromediálny prefrontálny kortex) a F8 (pravý ventrolaterálny frontálny kortex). Hodnoty z EKG signálu boli namerané a spočítané lineárnou regresiou. Zo signálu bol vypočítaný srdečný tep a z neho bola vypočítaná štandardná odchýlka rozptylu srdečného tepu ako aj rozdiel maximálnych a minimálnych hodnôt srdečného tepu ΔHR . Výsledkom výskumu boli korelácie medzi jednotlivými meraniami EKG aj EEG, ktoré počas stimulácie odpovedali v častiach vyplneným dotazníkom. Autori spomínajú, že dôležitú úlohu v nejednoznačných výsledkoch mohla niesť jednotvárna stimulačná metóda, a teda metóda pomocou videa. Naznačujú však, že výsledky by mohli vylepšiť merania v rámci odporu povrchu kože. [9] Rozpoznávanie emócií zo senzorov srdečného tepu, kožnej reakcie, respirácie alebo výrazov tváre bolo prevádzané aj na vstavaných zariadeniach, kde sa na mikrokontroleroch alebo programovateľných hradlových poliach aplikoval jednoduchý model neurónovej siete pre klasifikáciu. Strojové učenie na

vstavaných systémoch dosahovalo pomerne dobré výsledky, ktoré záviseli na dobre vybranej tréningovej sade. Najviac výskumov bolo vedených na zariadeniach Raspberry Pi, ktoré poskytujú vysoko abstraktné programovanie v jazyku Python vhodné pre jednoduché aplikovanie strojového učenia. Tento prístup však nieje však výpočetne ani energeticky najefektívnejší 2.4.1. [25, 4] Rozpoznávaním agresie z lingvistiky sa zaoberal výskum, ktorý použil model konvolučných neurónových sietí na nízko energetickom zariadení Arduino Nano 33. Model siete je predtrénovaný na keprstrálnych koeficientoch reči. Systém spracuje signál zo zabudovaného mikrofónu pomocou Fourierovej Transformácie a extrahuje keprstrálne koeficienty. Tieto koeficienty potom sú privedené na vstup konvolučnej siete, ktorá vyhodnotí reč ako agresívnu, menej agresívnu alebo neagresívnu. Tento výskum však neprináša žiadne konkrétne závery a autori uvádzajú, že návrh systému je len prototyp. [27]

2.2.2 Výhody a nevýhody existujúcich riešení

Vývoj v oblasti počítačového videnia v posledných rokoch otvára možnosti programom rozoznávať objekty v komplexných prostrediach s pomerne vysokou presnosťou. Správne umiestnené kamerové systémy poskytujú veľa informácií a veličín, ktoré môžu preukazovať agresívne správanie. Na základe vizuálneho vstupu je možné detegovať agresiu v komplexnom prostredí s úspešnosťou až približne 80 percent. [13] Avšak iba samotná extrakcia charakteristík z real-time video signálu je veľmi náročná úloha na pamäť a úložisko, a preto je takáto úloha nevhodná pre single chip zariadenia. [7] Dobré výsledky dokáže dosiahnuť metóda rozpoznávania indícií z audio signálov. Reč a jej akustické a lingvistické vlastnosti nesú mnoho informácií o rečníkovi. [8, 14] Analýza frekvenčnej charakteristiky, intenzity signálu alebo tempa reči dokáže napovedať o emočnom stave jedinca. Zvyčajne sa v rámci extrakcie znakov využívajú metódy ako Fourierova transformácia (FT), alebo spektrálna analýza. Tieto techniky umožňujú rozložiť zvuk na jednotlivé frekvenčné zložky a následne analyzovať ich vlastnosti. Rozpoznávanie vysokoúrovňových znakov reči (jednotlivých slov, rýchlosti) alebo jednotlivých zvukov je výpočetne náročná úloha. Keď však vezmeme do úvahy fakt, že audio signál obsahuje aj nízkoúrovňové znaky charakterizujúce agresiu, ktoré je možné zakomponovať do detekčného algoritmu, je tento prístup vhodný aj pre single chip procesory. V dnešnej dobe sú často metódy extrakcie charakteristík videa a audia kombinované s rôznymi modelmi neurónových sietí. Výhodou neurónových sietí, ktoré rozhodujú či sa jedná o agresiu, je fakt, že dosahujú veľmi obstojné výsledky. [14] Výsledky sú však veľmi závislé na kvalite tréningovej sady. Existujúce tréningové sady sú v oblasti agresie veľmi obmedzené alebo nedostupné. Neexistujú verejne dostupné dátové sady, ktoré by klasifikovali jednotlivé druhy agresie. Verejno dostupné sady sa v tejto oblasti zameriava priamo na rozpoznanie násillia¹, nenávistného prejavu² v texte alebo emočným zafarbením ľudského hlasu pri pocite konkrétnej emócie. Prípady detekčných systémov, ako sú detektory lži alebo systémy detekujúce stres, ktorý je podobne ako hnev ovládaný sympatickou nervovou sústavou, dokážu dosiahnuť až 86-percentnej úspešnosti. [18]

Výhodou je, že prostredie, ktoré určuje ako zložitá bude detekcia, je v prípade detektora lži omnoho menej rušivé. Pri senzoroch ako napríklad EKG alebo EEG, je taktiež dobré podotknúť, že spracovanie rôznych vstupov z rozličných periférií je pomerne jednoduché na

¹Dátová sada klasifikujúca násillie <https://www.kaggle.com/datasets/mohamedmustafa/real-life-violence-situations-dataset>

²Dátové sady klasifikujúce nenávistný prejav <https://github.com/aymeam/Datasets-for-Hate-Speech-Detection>

vstavaných zariadeniach oproti bežným počítačom. Úloha rozpoznania priamej či skrytej agresie v písanom texte by na mikrokontrolery bola možná opäť pomocou neurónových sietí. Nedáva však zmysel na mikrokontrolery bez prístupu na web detegovať agresiu, keďže agresia v písanom texte je najmä prejavom kyberagresie.

2.2.3 Systémy s potenciálnym využitím

Z existujúcich výskumov je vidno, že najčastejšími metódami a prístupmi k detekcii agresie sú kombinácie hĺbkového učenia, digitálneho signálového spracovania a spracovania obrazu. Metódy, ktoré sa zameriavajú na digitálny svet a sociálne siete, využívajú neurónové siete spolu s dátovými sadami zostavených z písaných slov, príspevkov, obrázkov alebo videí na ich tréning a testovanie. Cieľom týchto systémov je vytvoriť bezpečnejšie internetové prostredie pomocou moderácie. Detekcia v komplexnom prostredí (ulice, letiská, väznice) sa zakladá na vstupoch z vonkajšieho sveta. Týmito vstupmi sú kamerové systémy alebo nahrávacie mikrofóny. Cieľom týchto systémov je zlepšiť bezpečnostné kamerové systémy (CCTV), zautomatizovať ich a eliminovať z nich ľudský faktor. Existujú výskumy zameriavajúce sa na detekciu príznakov agresie alebo hnevu z fyziologických príznakov. Najčastejšími sledovanými veličinami sú krvný tlak, tep, mozgová aktivita, galvanická reakcia kože alebo aj respirácia. Podobné systémy, ako sú tie na rozpoznávanie emócií, majú za cieľ rozšíriť poznanie fyzického a duševného zdravia človeka, alebo aj v špeciálnych prípadoch na získavanie informácií pri reakcii na stimul (detektory lži).

Potenciálne využitie by však v terajšom svete mohli nájsť systémy, ktoré detegujú domácu agresiu, agresiu na pracovisku alebo školách. Asociácia pracovníkov intervenčných center ČR uviedla štatistiky domáceho násillia vykázaného Políciou Českej Republiky za rok 2021. Za daný rok bolo zaznamenaných až 960 prípadov domáceho násillia, ktoré boli potvrdené políciou. [2] Detektor agresie by v domácnostiach mohol pomôcť predísť napadnutiu obeť.

V oblasti detekcie biologických aspektov ľudskej agresie chýba podrobnejší výskum. Systémy, ktoré detegujú sklony k agresii alebo hnevu z psychofyziologického hľadiska, automaticky môžu nájsť uplatnenie v lekárstve pri diagnózach poruchy správania alebo iných antisociálnych (disociálnych) poruchách osobnosti. V USA trpí antisociálnou poruchou osobnosti približne 3% obyvateľstva a celosvetovo sa predpokladá že touto poruchou môže trpieť až 3,3% svetovej populácie. Prípad využitia automatických detekčných systémov by mohli nájsť zamestnávateelia lekári alebo aj justičné zariadenia.

2.2.4 Zhodnotenie problematiky

Veľmi málo systémov v danej oblasti sa zaoberá vývojom na vstavaných systémoch a mikrokontroleroch. Je zrejmé, že to je najmä kvôli limitácii výpočetnej sily, ktorá pri väčších zariadeniach nehrá rolu. Na druhú stranu, implementácia na týchto zariadeniach vyžaduje viac energie a je cenovo menej dostupná. Vstavané systémy sú vhodným kandidátom na zastúpenie funkcie pri udržaní rozumnej výpočetnej sily za nízku cenu. V komplexnom prostredí by zariadenia vyvíjané na mikrokontroleroch nemali dostatočnú výpočetnú silu, aby mohli konkurovať zložitým multi čipovým detekčným systémom. Po zhodnotení softwarových, hardwarových a implementačných možností sa bude detekčný systém v tejto práci zameriavať na fyziologické zmeny v oblasti srdečného tepu, odporu kože a reči. Cieľom systému bude detegovať reaktívnu agresiu, ktorej prejavom sú práve biologické zmeny v tele, reči a správaní človeka. Reaktívna agresia je typ agresie, ktorá sa spúšťa práve pri reakcii na externé vnemy. V tejto práci je základ detekčného algoritmu stavaný na silnej korelácii hnevu a agresie 2.1.4.

2.2.5 Požiadavky na výsledný systém

Pre návrh požadovaného systému sú stanovené požiadavky týkajúce sa jeho fungovania. Vstupy real-time detekčného systému by mali spĺňať dva základné princípy. Oneskorenie výstupov zo senzorov (vstupov do systému) by sa malo pohybovať maximálne v rámci stoviek milisekúnd. Vstupy do systému by mali niesť jednoznačnú informáciu, čo znamená, že signál spracovaný na mikrokontroléry by mal byť čo najmenej ovplyvnený šumom a chvíľkovými výkyvmi. Odber počas aktívneho používania systému by nemala prekročiť stanovenú hodnotu 100 mA. Dĺžka spracovania všetkých sledovaných signálov (EKG, GSR, Audio) by nemala presiahnuť dĺžku 500 ms. Štandard IEC 60601-2-25 uvádza že systémy pre rutinné vyšetrenie EKG by mali mať oneskorenie menšie ako 150 ms. Výstup zo systému musí byť jednoznačný, to znamená detekčný algoritmus by mal rozhodnúť či sa v rámci psychofyziologického stavu jedinca jedná o agresiu, alebo nie. Systém by však mal byť schopný signalizovať agresiu aj pre jednotlivé sledované veličiny. Cena celkového systému by nemala presiahnuť hranicu 1000 CZK. Jedným z hlavných cieľov práce je navrhnúť cenovo dostupné zariadenie pre lekárske či osobné účely.

2.3 Neistota a chybovosť v meraniach

Senzory, meradlá a vôbec všetky elektrické prístroje podliehajú chybovosti. Pri stanovenej požiadavke na spoľahlivosť vstupov do systému je dôležité vedieť, akou chybou budú snímané veličiny ovplyvnené. Existujú tri hlavné chyby pri meraniach veličín:

1. Systematická chyba (napríklad teplota, šum, vplyv vonkajšieho magnetického poľa).
2. Náhodná chyba (dáta nie sú vždy rovnaké príčinou nepredvídateľných okolností).
3. Hrubá chyba (pravdivosť meraní je ovplyvnená ľudským faktorom).

Pre vyjadrenie neistoty pri meraniach rozdeľujeme neistoty na typy A a B. Vyhodnocovanie neistôt typu A vychádza zo štatistickej analýzy série opakovaných meraní, zatiaľ čo pri type B sa vychádza napríklad z predchádzajúcich meraní alebo údajov od výrobcu.

Neistotu typu A môžeme reprezentovať pomocou smerodajnej odchýlky 2.2 aritmetického priemeru nameraných veličín. Pre vylúčenie hodnôt s veľkou odchýlkou musí hodnota prejsť testom platnosti „3 σ -kritéria“ 2.1.

$$(x_i - \bar{x}) \leq 3 \cdot \sigma \quad (2.1)$$

x_i reprezentuje náhodne vybranú hodnotu zo zberu nameraných dát, \bar{x} jeho aritmetický priemer a σ smerodajnú odchýlku jedného merania.

$$u_{A(x)} = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

Pre neistotu typu A za podmienky $n \geq 10$ platí, že $u_{A(x)} = \sigma(\bar{x})$. Vo vzorci n je celkový počet meraní. Výsledok merania je následne zapísaný podľa nižšie spomenutého vzorca 2.3.

$$x = \bar{x} \pm t_{P,s} \cdot \sigma(\bar{x}) \quad (2.3)$$

Pre neistotu typu B je určený vzorec 2.4 vzťahujúci sa na elektromechanické meracie prístroje.

$$\Delta U = U_m = \frac{p}{100} \quad (2.4)$$

Kde ΔU reprezentuje najväčšiu možnú prípustnú chybu, U_m rozsah presnosti a p percentuálnu triedu presnosti. Triedu presnosti môže uvádzať výrobca v technickej dokumentácii. Výsledok je zapísaný ako $X = x \pm \Delta U$, kde X je meraná veličina a x je skutočná nameraná hodnota.

Vďaka poznaniu hodnôt neistoty je možné získať prehľad o spoľahlivosti senzorov ale aj celého systému.

2.4 Motivácia pre detekciu na mikrokontrolery

Práve mikrokontroler je dobrou voľbou pre analýzu telesných javov a charakteristík agresie. Mikroprocesory a vstavané systémy sú vďaka svojej pomerne limitovanej funkcionalite cenovo dostupné a zvyknú byť menej energeticky náročné. Výhoda mikrokontrolerov spočíva v ich jednoduchom nízkoúrovňovom programovaní, vďaka ktorému je možné ovládať rôzne periférie. Veľkou výhodou využívania vstavaného riešenia je fakt, že práve mnoho komerčných senzorov a čidiel je štandardizovaných na komunikáciu s mikrokontrolermi. Vďaka svojej jednoduchosti sú vstavané zariadenia menej náchylné na chybovosť, keďže väčšinu času slúžia iba jednému danému účelu. V svete mikrokontrolerov je taktiež možné používať metódy hĺbkového učenia. Nízka pamäťová kapacita vstavaných systémov je však v tejto úlohe pomerne limitujúca, ako bolo ukázané v štúdiách z Univerzity v Cambridgi od Svobodu [26] a Liberisa [15].

2.4.1 Voľba platformy

Voľba platformy je kľúčová pre výsledné správanie daného systému. Na trhu je mnoho komerčných mikrokontrolerov ktoré by boli schopné splniť danú úlohu. Ide o zariadenia ako Arduino, Raspberry Pi, ESP8266, ESP32 a ďalšie. Pri výbere sa naskytuje aj možnosť návrhu vlastného zariadenia na mieru projektu, avšak tento spôsob by bol omnoho časovo náročnejší a v mnohých prípadoch aj drahší. Pri implementácii detekčného systému na existujúcich platformách treba vziať v úvahu tieto faktory v poradí od najdôležitejšie k menej dôležitým:

1. **výpočetný výkon** (výkon procesora, dostupná pamäť),
2. **vyhotovenie hardware**(výstupy pinov, vstavané zariadenia, vstavané snímače, podpora komunikačných protokolov)
3. **cena**,
4. **softwarové limitácie** (dostupné knižnice, užívateľská podpora, vývojové prostredie, programovací jazyk).

Najdôležitejšou vlastnosťou platformy je výpočetný výkon ktorý je limitovaný z časti fyzickými rozmermi a hlavne cenou platformy. Čip mikrokontroleru by mal mať dostatočnú operačnú pamäť ako aj výpočetnú silu (frekvencia, počet jadier, podpora HW akcelerácie). Mal by byť schopný riadiť spotrebu energie pri nečinnosti, hlavne pri napájaní z obmedzeného zdroja energie.

Ďalším faktorom je hardwarové vyhotovenie, ktoré zahŕňa podporované periférie mikrokontroleru. Môže sa jednať o vstupno výstupné pinny (digitálne, analogové), podporu komunikačných protokolov (UART, I^2C , I^2S , SPI) a konvertory signálu. Hlavnou výhodou komerčných mikrokontrolerov je tiež ich zapracovanie do funkčných dosiek, ktoré uľahčujú

prístup k jednotlivým perifériám. Nízky výkon je úmerný cene zariadenia, v tomto prípade platforma ako je napríklad Arduino UNO je cenovo veľmi dostupná, avšak 8 bitový mikročip ATmega328, ktorý je na doske Arduina pracuje na taktovacej frekvencii iba 16 MHz a pamäťou SRAM 2 kB. Oproti tomu napríklad platforma ako Raspberry Pi 4 B má 64 bitový procesor s taktom až 1.5 GHz a SDRAM od 2 GB až po 8 GB. Cena Arduino UNO sa k dátumu 14. 1. 2023 pohybuje približne okolo 300-600 CZK a Raspberry Pi 4 B okolo 1600-2300 CZK. Arduino by v rámci detekcie neobstálo s výpočtovým výkonom, zatiaľ čo výkon Raspberry Pi je viac ako dostačujúci, ale pre reálne využite cenovo nevýhodný. Vhodnou strednou cestou môže byť platforma ESP32. Má lepší výkon ako Arduino a je cenovo dostupnejšia (ESP32-DevKitC 200-600 CZK) ako Raspberry Pi. Popis mikrokontroleru ESP32 je v sekcii 3.1.1. Porovnanie populárnych komerčných platforiem je vyobrazený v tabuľke 2.2, a ukazuje zhrnutie vlastností jednotlivých mikroprocesorov.

Mikrokontroler	Cena	Počet pinov	Pamäť	Procesor	Periférie	Vývojové prostredie	Rozmery
Arduino Mega2560	600 Kč	54	8 kB	ATmega2560 (16 MHz, 8-bit)	Analog, Digital, I2C, SPI, UART	Arduino IDE	101.52 x 53.3 mm
Arduino UNO	200 Kč	14	32 kB	ATmega328P (16 MHz, 8-bit)	Analog, Digital, I2C, SPI, UART	Arduino IDE	68.6 x 53.4 mm
ESP32-DevkitC	200 Kč	34	520 kB	ESP32 (240 MHz, Dual-Core 32-bit)	WiFi, Bluetooth, I2C, SPI, UART	Espressif IoT Development Framework	48 x 40 mm
AI-Thinker ESP32-A1S	800 Kč	10	520 kB	ESP32 (240 MHz, Dual-Core 32-bit)	WiFi, Bluetooth, I2C, SPI, UART	Espressif IoT Development Framework	18 x 25 mm
ESP8266 Lua NodeMcu V3	128 Kč	11	80 kB	ESP8266 (160 MHz, 32-bit)	WiFi, I2C, SPI, UART	Lua firmware	57.5 x 27 mm
Raspberry Pi 4 B	1350 Kč	40	2 GB	Broadcom BCM2711	Ethernet, USB, HDMI, Audio, I2C, SPI, UART	Raspbian	88 x 58 mm
BlackPill ARM STM32	400 Kč	40	512 kB	STM32 (100MHz)	Analog, Digital, I2C, SPI, UART	STM32CubeIDE	53 x 22 mm

Tabuľka 2.2: Porovnanie, populárnych komerčných mikrokontrolérov.

Kapitola 3

Návrh riešenia

Podľa rozborov spracovaných výskumov priamo alebo nepriamo zameriavajúcich sa na detekciu agresie je navrhnutý systém, ktorého hlavnou úlohou je detegovať ľudskú agresiu vyvolanú provokáciou a iritáciou jedinca. Oblasť psychofyziologických javov je v rámci agresie málo preskúmaná a existujúce výskumy prinášajú zmiešané výsledky. Navrhnutý systém sa teda zameriava na psychofyziologické javy spôsobené agresiou, a to konkrétne srdečným tepom, odporom kože, a nízko-úrovňovými akustickými vlastnosťami hlasu. Propozícia riešenia sa zameriava na hardwarovú časť ako aj časť logického riadenia aplikácie a návrhu systému. Voľba periférií a platformy je prispôbená požiadavkám celkového systému na pomerne nízke náklady, ale aj dostačujúci výkon. Návrh štruktúry systému je založený na mikrokontrolery ESP32, ktorého práca je rozdelená na dve logické časti. Prvá časť zahŕňa komunikáciu s perifériami a druhá časť sú operácie so získanými vstupmi. Na meranie srdečného tepu je zvolený analógový senzor AD8232, ďalej senzor na meranie psychogalvanickej reakcie kože a taktiež mikrofón INMP441 na zaznamenávanie audia.

3.1 Prostriedky a metódy detekcie

3.1.1 ESP32

ESP32 je 32 bitový mikrokontrolér s operačným napätím medzi 2.3 až 3.6 V. Má 34 digitálnych vstupov/výstupov, 12 analogových vstupov, frekvenciu hodín až 240 MHz, dvojjadrový procesor a poskytuje 4 MB flash pamäť a 520 KB SRAM. Okrem toho obsahuje rôzne periférne moduly, ako sú časovače, UART, SPI, I2C, I2S a CAN, ako aj vestavěný WiFi a Bluetooth modul.

Prečo by však mal byť ESP32 vhodnou voľbou pre detekciu agresie?

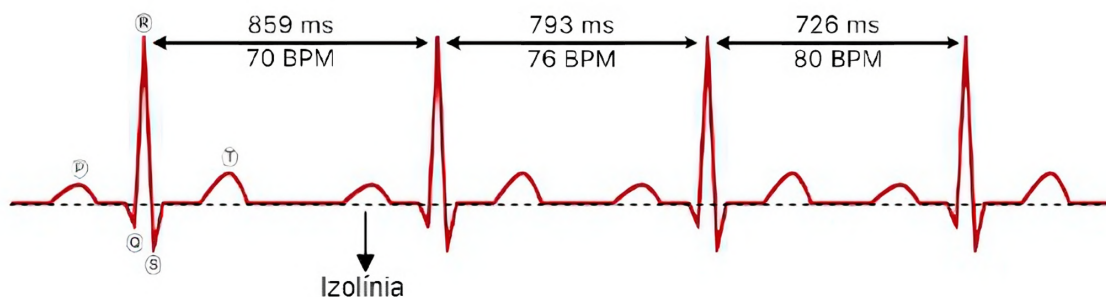
Výhodou ESP32 je pomerne veľký výpočetný výkon za nízku cenu, čo je potrebné pri analýze real-time audio signálu. Dve jadrá procesoru Xtensa LX7 sú veľmi dôležité pre návrh systému, ako je systém s viacerými vstupmi. Pre náročnosť výpočetných operácií, ako je napríklad Fourierová transformácia dosahujúca náročnosť $\mathcal{O}(N^2)$, je žiaduce, aby analýza vstupov bola rozdelená na jednotlivé jadrá procesoru a tým minimalizované oneskorenie, ktoré môže skresľovať výsledky detekčného systému.

3.1.2 Elektrokardiogram

Skúmanie EKG preukázalo, že nižší srdečný tep v pokoji je spájaný s agresiou. Ortiz a Raine [21] v rozbere pozostávajúcom z 40 individuálnych štúdií zistili, že agresia má pomerne vysoký účinok na zníženie srdečného tepu v pokoji u detí s antisociálnym (agresívnym) správaním (Cohenonovo $d = -0,44$). Rozbor taktiež dokázal, že rovnaký efekt na srdečný tep je u detí ešte markantnejší v spojení so stimuláciou vonkajším stresorom (Cohenonovo $d = -0,44$). Avšak napríklad Lorber [16] vo výskume prevádzajúci rozbor 16 štúdií uviedol malú veľkosť účinku agresie (Cohenonovo $d = -0,38$) na tep v pokoji vo vzorkách dospelých ľudí. Skúmanie EKG aktivity v kontexte agresie a stimulácie stresorom neprinieslo jednoznačné výsledky [9], ktoré však mohli byť limitované voľbou stimulácie, ktorá nemusela vzbudzovať formu agresie v jednotlivých účastníkoch výskumu. Zvolený prístup k riešeniu teda vychádza z predpokladu, že nižšia frekvencia srdečného tepu môže byť reakciou na agresiu v rámci cieľenej stimulácie. Pri výbere senzorov boli testované dva biosenzory AS7030B-COLM OLGA22 a SparkFun AD8232. AS7030B-COLM OLGA22 poskytoval menšie hardwarové rozhranie pre zapojenie k testovanému subjektu ako aj samotné zapojenie k mikrokontroléru. V riešení je teda použitý single-chip senzor AD8232 Heart Monitor vyvedený na doske. Pre správne snímanie EKG signálu je navrhnuté zapojenie elektród podľa Einthovenovho trojuholníka, ktoré limituje šum a spoľahlivo zvýrazňuje R vrcholy. Aby sa na výsledok EKG signálu, ktorý je typicky meraný v úderoch za minútu nemuselo čakať celú minútu, je navrhnutý prístup merania R-R intervalu 3.1.

$$BPM = \frac{60}{R_2 - R_1} \quad (3.1)$$

Znázornenie EKG vlny ukazuje ako je aproximovaný srdečný tep pomocou R-R intervalu:

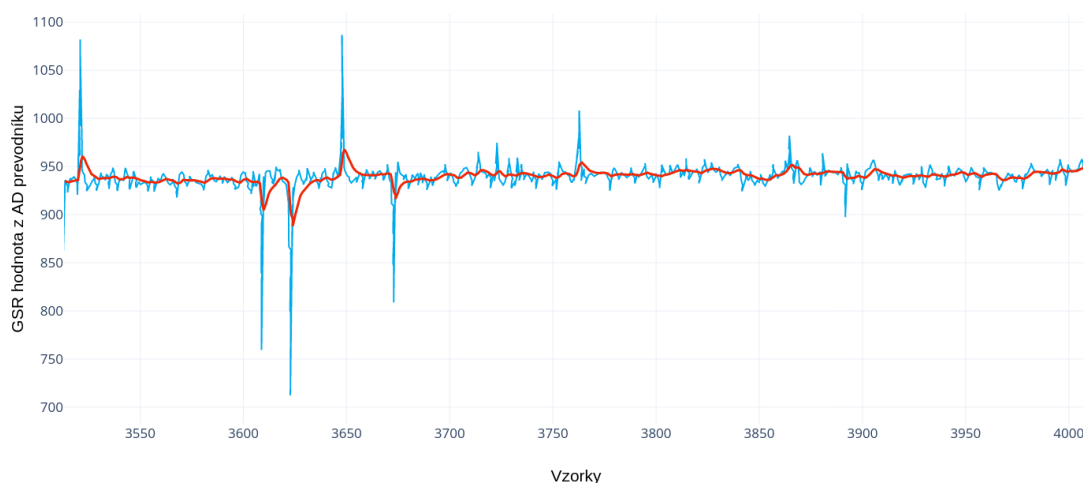


Obr. 3.1: Príklad EKG vlny a jej charakteristík, ukazujúci R-R interval slúžiaci na aproximáciu srdečného tepu za minútu.

3.1.3 Electrodermalná aktivita

Electrodermalná aktivita sa v mnohých výskumoch preukázala ako dobrý psychofyziologický indikátor v reakcii na agresiu. Carnagey vo výskume dokázal, že odpor kože a aj srdečný tep sú pri reakcii na násilie značne ovplyvnené ľudskou desenzibilizáciou k agresii, čo bolo vo výskume stimulované hraním násilných videohier. [5] Výskum zaoberajúci sa reakciami autonómneho nervového systému na emócie preukázal, že pri porovnaní neutrálného stavu a stavu hnevu došlo k významnému nárastu vodivosti kože, ktorý dosiahol

priemerný nárast o $4,33 \mu\text{S}$ so štandardnou odchýlkou $4,20 \mu\text{S}$ ($t = 3,26$, $p = 0,009$). [17] Na základe týchto zistení je možné teda tvrdiť, že zníženie odporu kože je smerodajná veličina, ktorú je možné pozorovať pri agresívnom stave jedinca. Odpor povrchu kože sa odvíja od perforácie potom cez potné žľazy, ktoré reagujú na mentálne a fyzické podnety. [19] Meranie kožného odporu sa bude prevádzať analógovým sensorom, ktorého úlohou bude rátať potenciál medzi dvoma elektródami pripojených k ľudskému telu. Princíp fungovania senzoru je popísaný blokovou schémou 3.3. Fluktuácia, prirodzene vyskytujúca sa pri práci s vodičmi v rušnom prostredí, bude potlačená digitálnou filtračnou metódou. Signál bude pred zaslaním do detekčného algoritmu pred-filtrovaný IIR low-pass filtrom 1. úrovne, ako je ukázané na obrázku 3.2.

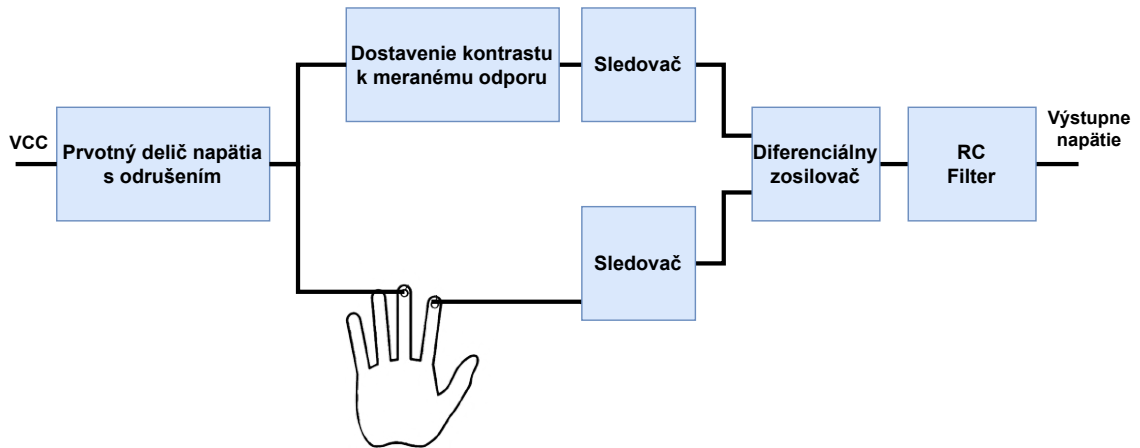


Obr. 3.2: Signál z analógového senzoru, kde modrý signál je pôvodný a červený značí signál po filtrovaní low-pass IIR filtrom 1. úrovne.

3.1.4 Hlas

V rámci štúdií bolo dokázané, že rečové parametre sú do istej miery ovplyvnené emóciami. Hnev charakterizujú vlastnosti ako zväčšená priemerná hodnota fundamentálnej frekvencie F_0 , zväčšená priemerná energia reči a rýchlosť artikulácie. [3] Podľa týchto poznatkov je navrhovaný zvukový analyzátor. Detekcia sa zameriava na veličiny sily hovoreného signálu a základnú frekvenciu. Audio bude snímané z komerčného MEMS mikrofónu INMP4411 [1] popísaného v sekcii Realizácia hardwarovej časti 4.1. Nad vzorkami signálu sa prevedie matematická analýza vo frekvenčnej doméne. Analýza sa zameriava na dve veličiny detekciu základnej frekvencie a sily signálu. Real-time signál z mikrofónu sa prevedie Fourierovou transformáciou (FFT), aplikovanou v knižnici Arduino Audio Tools¹, do frekvenčnej domény.

¹<https://github.com/pschatzmann/arduino-audio-tools>



Obr. 3.3: Vstupné napätie VCC predstavuje pri senzore 3.3 V – 5 V. Napätie sa delí a pomocou kondenzátora je odfiltrované vysokofrekvenčné rušenie. Dva sledovače znížia výstupnú impedanciu dvoch signálov. Napätového signálu zo svoriek umiestnených na koži a porovnávacieho napätia z kalibračného deliča s potenciometrom. Ďalej nasleduje diferenciálny zosilňovač, ktorý zosilní rozdiel týchto dvoch signálov a privedie ho cez dolno-priepustný RC filter na výstup modulu.

Spomínaná knižnica tiež obsahuje triedu `I2SStream` pre komunikáciu so zbernicou I^2S . Arduino Audio Stream sú triedy v knižnici, ktoré umožňujú kopírovať vzorky napríklad z vygenerovanej sínusoidy a previesť ich na výstup ako PWM signál [3.1.4](#).

```
SineWaveGenerator<int16_t> sineWave(32000);
GeneratedSoundStream<int16_t> sound(sineWave);
PWMAudioStream pwm;
StreamCopy copier(pwm, sound);

void setup() {
  Serial.begin(115200);
  sineWave.begin(1, 8000, N_B4);
  auto config = pwm.defaultConfig();
  config.sample_rate = sample_rate;
  pwm.begin(config);
}

void loop(){
  copier.copy();
}
```

Výpis 3.1: Kód generujúci sínusoidu o maximálnej amplitúde 32000. Signál je vzorkovaný na 8000 Hz a predstavuje tón B4 (493.88 Hz). Vzorky generovanej sínusoidy sa v `loop` slučke prevádzajú na PWM signál o frekvencii 312.5 Hz.

3.2 Meranie dát a testovanie

Na overenie validity detekčného systému a správnosti meraní jednotlivých senzorov je navrhovaný experiment. Úlohou experimentu je simulovať stav hnevu ako podnet reaktívnej agresie. Keďže agresia alebo hnev sú individuálne prejavy človeka, budú testované dva prístupy:

1. Reflexia osobného zážitku spojená s hnevom alebo iritáciou.
2. Stimulácia vonkajším stresorom vo forme videa.

Účinnou stratégiou pre vyvolanie stavu hnevu u jednotlivcov je predstavivosť na základe vlastnej skúsenosti. [24, 11] Naopak pre stimuláciu vonkajším stresorom je navrhovaný prístup vnímania stimulu cez dva najzákladnejšie zmysly, ktorými sú zrak a sluch, a preto je zvolená stimulácia sledovaním videa.

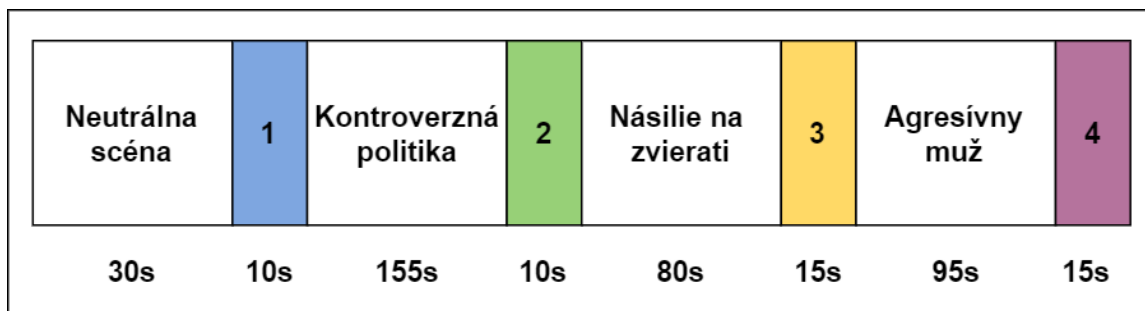
Pre správnu voľbu prístupu a výberu jednotlivých scén do videa bol vytvorený anonymný dotazník². Dotazník zahŕňal otvorené otázky ako napríklad „Ak Vás dokáže frustrovať video/show apod., popíšte kontext/typ/zmysel obsahu.“ alebo „Ako Vás dokážu frustrovať/nahnevať komentáre na sociálnych sieťach?“. Vyhodnotenie dotazníku ukázalo, že najviac spomínané témy, ktoré boli pre ľudí z Česka a Slovenska najviac iritujúce sú politika, korupcia a hoaxy. Na druhom mieste to bolo týranie zvierat a znečisťovanie prírody. Videá s obdobnou tematikou sú teda zapracované do videa. Video zahŕňa 4 scény s obsahom a 4 scény (farebne označené) slúžiace na meranie, zoradené na obrázku 3.4 postupne.

Pri stimulácií vyššie spomínanými prístupmi je človek pripojený k detekčnému systému Ag/AgCl elektródami na snímanie EKG, niklovými elektródami na snímanie odporu kože a je pred ním položený mikrofón vo vzdialenosti 20 cm. Miestnosť experimentu je odhlučnená. Systém využíva Arduino knižnicu Serial na vypisovanie hodnôt pomocou príkazov `Serial.print()` a `Serial.println()`. Dáta sú štruktúrované do formátu súboru hodnôt oddelených čiarkou CSV. Keďže jednotlivé výpočetné operácie trvajú rozličnú dobu a bežia súčasne na viacerých jadrách procesoru, je navrhnutý systém synchronizované výpisu hodnôt. Na synchronizáciu vypisovania dát je použitý semafor `SemaphoreHandle_t data_semaphore`, ktorý si vždy porces bežiaci na jadre zaberie pre zapísanie aktuálnej hodnoty do zdieľanej štruktúry `shared_data`. K výpisu je pre lepšiu prehľadnosť dát pri štatistickej analýze pridaný výpis času vo formáte `HH:MM:SS:mmm`. Komunikácia s ESP32 prebieha cez USB sériové rozhranie a programu Putty³.

Verifikácia správnosti detekcie prebehne podobným prístupom. Ak algoritmus deteguje agresiu, zaznamená sa čas detekcie a porovná sa s časom videa. Po sledovaní videa účastníci experimentu poskytnú spätnú väzbu ohľadom emócií, ktoré cítili počas sledovania. Keď sa detekčný čas bude zhodovať s časom, kedy pozorovaný cítil hnev, bude systém ohodnotený kladne. Pokiaľ systém vyvolá falošný poplach alebo nedeteguje agresiu v uvedenom čase, tak sa systémová schopnosť detegovať ohodnotí záporne.

²Výsledky dotazníku sú dostupné na: <https://docs.google.com/spreadsheets/d/1xKZ8W1aDtaup2PiYp4rXtmRfcPxx2D01KWSSSyTbr0/edit?resourcekey#gid=1055909030>

³<https://www.putty.org/>



Obr. 3.4: Chronologické značenie videa stimulujúceho hnev použitého v experimente.

3.3 Chybovosť meraní senzorov

Pre senzory boli uskutočnené merania za účelom zisteniu miery neistoty. Pre MEMS mikrofón INMP441 bola meraná miera neistoty typu A. Senzor bol umiestnený do miestnosti, v ktorej miera hluku dosahovala približne 28.8 dBA⁴. Neistota bola vyrátaná podľa vyššie uvedených vzorcov 2.3. Meranie magnitúdy najväčšej frekvencie dosahovalo chybovosť $|X(f_{max})| = 1108.97 \pm 33.9$. V technickej dokumentácii nie je uvedená trieda presnosti, a teda mieru neistoty typu B nebolo možné určiť. Podobný postup bol zvolený pre senzor Groove GSR, kde sa opäť merala neistota typu A. Hodnoty merania boli merané pri pripojených elektródach, a mikrokontroler bol napájaný z batérie. Senzor odporu kože pri meraní dosiahol hodnoty $R = 967816.0 \pm 514.2 \Omega$. Pri AD8232 Heart Rate Monitor nebolo možné kvôli charakteristike jeho signálu určiť mieru neistoty typu A.

⁴Miera hluku bola meraná aplikáciou Decibel X na zariadení iPhone 12

Kapitola 4

Realizácia

Zostavovanie detekčného systému je riešené v dvoch častiach, kde prvá časť sa týka logického a hardwarového zapojenia systému. Pri realizácii hardwarového zostavenia bolo odskúšaných viacero zapojení a taktiež viacero senzorov pre detekciu zvolených veličín. Softwarový program zahŕňa aplikáciu optimalizovaných filtrov a algoritmov. Vývojový diagram programu sa nachádza prílohe bakalárskej práce [B.1](#).

4.1 Realizácia hardwarovej časti

Výsledný systém podľa návrhu pozostáva z troch hlavných vstupných senzorov pripojených k ESP32-DevkitC.

Signalizácia senzorov a výstupov je pripojená na LED diódy ako je vyobrazené v schéme nižšie [4.3](#). Pri zostavovaní výsledného systému bol kladený dôraz na zamedzenie čo najväčšieho spektra vonkajšieho šumu, ako sú napríklad elektromagnetické a rádiové rušenia. Celý systém je spájkovaný na PCB doske, ktorá je umiestnená v alumíniovej krabicičke a spojená so zemiacim pinom na ESP32. Napájanie detekčného zariadenia je realizované buď pomocou Micro-USB portu na ESP32, ktorý môže byť napájaný z užívateľského počítača, alebo z externého zdroja pomocou priameho prúdu a napätia 3.3 V. Spotreba systému na jednu hodinu aktívnej práce je 0.27 Wh. Výsledné zariadenie je kompaktné a prenosné.

Senzor srdečného tepu

Elektrokardiografický senzor je možné napájať napätím od 2 V – 3.5 V. Senzor obsahuje 6 vývodov, ktoré sú vyvedené na PCB dosku. Napájací a zemiaci vývod sú priamo pripojené k doske. Prúdová spotreba senzoru je 170 μ A. Operačné vývody senzoru sú:

- **OUTPUT** (Read, GPIO34): dátový vývod senzoru,
- **LO+** (Read, GPIO21): vývod detekcie odpojenia kladnej elektródy,
- **LO-** (Read, GPIO19): vývod detekcie odpojenia zápornej elektródy,
- **$\overline{\text{SDN}}$** (Write, NC): vývod ovládajúci funkciu vypnutia senzoru.

Monitor srdečného tepu pôsobí ako integrovaný zosilňovač, ktorý pomáha získať jasný signál z intervalov PR a QT [\[12\]](#). Signál je značne ovplyvnený napájacím zdrojom a prostredím, v ktorom je senzoru umiestnený. Pri napájaní senzoru striedavým prúdom nie je možné



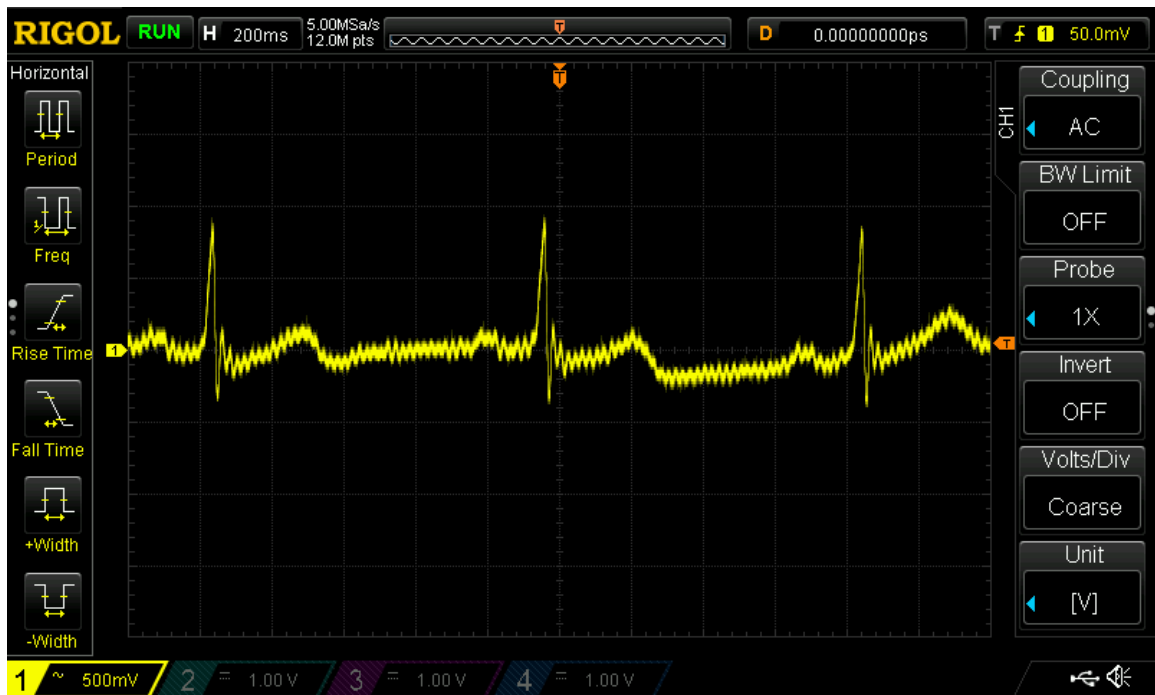
Obr. 4.1: Obrázok A zobrazuje vstupy pre jednotlivé senzory vyvedené z krabičky. Na obrázku B je vidno indikačné LED a vstup pre Micro-USB mikrokontroléru ESP32, ktoré môže slúžiť na napájanie alebo sériovú komunikáciu pri testovaní. C je ukazuje uzavretú hliníkovú krabičku slúžiacej na elimináciu vonkajšie šumu.

rozpoznať jednotlivé charakteristiky EKG signálu. Podobne neuspokojivé výsledky boli odmerané v rušivom prostredí, kde v okolí senzoru bežalo niekoľko pracovných počítačov. Senzor po izolácii a napojení z batérie poskytuje omnoho čistejší a čitateľnejší signál 4.2. Pripojenie výstupného vývodu senzoru je privedené vývod analógovo digitálneho prevodníku ESP32. Signál z monitoru je na ESP32 spracovaný pomocou Pan-Tompkins algoritmu [6, 22], ktorý je bližšie popísaný v sekcii 4.2.

Po rozpoznaní R vrcholku algoritmus zaznamená jeho čas v sekundách. Podľa vzorca 3.1 je vypočítaný srdečný tep za minútu, v ktorom sa za minútu porovná čas medzi jednotlivými vrcholkami R, ako je zobrazené na obrázku 3.1.

Senzor galvanickej kožnej reakcie

Pri meraní odporu povrchu kože boli testované dve riešenia. Komerčný senzor Groove GSR a návrh diferenčného zosilňovača zostavený podľa existujúceho výskumu na toto téma [28]. Do výsledného systému bol zvolený už existujúci senzor Groove GSR, ktorý preukázal empiricky menšie výkyvy a disponuje dobrým rozhraním pre pripojenie elektród. Biosenzor je napájaný napätím 3.3 V. Prúdový odber sa pohybuje v rozmedzí 40-70 μA . K senzoru sa pripájajú dve elektródy, medzi ktorými je meraný odpor ľudskej kože. Počas merania sú elektródy priložené elastickou násadou k ukazováku a prostredníku. Dátový vývod senzoru je pripojený k ESP32 na vývod GPIO35.



Obr. 4.2: Napätová charakteristika v závislosti na čase, meraná na výstupnom vývode senzoru AD8232, napájaného dvoma 1.5 V batériami, umiestneného do hliníkovej krabičky.

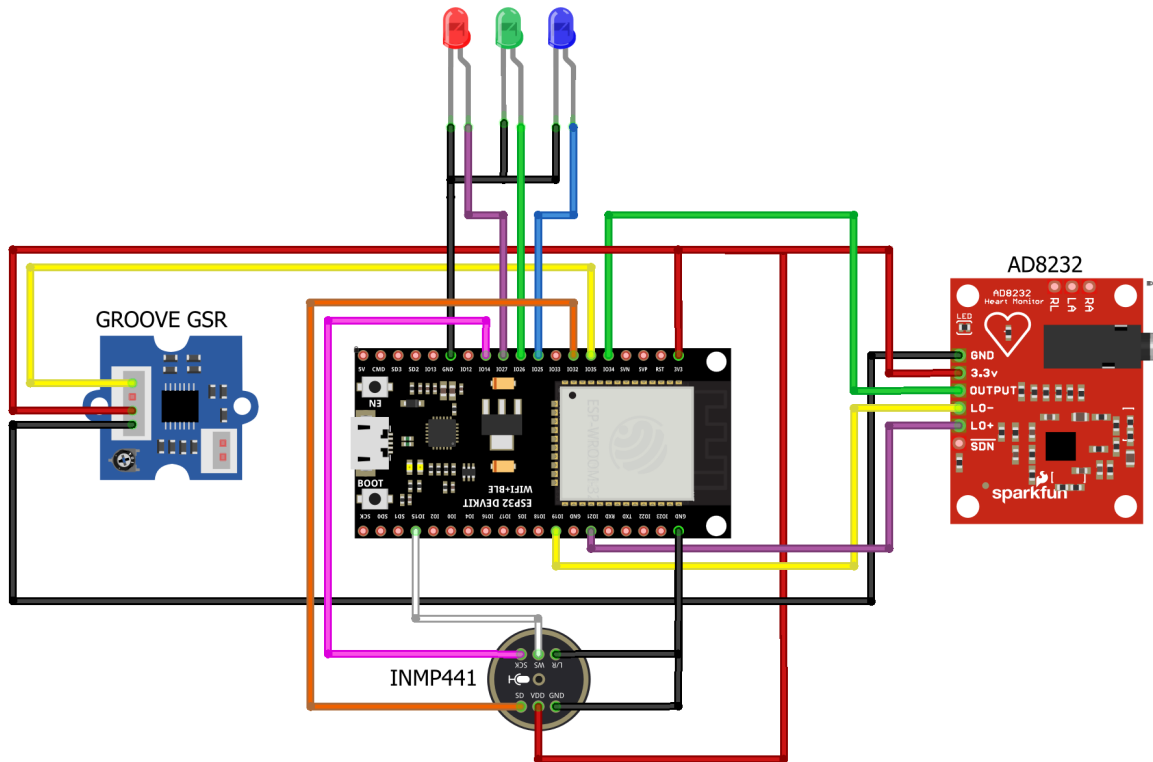
Mikrofón

INMP441 je MEMS¹ mikrofón komunikujúci na rozhraní I^2S . Výstupná dĺžka slova z mikrofónu je 24-bitov príslušiacich na jeden kanál. Napájacie napätie a prúdový odber INMP441 sú cca 3.3 V a 1.5 mA. Frekvenčná odozva je od 60 Hz – 15 kHz, čo znamená, že mikrofón je schopný prenášať signál s rovnakou úrovňou zosilnenia bez skreslenia [1]. Vývody mikrofónu:

- **WS, L/R**: vývody na výber spomedzi dvoch kanálov,
- **SCK**: vývod synchronizačného signálu, ktorý určuje rýchlosť prenosu dát medzi zariadeniami,
- **SD**: vývod sériových dát (PCM Audio Data).

Tieto vývody sú základné špecifiká zbernice I^2S a určujú, aký spôsobom sa majú audio data prenášať.

¹Sú vyrobené z kremíkovej dosky a zahŕňajú tenkú kovovú membránu, ktorá sa môže pohybovať v reakcii na tlak zvukových vln. Keď zvuková vlna narazí na membránu, spôsobí jej kmitanie, čo generuje elektrický signál. Tento signál sa potom zosilní a digitalizuje na výstupe.



Obr. 4.3: Schéma prepojenia senzorov a mikrokontroléru ESP32.

4.2 Implementácia softwarovej časti

Výsledný program je napísaný a skompilovaný vo vývojovom prostredí Arduino IDE. Program pre detekciu agresie je rozdelený na dve logické aj operačné časti. Pre optimalizáciu využívania zdrojov je program navrhnutý tak, aby využíval obe jadrá mikroprocesoru. Všetky konštanty a vývody používané vo výslednom kóde programu sú kvôli prehľadnosti a šetreniu pamäte definované direktívou `#define` na začiatku programu.

Zvuková analýza

Pre spracovanie a analýzu akustických charakteristík hlasu je použitá knižnica Arduino Audio Tools. Obrázok 4.4 znázorňuje postup spracovania signálu v programe.

Pri analýze zvukovej zložky a kožného odporu je využitá dual-core funkcionalita operačného systému FreeRTOS. Pre rozdelenie programu na dve jadrá je definovaná globálne premenná z knižnice FreeRTOS:

```
TaskHandle_t Task1;
```

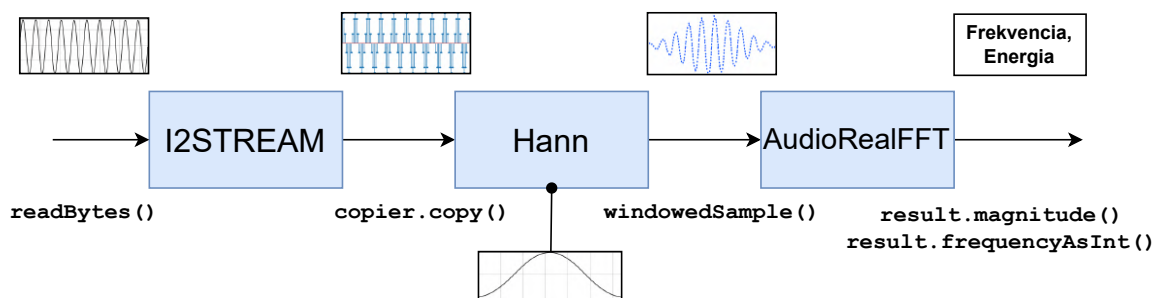
Výpis 4.1: Deklarácia premennej slúžiacej na identifikáciu a manažment úloh

`Task1` je identifikátor slúžiaci na manipuláciu a odkazovanie konkrétnej úlohy. Tento identifikátor je predaný v tele funkcie `setup` ako argument pre následné vytvorenie úlohy:

```
xTaskCreatePinnedToCore(codeForTask1, "EDA_ECG", 4096, NULL, 1, &Task1, 0);
```

Výpis 4.2: Príklad volania funkcie z knižnice FreeRTOS vytvárajúcej novú úlohu priradenú ku konkrétnemu jadru procesoru ESP32. Argument `codeForTask1` je odkaz na funkciu bežiacu v nekonečnej slučke, `"EDA_ECG"` je popisné meno úlohy. Ďalej je úlohe priradený stack o veľkosti 4096 bytov, nastavená priorita 1, predaný identifikátor `Task1` a nakoniec je úloha priradená jadru číslo 0.

Z hľadiska aplikácie je nutné, aby bol signál spracovaný na frekvenčnom spektre od 50 Hz-15 kHz. Podľa Shannonovho vzorkovacieho teóremu je teda potrebné signál vzorkovať na minimálne dvojnásobnej frekvencii. I^2S audio signál na dvoch kanáloch (L/R) je teda vzorkovaný na frekvencii 44.1 kHz pri 16 bitoch na vzorku.



Obr. 4.4: Znázornenie spracovania vstupného signálu zo zbernice I^2S . Data sú čítané pomocou `readBytes()` metódy, následne diskkrétne vzorky kopírované pomocou objektu triedy `StreamCopy` a násobené okienkovou funkciou. Segment vzoriek je prevedený pomocou Fourierovej transformácie do frekvenčného spektra na reálne a komplexné čísla, z ktorých je vypočítaná sila signálu, energia a frekvencia.

Pre spracovanie I^2S signálu je vytvorený objekt triedy `I2SStream` 4.2. Ďalej je inicializovaný objekt `config` triedy `I2SConfig`, ktorý nastavuje spomínané parametre pre spracovanie signálu. Parameter `i2s_format` nastavuje usporiadanie čítania bitov zo zbernice I^2S .

```
config.i2s_format = I2S_STD_FORMAT;
config.sample_rate = 44100;
config.channels = 2;
config.bits_per_sample = 16;
```

Výpis 4.3: Definícia atribútov triedy `I2SConfig` pre čítanie dát zo zbernice I^2S

Spektrálna analýza signálu je prevádzaná na okienku o dĺžke 2048 vzoriek. Počet vzoriek v okienku je zvolený na základe troch faktorov:

- rýchlosti výpočtu FFT,
- alokácie pamäte,
- frekvenčného rozlíšenia.

Keďže agresia sa vyznačuje zvýšením fundamentálnej frekvencie F_0 [3], tak je potrebné, aby frekvenčné rozlíšenie bolo čo najpresnejšie. V prípade rýchlosti výpočtu dĺžka zvoleného okienka však ovplyvňuje časové rozlíšenie, čo znamená, že niektoré zmeny vo frekvencii môžu byť ťažko rozlíšiteľné. Tento efekt nastáva pri orezávaní hodnôt signálu na okrajoch po aplikovaní okienkovej funkcie okienkovej funkcie. Zvolená dĺžka okienka odpovedá frekvenčnému rozlíšeniu 43.1 Hz, podľa vzorca 4.1, kde N reprezentuje počet vzoriek v okienku a f_s vzorkovaciu frekvenciu. Toto rozlíšenie sa dá považovať za adekvátne pre pomerne presnú detekciu zmien F_0 v hlase. V programe je inicializovaný globálny objekt `fft` triedy `AudioRealFFT`. Objekt `fft` pomocou štruktúry `AudioFFTConfig` inicializuje argumenty ako dĺžku okienka `length`, kanály mikrofónu (L/R) `channels`, vzorkovaciu frekvenciu `sample_rate`, typ okienkovej funkcie `window_function` a ukazateľ na funkciu spätného volania `callback`. Na vzorku n v okienku je pred analýzou aplikovaná Hannová okienková funkcia definovaná vzorcom 4.2. Pre optimalizáciu výpočtu okienkovej funkcie je použitá verzia s cache pamäťou `BufferedWindow`.

$$\Delta f = \frac{f_s}{N} \quad (4.1)$$

$$w[n] = \frac{1}{2} \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) \right) \quad (4.2)$$

V slučke loop operujúcej na druhom jadre procesoru sa pomocou objektu `copier` triedy `StreamCopy` kopírujú vzorky z `I2Stream` a prebieha výpočet DFT podľa vzorca 4.3, kde N reprezentuje celkovú dĺžku `length` delenú dvomi, $x[n]$ vstupný signál, k jednotlivé frekvenčné komponenty.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{-\frac{2\pi i}{N} kn} \quad (4.3)$$

Metóda `magnitude` triedy `AudioRealFFT` vypočíta pre koeficient FFT maximálnu silu signálu podľa vzorca 4.4. Pre jednotlivé k je potom vypočítaná frekvencia 4.5.

$$|X[k]| = \sqrt{\Re(X[k])^2 + \Im(X[k])^2} \quad (4.4)$$

$$f[k] = k \cdot \frac{f_s}{N} \quad (4.5)$$

Po vypočítaní nového výsledku je volaná funkcia `fftResult` s parametrom `AudioFFTBase &fft`. Funkcia `fftResult` naplní pomocou metódy `resultArray` 5 najväčších hodnôt magnítúd :

```
AudioFFTResult resultsTop[5];
fft.resultArray(resultsTop);
```

Výpis 4.4: Deklarácia poľa štruktúr `resultsTop`, ktoré je pri volaní funkcie `resultArray` naplnené 5 najväčšími hodnotami amplitúd FFT

Tieto hodnoty sú spriemerované podľa upraveného vzorca na výpočet energie 4.6, kde N reprezentuje spomínaný počet 5, výsledok je zapísaný do globálnej štruktúry `shared_data` na vyhodnotenie detekcie.

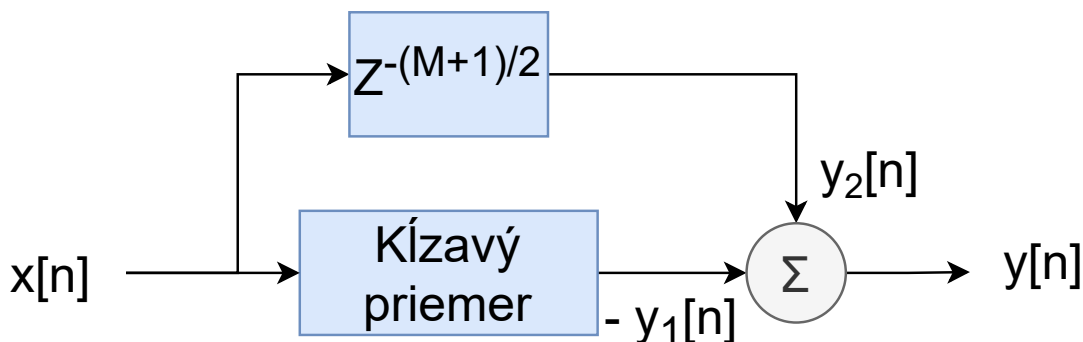
$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 \quad (4.6)$$

Užívateľ výsledného systému môže tiež použiť funkciu `getFrequencyAverage` pre indikáciu zmeny fundamentálnej frekvencie F_0 . Táto funkcia je implementovaná, avšak na základe nedostatočných indícií pri meraniach zmeny F_0 v korelácií s agresiou nebola zahrnutá do detekčného algoritmu.

Analýza srdečného tepu

Program spracováva vstupy z troch GPIO vývodov LEADS_OFF_PLUS_PIN (GPIO21), LEADS_OFF_MINUS_PIN (GPIO19) a ECG_PIN (GPIO34). V `loop` funkcii sa analógový signál z EKG analyzuje každých 5 milisekúnd. Program pred začiatkom analýzy prevádza kontrolu LEADS_OFF_PLUS_PIN a LEADS_OFF_MINUS_PIN vývodov, detegujúcich pripojenie elektród k vodiču (telu). Pan-Tompkins algoritmus je implementovaný vo funkcii `detect`, ktorá vracia bool hodnotu pri rozpoznaní alebo nerozpoznaní R vrcholku EKG signálu. Verzia algoritmu je prevzatá z existujúcej implementácie navrhnutej pre Arduino Uno² a upravená pre ESP32 a senzor AD8232.

Algoritmus používa dva kruhové buffere `ecg_buff[M + 1]` a `hp_buff[N + 1]` na aplikáciu filtrov. Horná prepust' (HPF) je aplikovaná na signál o dĺžke $M + 1$ vzoriek. HPF je filter s konečnou odozvou a skladá sa z dvoch častí filtru kľzavého priemeru a skupinového oneskorenia, ako je vidno na schéme 4.5.



Obr. 4.5: Blokové schéma Lineárneho FIR filtru implementujúceho hornú prepust' o dĺžke M na vstupný EKG signál $x[n]$.

²https://github.com/blakeMilner/real_time_QRS_detection/blob/master/QRS_arduino/QRS.ino

Kľzavý priemer je reprezentovaný premenou `hp_sum`, do ktorej sú pripočítavané hodnoty cez dĺžku pohyblivého okna ($M = 5$).

```
float y1 = 0;
float y2 = 0;
tmp = (ecg_buff_RD_idx - ((M + 1) / 2));
if (tmp < 0)
    tmp += M + 1;
y2 = ecg_buff[tmp];
y1 = HP_CONSTANT * hp_sum;
hp_buff[hp_buff_WR_idx] = y2 - y1;
```

Výpis 4.5: Ukážka kódu aplikácie hornej prepusti. Premenné `y1` a `y2` odpovedajú návrhu filtru podľa schémy 4.5. Do premennej `tmp` je uložený index optimálneho oneskorenia. `HP_CONSTANT` je definovaná na hodnotu $\frac{1}{M}$.

Vzorky s aplikovaným HPF sú ďalej filtrované dolnou prepustou (LPF). Dolná prepust je jednoducho aplikovaná a vypočítava sa sčítaním druhých mocnín vzoriek signálu cez dĺžku pohyblivého okienka $N = 30$. Výsledok je zapísaný do premennej `next_eval_pt`. Časť zodpovedajúca za detekciu QRS zložky EKG singálu je implementovaná podľa vzorca 4.7. Kde α a γ značia zabúdaci a váhový faktor, W_{max} je maximálna hodnota v danom okne a T je hodnota prahu. Do premennej `win_max` sa najskôr ukladá hodnota lokálneho maxima, teda hodnota zodpovedajúca dĺžky detekčného okna `WINSIZE` empiricky stanovenej na hodnotu 200. Táto hodnota je použitá na vypočítavanie adaptívneho prahu:

```
float gamma = 0.175;
float alpha = 0.01 + (((float)random(0, RAND_RES) / (float)(RAND_RES)) *
    ((0.1 - 0.01)));
treshold = alpha * gamma * win_max + (1 - alpha) * treshold;
```

Výpis 4.6: Implementácia vzorca 4.7 pre vyrátanie adaptívneho prahu zahŕňa zabúdaci faktor `alpha`, a váhový faktor `gamma`. `alpha` faktor je rátaný pseudonáhodné medzi hodnotami 0–100000000 a škálovaný do rozmedzia kladných zlomkov v rozsahu 0–1.

Ak bod `next_eval_pt` prekročí hodnotu adaptívneho prahu, tak funkcia vráti bool hodnotu `true`, čo značí, že algoritmus detegoval črtu srdečného tepu.

$$T = \alpha \cdot \gamma \cdot W_{max} + (1 - \alpha) \cdot T \quad (4.7)$$

Aby sme predišli detekcii falošne pozitívnym výsledkom spôsobeným detekciou vo veľmi krátkom časovom úseku, ktorý predstavuje R vrcholok, je implementovaná perióda `HOLD_OFF_PERIOD` zdržania detekcie, ktorá aktivuje stavovú premennú `triggered`. Implicitná návratová hodnota algoritmu pri neúspešnej detekcii je `false`. Podľa vzorca 3.1 sa čas predošlej detekcie porovnáva s aktuálnym časom v mikrosekundách a zapisuje do pola `bpm_buff` o dĺžke 5 vzoriek. Výsledkom detekcie je premenná `bpm`, ktorej hodnota je priemerom 5 vzoriek posuvného okienka `bpm_buff`.

Spracovanie kožného odporu

Výpočetné operácie spojené s odporom kože prebiehajú na rovnakom jadre procesoru ako operácie analýzy EKG. Signál z analógového pinu `GSR_PIN` (GPIO35) je načítaný a spracovaný pred analýzou srdečného tepu a prebieha v nekonečnej slučke `codeForTask1`.

Z načítaného signálu je rovnicou získaný signál vo Voltoch, ktorý je použitý v navrhnutom IIR dolnopriepustnom filtri, ako je spomínané v kapitole Návrh 3.1.3.

```
float xn = (sensorValue * 3.3 / 4095.0);  
float yn = lp.filter(xn);
```

Výpis 4.7: Ukážka spracovania signálu GSR senzoru. Signál je filtrovaný vo voltoch metódou `filter`.

Filter je implementovaný v triede `LowPassFilter`. Konštruktor tejto triedy má parametre: `fc` medzná frekvencia filtru, vzorkovacia frekvencia `fs` a bool príznak `adaptive`. Metódou `calculateCoefficients` je program schopný vypočítať koeficienty polynómu filtračnej funkcie. Koeficienty a a b sú spočítané podľa vzorca 4.8 odvodených z transformácie. [10] α je vypočítaná podľa vzorca 4.9, kde ω_c značí kruhovú frekvenciu orezania vypočítanú z parametru `fc` a T_s je perióda vzorkovania signálu. Vzorkovacia frekvencia je pre signál nastavená na 1000Hz a medzná frekvencia je na hranici 10Hz.

$$a_1 = -\frac{\alpha - 2.0}{\alpha + 2.0} \tag{4.8}$$

$$b_1 = b_2 = \frac{\alpha}{\alpha + 2.0}$$

$$\alpha = \omega_c * T_s \tag{4.9}$$

Filtrovaná vzorka signálu je potom poslaná ako parameter detekčnej metóde `evaluate`.

4.3 Detekčný algoritmus

V súbore `evaluate.cpp` je implementovaná trieda `Evaluate`, ktorá implementuje metódy detekčného algoritmu `change()` a `intesity()`. Metóda `change()` deteguje zmenu všetkých troch sledovaných signálov. Parametre pre volanie sú:

- `buffer`: pole typu `BufferType` s veľkosťou `BUFFER_SIZE`, ktoré uchováva posledné hodnoty signálu,
- `data`: aktuálna hodnota signálu, ktorá sa má vyhodnotiť,
- `print`: textový reťazec, ktorý sa vypíše na výstup spolu s vypočítanou hodnotou signálu,
- `high_threshold`: desatinné číslo horného prahu,
- `low_threshold`: desatinné číslo spodného prahu,
- `downward`: bool hodnota ktorá udáva v akom smere sa má zmena detegovať.

Metóda `change()` funguje na jednoduchom princípe dvoch prahov `low_threshold` a `high_threshold`. Funkcia priemeruje hodnoty pohyblivého okna, ktorého zmenu potom porovnáva voči prahovým hodnotám. Nastavenie správnych hodnôt prahov do značnej miery ovplyvňuje schopnosť detekčného algoritmu detegovať zmeny. Prahy sú citlivo nastavené podľa meraní a experimentov popísaných v nižšie uvedenej sekcii 5. Voľba veľkosti pohyblivého poľa `buffer` je pre jednotlivé vstupy empiricky zvolená, tak aby odrážala reálne

zmeny emocionálneho stavu hnevu a agresie. Faktory, ktoré ovplyvnili voľbu veľkosti, sú napríklad vzorkovacia frekvencia signálu, záchvevy v amplitúdach signálu, dlhá psychofyzikologická odozva v reakcii na stimul apod. Na konci súboru sú vytvorené inštancie metódy pre jednotlivé buffery:

```
template uint8_t Evaluation::change(int (&buffer)[EN_BUFFER_SIZE + 1],
    double data, const char *print, float high_threshold, float
    low_threshold, bool downward);
template uint8_t Evaluation::change(int (&buffer)[HR_BUFFER_SIZE + 1],
    double data, const char *print, float high_threshold, float
    low_threshold, bool downward);
template uint8_t Evaluation::change(int (&buffer)[SC_BUFFER_SIZE + 1],
    double data, const char *print, float high_threshold, float
    low_threshold, bool downward);
```

Výpis 4.8: Inicializácia metód alokujúcej prevný rozsah bufferov. Program tak nealokuje pamäť dynamicky čo by spomalovalo výpočty a zahlťovalo RAM.

Každá sledovaná veličina má nastavenú vlastnú veľkosť pohyblivého okna prispôbenú oneskoreniu vyplývajúceho z vzorkovacej frekvencie, alebo implementačných požiadavkov. Metódy sú jednotlivo volané a ich návratové hodnoty sú uložené do globálnej štruktúry **agresion**. Metóda **intesity()** vracia hodnoty rozhodujúce o agresii na základe intenzity zvukového signálu. Návratové hodnoty z jednotlivých metód sú potom sčítané do výslednej premennej **result**, ktorá ukazuje mieru agresie. Jednotlivé veličiny sa mapujú na analógový výstup jednotlivých LED, čo poskytuje užívateľovi lepší prehľad o výkyvoch vo veličinách.

Kapitola 5

Experiment a zhodnotenie výsledkov

Pre otestovanie validity realizovaného systému bol navrhnutý experiment, ktorého cieľom bolo otestovať spojitost' zvolených sledovaných veličín a reaktívnej agresie/hnevu. Boli navrhnuté testovacie scenáre pre merania 3.2 a výsledky z meraní boli štatisticky spracované. Pre neuspokojivé výsledky z časti s audio signálom bol navrhnutý experiment, simulujúci agresiu. Podrobnosti tohto testovania sú spomenuté nižšie v kapitole.

5.1 Testovacie scenáre

Experiment bol prevádzaný v izolovanej miestnosti o teplote 20°C a zúčastnilo sa ho 5 dobrovoľníkov vo veku od 18 do 51 rokov. Experiment bol rozdelený do dvoch stimulačných častí.

V prvej časti dobrovoľníci dostali za úlohu napísať text o dĺžke strany A6, v ktorom reflektovali osobnú skúsenosť s hnevom a agresiou. Po napísaní textu boli dobrovoľníci pripojení k systému. Po kalibrácii (asi 1-2min) boli dobrovoľníci inštruovaní prečítať text nahlas. Počas čítania boli zaznamenávané akustické hodnoty energie signálu.

Druhá časť experimentu zahŕňala stimuláciu tromi krátkymi scénami. Úlohou dobrovoľníka v tejto časti bolo sústrediť sa na 7.5 min video a na konci verbálne zhodnotiť, ktorá scéna bola najviac iritujúca. Po každej scéne bola účastníkom prezentovaná 10-15 sekundová pauza. Na začiatku videa bola účastníkom prehraná neutrálna scéna (30s), v ktorej bola vyobrazená prázdna chodba. Scéna 1 obsahovala záznam z tlačovej konferencie kontroverznej politickej strany. Scéna 2 obsahoval video agresívnej ženy, ktoré zahrňovalo násilie na zvierati. Scéna 3 obsahovala xenofóbneho muža, ktorý verbálne útočil na mladý pár. Na konci videa mali účastníci za úlohu povedať, ktorá scéna ich najviac iritovala a prečo.

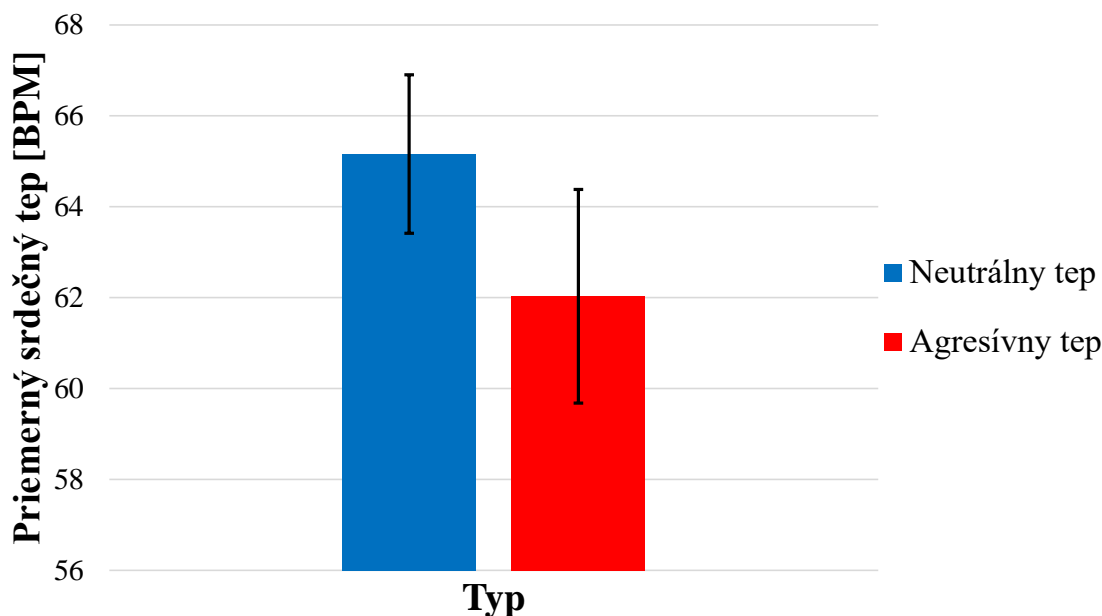
5.2 Merané dáta

Merané dáta srdečného tepu a odporu kože boli normalizované a analyzované štatistickými metódami. Z týchto dát je vypočítaný priemer, smerodajná odchýlka, štandardná chyba a stredná hodnota pre každú scénu a jednotlivé pauzy medzi scénami, ako aj pri reflexii osobnej skúsenosti. Účelom páuz medzi scénami je merať emocionálne rozpoloženie.

Srdečný Tep

Srdečný tep bol meraný v úderoch za minútu, ako je spomínané v návrhu riešenia 3.

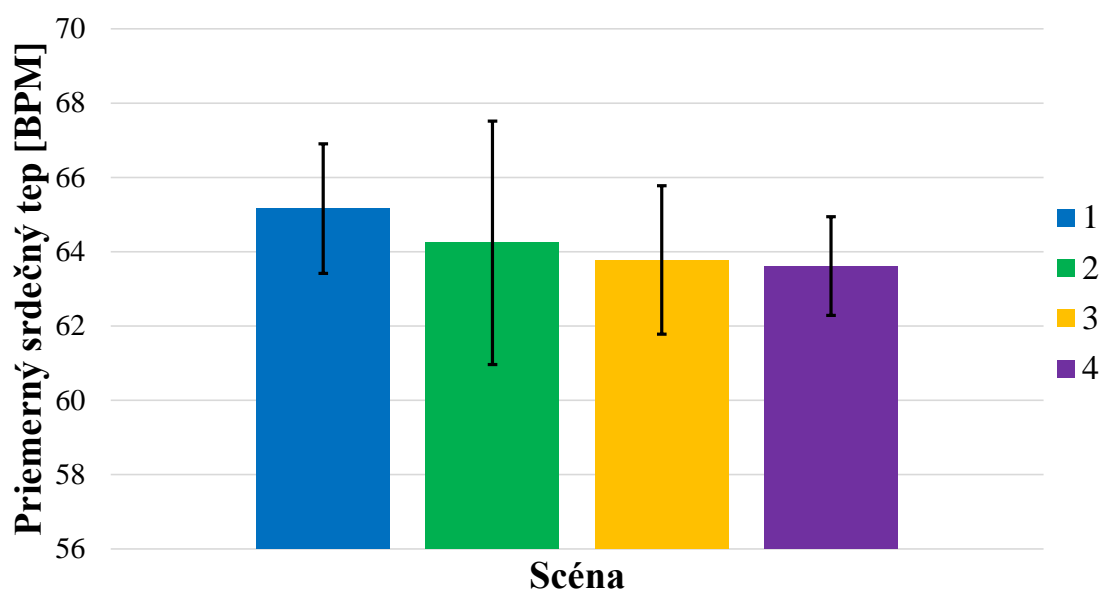
Celkový počet vzoriek srdečného tepu pri sledovaní videa bol 274 ± 2 . Číslo vzoriek signálu pri čítaní sa značne líšilo kvôli individuálnej schopnosti účastníkov rýchlo čítať text. Výsledky priemerných hodnôt srdečného tepu meraných po zhladnutí scény, ktorú uviedli dobrovoľníci ako najviac vyvolávajúcu hnev, boli preukázané ako dobrý indikátor reaktívnej agresie, ako je vidno na obrázku 5.1. Priemerný srdečný tep sa po zhladnutí účastníkom znížil až o $5.67\% \pm 4.5\%$. Štandardná odchýlka priemerných úderov za minútu počas celého videa je $\sigma = 1.50$. Podobný trend spomalenia tepu je možné sledovať nielen u scény, ktorú vybrali dobrovoľníci, ale celkovo pri všetkých stimulujúcich scénach 5.2.



Obr. 5.1: Graf znázorňuje priemerný tep za minútu u účastníkov experimentu, po zhladnutí neutrálnej scény (modrá, BPM=65.16) a po zhladnutí scény, ktorú účastníci označili ako vzbudzujúcu agresiu (červená, BPM=62.03).

Zaujímavé je, že scéna s násilím na zvierati, ktorú označili štyria z piatich zúčastnených ako agresívnu, značí najväčší pokles v srdečnej aktivite.

Experiment preukázal značné zmeny v srdečnom tepe pri testovaní validity senzoru a spracovania pomocou Pan-Tompkins algoritmu. Rozdiel medzi tepom v stave agresie a pokoja môže byť pri vrchnej hranici zmeny až $\Delta\text{BPM}=7.22$. Rozdiely pre jednotlivých účastníkov sú zobrazené v tabuľke 5.1 a pohybujú sa v hraniciach od $\Delta\text{BPM}=1.33$ do $\Delta\text{BPM}=7.14$.



Obr. 5.2: Graf zobrazuje priemerný srdečný tep za minútu po prezretí jednotlivých scén. Čísla označujú poradie scény vo videu 3.4. Hodnoty po scéne 1 (neutrálnej) sú, BPM=65.16 a $\sigma = 1.743$, po scéne 2, BPM=64.239 a $\sigma = 3.276$, po scéne 3, BPM=63.527 a $\sigma = 1.818$ a po scéne 4, BPM=63.613 a $\sigma = 1.328$.

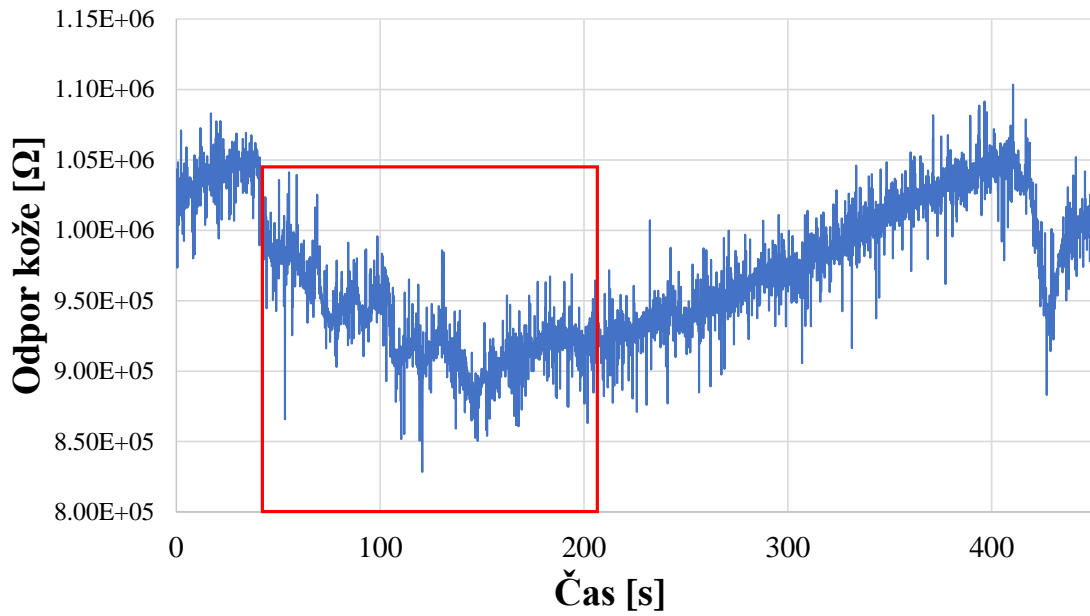
Detekčný systém má podľa vykonaných experimentov nastavené prahy detegujúce zmenu. Spodní prah je nastavený na zmenu presahujúcu zmenu v čase o $\Delta\text{BPM}=1.8$, a vrchný o $\Delta\text{BPM}=2.5$. Okienková funkcia nastavená na 20 vzoriek srdečného tepu priemeruje zmeny, a tým zamedzuje vysoké výkyvy v srdečnom tepe, ktoré by mohli jednoducho prekročiť stanovené prahy a signalizovať falošne pozitívne výstupy.

Učastník	Zvolená agresívna scéna	$\bar{\text{BPM}}$ Neutrálnej scény	$\bar{\text{BPM}}$ Zvolenej scény
1	Násilie na zvierati	63	61.53
2	Násilie na zvierati	65.66	62.52
3	Násilie na zvierati	67.55	64.92
4	Kontroverzná politika	65.58	58.44
5	Násilie na zvierati	64	62.67

Tabuľka 5.1: Výpis priemeru srdečných tepov pre jednotlivých účastníkov po prezretí zvolenej scény. U každého jedinca je možné pozorovať pokles o viac ako 1.3 BPM

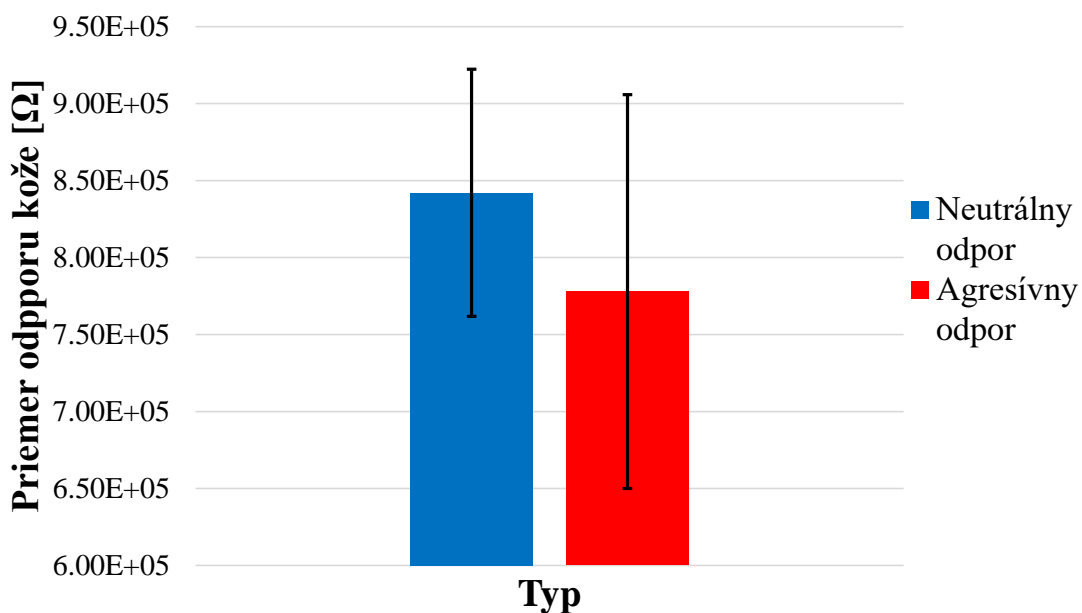
Kožný odpor

Stimulovanie reaktívnej agresie vonkajším stresorom preukázalo menšie zmeny vo vodivej schopnosti ľudskej kože. Sympatická nervová sústava evidentne reaguje na vonkajšie vplyvy, tak ako je spomínané v štúdiách. Tento efekt je možno vidieť na obrázku časovej postupnosti odporu kože počas sledovania videa 5.3. Podobný efekt bol pozorovaný aj u ďalších troch účastníkov počas merania.

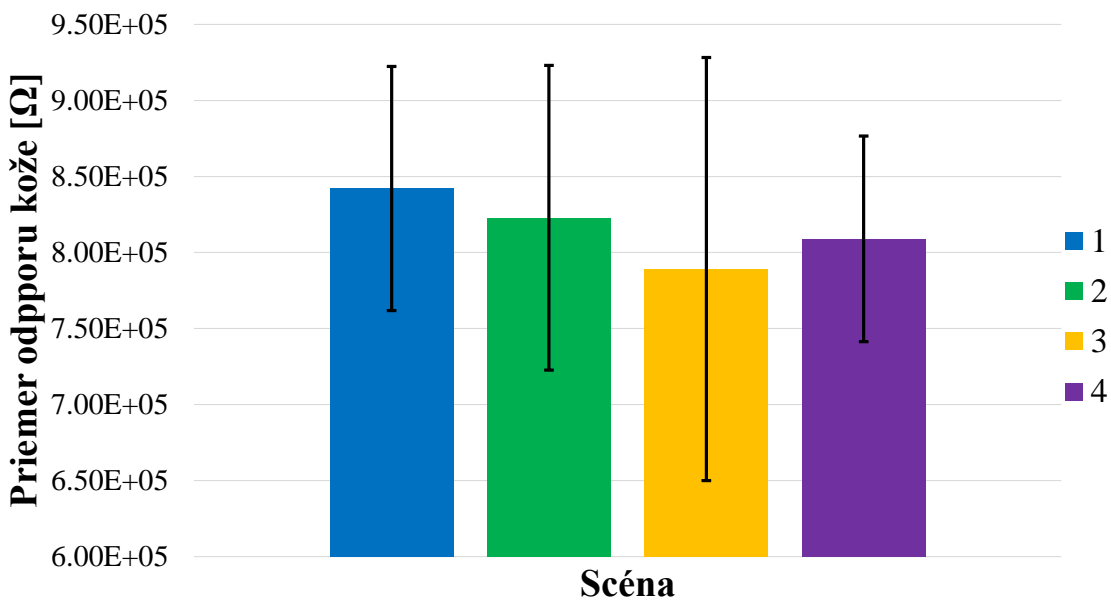


Obr. 5.3: Vybraný graf ukazuje časovú postupnosť odporu kože jedného z vybraných účastníkov experimentu. Červený obdĺžnik na grafe vyznačuje čas scény, ktorú dobrovoľník označil ako najviac stimulujúcu agresiu.

Počet vzoriek nasnímaných počas videa je 9712 ± 110 . Priemer odporu kože po sledovaní agresívnej scény, taktiež preukazuje zmenu v radách desiatok kiloOhmov, percentuálna zmena $\Delta\%R = 7.62\%$ 5.4. Aj keď je táto zmena pomerne význačná, rozptyl hodnôt odporu pri agresívne scény je pomerne vysoký $\sigma^2 = 16365 \text{ M}\Omega$. Dôvodom vysokej fluktuácie hodnôt je fakt, že percepcia agresie u jedincov môže vyvolávať silnejšie alebo slabšie potné reakcie odvíjajúc sa od genetiky daného jedinca. Jednotlivé scény opäť ukazujú celkový pokles odporu kože 5.5.



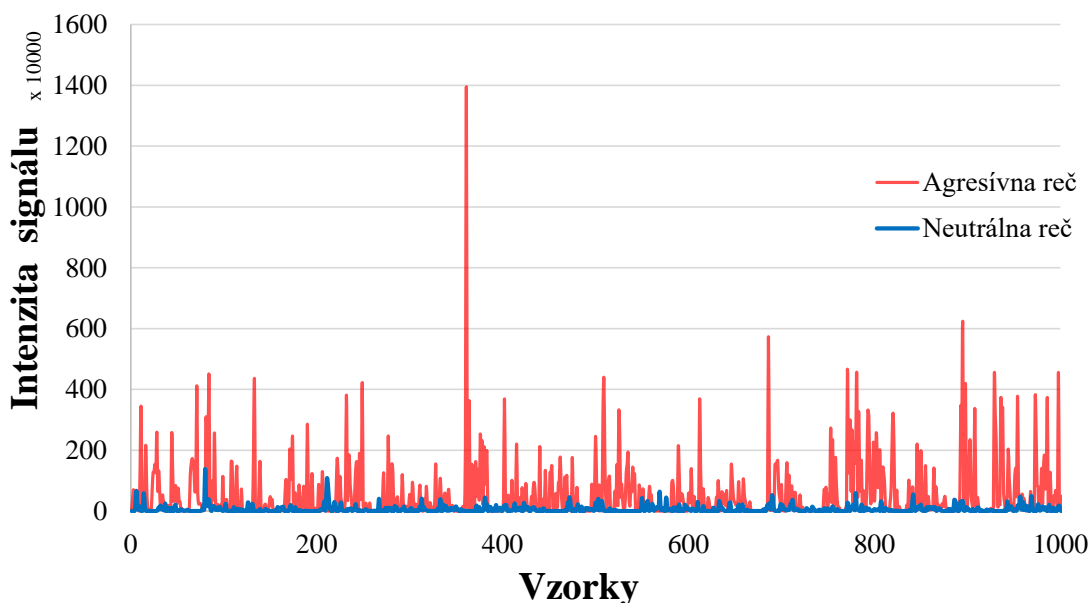
Obr. 5.4: Graf zobrazuje priemerný odpor kože dobrovoľníkov experimentu po prezretí neutrálnej a agresívnej scény. Podobne ako pri grafe priemerného srdčného tepu za minútu 5.1 je možno pozorovať zmenu v predpokladanom smere. Priemer po prezretí neutrálnej scény bol $\bar{R} = 842 \text{ k}\Omega$ so smerodajnou odchýlkou $\sigma = 80 \text{ k}\Omega$. Pri agresívnych scénach sa jednalo o $\bar{R} = 777 \text{ k}\Omega$ a smerodajná odchýlka $\sigma = 127 \text{ k}\Omega$.



Obr. 5.5: Jednotlivé scény v grafe dokazujú že video stimulujúce hnev dokáže znížiť kožný odpor. Systém namerlal hodnoty zmeny odporu až o približne 45 kiloOhmov.

Akustická energia

Pre meranie sily hlasu a zmenu základnej frekvencie bol najskôr navrhnutý experiment, kde účastníci experimentu mali prečítať nahlas reflexívny text. Tento typ experimentu však nedokázal dostatočne stimulovať sympatický nervový systém, aby sa efekt reaktívnej agresie prejavil na hlasivkách jedincov. Namiesto toho boli traja účastníci požiadaní o prečítanie náhodne vybraného textu agresívnym tónom. Čítania boli normalizované na dĺžku cca 50 sekúnd počas ktorých bolo nasnímaných 1000 vzoriek energie a frekvenčných hodnôt základnej frekvencie F0. Intenzita agresívneho audio signálu (suma piatich najväčších magnítud na druhú) preukazuje veľmi vysokú odlišnosť v porovnaní s intenzitou neutrálneho signálu 5.6.



Obr. 5.6: Reprezentácia sily signálu jedného z troch účastníkov počas čítania textu. Emočne zafarbený signál je v častiach až 4 násobne silnejší ako neutrálny. Signály sú vyobrazené pred normalizáciou. Vrcholok na vzorke 361 je výkyv v meraní senzoru INMP441. Veľké vrcholky, ako napríklad vzorky 686 a 895, predstavujú intonačný dôraz na určite písmena ako napríklad „s“ alebo „t“ .

Pri snímaní agresívnej reči bola podľa hypotézy očakáva zmena $\Delta F0$ vo vzostupnom smere, ktorá však bola po spriemerovaní hodnôt detegovaná iba v jednom testovacom prípade. Z tabuľky čítaní jednotlivých účastníkov, vyplýva že zmena $\Delta F0$ sa pohybovala v kladnom aj zápornom smere. Pre výsledný detekčný algoritmus je možné použiť prístup kde sa rozdiel hodnôt v čase porovná s absolútnou hodnotou zmeny $\Delta F0$. Takýto interval je stanovený na základe nameraných veličín na 19.67 Hz pre spodný detekčný prah a 104.77 Hz pre horný detekčný prah.

Pri prehľade výsledkov z daných troch meraní je zrejmé, že priemerná sila súčtu štvorcov piatich najväčších amplitúd je znakom emočného zafarbenia hlasu. Tieto výsledky sa opierajú aj o fakt, že tendenciou ľudí je prejavovať silné emócie ako hnev, strach, smútok ale aj radosť verbálne.

Učastník	Typ Čítania	$\overline{F0}$	Najbližšia nota $\overline{F0}$	\overline{P}
1	Neutrálne	361.248 Hz	F#4/Gb4	60210.730
	Agresívne	290.955 Hz	D4	539747.805
2	Neutrálne	528.651 Hz	C5	256470.979
	Agresívne	463.301 Hz	A#4/Bb4	1343151.94
3	Neutrálne	309.833 Hz	D#4/Eb4	112280.751
	Agresívne	465.233 Hz	A#4/Bb4	1050837.015

Tabuľka 5.2: Priemerná hodnota 1000 vzoriek základnej frekvencie $\overline{F0}$ naznačuje zmenu vo vokálnom trakte. Absolútna hodnota zmeny priemeru $\Delta\overline{F0}$ je 97.01 Hz Priemerná sila \overline{P} neutrálneho hlasu sa odlišuje od zafarbeného hlasu v jednotkách desiatok tisíc.

5.3 Testovanie detekcie systému

Testovanie detekčného algoritmu využívalo oba predošlé spôsoby stimulácie reaktívnej agresie. Experimentu sa zúčastnili traja dobrovoľníci.

Po stimulácií videom, uviedli dvaja z troch účastníkov, že pociťovali pocit hnevu počas sledovaní určitých scén. Jeden z troch dobrovoľníkov tiež uviedol, že pociťoval hnev pri diskusii ohľadom osobnej skúsenosti s agresiou, kedy bola detegovaná aj agresia z reči.

Výsledky z detekčného algoritmu boli signalizované pomocou LED diód individuálne pre každú sledovanú veličinu. V tabuľke je možno pozorovať výsledky testovania detekčného algoritmu 5.3. Systém pri testovaní sedemnástkrát nahlásil agresiu pri jej absencii. Systém však aj napriek tejto veľkej chybovosti detegoval hnev vo všetkých prípadoch všetkých okrem jedného, kedy účastníci uviedli že pociťovali stav agresie alebo hnevu. Predpokladáme, že „false-positives“ pri detekcii zmien vo veličinách tepu vyplývajú najmä z nadmerného pohybu účastníkov počas experimentu. Najviac nesprávnych výsledkov však preukazovala detekcia z intenzity a zmeny signálu v čase. Predpokladom týchto výsledkov môžu byť krátke výkyvy pri používaní senzora, ako je možné vidieť na predošlom obrázku 5.6 pri vzorke 361.

Účastník	Typ stimulácie	Účastník pocítoval hnev počas stimulácie	Počet nesprávnej klasifikácie			Počet správnej klasifikácie		
			Odpor	Tep	Hlas	Odpor	Tep	Hlas
1	Diskusia	Nie	0	1	3	X	X	X
	Video	Nie	1	0	0	X	X	X
2	Diskusia	Ano	1	2	1	1	4	5
	Video	Ano	0	2	0	2	2	0
3	Diskusia	Nie	0	0	4	X	X	X
	Video	Ano	1	1	0	3	2	0

Tabuľka 5.3: Počet klasifikácií pre jednotlivé prípady bol meraný v čase a poronávaný s odpoveďami jednotlivých dobrovoľníkov. Prípady kedy nemalo zmysel uvádzať správnu klasifikáciu kvôli absencii pocitu hnevu sú označené „X“. Počet prípadov nesprávnej klasifikácie alebo tzv. „false-positives“, bol vyznačený pre každý prípad kedy detekcia nesúhlasila s odpoveďou dobrovoľníka. Správna klasifikácia je počet signalizácií, ktoré súhlasili s časom, kedy dobrovoľník uvádzal pocit hnevu.

5.4 Zhodnotenie výsledkov

Prevedený experiment poskytuje prehľad v akom rozmedzí dokáže systém rozpoznávať sledované veličiny.

Srdečný tep sa preukázal vo výsledku ako veľmi dobrý indikátor reaktívnej agresie, kedy pri troch z piatich testovacích prípadoch preukázal význačnú zmenu v zostupnom smere. Podobne dobré výsledky preukazuje aj relatívna sila reči 5.6, kedy agresívne nahovorený text dosahuje až štvornásobok sily oproti reči neutrálnej. Na druhej strane po analýze základnej frekvencie F0 nieje možné jednoznačne rozhodnúť, či jej zmena je prejavom agresie v hlase. Pri dvoch účastníkoch bol pozorovaný nárast F0, zatiaľ čo pri treťom účastníkovi bol sledovaný pokles. Je dôležité podotknúť, že meranie zafarbenia hlasu bolo iba hrané a v skutočnosti nieje možné jednoznačne tvrdiť, či by podobne vlastnosti preukazoval hlas pri reaktívnej agresie. Tento fakt vyplýva z povahy agresie, ktorej stimulácia je veľmi individuálna a ťažko replikovateľná. Výsledky pre zmenu odporu kože v reakcii na vonkajší stimul sa pohybovali v rozmedzí od 6.04% po 21.5%. Kvôli veľkému rozptylu hodnôt nieje možné tvrdiť, že je systém schopný detegovať agresiu iba pomocou kožného odporu.

Detekčný algoritmus dokázal detegovať zjavné prejavy reaktívnej agresie. Výsledky detekčného systému dosahovali viac ako deväťdesiat percentnú úspešnosť pri rozpoznaní indícií agresie. Avšak keď vezmeme do úvahy fakt, že systém vyvolal takmer toľko chybných detekcií ako tých správnych nieje možné tvrdiť, že je systém veľmi spoľahlivý. Výsledky testovania systému môžu byť značne skreslené pri malom počte subjektov. Tento nedostatok sa prejavuje najmä v nízkej presnosti a spoľahlivosti získaných výsledkov, keďže malá vzorka subjektov nie je dostatočne reprezentatívna pre celú populáciu.

Celková cena systému sa pohybuje okolo 700-800 CZK, čo spĺňa požiadavky 2.2.5. Energetická náročnosť rovnako spĺňa požiadavky stanovené v texte. Nameraný odber systému je 54 mA. Oneskorenie senzorov sa pohybuje v radoch desiatok milisekúnd a oneskorenie detekčného systému sa pohybuje v rozmedzí 2-3 sekúnd v reakcii na detegovanú agresiu. Po preskúmaní celkových výsledkov sa ako najlepšie indície javia pokles srdečného tepu, nárastu sily signálu reči a pokles kožného odporu.

Kapitola 6

Záver

Cieľom práce bolo navrhnuť a zostrojiť systém schopný detegovať ľudskú agresiu na vstavanom zariadení. Cieľ práce považujem za naplnený. Výsledkom je produkt, ktorý je pomocou mikrokontroléru ESP32 a snímacích senzorov schopný detegovať reaktívnu agresiu preukazovanú formou fyziologických zmien v tele. V práci je prevedený rozbor agresie, jej prejavov a druhov, ako aj možnosti jej detekcie, najmä na vstavaných zariadeniach. Práca kladie dôraz na dôkladnú voľbu veličín, pomocou ktorých je agresiu možno pozorovať. Systém spĺňa požiadavky na nízku cenovú a energetickú náročnosť.

Riešenie systému zahŕňa spracovanie srdečného tepu, odporu kože a ľudského hlasu, ktorých zmeny sa v reakcii na agresiu odrážajú na meraných dátach. Detekčný algoritmus porovnáva zmeny jednotlivých vstupných veličín a pomocou hodnôt z nameraných experimentov deteguje agresiu. Najvýznačnejšie fyziologické zmeny v reakcii na agresiu boli pozorované pri srdečnom tepe, a to až o 5.67 %. Podobné dobré výsledky pre detekciu ukazuje aj intenzita reči, kedy signál emočne zafarbeného hlasu preukazuje až takmer štvornásobok sily.

Keďže agresia je subjektívne vnímaná a vyvolaná u každého jedinca inak, potreboval by detekčný algoritmus rozsiahlejšie testovanie na viacerých subjektoch, a to v kontrolovanom prostredí s multimodálnou stimuláciou. Výsledky meraní z takýchto experimentov by následne mohli byť použité pri tréningu jednoduchého modelu strojového učenia (napríklad pomocou knižnice TensorFlow Lite). Rozšírenie systému by taktiež mohlo zahŕňať EEG senzor a výstupné frekvencie by boli analyzované pomocou spektrálnej analýzy, ktorej implementácia už je zahrnutá v stávajúcom programe. Za úvahu stojí aj návrh dosky plošných spojov, ktorý by obsahoval stávajúce komponenty.

Práca otvára zaujímavé téma poznania ľudského správania pomocou technológií, ktoré je z pohľadu vstavaných systémov pomerne nepreskúmaným odvetvím. Preto by mohlo byť automatické rozpoznávanie afektov širšie analyzované vyššie spomenutými prístupmi v ďalších výskumoch.

Literatúra

- [1] *Omnidirectional Microphone with Bottom Port and I2 S Digital Output: INMP441: High Performance, Low Power, Digital Microphone*. 21.5.2014: InvenSense, Inc. All rights reserved, 2014. Dostupné z: <https://invensense.tdk.com/wp-content/uploads/2015/02/INMP441.pdf>.
- [2] *PŘEHLED O VYKÁZÁNÍ ZA ROK 2021*. Praha: Bílý kruh bezpečí, z.s., c21. 4. 2009. Dostupné z: <https://www.domacinasili.cz/prehled-o-vykazani-za-rok-2021/>.
- [3] BANSE, R. a SCHERER, K. R. Acoustic profiles in vocal emotion expression. *Journal of Personality and Social Psychology*. American Psychological Association (APA). 1996, zv. 70, č. 3, s. 614–636. DOI: 10.1037/0022-3514.70.3.614. Dostupné z: <https://doi.org/10.1037/0022-3514.70.3.614>.
- [4] BEN HENIA, W. M. a LACHIRI, Z. Embedded Emotion Recognition System Based on Electrocardiogram Attributes. In: *2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. 2018, s. 1–4. DOI: 10.1109/TSP.2018.8441234.
- [5] CARNAGEY, N. L., ANDERSON, C. A. a BUSHMAN, B. J. The effect of video game violence on physiological desensitization to real-life violence. *Journal of Experimental Social Psychology*. 2007, zv. 43, č. 3, s. 489–496. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2006.05.003>. ISSN 0022-1031. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022103106000825>.
- [6] CHEN, H. a CHEN, S. A moving average based filtering system with its application to real-time QRS detection. In: *Computers in Cardiology, 2003*. 2003, s. 585–588. DOI: 10.1109/CIC.2003.1291223.
- [7] DOKIC, K. Microcontrollers on the Edge – Is ESP32 with Camera Ready for Machine Learning? In: *Image and Signal Processing*. Cham: Springer International Publishing, 2020, s. 213–220. DOI: 10.1007/978-3-030-51935-3_23. ISBN 978-3-030-51934-6.
- [8] HENGEL, P. van a ANDRINGA, T. Verbal aggression detection in complex social environments. In: *2007 IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. 2007, s. 15–20. DOI: 10.1109/AVSS.2007.4425279.
- [9] IM, S., JEONG, J., JIN, G., YEOM, J., JEKAL, J. et al. A novel supportive assessment for comprehensive aggression using EEG and ECG. *Neuroscience Letters*. 2019, zv. 694, s. 136–142. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2018.12.005>. ISSN 0304-3940. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304394018308504>.

- [10] JAN, J. *Číslíková filtrace, analýza a restaurace signálů*. 2. upr. a rozš. vyd. Brno: VUTIUM, 2002. ISBN isbn80-214-1558-4.
- [11] JI, J. L., HEYES, S. B., MACLEOD, C. a HOLMES, E. A. Emotional Mental Imagery as Simulation of Reality: Fear and Beyond—A Tribute to Peter Lang. *Behavior Therapy*. 2016, zv. 47, č. 5, s. 702–719. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.beth.2015.11.004>. ISSN 0005-7894. Special 50th Anniversary Issue: Honoring the Past and Looking to the Future: Updates on Seminal Behavior Therapy Publications on Etiology and Mechanisms of Change. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005789415001239>.
- [12] KAPLAN BERKAYA, S., UYSAL, A. K., SORA GUNAL, E., ERGIN, S., GUNAL, S. et al. A survey on ECG analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2018, zv. 43, s. 216–235. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.03.003>. ISSN 1746-8094. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809418300636>.
- [13] KOOIJ, J., LIEM, M., KRIJNDERS, J., ANDRINGA, T. a GAVRILA, D. Multi-modal human aggression detection. *Computer Vision and Image Understanding*. 2016, zv. 144, s. 106–120. DOI: 10.1016/j.cviu.2015.06.009. ISSN 10773142. Dostupné z: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1077314215001381>.
- [14] LEFTER, I., ROTHKRANTZ, L. a BURGHOUTS, G. A comparative study on automatic audio–visual fusion for aggression detection using meta-information. *Pattern Recognition Letters*. 2013, zv. 34, č. 15, s. 1953–1963. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2013.01.002>. ISSN 0167-8655. Smart Approaches for Human Action Recognition. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865513000068>.
- [15] LIBERIS, E., DUDZIAK, L. a LANE, N. D. NAS: Constrained Neural Architecture Search for Microcontrollers. In: *Proceedings of the 1st Workshop on Machine Learning and Systems*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021, s. 70–79. EuroMLSys '21. DOI: 10.1145/3437984.3458836. ISBN 9781450382984. Dostupné z: <https://doi.org/10.1145/3437984.3458836>.
- [16] LORBER, M. F. Psychophysiology of aggression, psychopathy, and conduct problems: a meta-analysis. *Psychological Bulletin*. 2004, zv. 130, č. 4, s. 531–552. DOI: 10.1037/0033-2909.130.4.531.
- [17] MARCI, C. D., GLICK, D. M., LOH, R. a DOUGHERTY, D. D. Autonomic and prefrontal cortex responses to autobiographical recall of emotions. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*. Springer Science and Business Media LLC. september 2007, zv. 7, č. 3, s. 243–250. DOI: 10.3758/cabn.7.3.243. Dostupné z: <https://doi.org/10.3758/cabn.7.3.243>.
- [18] MINGUILLON, J., PEREZ, E., LOPEZ GORDO, M., PELAYO, F. a SANCHEZ CARRION, M. Portable System for Real-Time Detection of Stress Level. *Sensors*. 2018, zv. 18, č. 8. DOI: 10.3390/s18082504. ISSN 1424-8220. Dostupné z: <http://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2504>.
- [19] MONTAGU, J. D. a COLES, E. M. Mechanism and measurement of the galvanic skin response. *Psychological Bulletin*. American Psychological Association (APA). 1966,

zv. 65, č. 5, s. 261–279. DOI: 10.1037/h0023204. Dostupné z:
<https://doi.org/10.1037/h0023204>.

- [20] NIKHIL, N., PAHWA, R., NIRALA, M. K. a KHILNANI, R. LSTMs with Attention for Aggression Detection. In: *Proceedings of the First Workshop on Trolling, Aggression and Cyberbullying (TRAC-2018)*. Santa Fe, New Mexico, USA: Association for Computational Linguistics, August 2018, s. 52–57. Dostupné z:
<https://aclanthology.org/W18-4406>.
- [21] ORTIZ, J. a RAINE, A. Heart rate level and antisocial behavior in children and adolescents: A meta-analysis. *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*. 2004, zv. 43, č. 2, s. 154–162. DOI:
10.1097/00004583-200402000-00010.
- [22] PAN, J. a TOMPKINS, W. J. A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1985, BME-32, č. 3, s. 230–236. DOI:
10.1109/TBME.1985.325532.
- [23] ROBERTS, R. J. a WEERTS, T. C. Cardiovascular Responding during Anger and Fear Imagery. *Psychological Reports*. 1982, zv. 50, č. 1, s. 219–230. DOI:
10.2466/pr0.1982.50.1.219. ISSN 0033-2941. Dostupné z:
<http://journals.sagepub.com/doi/10.2466/pr0.1982.50.1.219>.
- [24] SIEDLECKA, E. a DENSON, T. F. Experimental methods for inducing basic emotions: A qualitative review. *Emotion Review*. Sage Publications Sage UK: London, England. 2019, zv. 11, č. 1, s. 87–97.
- [25] SUCHITRA, P., S. a TRIPATHI, S. Real-time emotion recognition from facial images using Raspberry Pi II. In: *2016 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. 2016, s. 666–670. DOI: 10.1109/SPIN.2016.7566780.
- [26] SVOBODA, F., FERNANDEZ MARQUES, J., LIBERIS, E. a LANE, N. D. Deep Learning on Microcontrollers: A Study on Deployment Costs and Challenges. In: *Proceedings of the 2nd European Workshop on Machine Learning and Systems*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2022, s. 54–63. EuroMLSys '22. DOI:
10.1145/3517207.3526978. ISBN 9781450392549. Dostupné z:
<https://doi.org/10.1145/3517207.3526978>.
- [27] WAQAR, D. M., GUNAWAN, T. S., MORSHIDI, M. A. a KARTIWI, M. Design of a Speech Anger Recognition System on Arduino Nano 33 BLE Sense. In: *2021 IEEE 7th International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA)*. 2021, s. 64–69. DOI: 10.1109/ICSIMA50015.2021.9526323.
- [28] XIAO, S. a LI, M. A device for measuring skin resistance designed for emotional measurement. In: *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2017, s. 1133–1138. DOI: 10.1109/SMC.2017.8122764.
- [29] ZHANG, H. a ZHAO, H. Dark personality traits and cyber aggression in adolescents: A moderated mediation analysis of belief in virtuous humanity and self-control. *Children and Youth Services Review*. Elsevier BV. december 2020, zv. 119, s. 105565. DOI: 10.1016/j.chilyouth.2020.105565. Dostupné z:
<https://doi.org/10.1016/j.chilyouth.2020.105565>.

- [30] ČERMÁK, I. *Lidská agrese a její souvislosti*. Vyd. 1. Žďár nad Sázavou: Fakta, 1998. ISBN 80-902614-1-8. Dostupné z: <http://www.digitalniknihovna.cz/mzk/uuid/uuid:a8830920-7a36-11e4-ad1c-005056827e51>.

Príloha A

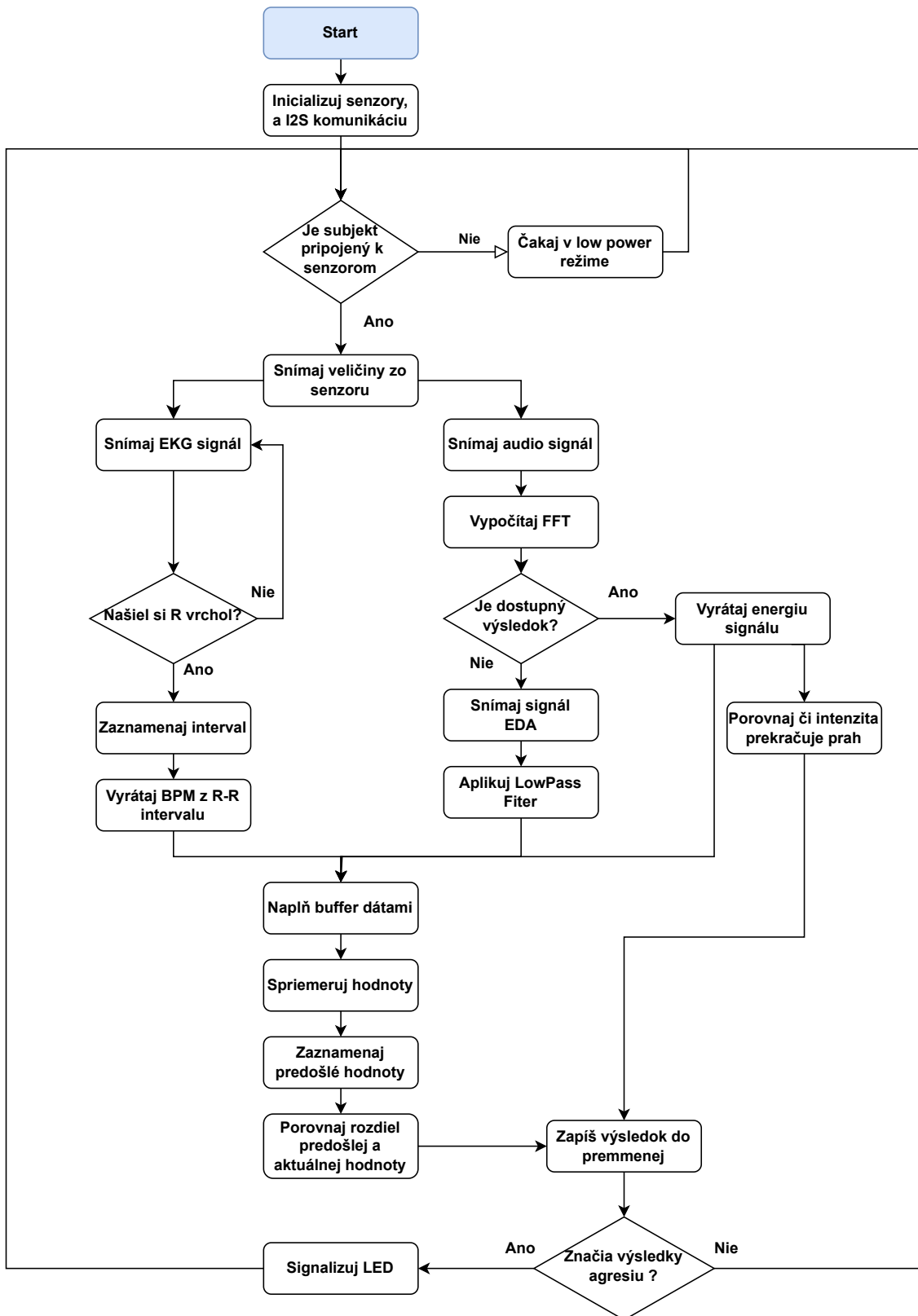
Obsah pamäťového média

```
/
├── aggresion_detector
│   ├── aggresion_detector.ino
│   ├── evaluate.cpp
│   ├── evaluate.hh
│   ├── lowpass.cpp
│   ├── heartrate.hh
│   ├── measurment.hh
│   ├── arduino-audio-tools-main
│   └── arduino-audiokit-main
├── README.md
├── data
│   ├── README.md
│   ├── data-analysis-readings.xlsx
│   ├── data-analysis-video.xlsx
│   ├── participant-example.xlsx
│   └── acuracy
│       ├── gsr-error.csv
│       └── inmp441-error.csv
├── Vestavný systém pro detekci lidské agrese.zip
└── Vestavný systém pro detekci lidské agrese.pdf
```

Príloha B

Vývojový diagram

Táto kapitola obsahuje vývojový diagram, podľa ktorého je realizovaná logika detekčného systému. Diagram je reprezentáciou C++ kódu nahraného na mikrokontroléry ESP32.



Obr. B.1: Vývojový diagram detekčného systému na vstavanom zariadení.