
**UNIVERSITATEA SAPIENTIA DIN CLUJ-NAPOCA
FACULTATEA DE ȘTIINȚE TEHNICE ȘI UMANISTE,
TÎRGU-MUREŞ
SPECIALIZAREA CALCULATOARE**

**UTILIZARE INTERACTIVĂ A
UNEI BANDEROLE EMG
CONTROLAT PRIN GESTURI ÎN
TRATAMENTUL PICIORULUI
PLAT**

PROIECT DE DIPLOMĂ

**Coordonator științific:
Dr. Iclănanzán Dávid,
conferențiar**

**Absolvent:
Dobri Ervin**

2021

LUCRARE DE DIPLOMĂ

Coordonator științific: IclăNZan Dávid

Candidat: Dobri Ervin

Anul absolvirii: 2021

a) Tema lucrării de licență:

Utilizare interactivă a unei banderole EMG controlat prin gesturi în tratamentul piciorului plat, gamificarea fizioterapiei pentru copii.

b) Problemele principale tratate:

- Colectarea wireless și procesarea semnalelor EMG cu ajutorul unei banderole Myo
- Clasificarea gesturilor pe baza semnalelor EMG, folosirea și compararea diferitelor metode [1-4] utilizate în clasificarea seriilor de timp
- Proiectarea unui API universal ce mapează gesturile utilizatorilor la comenzi configurabile de control al jocurilor
- Dezvoltarea unor jocuri captivante (pentru categoria de vîrstă 6-10 ani) controlate prin gesturi, testarea parametrilor tehnici și a uzabilității (UX)

c) Desene obligatorii:

- Diagrame arhitecturale de sistem, diagrame comportamentale
- Diagrame statistice ce caracterizează performanța sistemului (măsuri de performanță a clasificatoarelor, latență etc.)

d) Softuri obligatorii:

- Soft pentru colectarea, procesarea și clasificarea semnalelor EMG
- Soft pentru calibrarea banderolei, și de mapare a gesturilor la comenzi configurabile de control al jocurilor
- 2-3 jocuri controlate prin gesturi

e) Bibliografia recomandată:

- [1] Susto, Gian Antonio, Angelo Cenedese, and Matteo Terzi. "Time-series classification methods: Review and applications to power systems data." *Big data application in power systems*(2018): 179-220.
- [2] Benalcázar, Marco E., Cristhian Motoche, Jonathan A. Zea, Andrés G. Jaramillo, Carlos E. Anchundia, Patricio Zambrano, Marco Segura, Freddy Benalcázar Palacios, and María Pérez. "Real-time hand gesture recognition using the Myo armband and muscle activity detection." In 2017 IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), pp. 1-6. IEEE, 2017.
- [3] Arief, Zainal, Indra Adji Sulistijono, and Roby Awal Ardiansyah. "Comparison of five time series EMG features extractions using Myo Armband." In 2015 International Electronics Symposium (IES), pp. 11-14. IEEE, 2015.
- [4] Benalcázar, Marco E., Carlos E. Anchundia, Jonathan A. Zea, Patricio Zambrano, Andrés G. Jaramillo, and Marco Segura. "Real-time hand gesture recognition based on artificial feed-forward neural networks and emg." In 2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pp. 1492-1496. IEEE, 2018.
- [5] Reaz, Mamun Bin Ibne, M. Sazzad Hussain, and Faisal Mohd-Yasin. "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications." *Biological procedures online* 8, no. 1 (2006): 11-35.

[6] Phinyomark, Angkoon, Pornchai Phukpattaranont, and Chusak Limsakul. "Feature reduction and selection for EMG signal classification." Expert systems with applications 39, no. 8 (2012): 7420-7431.

f) Termene obligatorii de consultații: săptămânal

g) Locul și durata practicii: Universitatea Sapientia,
Facultatea de Științe Tehnice și Umaniste din Târgu Mureș

Primit tema la data de: 01.07.2020

Termen de predare: 04.07.2021

Semnătura Director Departament

Semnătura coordonatorului

**Semnătura responsabilului
programului de studiu**

Semnătura candidatului

Declarație

Subsemnatul/a Dobri Ervin, absolvent al specializării Calculatoare, promoția 2021 cunoscând prevederile Legii Educației Naționale 1/2011 și a Codului de etică și deontologie profesională a Universității Sapientia cu privire la furt intelectual declar pe propria răspundere că prezenta lucrare de licență/proiect de diplomă/disertație se bazează pe activitatea personală, cercetarea/proiectarea este efectuată de mine, informațiile și datele preluate din literatura de specialitate sunt citate în mod corespunzător.

Localitatea: Târgu Mureș,
Data: 6 iulie, 2021

Absolvent: Dobri Ervin

Semnătura:



Extras

Piciorul plat este una dintre cele mai frecvente probleme ortopedice, care, în absența tratamentului și corectării treptate, poate duce și la probleme grave de sănătate. Această leziune ortopedică neplăcută poate fi tratată eficient cu exerciții persistente ale piciorului, cu fizioterapie.

Din păcate, majoritatea copiilor se plătesc de monotonia fizioterapiei, pentru a crea perseverență consistentă, au nevoie de supraveghere constantă, îndemn și încurajarea kinetoterapeutului și a părintilor. Pe de altă parte, copiilor le place să se joace, astfel încât punerea fizioterapiei într-un cadru jucăuș poate face procesul de reabilitare mai ușor pentru toată lumea și îi poate spori eficiența.

În disertație prezint un cadru "joc serios" auto-dezvoltat, cu ajutorul căruia jocurile video pot fi controlate prin exercițiile de fizioterapie utilizate în tratamentul piciorului plat: jocurile sunt controlate de mișcarea piciorului în loc de apăsare o tastă / buton. Sistemul detectează exercițiile în timp (aproape) real din semnale care însumează activitatea musculară oferită de cureaua EMG (Electromiografie) plasată pe piciorul copilului și apoi simulează apăsarea tastelor corespunzătoare exercițiului din jocul curent, controlându-l astfel.

Cuvinte cheie: jocuri serioase, învățare automată, rețele neuronale;

**SAPIENTIA ERDÉLYI MAGYAR
TUDOMÁNYEGYETEM**
MAROSVÁSÁRHELYI KAR
SZÁMÍTÁSTECHNIKA SZAK

**GESZTUSVEZÉRELT EMG PÁNT
INTERAKTÍV HASZNÁLATA
LÚDTALP KEZELESÉRE**

DIPLOMADOLGOZAT

Témavezető:
Dr. Iclánzan Dávid,
egyetemi docens

Végzős hallgató:
Dobri Ervin

2021

Kivonat

A lúdtalp az egyik leggyakoribb gyermekkori ortopédiai probléma, mely fokozatos kezelés és korrigálás hiányában, komoly egészségügyi gondokat is eredményezhet a későbbiekben. Ez a kellemetlen ortopédiai elváltozás a lábfej kitartó tornáztatásával, gyógytornával, hatékonyan kezelhető.

Sajnos a legtöbb gyerek unja a gyógytorna monotonitását, a következetes kitartás megteremtéséhez szükséges a gyógytornász, szülők folytonos felügyelete, noszogatása, bátorítása. Másrészt a gyerekek nagyon szeretnek játszani, ezért a gyógytorna játékoskeretek közé helyezése mindenki számára megkönnyítheti a rehabilitációs folyamatot, növelheti a hatékonyságát.

A dolgozatban egy saját fejlesztésű “komoly játék” (serious game) keretrendszeret mutatok be, melynek segítségével a lúdtalp kezelésében használt gyógytorna gyakorlatokkal videojátékok irányítókat: a játékokat a billentyű gomb lenyomása helyett a láb mozgása, az elvégzett gyakorlat vezérelti. A rendszer, a gyermek lábára helyezett EMG pánt által szolgáltatót izomaktivitást összesítő jelekből, (közel) valós időben felismeri a gyakorlatokat, majd az éppen futó játékban a gyakorlatnak megfelelően billentyűlenyomást szimulálja, ezáltal vezérelve azt.

A rendszer hatékonyságát és a felhasználói élményt több egyszerű játékkal, esettanulmánnyal vizsgálom.

Kulcsszavak: komoly játékok, gépi tanulás, neurális hálók;

Abstract

Flat foot is one of the most common orthopedic problems, which in the absence of gradual treatment and correction can also result in serious health problems later on. This unpleasant orthopedic lesion can be treated efficiently with persistent exercise of the foot, with physiotherapy.

Unfortunately, most children are bored with the monotony of physiotherapy, in order to create consistent perseverance they need the constant supervision, persuasion and encouragement of the physiotherapist and parents. On the other hand, children love to play, so putting physiotherapy in a playful framework can make the rehabilitation process easier for everyone and increase its efficiency.

In the dissertation I present a self-developed “serious game” framework, with the help of which video games can be controlled with the physiotherapy exercises used in the treatment of the flat foot: the games are controlled by the movement of the foot instead of pressing a key/button. The system detects the exercises in (near) real time from signals summing up the muscle activity provided by the EMG (Electromyography) band placed on the child’s leg, and then simulates the keystroke corresponding to the exercise in the currently running game, thereby controlling it.

Keywords: serious games, machine learning, neural networks;

Tartalomjegyzék

1. Bevezető	2
1.1. Motiváció	4
2. Szakirodalmi háttér	6
2.1. Komoly játékok	6
2.1.1. Komoly játékok az egészségügyben	8
2.2. MYO Karpánt	9
2.2.1. Korábbi alkalmazások	11
2.2.2. Összehasonlítás	13
2.3. Gépi tanulás. Neurális Hálózatok	14
2.3.1. Felügyelt tanulás	14
2.3.2. Felügyeletlen tanulás	15
2.3.3. Önfelügyelt tanulás	16
2.3.4. Megerősítéses tanulás	16
2.3.5. Mesterséges Neuronhálók	17
2.3.6. Aktivációs függvények	18
2.3.7. A gépi tanulással kapcsolatos gyakori problémák	22
2.3.8. Az alulillesztés és túlillesztés kezelése a neuronhálóknál	23
3. Szoftver követelmények	26
3.1. Felhasználói követelmények	26
3.2. Rendszer követelmények	28

3.2.1. Funkcionális követelmények	28
3.2.2. Nem funkcionális követelmények	30
4. Gyakorlati megvalósítás	32
4.1. A dolgozat célja	32
4.1.1. Munkafázisok	33
4.2. Adatok	34
4.2.1. Jellemzők kinyerése, adatfeldolgozás	34
4.3. A rendszer felépítése és bemutatása	37
4.3.1. Architektúra	37
4.3.2. A rendszer szekvencia diagramjai	38
4.4. A rendszer modulok leírása	42
4.4.1. Osztályozó modul	42
4.4.2. Grafikus Felhasználói Interfész	43
4.4.3. A keretrendszerben használt játékok	49
5. Kísérletek és Eredmények	55
5.1. További eredmények	56
5.1.1. Első önkéntes eredményei	57
5.1.2. Második önkéntes eredményei	58
6. Összefoglalás	60
6.1. Következtetések	60
6.2. Továbbfejlesztősgyi lehetőségek	61
Irodalomjegyzék	62

Ábrák jegyzéke

2.1.	A komoly játékok alkotóelemei: tanító jelleg, komoly cél, játék technikák, élvezetes és mesemondó ¹	7
2.2.	A Captain Novolin nevű Super Nintendo játék (1992). A szuperhős mellett látható a gonosz <i>süti szörny</i> , amely ellen harcol a játékos. ²	9
2.3.	A MYO karpánt diagnosztikai webalkalmazása. Lehetőségünk van a 8 szenzoron való jel megfigyelésére, a térbeli koordinációk, az éppen érzékelt gesztus megfigyelésére. Forrás: myo.com	11
2.4.	Macskák és kutyák osztályozása előzőleg címkézett adatokon. Egy új bemeneti adat esetén a rendszer kimenete a két osztály közül valamelyik lesz. Forrás: https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm	15
2.5.	Halak és madarak klaszterezése felügyeletlen tanulással. A nyers adathalmazból az algoritmus szétválasztja a különböző tulajdonságú példányokat, megalkotva a klasztereket. https://insightimi.wordpress.com/2020/04/12/unsupervised-learning-k-means-clustering/	16
2.6.	Biológiai neuron belső szerkezete. Forrás: Prof. Loc Vu-Quoc, Wikipedia Commons	17
2.7.	Egy mesterséges neuron az ANN-en belül.	18
2.8.	A logisztikus függvény kimenete. Forrás: Qef publikusan közzétéve a Wikipedia Commons által.	19
2.9.	A hiperbolikus tangens aktivációs függvény kimenete. Forrás: https://www.oreilly.com/library/view/deep-learning-by/9781788399906/528b5bdd-1c62-466d-a085-1e6379bec0a1.xhtml	20
2.10.	ReLU aktivációs függvény kimenete. Forrás: https://www.kaggle.com/dansbecker/rectified-linear-units-relu-in-deep-learning	21

2.11. Egy egyszerű neuronháló architektúrája. Ahogy látható a hálónak van egy bemeneti rétege, egy rejtett rétege a neuronokkal, illetve a kimeneti rétege 3 osztálynak megfelelő neuronnal.	22
2.12. Alulillesztés, megfelelő/jó illesztés, Túlillesztés ³	24
2.13. a) általános neuronháló. b) kiejtés utáni neuronháló.	25
3.1. A rendszer használati eset diagramja.	27
4.1. Myo Gesztusvezérelt EMG pánt	34
4.2. A négy lábmozdulat(pihenés, lábujjhely, lábujjbehúzás, lábujjemelés), amit az osztályozónak ismernie kell.	34
4.3. Az öt alapértelmezett kéz gesztus. Forrás: https://www.myo.com	35
4.4. Lábujjhelyre állás gyakorlat EMG értékei egy szenzoron.	36
4.5. A rendszer kommunikációs kapcsolatai a különböző modulok között. A EMG pánt az adapter segítségével továbbítja az EMG jeleket, amiket az osztályozó értelmez, kimenetként pedig egy billentyűlenyomást szimulál, ami a játékban a billentyűhöz társított interakciót vált ki.	37
4.6. Kalibráció szekvencia diagramja	39
4.7. Kezelés szekvencia diagramja	40
4.8. Kezelés szekvencia diagramja	41
4.9. Az osztályozó felépítése	43
4.10. Gyakorlatok kiválasztása.	45
4.11. Rögzítés, modell betanítása.	45
4.12. Sikeres adatrögzítés, modell elkészítése, tanítása és mentése.	46
4.13. Páciens adatok, tartalmazva a gyakorlat mezőket.	47
4.14. Kezelés elkezdődött, paraméterek beállítva, időzítő elindítva, végzett gyakorlat megjelenítve.	49
4.15. Alapképernyő, játékos beállítása	50
4.16. Alapképernyő, játékos beállítása	51
4.17. Alapképernyő, játékos beállítása	51

4.18. Alapképernyő, játékos beállítása	52
4.19. Játékmenet, lehulló gyakorlatok	53
4.20. Játék vége	54

1. fejezet

Bevezető

A lúdtalp a korunkban fellelhető egyik leggyakoribb népbetegség számos szakorvos véleménye alapján. A kialakult lúdtalp komoly panaszokat eredményez, pl. ízületi fájdalmakat, különböző lábdeformációk kialakulását, akár a láb gyulladását, illetve a bokaízületre épülő egyéb problémákat. Az egészségügyi problémák elkerülése érdekében érdemes a lúdtalp kezelését minél hamarabb megkezdeni [1]. Csecsemőkorban a gyermek talpa szintén lapos, azonban ez nem lúdtalp. A talpboltozat gyermekkorban még nincs teljesen kifejlődve, később megerősödnek a talp izmai, a talpi ívek megemelkedett állapotba jutnak. Amennyiben a gyermek lába egészséges, 1-2 éves korban fejlődik a láb harántboltozata, 2-3 éves korra kifejlődik a hosszboltozat.

Egy 2005-ös kutatás keretében megvizsgáltak több, mint 835 gyermeket (411 lányt és 424 fiút), és kimutatták, hogy a 3-6 éves gyermekek között a lúdtalp elterjedésének gyakorisága 44% [2]. A gyermek 10 százaléka tartást segítő talpbetétet viselt. Ugyancsak kimutatták, hogy kortól függően is változik a lúdtalp gyakorisága: a 3 éves korú gyermek 54%-ának, míg a 6 éves korú csoportnak csupán 24%-ának volt lúdtalpa. Továbbá, a fiúknál jóval nagyobb gyakorisággal jelentkezett lúdtalp, mint lányoknál: fiúknál ez az arány 52% volt, lányoknál pedig 36%.

A betegség kezelésére számos módszer adatott¹, azonban ennek kiválasztásakor figyelembe kell venni a betegség súlyosságát, illetve a korábbi kezeléseket. (1) Kisgyermekkorban van a legnagyobb esély a betegség megelőzésére, ilyenkor a normális izomfejlődés érdekében meg kell várni, amíg önként állnak fel a gyermekek. A láb megerősítése kortól függetlenül megelőzheti a lúdtalp későbbi

¹<https://benu.hu/cikk/ludtalp-2/>

kialakulását. (2) Egy másik lehetséges kezelési módszer az izomzat és a lábfej aktív tornája. Erre a célra hatékonyak az álló és járó gyakorlatok. Sportolás közben a lábfej megfelelő nyújtása is fontos, mert egy-egy súlyosabb sérülés elősegítheti a lúdtalp későbbi kialakulását. Felnőttkorban kialakult lúdtalp esetén érdemes ortopédus által személyre szabott lábbetétet gyártatni. Ennek feladata a test-tartás és a lábfej formájának korrigálása. (3) Harmadsorban, a súlyosabb, merev lúdtalp is kezelhető, azonban már nem annyira hatékonyan: ezt gyógytornával, gyógyszeres kezeléssel vagy akár gipszkötéssel is megakadályozható a további állapotromlás. A gipszkötés után rendkívül fontos az aktív és passzív gyógytorna beépítése a beteg minden napjaiba. Súlyos lábdeformáció estén lehetőség adódik korrigáló műtéti beavatkozásokra is, de általában az alsó ugróízületbe beültetett szövetbarát műanyag implantátumok vezetnek eredményre.

Fontosnak tartom ezért egy olyan módszer használatát, amely nem csupán a gyermekek számára könnyíti meg ezen betegség kezelését, hanem a gyógytornász munkáját is, azzal, hogy a gyermek számára egy olyan módszert kínál, amelyet érdekesnek tart, és nem úgy vesz tudomásul mintha egy orvosnál lenne, hanem egy interaktívabb, játékosabb környezetben. A gyermek figyelme ezáltal a játékra összpontosul, a gyógytornász pedig a saját munkájára fókuszál.

A céлом az, hogy egy új, innovatív megoldást kínáljak a lúdtalp kezelésére. Ez a módszer elősegítené a gyógytornászok együttműködését a betegségenben szenvedő gyermekkel, egy hatékonyabb és kifinomultabb lehetőséget felajánlva. Továbbiakban szeretném megvizsgálni a gesztus felismerő eszközök előnyeit, illetve hátrányait. Céljaim közé tartozik annak felismerése, hogy a komoly játékok alkalmazása az egészségügyben milyen eredménnyel jár, illetve annak megállapítása, hogy a klasszikus kezelésektől miben tér el a játékkal való terápia. Megvizsgálom a módszer hatásosságát, illetve, hogy mit lehet még javítani rajta. A továbbiakban egy mérésre alkalmas programot mutatok be, ahol a nyers adatok feldolgozására és összehasonlítására is vetítek hangsúlyt. Ezen kívül meglemlítem a rendszer által összegyűjtött és tárolt adatok hozzáférhetőségének és megfelelőségének a mértékét. Továbbá szerepel egy összesítés, amely meghatározza a hagyományos lúdtalp kezelések, illetve a komoly játékok használata általi módszer közötti hasonlóságokat és különbségeket.

Feltevéseim közé tartoznak: (1) Az interaktív gyógytorna alatt levő gyermekek reakcióideje és mozgáskoordinációja pozitív irányba fejlődik. (2) A komoly játékok jelentősen hozzájárulnak a fizioterápiai kezelések megkönnyítéséért, az alanyok kreatívabbá válnak és szellemi fejlődést érzékeltek-

nek. (3) Az interaktív rendszer egy pozitívabb élményt nyújt a pácienseknek, mint egy hagyományos gyógytorna. (4) A gyermekek felkészítése az új rendszer megfelelő használatára nem jelent különösebb bonyodalmat.

A dolgozat során egy Myo[3] nevű Electromyography (továbbra EMG) pántot használtam, amely az EMG jeleket szolgáltatja a rendszer fele. Az EMG jelek ezentúl egy osztályozó modulon mennek keresztül, ez felel a gyakorlatok közel valós időben való felismeréséért. Tehát a jellemzők kinyerésséhez az EMG jelek abszolút értékeit használtam, és ennek mozgóátlagát vettet figyelembe konfigurálható ablakméréssel. Az osztályozásra a kevés számítás miatt egy egyszerű mesterséges neuronhálót használtam egy rejtett réteggel, 8 neuronnal és ReLU aktivációs függvényel. A neurális háló programozására a Keras nevű Python könyvtárat használtam fel. Miután megtörtént a gesztusfelismerés, a rendszer egy jelet küld a játék fele, ezáltal megtörténik az előre konfigurált bemeneti művelet (pl. felugrik a játékban levő karakter). A megvalósított játékok a Unity játékmotor segítségével vannak elkészítve, amely ingyenesen használható.

1.1. Motiváció

Azért választottam a dolgozatom témájának a lúdtalp kezelésének ezt a módját, mivel úgy gondolom, hogy a társadalomnak, a betegségen szenvedő gyermekeknek szüksége van egy olyan módszerre, amely a napjainkban elérhető technológia előnyeit kihasználva segíthet a kezelésben. A lúdtalp által okozott kellemetlenségek sajnos lényegesen jelen vannak a társadalomban. Úgy gondolom, hogy ha létezik egy potenciálisan megfelelőbb és jobb megoldás egy problémára, akkor mindenki esélyt kell neki adni.

Sajnos több embert is ismerek, aki ebben a betegségen szenved, és azt tapasztaltam, hogy általában a kezelését egy egyszerű lábbettéttel oldják meg. Azt gondolom, hogy ha tudomást szereznének egy ilyen kezelési módszerről, akkor érdekesnek találnák és esélyt adnának az esetleges kipróbálására is. Napjainkban az emberek nagyon nehezen veszik rá magukat az orvoshoz, vagy éppen a gyógytorászhöz való ellátogatásra, azonban egy ilyen módszerrel más véleménnyel lennének. Bár a módszer gyermekeknek ajánlott, akár felnőttek kezelésénél is alkalmazható, hiszen mindenki szeret játszani. A gyermekgyógyászatban számos példa van interaktív módszerek használatára, azonban országunkban

még nem találkoztam ilyesmivel.

Egy másik szempont, amit fontosnak gondolok figyelembe venni, az a gyógytornászok perspektívája. Általában a beteg gyermekekkel külön kihívást jelent dolgozni, azonban egy játékos bevonásával egy terhet lehet levenne a gyógytornászok válláról és az együttműködés is hatásosabb a gyermekekkel. Különösebb tréning nélkül, akár otthonról is tudnák a gyakorlatokat végezni, ezzel nagy mobilitást generálva a fizioterapeuták számára, így lehetőség adódna több páciens meglátogatása, kezelése.

Legvégül az egyik számítástechnikai szakterület, amiben érdekkelt vagyok az a játékfejlesztés. Korábbi élményeim alapján megtapasztaltam, hogy mivel jár egy egyszerűbb játék lefejlesztése. Ebben az esetben "komoly" játékokról van szó, amiknek a különlegessége az, hogy egy konkrét, tanítási vagy gyógyítási szándékkal rendelkeznek, és általában ennek megfelelően van a játék kialakítva.

2. fejezet

Szakirodalmi háttér

A szakirodalmi háttér kutatásában a már meglévő tudományos cikkeket tanulmányoztam, amelyek tartalmazták a dolgozat témájával kapcsolatos kulcsszavakat, mint például „serious games in healthcare,” „MYO Armband,” „Neural Networks.” A keresési találatok konzultálása alapján azt tapasztaltam, hogy számos komoly játék megvalósítás létezik olyan viselhető eszköz segítségével, mint a MYO, esetenként különböző eszközök használva. A lúdtalp kezelésére azonban a játékkal megvalósított módszer kevés találatot ad.

2.1. Komoly játékok

Szórakozás, élvezet, kihívás, motiváció, érdeklődés és izgalom: Ezek a pozitív asszociációk, amiket az emberek éreznek amikor számítógépes játékokra gondolnak. Az utóbbi években rohamosan fejlődő technológián könnyen már mindenki zsebében található egy erőteljes grafikus processzor, okostelefonok, vagy más hordozható eszközök belsejében. Ezek interakcióra képesek 3D kamerákkal, vagy VR szemüvegekkel és ez növeli az esélyét annak, hogy a jövőbeli digitális játékok generációi megerősítik az előbbi pozitív asszociációkat. A lehetőségek között pedig felmerül a játékok azon használata, amely nem csupán a szórakozásra és az élvezetre fókuszál [4].

Maga a játék ötlete a régmúltba nyúl vissza és részét képezi minden társadalomnak. Az egyik legősibb játék a dobókocka, a legrégebbi szett, amit 3000 éve használtak Dél Iránban¹. A múltból

¹Burnt City, “Burnt City, key to lost civilization. Press TV,” 2007

találhatunk példát olyan játéakra is, amelyet “komoly” célra használtak, ilyen a Mancala nevű játék, amit K.E. 1400 körül terveztek meg. A játékot könyvelői célra használták állatok és élelmiszer kereskedésénél². A játékok olyan viselkedést mutatnak be, aminek meghatározott kimenetele van egy szabályrendszer alapján. Lehet, hogy szórakoztatónak tűnik egy célpontot eltalálni a labdával, azonban ez nem minősül játéknak. Ha egy meghatározott szabályrendszer alapján történik az aktivitás (pl. egy 7méter széles kapuba próbálja betalálni a labdát, ez egy gólt ér), ezzel megszámlálhatóvá tenni azt, hogy éppen melyik csapat vezet, az aktivitást játéknak tekinthető.

A *komoly játék* egy olyan név, amelyet azok a számítógépes szoftverek kaptak, amely megpróbál-ják a nevükön fogva egy komoly, nem a szórakozásra szánt célt elérni. Míg egyesek szerint a komoly játékok és tanuló játékok egymással szinonímák, a videójátékokat a tanuláson kívül “komoly” célokra is fel lehet használni. Komoly játékkal lehet motiválni az embereket a több testmozgásra, vagy akár komoly játékokat lehet használni az orvostudományban is.

A 2.1 ábrán látható a komoly játékok összetétele, amely a tanító jelleg mellett rendelkeznek egy komoly szándékkal, játék technikákkal (pl. fejlődési rendszer), illetve egy szórakoztató, mesemondó jelleggel.



2.1. ábra. A komoly játékok alkotóelemei: tanító jelleg, komoly cél, játék technikák, élvezetes és mesemondó³

²Mancala

³Differences between e-Learning, Gamification and Serious Games

2.1.1. Komoly játékok az egészségügyben

Az egészségügyben számos kutatás analizálja az egészségüggyle kapcsolatos viselkedés változtásokat játékos megközelítésekkel, mint például egészségesebb táplálkozási választások, megnövekedett fizikai aktivitás, vagy a rákkal szembeni jobb rálátást és a rák elleni küzdeni akarást kifejtő viselkedéseket [5, 6, 7, 8, 9, 10].

A komoly játékok egyik legnagyobb alkalmazási területét az egészségért felelős játékok teszik ki. Szerepelnek komoly játékok, amelyek egy betegség megelőzéséről felelősek (pl. Play Forward HIV megelőzéséről), de láthatunk példát rehabilitáció céljából is (pl. Respir Gamesfor asztma terápia). Ezen kívül vannak játékok, amelyek fizikai gyakorlatokat segítenek megvalósítani (például ErgoActive - kardió edzéséről, BalanceFit - egyensúly, koordináció és erőnlét tréning céljából). A Dance with ALFRED nevű játék motivációs segédletként szolgált kollaboratív csoportos tánc céljából. Számos példát láthatunk tehát a játékok alkalmazására, amelyeknek legfőbb célja a gyógyítás, kezelés, egy jobb irányba változó viselkedést erősít meg, aktívabb és egészségesebb életmódot képvisel. Az inaktív, kevés fizikai mozgást tartalmazó életmód, illetve az egészségügyi ellátás növekedő költsége miatt a globális egészségügyi rendszer új megoldásokat kell találjon a népességi változásokra. Ez magyarázza a felkapottságot a korabeli egészségügyi játékokra is [4].

A Captain Novolin (Raya Systems, 1992) nevű játékot cukorbeteg gyermekek számára terveztek. A játékban egy cukorbeteg szuperhőst lehet választani, aki a vérében levő glükóz szint mértékére kell vigyázzon gonosz egészségtelen étel kinézzel rendelkező idegenekkel harcolva. A játékban jelen van a megszerezhető bónuszok mechanizmus is, mindenik egy étel révén. Ha a hős túl sok bónuszt gyűjt, akkor megkockáztatja, hogy beteg lesz a magas glükóz szintnek köszönhetően a vérében. minden szint elején egy táplálkozási szakember elmondja, hogy hány ételt szabad elfogyasztaniuk. A játékosoknak az inzulint is kezelniük kell. A játék kinézete a 2.2 ábrán látható.



2.2. ábra. A Captain Novolin nevű Super Nintendo játék (1992). A szuperhős mellett látható a gonosz *süti szörny*, amely ellen harcol a játékos.⁴

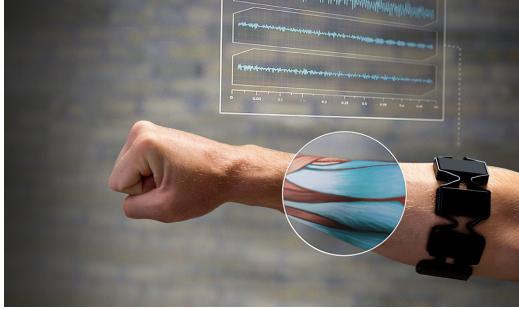
Ezen a játékon kívül még három másikat adott ki a Super Nintendo konzolra a *Raya Systems*. A játékok nem voltak komoly játékoknak címkézve, azonban több kutatást is vezettek a játékok gyermekekre való hatására [11]. Példák okáért, a *Packy & Marlon* (*Raya Systems*, 1994) nevű játék, amely hasonló a Captain Novolin játékhoz, egy klinikai vizsgálaton esett át [12]. Az a csoport gyermek, amelyik használta az említett játékot jobban tudta kezelni a saját cukorbetegségét. Az olyan esetek száma, ahol a gyerekek glükóz túltengés miatt kerültek kórházba 77 %-kal csökkent azokhoz a gyerekekhez képest akik nem játszottak. A tanulmány bebizonyította, hogy a játékok sikeresen megtanították a gyerekeknek, hogyan kezeljék az inzulin szintjüket és egészségesebb étkezésre ösztönözte őket a glükóz szint megfelelően tartása érdekében [13].

2.2. MYO Karpánt

Az eszköz a Thalmic Labs nevű cég által 2013-ban kifejlesztett EMG karpánt, amelyet a kar könyék alatti részén lehet viselni. A MYO több szenzorral ellátott eszköz, amely különböző kéz gesztusokat és a kar mozgását képes felismerni ezek által. A szenzorok EMG (Electromyography) karakterisztikával

⁴Captain Novolin

rendelkeznek, azaz képesek a karban levő izmok elektromos tevékenységének a mérésére. Az elvégzett karmozdulatok végzése közben elektromos impulzusok generálódnak, a karpánton levő 8 szenzor pedig a mozdulat/gesztus felismeréséért felelős. Az 2.3a, 2.3b ábrákon látható a karpánt megfelelő viselése karon, illetve az öt karmozdulat, amit a MYO fel tud ismerni.

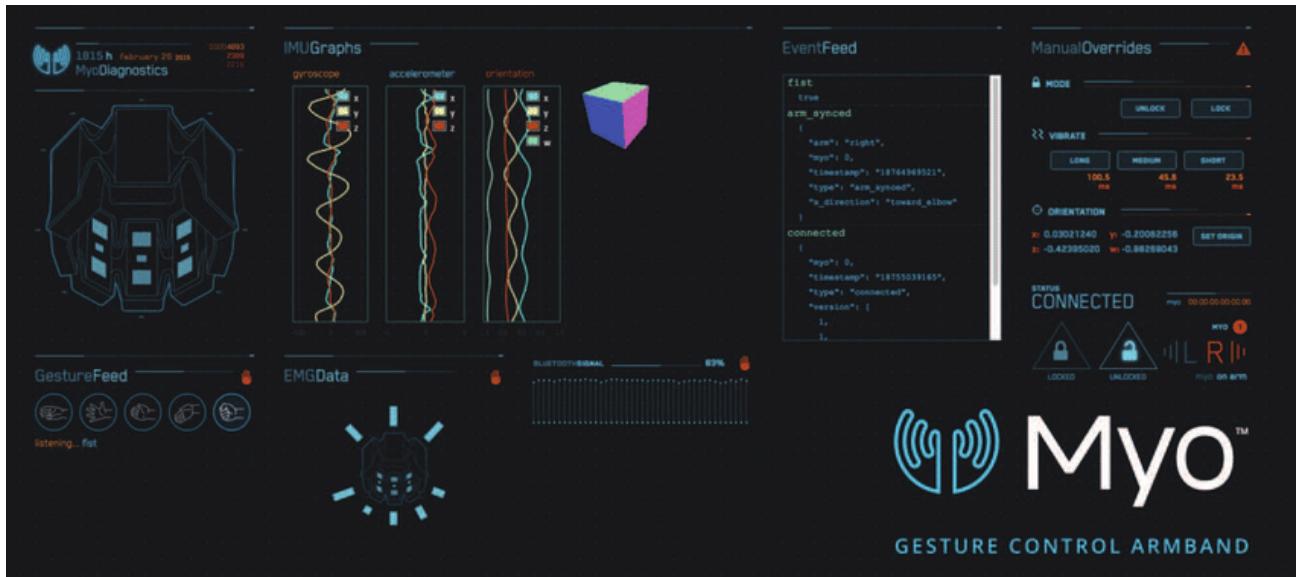


(a) A Thalmic Labs MYO Karpánt. Forrás: <https://developerblog.myo.com/>



(b) Az ábrán látható öt kéz gesztust képes felismerni. Forrás: https://www.researchgate.net/figure/The-5-hand-wrist-gestures-and-MYO-armband-In-this-figure-the-left-is-afig5_338847538

Használat előtt fontos minden felhasználónak kalibrálni a karpántot a megfelelő működéshez. Ez azért fontos, mert a különböző méretű izmok, bőr és más fizikai jellemzők szerepet játszik a gesztusfelismerés pontosságában és az eszköz megfelelő működésében. Az EMG érzékelők mellett a MYO rendelkezik egy kilenc szabadságfokú inerciális mérőegységgel (IMU) is, amely lehetővé teszi a kar mozgásának detektálását. Az IMU tartalmaz egy háromtengelyes giroszkópot, háromtengelyes gyorsulásmérőt és egy háromtengelyes magnetométtert [14]. Ezen kívül, a MYO tapintás érzékelővel rendelkezik, amely a visszacsatolás továbbításáért felelős (háromféle intervallum - rövid, közepes és hosszú rezgések) például a rendszer kalibrálása során. A csatlakozáshoz az eszköz Bluetooth Low Energy (BLE) technológiát használ, amely lehetővé teszi a feladatok egyszerű elvégzését. Figyelnél kell arra, hogy a Bluetooth Adapter csatlakoztatva legyen a rendszerhez, ekkor ahogyan az alábbi ábrán is megfigyelhető, látható a bluetooth jel erőssége, az EMG szenzorokról leolvasott aktuális érték, a mozgással kapcsolatos jelekről kapott információk, térbeli elhelyezkedés, illetve visszajelzést kapunk az elvégzett gesztusról. A MYO diagnosztikai felülete a 2.3 ábrán figyelhető meg.



2.3. ábra. A MYO karpánt diagnosztikai webalkalmazása. Lehetőségünk van a 8 szenzoron való jel megfigyelésére, a térbeli koordinációk, az éppen érzékelt gesztus megfigyelésére. Forrás: myo.com

2.2.1. Korábbi alkalmazások

A [14] tanulmányban a MYO-t használták egy olyan kísérlet lebonyolítására, amelynek célja az volt, hogy megértsék az orvosok elégedettségi metrikáit a karpánttal kapcsolatban. A munkában 23 orvostanhallgató vett részt, a brightoni orvosi egyetemről (Brighton and Sussex Medical School, UK). Az eredmények és a megoldások feltárása érdekében két kérdőívet hoztak létre: 1) Az első típusú kérdőív a SUS (System Usability Scale) modellre alapozva azt vizsgálta, hogy a mennyire elégedettek az orvosok az eszközzel, illetve hogy mennyire ajánlják használatát a páciensek számára. Ez egy 10 kérdéses kérdőív keretén belül történt meg. A 23 résztvevőnél a maximum elért pontszám a 76.22 volt, a minimum 65.12, az átlag pedig 69.21. Ez a pontszám a SUS modell alapján *elfogadhatónak* minősül. Az alábbi észrevételek születtek az eszköz használatával kapcsolatban:

- Az orvostanhallgatók érdeklődtek a MYO alkalmazása mellett minden nap életben, és örömmel ajánlották a betegeknek a jövőben.
- Úgy érezték, hogy a MYO könnyen használható, de feleslegesen összetett volt.
- Az orvostanhallgatók úgy érezték, hogy nincs szükségük technikai személy támogatására, hogy

segítsen nekik, amikor a MYO-t használják.

- Az alanyok úgy vélték, hogy sokszor kiszámíthatatlan a MYO csatlakozója (valószínűleg késleltetési problémák miatt).
- Magabiztosnak érezték a MYO használatát, de mégis sok minden meg kellett tanulniuk, mielőtt intenzívebben kezdték el használni.

2) A második típusú kérdőívek a gesztus interakciók ergonómiai szempontjainak megértését célozták a MYO karpánton keresztül. Ezen tanulmány 20 kérdést tartalmazott, amelyek leginkább az eszköz elfogadhatóságára céloztak: könnyen használhatóság, felhasználási módok, használat közbeni stressz, viselet és más ergonómiai szempontok. A felhasználók arra voltak utasítva, hogy egyszerű műveleteket hajtsanak végre: nagyítás, pásztázás, fókuszálás, forgatás. mindenik műveletre egy gesztus adta a választ. Az alábbi eredmények születtek:

- Társadalmi elfogadhatóság: Támogatták az eszköz minden nap használatát.
- Könnyed használat: A résztvevők úgy vélekedtek, hogy viszonylag egyszerű az eszköz használata, azonban nem mindig precíz a gesztusfelismerés.
- Kényelem: A résztvevők szerint kényelmes volt a karkötő viselése használat és gesztusfelismerés közben is.
- Stressz/erőfeszítés: Megtapasztalták, hogy minimális erőfeszítés kellett annak érdekében, hogy a gesztusok jól legyenek felismertve.

A karpánt egészségügyi használatára több példa is van az irodalomban. Révén, hogy eredetileg egy karon viselt eszközként képzelték el, a felhasználások többsége a mozgássérült emberek segítsére fókuszál. A MYO EMG szenzorainak köszönhetően már többször alkalmazták egy kisegítő végtagprotézisként. A karpánt a hivatalos kalibráció végigvezetése után 5 előre definiált kar modulatot képes felismerni: *ököl(fist)*, *integetés ki (wave out)*, *integetés be (wave in)*, *ujjak széttárása (finger spread)*, *dupla koppintás (double tap)*. A [15] esettanulmányban a MYO beépített gesztusfelismérését alkalmazták. A kísérlet során három olyan személyen végezték akik előzőleg könyék alatti

amputación estek át. Mindenik mozdulatot háromszor ismételte meg mindenik alany, három különböző testhelyzetben. Előzőleg nem volt betanítási fázis, az alanyok a kísérlet során viselték először az eszközt. Az elektromiográfiai adatokon alapuló négy kézmozdulat általános osztályozási pontossága 50% és 97% között mozgott. Világos összefüggést figyeltek meg a maradék végtag hossza és az osztályozási pontosság között. Az eredmények azt mutatták, hogy a MYO beépített osztályozója jó teljesítményt tud nyújtani kar amputált személyeken tesztelve, ezzel lehetőséget adva a felhasználására alacsony költségű viselhető mioelektrikus protézisként.

Volt példa korábban a karpánt egy ulyancsak egészségügyi, azonban más szakterületről való megközelítésére is: A [16] esettanulmányban a jelnyelvi betűk osztályozására használták a MYO-t. A LIBRAS ábécében található gesztusok voltak felhasználva számszerint 20 jelre, eltávolítva azokat a betűket, amelyek valamilyen mozgást vettek igényeltek. A kapott eredmények alapján megállapították, hogy a finomabb kézmodulatokat nagyon nehéz csupán EMG jelek segítségével érzékelni. Másrészt, az eredmények elég pozitívak voltak ahhoz, hogy az EMG adat hasznos legyen olyan rendszerben, ahol más adat is szerepet játszik (pl. vizuális). Az egyik legnagyobb előnye az EMG szenzoroknak, hogy könnyen hordozhatóak, és ez a tulajdonság jelnyelv felismerésnél játszik kulcsszerepet, ahol fontos a hordozhatóság, könnyen elérhetőség.

2.2.2. Összehasonlítás

Az sEMG jeleket természetüktől fogva több réteg rögzíti az izomrostoktól egészen az elektródáig, amelyek generálják a jeleket. Az évek során több különböző olyan rendszert építettek, amelyek ennek hátrányait próbálja kikerülni. Egy ilyen rendszer például a Noraxon systems által kifejlesztett Ultium EMG [17], amely 32 csatornán képes közel 4000 Hz mintavételezési frekvenciára, 24-bites mintavételezési felbontással. Ez a rendszer több különálló modulból áll, mindenikben egy 9 szabadságfokú IMU található. Ehhez hasonló rendszerek DataLITE sEMG (Biometrics) [18], illetve a Delsys Trigno Avanti Sensor [19]. Bár ezek a rendszerek nagy teljesítménnyel rendelkeznek, sokszor használat előtti előkészületek kell alkalmazni, például a felhasználó bőrének tisztítását, vagy borotválását, esetlegesen orvosi ragasztószalag használatát. Ez, a gyakran magas költségükkel (17000-20000 dollár) párosítva lehetetlenné teszi fogyasztói szintű, minden nap felhasználásukat.

2015-ben a Thalmic Labs által gyártott MYO Armband megjelent a piacon, lehetőséget adva a felhasználói szintű sEMG (Surface EMG, tehát a bőr felszínén viselt) rendszerek használatának. Jóval kisebb áron, csupán 200 dollárért forgalmazták. A karkötő használata intuitív, nem igényel külön felkészületet, azonban teljesítménye is ehhez mérten jóval kisebb, mint az ennél jóval drágább rendszereké. Csupán 8 csatornán képes a jelek kinyerése és minden összes 200 darab 8-bites mintát másodpercenként. Láthatunk, hogy korlátozásaitól függetlenül a MYO-t több kutatásban is használták. Nemrégiben egy kutatás belül megpróbáltak egy alacsony költségvetésű, hasonló árkategóriában levő viselhető EMG rendszert létrehozni, ahol a MYO dimenzióit és komponenseit figyelembe véve, egy jobb 1000 mintavételezési frekvenciával rendelkező, 10 csatornás eszközt valósítottak meg [20].

2.3. Gépi tanulás. Neurális Hálózatok

A *Gépi Tanulás* (*Machine learning*) a *Mesterséges Intelligencia* (*Artificial Intelligence*) azon része, amely tartalmazza a numerikus vagy strukturált adatokra használható eszközöket, algoritmusokat. Használata során a számítógép olyan feladatokat kap, amelyekre explicit közbeavatkozás nélkül képes megfelelő megoldást találni adott időn belül. A közelmúltban a gépi tanulás nagy szerepet vállalt a társadalmunk technológia fejlődésében, neki köszönhetjük az önvezető autókat, a beszédfelismerést, a hatásos webböngészést. Az orvostudományban is számos példa van a gépi tanulás használatára például tumor felismerése képeken, betegség felismerése, illetve diagnózis előrejelzés.

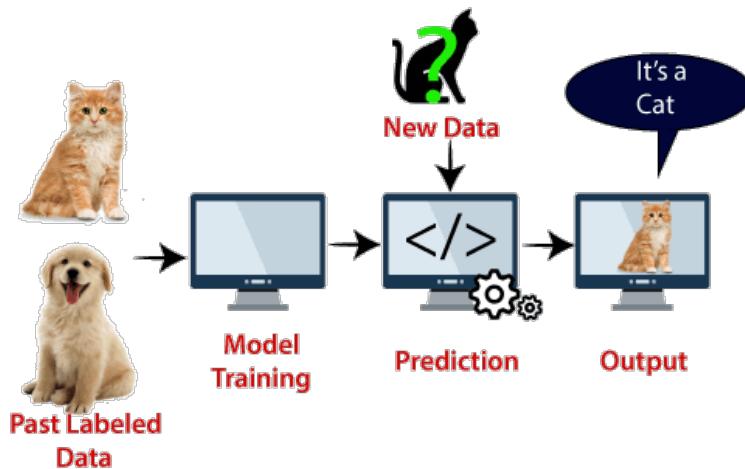
Neurális hálózatokról általában egy olyan rendszer esetén beszélhetünk, amelynek számításigénye, információmennyisége kínálja, hogy párhuzamosan is meg lehet valósítani. Az adatfeldolgozást a hálózatban levő neuronok, processzáló elemek végzik, amelyek egymással összekapcsolt állapotban alkotják a hálózatot. A neurális hálózatok információfeldolgozás módját egy tanulási algoritmus segíti elő, amely általában egy adott minta alapján tanítja meg a hálót a megfelelő bemenetre való helyes reakcióra.

2.3.1. Felügyelt tanulás

Felügyelt tanulás esetén a rendszer egy adott tanítási mintára leképzi a kimeneti adathalmazt. Ezen típusú módszer során a tanítási példákhoz meg vannak adva a helyes osztálycímek is, tehát egy adott

$[x_1, x_2, x_3 \dots x_n]$ halmaz mellett, amely a mintákat jelöli, szintén adott az $[y_1, y_2, y_3 \dots y_n]$ halmaz is, amely minden mintára megfelelő címkét tartalmazza. A felügyelt tanulási feladatok általában osztályozásból vagy regresszióból állnak [21].

Gépi tanulásos modelleket alkalmaznak például a részvénypiac árainak előrejelzésére, vagy egy olyan osztályozó modellre, amely állatokat képes megkülönböztetni egymástól, például *kutyákat* és *macskákat*, amelyek az adat címkéi, tehát ez egy felügyelt tanulási probléma (2.4 ábra). Leggyakoribb felügyelt tanulásra alkalmazott algoritmusok a Szsupport Vektor Gépek (Support Vector Machine, SVM), Lineáris Regresszió, Logisztikus regresszió, Naív Bayes, Lineáris diszkriminancia-analízis, Döntési fák, K-legközelebbi szomszéd (KNN), illetve a Neurális Hálózatok.

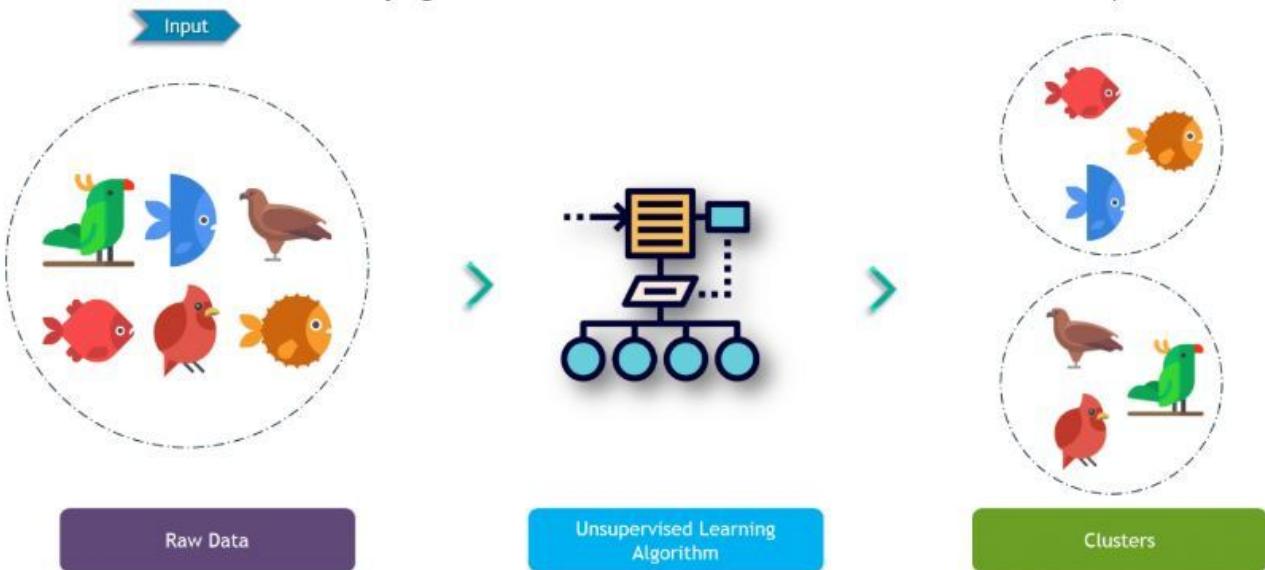


2.4. ábra. Macskák és kutyák osztályozása előzőleg címkézett adatokon. Egy új bemeneti adat esetén a rendszer kimenete a két osztály közül valamelyik lesz. Forrás: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm>

2.3.2. Felügyeletlen tanulás

Ezen módszer alkalmazása során egy előre címkézetlen nyers adathalmazon dolgozunk, válaszreakcióként pedig a szoftver automatikusan klaszterei a megadott bemenetet (2.5 ábra). Tehát egy tanulás során csupán az $[x_1, x_2, x_3 \dots x_n]$ halmaz áll a szoftver rendelkezésére. Felügyeletlen tanulást alkalmaznak még anomália detektálásra, az orvostudományban használják DNS minták klaszterezése evolúciós

biológia vizsgálása céljául, illetve marketing területen ügyfélszegmentációkra⁵.



2.5. ábra. Halak és madarak klaszterezése felügyeletlen tanulással. A nyers adathalmazból az algoritmus szétválasztja a különböző tulajdonságú példányokat, megalkotva a klasztereket. <https://insightimi.wordpress.com/2020/04/12/unsupervised-learning-k-means-clustering/>

2.3.3. Önfelügyelt tanulás

Az önfelügyelt tanulás a feliügyelt tanulás speciális típusa, amely címkék nélkül tanul. A címkék továbbra is részt vállalnak, de heurisztikus algoritmus segítségével megtanulják őket a bemeneti adatokból. Az autóenkóderek egyfajta önellenőrzött tanulást kínálnak, amelyben a létrehozott célpontok a módosítatlan bemenetek [22].

2.3.4. Megerősítéses tanulás

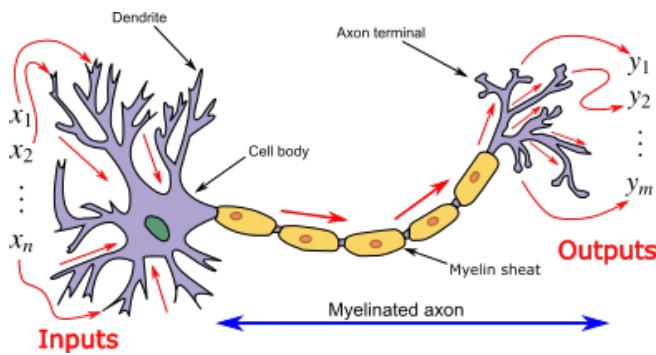
Egy adott feladat megtanulása egy dinamikus környezetben. Visszacsatolást csupán a döntési sorozatok elvégzése után kap az algoritmus. A megerősítő tanulás során egy ágenst arra készítetnek, hogy egy környezetben cselekedjen a jutalom maximalizálása érdekében [23]. Klasszikus példa megerősítéses

⁵<https://blog.dataiku.com/unsupervised-machine-learning-use-cases-examples>

tanulásra egy játék megtanulása: A Google DeepMind tervezte *AlphaGo* algoritmus legyőzte a kínai Go világbajnokát. Az algoritmusnak sikerült elsajítania további két játékot, a *sakkot* és a *Go-t* is [24].

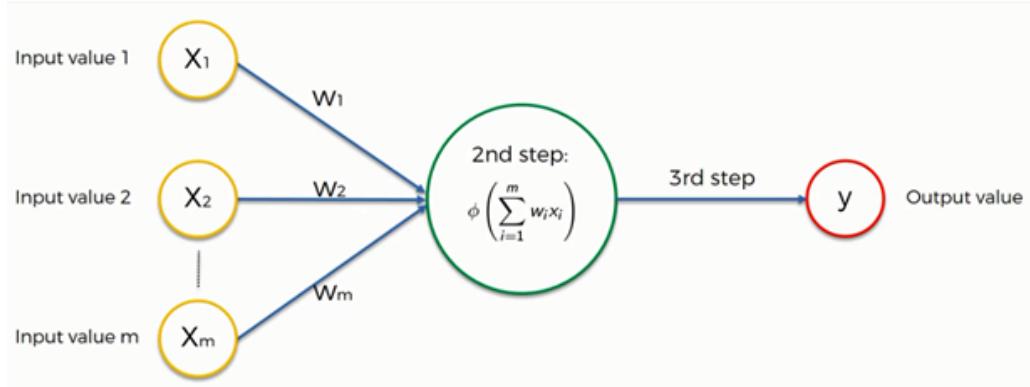
2.3.5. Mesterséges Neuronhálók

A mesterséges neurális hálózatok ötletét olyan biológiai ideghálózatokból merítik, amelyekben a dendritek fogják a bemenetet és elküldik a sejttestbe, ahol az feldolgozásra kerül, majd az axonterminálison (végfácska) keresztül elküldi a kimenő jelet [25]. Egy biológiai neuron a következő 2.6 ábrán látható.



2.6. ábra. Biológiai neuron belső szerkezete. Forrás: Prof. Loc Vu-Quoc, Wikipedia Commons

Hasonlóan, a Mesterséges neuronok is vesznek egy adott bemeneti információt, feldolgozzák egy matematikai függvény segítségével, majd kapunk egy kimenetet. Egy mesterséges neuron szerkezete a következő ábrán látható.



2.7. ábra. Egy mesterséges neuron az ANN-en belül.

A fenti ábrán látható egy mesterséges neuron belső szerkezete, ahol X_1, X_2, X_3 a bemeneti paramétereket, a W_1, W_2, W_3 a súlyokat jelöli, a Y pedig a neuron kimenetét. Egy egyszerű neuronban a bemenetek a súlyokkal vannak szorzva, majd együtt összegezve.

$$Z = W * X + b \quad (2.1)$$

Ahol a (2.1) egyenlet a neuron egy vektorizált reprezentációját mutatja be, az 'X' a bemeneti vektor, a 'W' a súly vektor révén, 'b' a bias vektor, 'Z' pedig a kimenet [26]. Ezután a 'Z' kimenetre egy aktivációs függvényt alkalmazunk, amelyről a továbbiakban lesz szó.

2.3.6. Aktivációs függvények

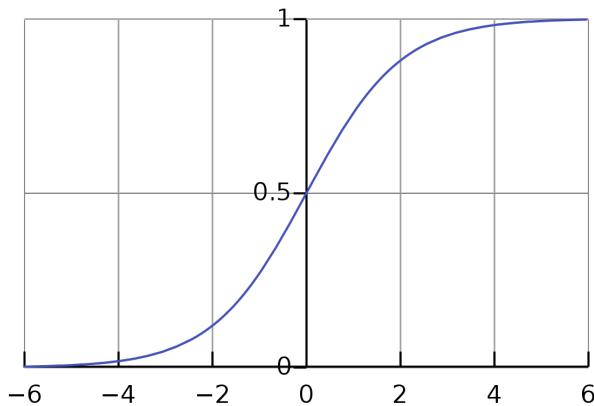
Az aktivációs függvények azzal a döntéshozatali szereppel rendelkeznek, miszerint egy adott neuron az egyenletből kiszámolt érték alapján aktiválódjon vagy ne. Ahogy a (2.1) egyenlet mutatja, a neuron egy lineáris függvényt számol ki, azonban a bemeneteink nem minden lineárisak. Az aktivációs függvények szerepe az, hogy a bemenetek nem-linearitását modellezni tudjuk. Továbbá ismertetem a leggyakrabban használt aktivációs függvényeket.

Sigmoid vagy Logisztikus aktivációs függvény

A sigmoid, vagy más néven a logisztikus függvény [27] az egyik leggyakrabban használt aktivációs függvény a neurális hálózatoknál. Karakteristikája egy "S" formájú görbe, bemeneti értékét egy 0 és 1 közötti érték közé sorolja be. Használata, általában olyan rendszerekben fordul elő, ahol egy valószínűséget kell számolni. A függvényt matematikailag a következő egyenlet írja le:

$$A = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (2.2)$$

A sigmoid függvényt az események valószínűségének megismerésére használják, hogyha kimenete nagyobb, mint 0.5 akkor az adott esemény bekövetkezésére nagyobb az esély, más esetben pedig kisebb.



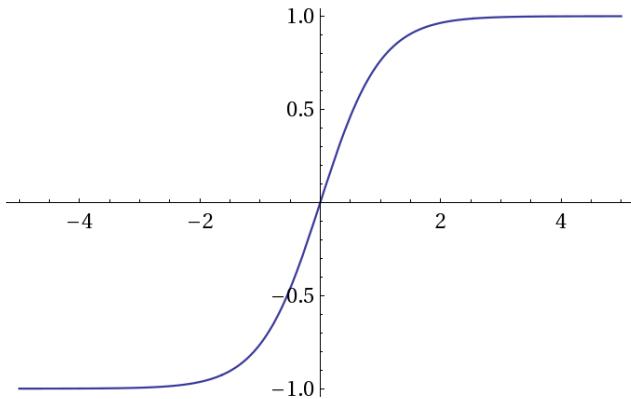
2.8. ábra. A logisztikus függvény kimenete. Forrás: Qef publikusan közzétérve a Wikipedia Commons által.

Tangens hiperbolikus aktivációs függvény

A tangens hiperbolikus függvény, más néven *tanh* aktivációs függvény a bemenetet a -1 és 1 intervallum közé sűríti. A sigmoid függvénnyel ellentétben, a tanh negatív kimenetet is képes adni. Ezt a függvényt többnyire visszacsatolt neurális hálóknál használják természetes nyelvfeldolgozásra, illetve beszédfelismeréssel kapcsolatos feladatok megoldására. Matematikailag a következő egyenlet írja le:

$$A = \frac{e^Z - e^{-Z}}{e^Z + e^{-Z}} \quad (2.3)$$

Ahol a 'Z' a neuron által megadott bemenetek súlyozott összege, az 'A' pedig az aktivációs függvény általi kimenet.



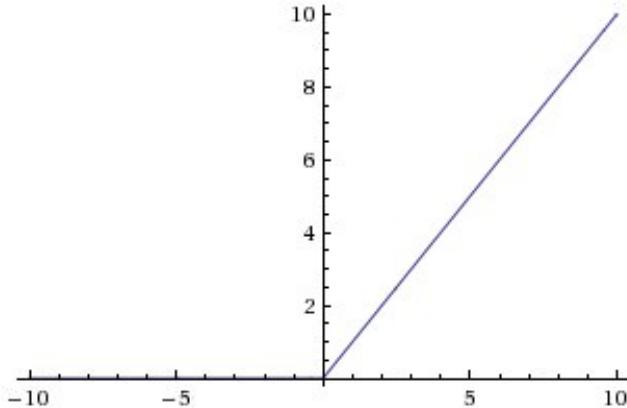
2.9. ábra. A hiperbolikus tangens aktivációs függvény kimenete. Forrás: <https://www.oreilly.com/library/view/deep-learning-by/9781788399906/528b5bdd-1c62-466d-a085-1e6379bec0a1.xhtml>

ReLU aktivációs függvény

A ReLU, más néven a rektifikált lineáris egységek (Rectified Linear Unit), a mély tanulási feladatoknál leggyakrabban használt aktivációs függvény, mivel $(0, \infty)$ tartományban folytonosan növekedő. Egy hátránya a ReLU-nak, hogy a negatív bemeneti értékeknek 0 kimenetet ad, azonban a pozitív bemenetet pedig meghagyja. A függvény matematikai egyenletét a következőképpen írjuk le:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.4)$$

Ahol 'x' a függvény bemenete, $f(x)$ pedig az aktivációs függvény kimenete.



2.10. ábra. ReLu aktivációs függvény kimenete. Forrás: <https://www.kaggle.com/dansbecker/rectified-linear-units-relu-in-deep-learning>

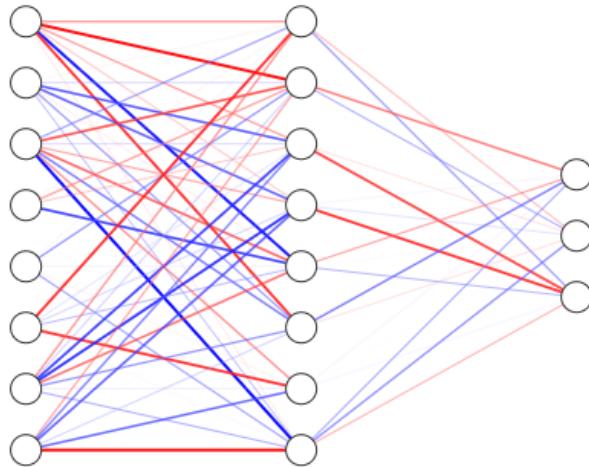
A legnagyobb ok a ReLU alkalmazása mély neuronhálók esetén az, hogy a szigmoid és tanh függvényekkel ellentétben nincs szaturálva a kimenet, mivel a ReLU mindenkor rendelkezik egy konstans deriválttal.

Softmax aktivációs függvény

A softmax aktivációs függvény, hasonlóan a szigmoid aktivációs függvényhez minden kimeneti értéket a 0 és 1 közötti tartományba vetít. A neurális hálók kimeneti rétegeiben szokták alkalmazni. A számadatokat valószínűsséggé alakítja, amelyeknek összege 1. Matematikailag az (2.5) egyenlet írja le.

$$S(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^N e^{y_j}} \quad (2.5)$$

ahol y_i egy esemény bekövetkezésének valószínűsége, az $S(y_i)$ pedig a Softmax normalizált kimenete. Vannak még további aktivációs függvények, mint például a leakyReLU, sReLU, pReLU, ELU, azonban ezek használata nem annyira gyakori.



2.11. ábra. Egy egyszerű neuronháló architektúrája. Ahogy látható a hálónak van egy bemeneti rétege, egy rejtett rétege a neuronokkal, illetve a kimeneti rétege 3 osztálynak megfelelő neuronnal.

2.3.7. A gépi tanulással kapcsolatos gyakori problémák

Modelljeink tanításakor gyakran problémákba ütközhetünk az adatfeldolgozás vagy éppen tanítási fázis során. Mivel a főfeladatunk az, hogy kiválasszunk egy algoritmust és tanítsuk az adatra, a két dolog, ami elromolhat az a *rossz algoritmus*, vagy *rossz adat* által mutatkozhat [28]. Az előfeldolgozás gyakran az algoritmus legfontosabb része, általa adott a tanuláshoz megfelelő mennyiségű és minőségű adat.

1. Elégtelen tanulási adatmennyiség - Ahhoz, hogy a gépi tanulási algoritmusok megfelelően működjenek nagy mennyiségű adatra van szükség. Az egyszerűbb feladatokra is minták ezrei szükségesek, a bonyolultabbakra pedig több millió minta is szükséges lehet.
2. Nem reprezentatív tanulási adat - Ahhoz, hogy a modell általánosan működjön minden esetre, fontos, hogy a tanulási adatok reprezentatívak legyenek az új, általánosítani kívánt esetekről is. Nem reprezentatív tanulási készletet használva valószínűtlen a helyes erőjelzés a szélső értékekre.
3. Gyenge minőségű adatok - A modell nem fog jól teljesíteni, ha a tanulási adathalmaz *piszkes*.

Ebben az esetben olyan adatról van szó, amelyben vannak hibás minták, kiugró értékek, zaj. Ezeket az adattisztítás folyamata során szokták kiejteni.

4. Irreleváns jellemzők - A rendszer akkor fog hatékonyan működni, hogyha megfelelő mennyiségi releváns jellemzőt tartalmaz, illetve nem túl sok irreleváns jellemzőt [28]. A megfelelő jellemzőkészlet kritikus része a projektnek. Ez három részből áll [28]:

- (a) A leghasznosabb tanítási jellemzők kiválasztása
- (b) Meglévő jellemzők kombinálása
- (c) Új adat által bevitt új jellemzők

Tanítás során a leggyakoribb problémák az alulillesztés, túlillesztés.

Alulillesztés

Gépi tanulásban az alulillesztés azt jelenti, hogy a modell képtelen a bemeneti adat trendjén haladni, ezáltal a tanulási pontosság sem lesz sikeres. Egy alulillesztett modell nem képes új adat általánosítására, így gyenge teljesítményre lesz képes.

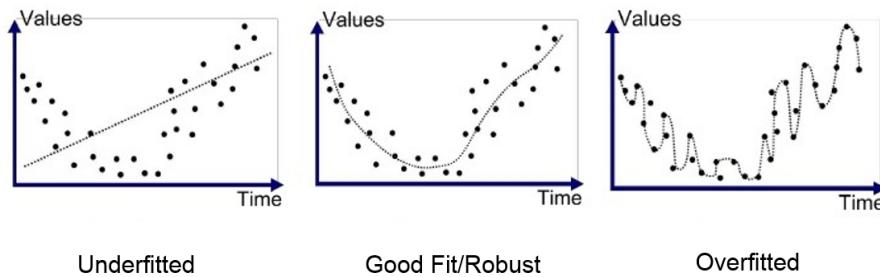
Túlillesztés

Túlillesztés során a modellünk megpróbálja memorálni az adatot. Jól fog teljesíteni a tanulási adatokra, viszont nem lesz képes általánosításra új adat bevitelre során. Egy gépi tanulási modell tanításakor az a célunk, hogy a modell megfelelő illesztési állapotba érjen (best fit). A 2.12 ábrán megfigyelhető ez a három állapot.

2.3.8. Az alulillesztés és túlillesztés kezelése a neuronhálóknál

A neurális hálózatok

⁶[What is underfitting and overfitting in machine learning and how to deal with it.](#)



2.12. ábra. Alulillesztés, megfelelő/jó illesztés, Túlillesztés⁶.

Regularizáció

A regularizáció egy olyan módszer, amely segítségével a gépi tanulási modellek teljesítménye javul nem tanított, új adatokon (teszt halmaz). A túlillesztés kiküszöbölésére alkalmazzuk.

1. L2 Regularizáció:

A legegyszerűbb regularizációs módszer. A költségfüggvényben megjelenő bűntetőfüggvény által valósul meg, amely a paraméterek nullától való eltérésének négyzetével. L2 regularizáció során a neuronháló minden ω súlytényezőre kiszámoljuk az L2 normát [29].

$$L(\omega_i + 1) = L(\omega_i) + \frac{\lambda \omega^2}{n} \quad (2.6)$$

ahol ' $L(w_i + 1)$ ' a hibafüggvény értéke, ' ω_i ' az aktuális súlytényező, ' λ ' a regularizációs paraméter (tipikusan kicsi értékű), 'n' a tanítási minták száma, ' $L(\omega_i)$ ' pedig a hiba értéke az előző súlyra. Az L2 regularizáció a nagyobb súlyokat jobban bünteti.

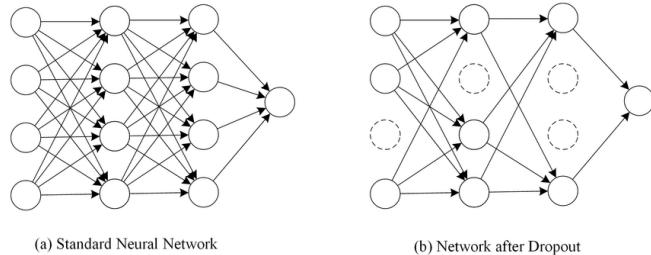
2. L1 Regularizáció: Az L1 regularizáció, hasonlóan az L2 regularizációhoz, a költségfüggvényt bünteti ez esetben a súlytényezők L1 normájával [30].

$$L(\omega_i + 1) = L(\omega_i) + \lambda * |\omega| \quad (2.7)$$

ahol ' $L(w_i + 1)$ ' a hibafüggvény értéke, ' ω_i ' az aktuális súlytényező, ' λ ' a regularizációs paraméter, ' $L(\omega_i)$ ' pedig a hiba értéke az előző súlyra.

Kiejtés

A kiejtéses (dropout) technika során a rejtett rétegekben levő neuronokat véletlenszerűen kiejtük a tanítási ciklusok során, hogy meggyőződjünk arról, hogy a modell nem próbálja memorálni a tanítási adatokat. Ez a módszer hatásos a túlllesztés elkerülése végett [31].



2.13. ábra. a) általános neuronháló. b) kiejtés utáni neuronháló.

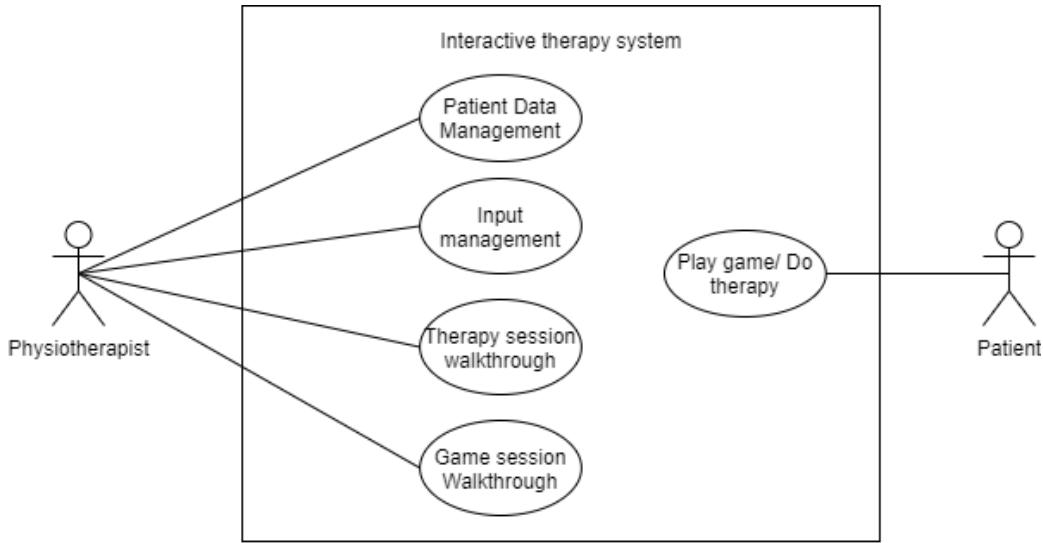
3. fejezet

Szoftver követelmények

A szoftver követelmények olyan leírások a rendszer funkcionalitásairól, illetve jellemzőiről, amelyek közvetítik a felhasználók elvárásait a rendszerrel kapcsolatban. A szoftveriparban a követelményeket két különböző részről közelítik meg: felhasználói-, illetve rendszerkövetelmények szempontjából.

3.1. Felhasználói követelmények

A felhasználói követelmények részletes, gyakran diagramokkal kiegészített leírások, amelyek mutatják a felhasználók elvárásait a rendszerrel szemben. A rendszer felhasználói követelményeit az alábbi használati eset diagramon belül mutatjuk be az egyes szereplőkre.



3.1. ábra. A rendszer használati eset diagramja.

Gyógytornász

- Új páciens létrehozása, vagy régi páciens kiválasztása az aktuális terápiához.
- A páciens kalibrálása, a személyreszabott modell létrehozása.
- A gyakorlatokhoz rendelt gombok, bemenet társítása.
- Terápia indítása.
- Játék beállítása, majd indítása.
- A páciens adatainak betöltése a játékba, a különböző paraméterek (gyakorlatok, ismétlések száma) betöltéséhez.

Páciens

- Az EMG pánt viselése.
- Láb gyakorlatok elvégzése a terápiának megfelelően.

- A játék irányítása a gyakorlatok végzésével.

3.2. Rendszer követelmények

A rendszer követelmények tartalmazzák azokat a szolgáltatások, illetve megszorítások leírását, amelyet a szoftver kell tartalmazzon a megfelelő működés érdekében. A leírásoknak részletesnek és pontosnak kell lennie. Két típusát különböztetjük meg: funkcionális-, illetve nem funkcionális követelmények.

3.2.1. Funkcionális követelmények

A funkcionális követelmények írják le a rendszer szolgáltatásait. Azt fejtik ki, hogy a rendszer bizonyos esetekben hogyan reagál a megadott bemenetekre, milyen viselkedést vált ki. Ezen szoftver esetében a funkcionális követelményeket a gyógytornász és a páciens szemszögéből lehet megfogalmazni.

Gyógytornász

- Páciens adatok menedzselése: új páciens beviteli a “Create Patient” gomb lenyomásával, majd a név és kor mező kitöltésével. A páciens adatai offline egy *json* fájlban lesznek eltárolva, online pedig egy Firebase dokumentum alá. A már meglévő pácienseket a páciens lista egyik elemére, ahol “Név-kor” formátumban jelennek meg a gyermek nevei, kattintva választhatja ki, ekkor betöltdnek a páciens adatai.
- A “Calibrate” gombra kattintva egy varázsló(wizard) ablak jelenik meg, ahol a gyógytornász kiválasztja az elvégzendő gyakorlatokat. Itt egy két listás megjelenítés látható, a jobb oldali lista tartalmazza az összes lehetséges gyakorlatot, a bal oldali pedig az aktuális páciens gyakorlatait. A “Next” gombra kattintva jelenik meg a varázsló következő oldala, itt minden gyakorlathoz található egy illusztráció a gyakorlatról, illetve egy "Rögzítés" gomb, amely az aktuális gyakorlat adatait rögzíti. A gomb visszajelzést ad a rögzítésről: ha ez elkezdődött, akkor a szegélyek

piros színre válthatnak, véget érésekor pedig újra az eredeti színű szegélyek lesznek láthatóak. Az illusztrációk is visszajelzést adnak a gyógytornásznak a felvétel sikerességéről: ha sikerült a gyakorlat rögzítése akkor egy zöld pipa jelenik meg a képen, ellenkező esetben egy piros színű álhúzás. Amennyiben nem sikerült a rögzítés a gomb újból lenyomásával lehet megint próbálkozni vele. Miután megtörtént minden gyakorlat rögzítése, a “Ready” gomb lenyomásával a haladásjelző aktív lesz, a modell készenlétével pedig egy üzenetablak jelzi, hogy a kalibrálás megtörtént. Ekkor a páciens adataihoz hozzáfűződnek a gyakorlatok kódja is (pl. “Tip Toe” (lábujjhelyre állás) gyakorlat esetében “TT”), illetve az alapértelmezetten beállított gombok kódjai is (pl. “Nyíl fel”-nak megfelelő kód az “UP”).

- A gyógytornásznak lehetősége van az egyes gyakorlatokhoz rendelt bemenetek megváltoztatni. A “Keys” fülre kattintva minden gyakorlat esetében egy sor jelenik meg a gyakorlat nevével, az aktuális társított gombbal, illetve egy jelölőnégyzet, amellyel lehetőségében áll a bemenet szimulálásának folytonosságát változtatni, például, ha lábujjhelyre emelkedett, akkor a játékban a bemenetet is úgy értelmezze, hogy az adott gomb még lenyomva van. Egy gyakorlat gombjára kattintva megjelenik egy “Swap keys” nevű párbeszédablak, itt lehet a bemeneti gombot lecserélni egy másik, támogatott gombra. A támogatott bemenetek a “Supported keys” lenyomásával jelennek meg egy listában. Ha a gyógytornász elégedett a kiválasztott bemenetekkel, a “Save keys” gomb lenyomásával az új gombok elmentődnek lokálisan, illetve a szerveren is.
- A terápia elkezdését a gyógytornász a “Session” gombra kattintva végezheti el. A megjelenő párbeszédablak lehetővé teszi a gyakorlatok ismétlésének beállítását, illetve a gyakorlatok közti szünetet is vizualizálja. A “Start” gombra kattintva pedig elindul a kezelés, a jobb oldalt megjelenő időzítővel a kezelés hosszát lehet figyelni, alatta pedig az éppen felismert gyakorlat képét és nevét.
- A rendszer teljes használatához a gyógytornásznak szükséges megnyitni az egyik játékot. A név, illetve kor mezők megadásával betölti a páciens adatait. Majd a “Play” gombra kattintva elindul a játék.

Páciens

- A gyermek legfőbb feladata a karpánt viselése lábon, ezt a gyógytornász segítségével tudják helyesen véghezvinni.
- Kalibráció során a gyakorlatok megfelelő végzése, ugyancsak a gyógytornász utasításait követve.
- A terápia kezdése után a megfelelő gyakorlatok elvégzése, a játék játszása.

3.2.2. Nem funkcionális követelmények

Ezen követelmények tartalmazzák a rendszer megszorításait, működési feltételeit. A nem funkcionális követelmények jellemzik a szoftver megbizhatóságát, használhatóságát, teljesítményét, biztonságát. Továbbá ezek tartalmazzák a fejlesztéshez szükséges követelményeket is, amelyek nem-teljesülése kritikus lehet a rendszer használhatósága érdekében.

A rendszer megfelelő működéséhez néhány alapvető követelménynek kell eleget tegyen. A felhasználói felület futtatásához szükséges egy *Windows* operációs rendszerrel rendelkező számítógép, amelyre telepítve van a *Myo Connect* nevű alkalmazás. A karpánhoz való megfelelő csatlakozáshoz szükség van erre az alkalmazásra, ez tartalmazza a jelek streameléséhez szükséges *Bluetooth protokollt*. A páciens adatok szinkronizálása a gesztusfelismerő modul és a játék között igényli az internetkapcsolatot, azonban csupán egy pár kérés erejéig.

A játékok ugyancsak egy 64 bites Windows operációs rendszert követelnek, grafikailag nem igényelnek nagy erőforrást, tehát akár egy integrált videókártyával rendelkező számítógépen is szépen elfutnak.

A teljes rendszer körülbelül 1Gb tárhelyet igényel, tehát mondhatjuk, hogy napjainkban hordozhatónak bizonyul, hiszen a hordozható adattárolók mérete ennél jóval nagyobb és a merevlemezek írási és olvasási sebessége is egyre jobb. A gyógytornász számára a legfontosabb az alkalmazás felhasználhatósága, egy olyan felhasználói felület kialakítása, amely megfelelő instrukciókkal ellátott, tiszta, érthető üzenetekkel segíti a használatot. Akkor mondható sikeresnek ez a követelmény, ha a felhasználó bármilyen külső segédlet nélkül, pár kattintás által elér minden funkciót.

A fejlesztésre vonatkozók követelmények közé sorolhatók különböző alkalmazás tervező és fejlesztő technológiák használata, a GUI alkalmazás fejlesztéséhez a C++ Qt Python kötésének volt igénybe véve, a játékok fejlesztésénél pedig a Unity játékmotor 2019.4 verziójának használata.

Előbbi a felhasználói felület tervezéséhez szükséges, ahol a gépi tanulási függvények és metódusok vannak igénybe véve a *Tensorflow* könyvtármódul segítségével, majd egy grafikus interfész alá integrálva.

Utóbbi esetében pedig a játékmotor alatt működő C# nyelvben írt szkriptek teszik lehetővé a játék fejlesztését, az egyik, Unity által támogatott integrált fejlesztői környezetben. A páciens adatok tárolására a *Google Firebase* használata volt kézenfekvő egy *Cloud Firestore* adatbázis által, hiszen csatlakozása a használt technológiákhoz egyszerű és jól dokumentált.

A projekt menezsment alapvető eleme a szoftverprojekteknek, a forráskód megfelelő követése és karbantartása nehéz feladat lenne. Verziókövetés céljából a Git verziókövető rendszert használtam, amely nagy segítséget nyújt a kódvisszaállítás esetén. A szolgáltatás használatához a Github platformot vettük segítségül, amely a projekt forráskódjának tárolását helyezi adattárakba. Egyik nagy előnye, hogy a modernebb integrált fejlesztői platformok már rendelkeznek Github-integrációval, tehát a kódbázis frissítése is egyszerűen és gyorsan megtörténhet.

4. fejezet

Gyakorlati megvalósítás

4.1. A dolgozat célja

A dolgozat célja egy olyan rendszer ismertetése, amely a lúdtalppal rendelkező gyermekekkel foglalkozó gyógytornászok munkáját segíti. Egy olyan keretrendszer kínál, amely a terápiát játékkal megvalósított környezetbe helyezi. Ennek több előnye van, mind a gyermekek, mind a gyógytornász és a szülők szempontjából.

Először is leveszi a tehert a gyermekekről, akik a hagyományos fizioterápia nehézségei mellett, a kezelési folyamatot gyakran unalommal élik meg. A gyerekek szeretnek játszani és bizonyított, hogy a játékok is jó hatással vannak a gyermekek fejlődésére: növelik a kreativitásukat, fejlesztik a képzeletüket, ügyességüköt, illetve fizikai és kognitív érzelmi erejüket [32]. A gyermekek hajlamosak a csalásra is, ami rossz eredményekhez és hatástalan terápiához vezet. Ezzel a módszerrel azonban a csalás lehetősége kizárt, hiszen a gyermekek lábára helyezett pánt az izmok aktivitását méri. Másodsorban a gyógytornászok szempontjából is kimerítő lehet egy ilyen kezelés: a gyermekek folyamatos felügyelése, igazgatása és noszogatása mentálisan kimerítő lehet számukra. A folyamatos motiváció csökkenti a terápia hatékonyságát. A gyógytornász számára az is nagy előny lehet, ha a kliensei elégedettek a munkájukkal, a gyermekek szeretik a tevékenységet. Hosszú távon a jobb eredmények pedig nagyobb elégedettséghöz, illetve több klienshez vezetnek. A szülők szempontjából pedig nagy előny, ha a gyermek szereti a terápiás folyamatot, illetve a lábfájdalmat is hatékonyabban vannak kezelve.

Az ajánlott rendszer a már említett *Myo Gesture Control Armband* pánt segítségével történik,

amely a gyermek egyik lábára van felhelyezve. A páciensek fizikai fejlettségétől függően a pánt függőleges pozíóját lehet változtatni a hatékonyabb eredmények érdekében. Miután a EMG pánt sikeresen a gyermek lábán van, a szinkronizáció érdekében egy nyújtott lábú pozíción felvéve lesz az eszköz és a számítógép közötti kapcsolat aktív. Ezután, a gyógytornász egy asztali-számítógépre készített alkalmazás által elvégzi a páciens kalibrációs folyamatát. Ez abból áll, hogy rögzíti az osztályozó számára minden gyakorlatból a megfelelő adatmennyiséget. Miután a gyermek helyesen elvégzett minden gyakorlatot betanításra kerül a páciens modellje. Ez a modell felelős a gyakorlatok felismerésére közel valós időben. A gyógytornásznak lehetősége van a szoftvert használni játékkal, illetve anélkül is.

4.1.1. Munkafázisok

Első lépésként egy megfelelő osztályozót kellett építenünk, amely képes a lábgyakorlatokat megkülönböztetni. Egy olyan módszert kellett találni, amely előrébb gyors lesz és valós időben is működni fog. Egyik probléma, amivel szembesültünk, az a gyakorlatok felismerésének pontossága, illetve a késés a EMG pántból begyűjtött adatok, illetve egy felismert gyakorlat között.

Másodszor, a rendszer használhatósága a gyógytornászok számára is megfelelő kell legyen, ezért alkalmasnak tartottuk egy, az osztályozó modulhoz tartozó modul megtervezését, majd implementálását. A felületnek tartalmaznia kell a legfőbb folyamatokat, amik egy gyakorlat elvégzéséhez szükséges, kezdve a páciens kalibrálásával, majd végső soron egy lúdtalp kezelés végigvitelével. Később pedig ahhoz, hogy együtt lehessen használni egy elkészített játékkal.

Végső sorban pedig a rendszer teljes hatékonyságához szükség volt pár komoly játékra, amelyek a gyermek számára megfelelők tehát mind kinézetileg, mind játékélmény szempontjából alkalmasnak kellett legyen. Amikor gyermeknek szánt játékokra gondolunk akkor színes világgal, kontúrasztos grafikai elemekkel rendelkező játékokra kell gondolni. Törekednünk kellett tehát, hogy az elkészített játékok megfeleljenek ezeknek az elvárásoknak.



4.1. ábra. Myo Gesztusvezérelt EMG pánt

4.2. Adatok

4.2.1. Jellemzők kinyerése, adatfeldolgozás

Ebben a szekcióban az EMG adatok feldolgozásáról, illetve a jellemzők kinyeréséről lesz szó. A EMG pántból begyűjtött adatok a *Myo Gesture Control Armband* eszköz szenzorai által, amelyek az alábbi ábrán láthatók. A dolgozatban minden lábgyakorlat mozdulatáról 500 EMG minta volt begyűjtve. A EMG pánt 200 Hz frekvenciával küldi a 8 szenzor segísgével az EMG jeleket, tehát egy gyakorlat rögzítése 2.5 másodpercig tart. Az adathalmazban egy három előre meghatározott lábgyakorlat szerepel: lábujjhelyre állás, lábujj behúzás, lábujjak felemelése. Ezek a gyakorlatok javasoltak lúdtalp kezelésére¹. Ezen kívül az osztályozónak ismernie kell a semleges állapotban levő gyakorlatot is tehát a láb pihenétetését. Az alábbi ábrán látható a négy mozdulat.



4.2. ábra. A négy lábmozdulat(pihenés, lábujjhely, lábujjbehúzás, lábujjemelés), amit az osztályozónak ismernie kell.

¹<https://www.fixflatfeet.com/exercises-for-flat-feet/>

Az adatok kinyerése a EMG pánt által

Az osztályozáshoz szükséges EMG adathalmaz a *Myo Gesture Control Armband*-ból van begyűjtve. Az eszköz 8 EMG szenzorral van ellátva, ezen kívül van benne egy 9 szabadságfokú inerciális mérőegység (IMU), amiben egy 3-tengelyes gyorsulásmérő mellett, egy 3-tengelyes giroszkóp, illetve egy 3-tengelyes magnetométerrel. Az adatokat a számítógép irányába egy speciális adapter segítségével továbbítja, amihez *Bluetooth Low Energy* technológiával csatlakozik. Az eszköz megfelelő használatához a felhasználó köteles használat előtt szinkronizálni a EMG pántot. Az első használat során USB kábelen kell csatlakoztatni a számítógéphez az eszközt és az adaptert, majd a hivatalos szoftver segítségével elvégezni a szükséges beállításokat. Alapértelmezetten a EMG pánt 5 kézmozdulatot képes felismerni, amelyek az alábbi ábrán láthatók.



4.3. ábra. Az öt alapértelmezett kéz gesztus. Forrás: <https://www.myo.com>

Jellemzők kinyerése

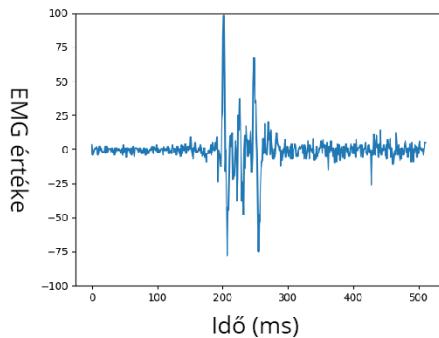
A begyűjtött EMG adat természeténél fogva véletlenszerű és a megfelelő jellemzők kinyeréséhez az adathalmazt fel kell dolgozni. Ez a művelet szükséges az osztályozásához. Az EMG jelek jellemzői két típusúak lehetnek:

- Időtartományi jellemzők - Ezek közé tartoznak az átlagolás, négyzetes középérték, szórás stb.
- Frekvenciatartomány jellemzők - Ezek lehetnek többet között: átlag frekvencia, stabilizációs faktor, spektrális teljesítménysűrűség, csúcs frekvencia, energia, Gyors Fourier-Transzformáló (FFT) és más módszerek

A tanulmányban az EMG jelek időtartományi jellemzőit használtuk. Az EMG jelek abszolút értékeitőknek ablakolt átlagát felhasználva küldtük tovább az adatot az osztályozónak. Az ablak mérete 25 volt 500 EMG mintára.

1. EMG jelek abszolút értéke

Az EMG jelek értékei alapértelmezetten a $[-127, 128]$ tartományban mozognak, ezzel az osztályozónak nehezebbé téve a gyakorlatok felismerését. Az osztályozás során tehát minden szenzoron az EMG értékek abszolút értékét használjuk. Az alábbi ábrán ennek bemutatására egyik szenzoron levő EMG adat látható a lábujjhelyre állás gyakorlatnál.



4.4. ábra. Lábujjhelyre állás gyakorlat EMG értékei egy szenzoron.

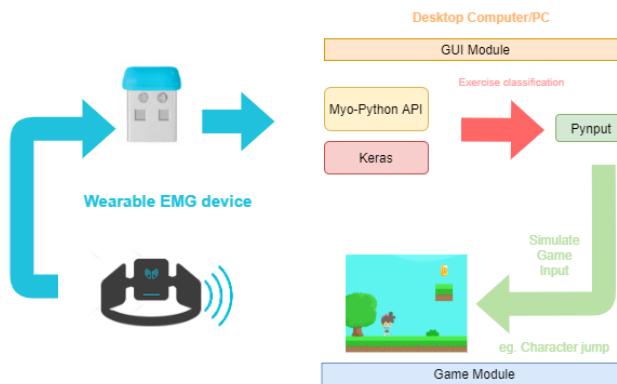
2. EMG jelek halmazonkénti ablakolt átlaga

Az EMG jelek abszolút értékeit felhasználva, az eredeti mozgó átlag alkalmazása helyett egy számított halmazonkénti átlag EMG értéket vettünk mind a 8 szenzorra. Tehát 500 nyers EMG mintára, amelyet a 8 szenzorról gyűjtöttünk, kapunk $n=25$ EMG mintát halmazonként, azaz 0-tól 25-ig levő átlagokat, majd 25-től 50-ig levő átlaga, 50-75, ... 475-499. Ezáltal lesz egy 20 mintából álló adathalmazunk. Tehát egy gyakorlatnak, amit osztályozni szeretnénk $20*8$ (mert 8 szenzorunk van) adatpont áll a rendelkezésére. A neurális háló bemenete 4 gyakorlatra tehát $4*20$ EMG sor lesz, amelynek 80%-a a tanulási adatot képezi, a maradék 20% pedig a validációs halmazt.

4.3. A rendszer felépítése és bemutatása

4.3.1. Architektúra

A kínált rendszer 2 főbb modulból áll: a GUI, illetve a játék modul. Előbbi felelős a felhasználói felületek megjelenítéséért, a gyakorlatok osztályozásáért, a páciens kalibrálásáért, illetve a megfelelő bemenet szimulálásáért. A játék modul fogadja az érkező bementet és annak alapján történik valami a játékban. Az alábbi ábra a rendszer kommunikációs folyamatait ismerteti.



4.5. ábra. A rendszer kommunikációs kapcsolatai a különböző modulok között. A EMG pánt az adapter segítségével továbbítja az EMG jeleket, amiket az osztályozó értelmez, kimenetként pedig egy billentyűlenyomást szimulál, ami a játékban a billentyűhöz társított interakciót vált ki.

A rendszer az alábbi Python könyvtár függőségekkel rendelkezik. A továbbiakban az osztályozó modulról és a felhasználói felületről lesz szó, ahol az alábbi modulok használata történt meg.

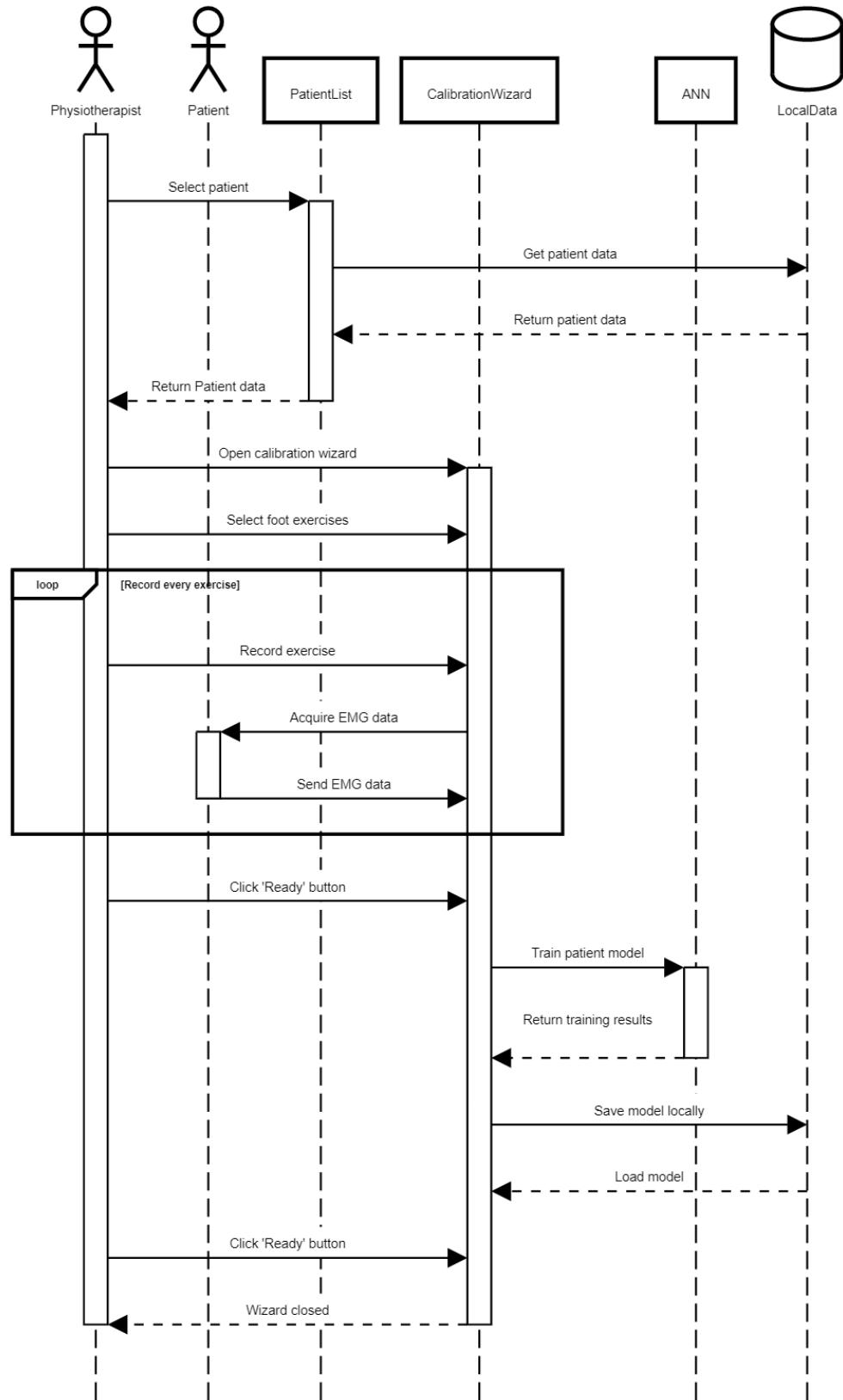
```
myo_python==1.0.4
tensorflow==2.4.1
tensorflow_addons==0.12.1
Keras==2.4.3
firebase_admin==4.5.3
matplotlib==3.4.1
pandas==1.2.4
keyboard==0.13.5
seaborn==0.11.1
numpy==1.19.5
pynput==1.7.3
PyQt6==6.1.0
```

4.3.2. A rendszer szekvencia diagramjai

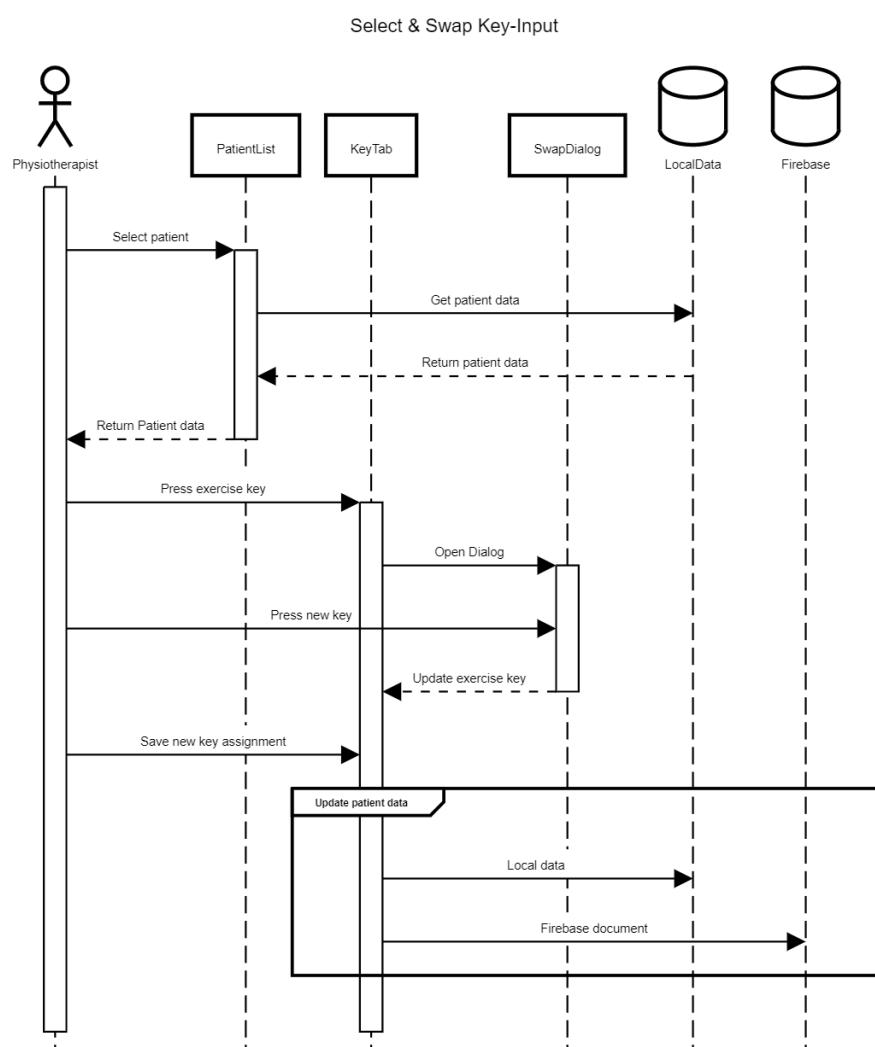
A továbbiakban azok a diagramok kerülnek bemutatásra, amelyek leírják a rendszer fontosabb folyamatainak működését. Ezek a folyamatok a páciens kalibrálása, a bemenetek társítása a gyakorlatokhoz, illetve egy kezelés indítása.

Az alábbi ábrán a kalibrálás folyamata tekinthető meg, ahol a gyógytornász kezdetben kiválaszt egy pácienset, betöltődnek az adatai (lokálisan). Ezután a gyógytornász megnyitja a kalibrációs varázslót, kiválasztja a gyakorlatokat, amelyeket kalibrálni szeretne, majd sorra mindenik gyakorlathoz rögzíti a megfelelő adatmennyiséget. Miután mindenik gyakorlat sikeresen rögzítve volt, a varázsló bezárása előtt az osztályozó feldolgozza az adatokat, és betanítja a páciens modelljét. Ezután a modell lokálisan mentődik, a varázsló pedig bezárul.

Calibration process

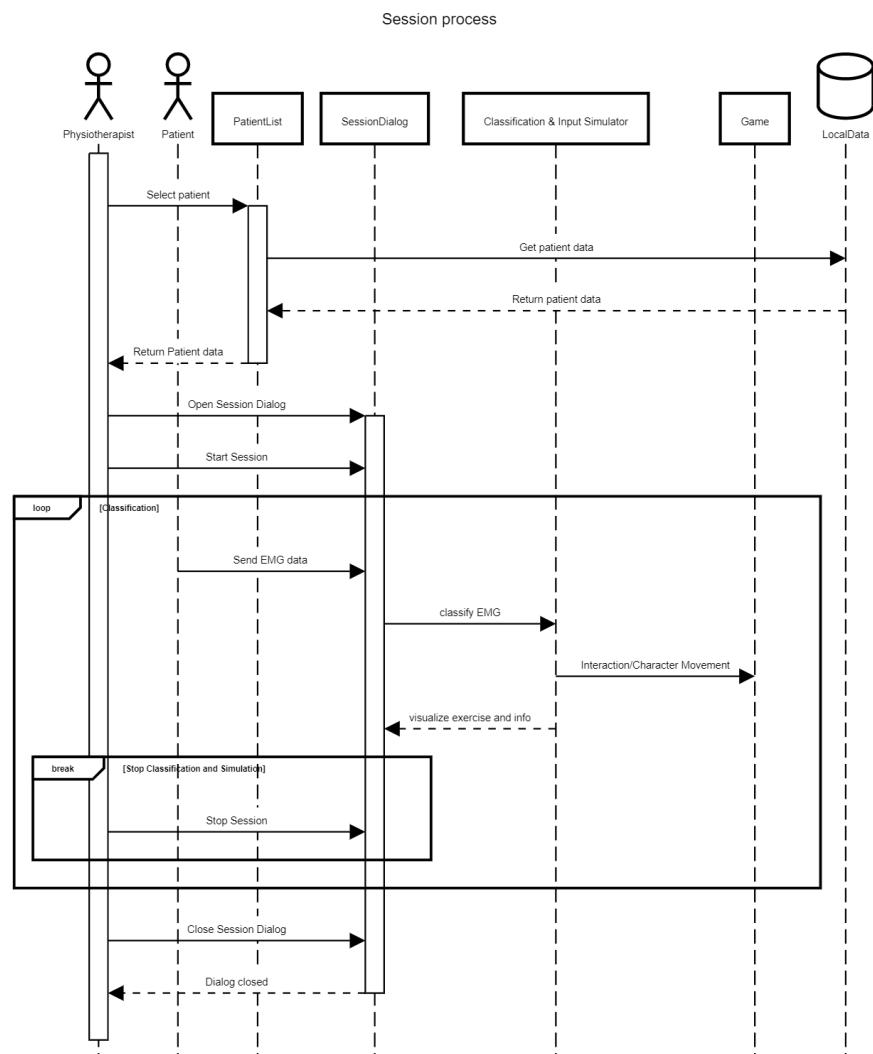


A következő fontosabb folyamat, amit a gyógytornász végez az a bemeneti gombok társítása a gyakorlatokhoz. Ez a leképzés fogja eldönteni, hogy az egyes gyakorlatok végzésekor mely gombok lenyomása lesz szimulálva. Először a gyógytornász betölti a páciens adatait a lista egyik elemére kattintva. A *Keys* fülre kattintva lesznek láthatóak a bemenetekkel kapcsolatos beállítások. Egy újabb párbeszédablak jelenik meg, ha egy gyakorlat gombjára kattint a gyógytornász, majd egy másik gombot lenyomva kicserélődik a gyakorlathoz társított bemenet. Az új beállítások lementése a *Save keys* gombbal váltható ki, ekkor a páciens adatai frissülnek mind lokálisan, mind a Firebase dokumentumban.



4.7. ábra. Kezelés szekvencia diagramja

A harmadik legfontosabb folyamat, amit a rendszer funkcióit illeti a fizioterápiai kezelés lebonyolítása. Elsősorban a gyógytornász ebben az esetben is betölti a páciens adatait a lista elemére kattintva. Ezután a *Session* gombra kattintva jelenik meg a kezelés párbeszédablaka. A kezelés elindítása után, a páciens lábán viselt EMG eszköz elkezdi sugározni a jelet, amit az osztályozó dolgoz fel, majd az előzőleg beállított gyakorlathoz társított gomb lenyomását váltja ki a játékban. Ezt egészen addig ismétli egy ciklusban, amíg a gyógytornász le nem állítja a kezelést. Ezután pedig bezárja a kezelés párbeszédablakát.



4.8. ábra. Kezelés szekvencia diagramja

4.4. A rendszer modulok leírása

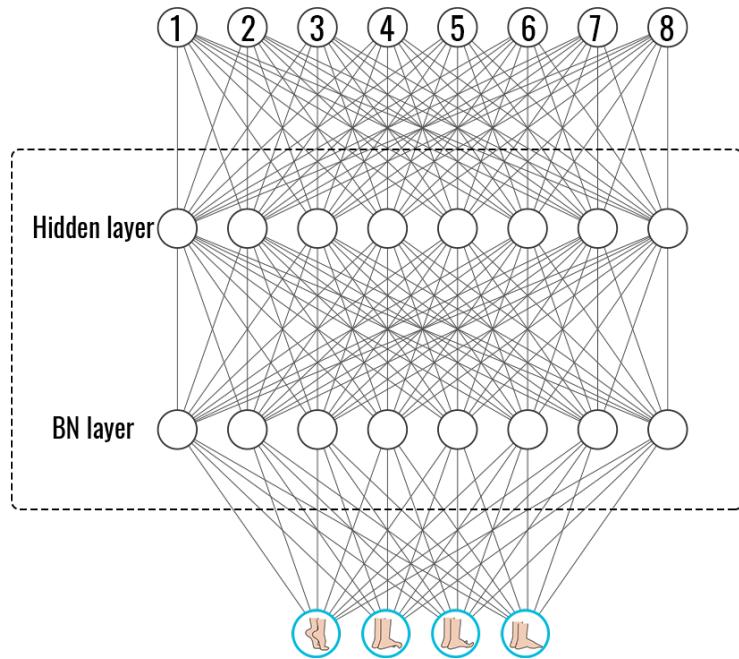
4.4.1. Osztályozó modul

A választás egy mesterséges neuronhálóval történő osztályozóra esett, amelyet Shayan Ali Bhatti, [33] munkájában lehet megfigyelni, ahol az osztályozót ujj mozdulatok felismerésére használta. A jó eredményei miatt, és két projekt hasonlóságai miatt úgy gondoltuk, hogy ideális lesz számunkra is az általa használt algoritmus.

Az osztályozó modul a gyakorlatok felismeréséhez két fontos folyamatot valósít meg: a rendszer tanítása, illetve használat során a gyakorlatok felismerése, validációja. Ehhez a feladathoz használt programozási nyelv a Python. Ezenkívül használtuk a *Keras* mély tanulási könyvtár állomány komponenseit a neurális háló algoritmusának fejlesztéséhez. A rendszer kommunikációja a Myo gesztusvezérelt EMG pánttal a Myo-Python API segítségével volt megvalósítva, amelyet Niklas Rosenstein tett közzé, nyílt forráskódral [34]. Egy interfészen keresztül ez az API szolgáltatja az osztályozáshoz szükséges EMG adathalmazokat. Az 4.5 ábrán megfigyelhető a EMG pánt kommunikációja a rendszerrel és a belső modulok kapcsolata egymáshoz.

Az osztályozáshoz használt neurális hálózat a következő felépítéssel rendelkezik:

1. Egyetlen rejtett réteg 8 neuronnal, ReLU aktivációs függvényel, L2 regularizációt használva
2. Kimeneti réteg a gyakorlatok számának megfelelő neuronnal (4, ha mindenket belevesszük), softmax aktivációs függvényel.



4.9. ábra. Az osztályozó felépítése

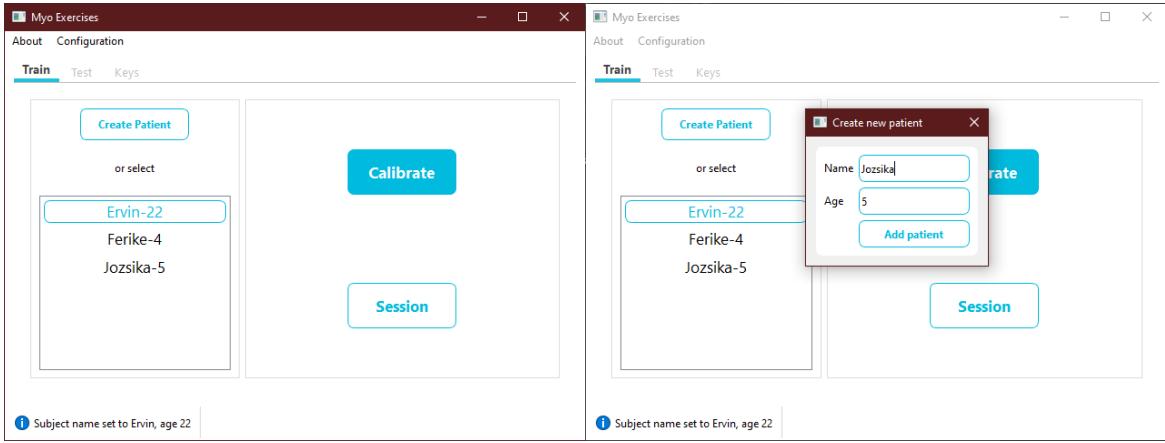
4.4.2. Grafikus Felhasználói Interfész

Mivel a szoftver főként gyógytornászok számára készül, ezért egy felhasználói felület integrálása különösen fontos volt. Erre a célra a megfelelő technológia ugyancsak a Python volt. Ezen belül a PyQt6, mivel ez a legaktuálisabb Python kötés a Qt cross-platform C++ keretrendszerhez. PyQt segítségével lehet párhuzamos alkalmazásokat tervezni, ezért ideális volt a mi esetünkben is, ahol az osztályozó modul funkciói (háló tanítása, vagy a gyakorlat felismerése) egy külön szalon futnak, azonban a felületbe integrálva.

Fontosabb folyamatok, amelyeket a felület segít elvégezni:

- Páciens kalibrálás
- Gyakorlat - Bemenet társítás
- Fizioterápiai kezelés kezdése játékkal

Páciens menedzsment



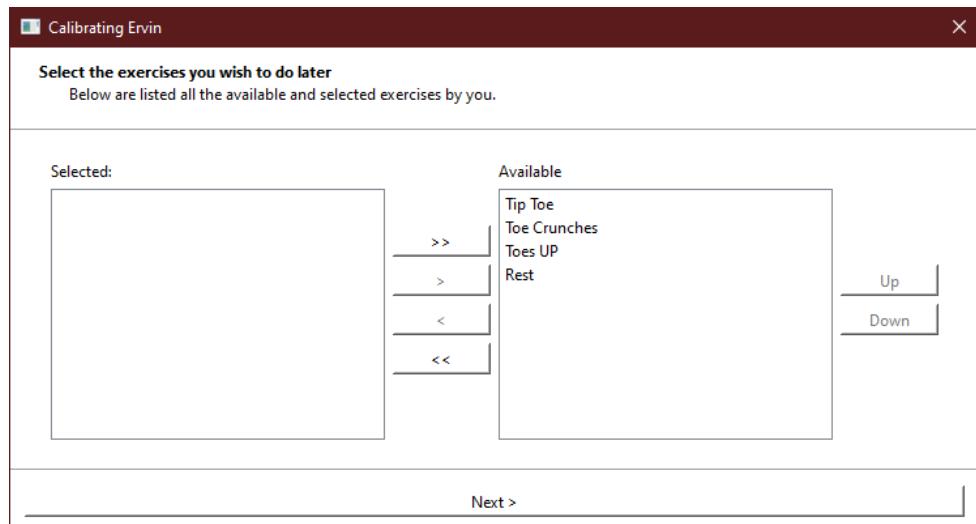
(a) Főképernyő.

(b) Páciens hozzáadása.

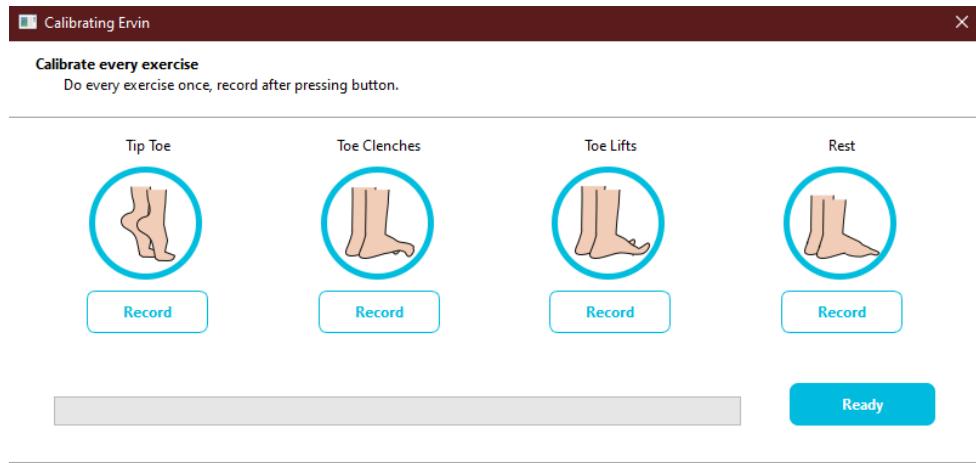
Az 4.10a ábrán látható a felhasználói felület főablaka. Bal oldalt megjelennek a páciens interakciók, tehát kiválasztás a listából vagy egy új páciens hozzáadása, amely a 4.10b ábrán látható ablakban jelenik meg. A név és kor mezők kitöltése után az *Add patient* gomb hatására a páciens adatai elmentődnek lokálisan, illetve egy Firebase dokumentum alá.

Kalibráció

Az alkalmazás egyik legfontosabb funkciója a gyakorlatok kalibrálása. A *Calibrate* gombra kattintva a gyógytornász számára egy varázsló ablak jelenik meg. Ennek első oldalán egy választható listát ábrázáló felület, amely az éppen kiválasztott és az elérhető gyakorlatokat sorolja fel (4.10 ábra). A következő oldalon a kiválasztott gyakorlatoknak egyegy komponens jelenik meg a gyakorlat nevével, illusztrációjával, illetve egy *Record* nyomógombbal (4.11 ábra).

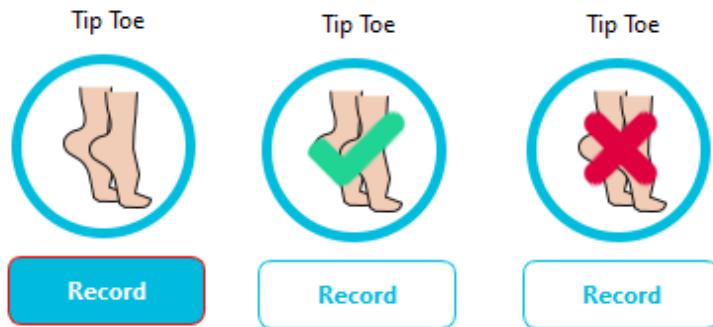


4.10. ábra. Gyakorlatok kiválasztása.



4.11. ábra. Rögzítés, modell betanítása.

A gyakorlatok rögzítésének négy állapota van: rögzítés előtti alapállapot, ami a felső ábrán is látható, rögzítés közbeni állapot, sikertelen rögzítés, illetve sikeres rögzítés. Ezek az állapotok az alábbi ábrákon láthatók.

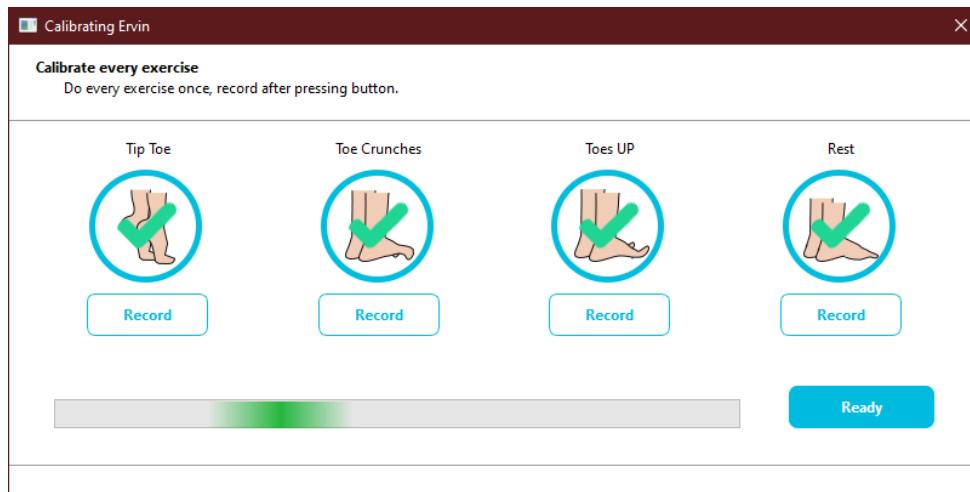


(a) Rögzítés közben.

(b) Sikeres.

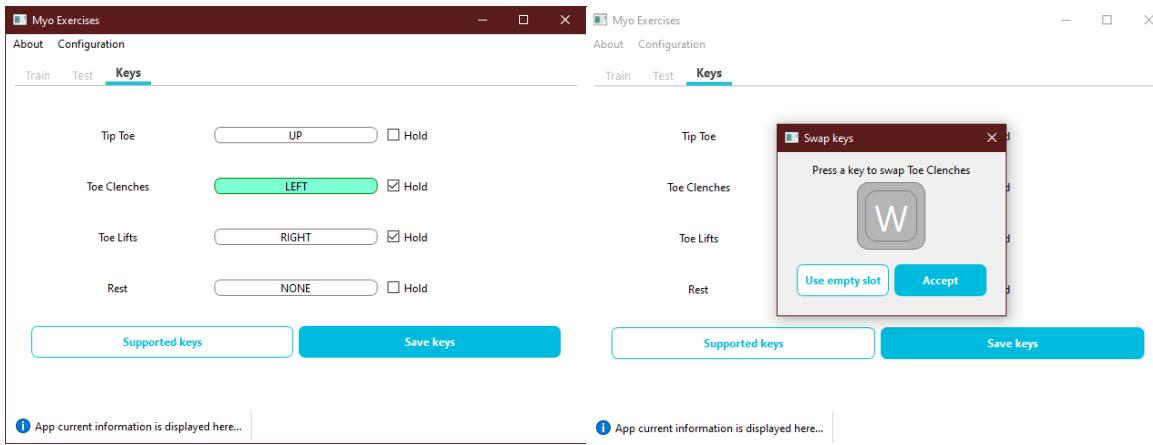
(c) Sikertelen.

Ha a gyógytornász megfelelőnek találja a gyakorlatokat és a rögzített adatokat, a *Ready* gombra kattintva kezdődhet a modell betanítása. Ekkor lementődik a páciens modellje, amit a későbbiekben a kezeléshez használhatnak, illetve frissül a páciens Firebase dokumentuma, amely kiegészítődik a gyakorlatokkal.



4.12. ábra. Sikeres adatrögzítés, modell elkészítése, tanítása és mentése.

Billentyű szimuláció



(a) Billentyű társítás.

(b) Billentyű cserélése.

A fenti ábrák az alkalmazás azon funkcióját mutatják be, ahol a gyakorlatokhoz társított billentyűket lehet konfigurálni. minden mozdulat rendelkezik egy lenyomható billentyűvel, abban az esetben ha hanyagolni szeretnénk az interakciót ezen gyakorlatra, a *Use empty slot* gomb segítségével tehetjük meg.

A *Save keys* gomb hatására az újonnan konfigurált gyakorlatokhoz társított billentyűk mentődnek az aktuális páciens Firebase dokumentumába is, amelyet az alábbi ábrán lehet megfigyelni. A gyakorlatok *GYAKORLATKÓD:BILLENTYÚKÓD* formátumban tárolódnak.

```

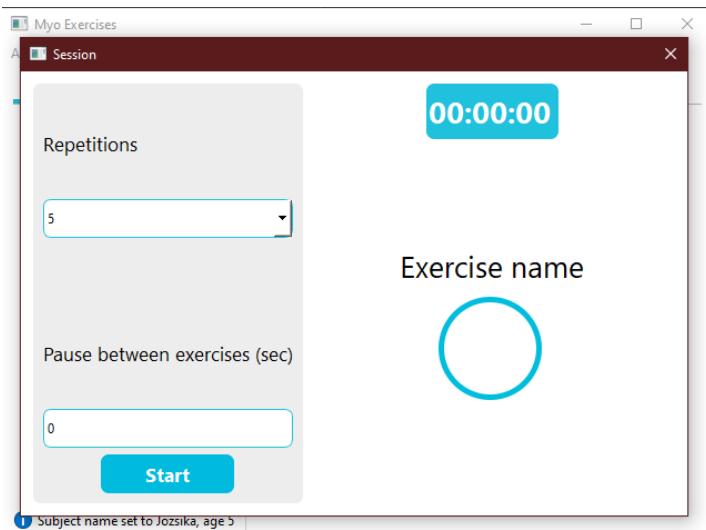
age: "99"
▼ exercises
  R: "NONE"
  TC: "LEFT"
  TT: "UP"
  UP: "RIGHT"
name: "Teszt"

```

4.13. ábra. Páciens adatok, tartalmazva a gyakorlat mezőket.

Kezelés indítása

A gyógytornásznak lehetősége van egy kezelés indításához, amit a *Session* gombbal tehet meg. Ezután a megjelenő párbeszédablakban egy két oldalú megjelenítés látható. A bal oldalon láthatók a kezelés paramétereihez beállítható mezők, amely szemlélteti a gyakorlatok közti szünetet is, illetve elindíthatja az adott kezelést. Ez az alábbi ábrán van szemléltetve.



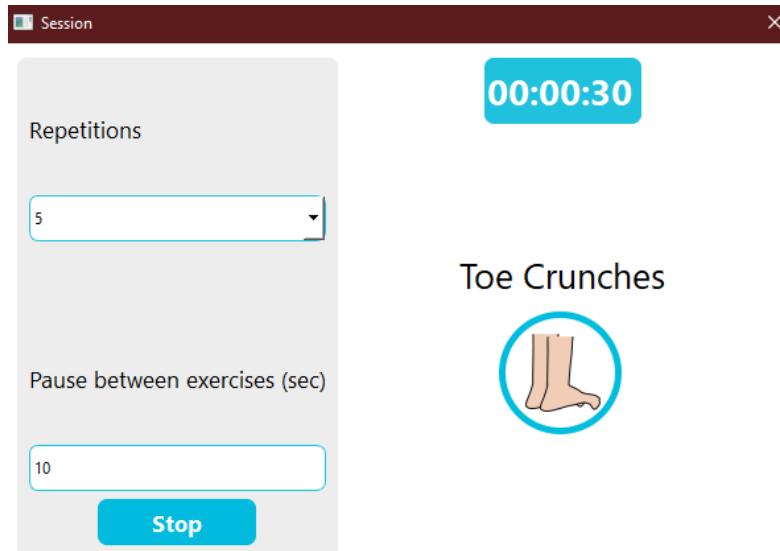
(a) Kezelés alapképernyő megjelenítése.

reps: "1"

rest: "1"

(b) Kezelés paraméterei Firebase-ben.

A kezelés elindítása után pedig a jobb oldali részen elindul egy időzítő, ami szemlélteti a kezelés kezdetétől eltelt időt, illetve alatta megjelenik az éppen végzett gyakorlat, ahogy az alábbi ábra is szemlélteti. Ebben az esetben a lábujj behúzás gyakorlat volt végezve.



4.14. ábra. Kezelés elkezdődött, paraméterek beállítva, időzítő elindítva, végzett gyakorlat megjelentve.

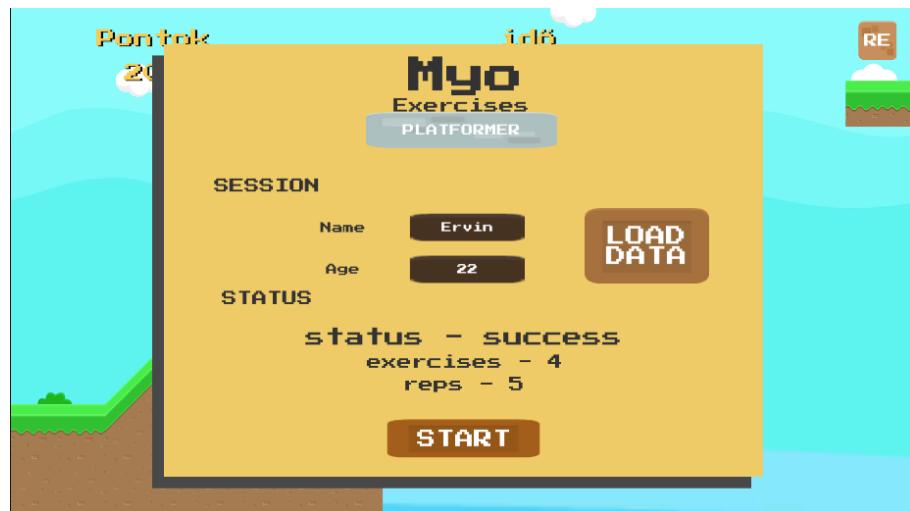
4.4.3. A keretrendszerben használt játékok

A gyakorlatok játékba való integrálását, illetve használatát az alábbi két egyszerűbb játék keretein belül mutatom be. A játékok a Unity játékmotor segítségével voltak lefejlesztve, a játékban használt illusztrációk, objektumok saját tervezésük, illetve ingyenes forrásokból származnak. A játékok rendelkeznek egy Firebase modullal, amellyel a jelenlegi páciens adatait és a kezelés adatait tartalmazza (4.13 ábra).

Játék1 - MyoPlatformer

Az első játék egy ún. platformer játék, amely során egy karaktert irányítunk, és a pálya bejárásával játszhatjuk végig. A játék során lehetőségünk van a több pont érdekében érméket gyűjteni. Alapállapotban a START képernyőn kötelezően meg kell adni a játékos nevét, illetve korát ezáltal betöltődnek az adatai. Ez a játék egy úgynevezett *Freestyle* üzemmódban képes működni, tehát nem kötött a gyakorlatok sorrendje, mint egy átlagos terápia során, hanem véletlenszerűen végezhet gyakorlatokat a gyermek, és ennek megfelelően a játékban levő karakter elvégez egy mozdulatot (pl. felszökik a platformra). A játék ezen verziójában ennek még nincs különösebb előnye, informatív jelleggel bír, ha

a gyógytornász szeretné rögzíteni a játékmenetet adott gyermekre. Ez a képernyő látható az alábbi ábrán.



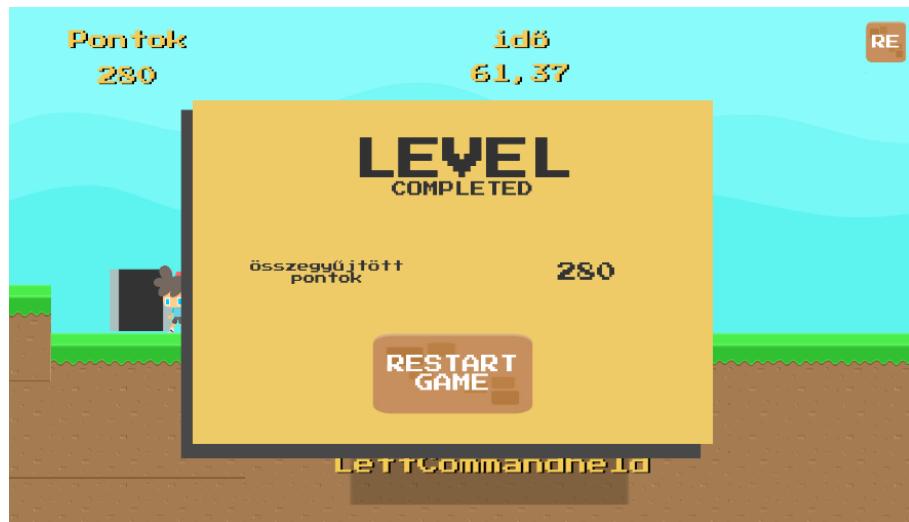
4.15. ábra. Alapképernyő, játékos beállítása

Az alapinformációk beállítása után a *START* gombra kattintva elindul a játék. Az irányítás feltétele, hogy a gyógytornász előzőleg elindította a terápiát a felhasználói felületről, tehát aktív lesz a gyakorlatfelismerő modul. A játékmenet egyszerű: a játékban levő karakter a jobbra, balra, illetve ugráás mozdulatokat tudja végezni, amelyeket az egyes gyakorlatok váltanak ki: a lábujjhegyre álláskor a karakter felugrik egy adott magasságba abba az irányba amerre néz, a lábujj behúzásra balra fut, lábujj emelésre pedig jobbra fut és szedi össze az érméket. A játék célja az, hogy minél több pontot gyűjtsön össze a karakter, illetve, hogy felfedezze a pályát. Az alábbi képen látható a játék első szakasza.



4.16. ábra. Alapképernyő, játékos beállítása

A játék végén levő ajtóhoz irányítva a karaktert ér véget a játék, ezáltal egy képernyő jelenik meg, ahol az elért pontszámot lehet megtekinteni, illetve újra indítani a pályát. Ez az alábbi ábrán látható.



4.17. ábra. Alapképernyő, játékos beállítása

Játék2 - MyoRhythm

A másodikot játék egy úgynevezett ritmus játék. Ennek az a célja, hogy a játékos akkor nyomjon le egy gombot, amikor a lehulló objektumot, esetünkben képek a gyakorlatról a megfelelő négyzetbe érnek. A lehulló tárgyak egy adott sebességgel érkeznek le fentről. A játék egy kezelés végigmenetelésére

fókuszál, az előre betöltött gyakorlatok, illetve azok ismétléseinek számának megfelelő objektumok generálódnak indításkor. Például, ha van 4 gyakorlatunk beállítva (pihenéssel együtt), akkor a játékban ennek megfelelően generálódik négy darab négyzet, ennek keretein belül kell legyenek a lehulló tárgyak, ekkor ér pontot a játékosnak. Több egymást követő sikeres gyakorlat után a pontok értékei egy szorzóval változnak, tehát több pontot kap a játékos. Ha a gyógytornász a felületen beállít 5 ismétlést mindenik gyakorlatból, akkor a játékban is 5 lehulló objektum érkezik mindenik gyakorlatnak megfelelően. A pihenési idő kétszer annyi, ezt minden gyakorlat után meg kell tegye a páciens. Ez a szabályrendszer a gyógytornász által meghatározott protokollra épül, amit minden kezelés során követni kell.



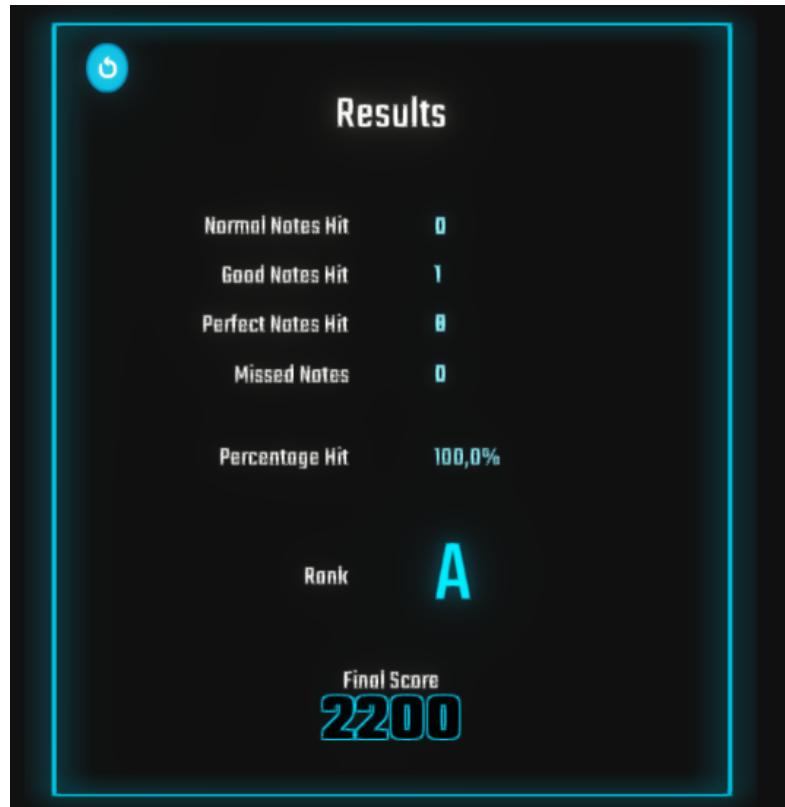
4.18. ábra. Alapképernyő, játékos beállítása

A fenti ábrán látható a kezdőképernyő, amely az előbbi játékhoz hasonlóan egy név, illetve kor mezőt vár. Itt lehet megadni a páciens adatait, majd a *Tempo* csúszka segítségével állítani a játék gyorsaságát. Visszajelzést kapunk a sikeres adatbetöltésről, a *START* gomb fehérre vált, interakcióra képes lesz. Ezután a középső képernyőre vált a játék, amely maga a játék: a gyakorlatok hullanak le az égből, a játékos megpróbálja elkapni ezeket. Egy gyakorlat végzésekor a gyakorlat négyzetének szegélyei fehér színre változnak, ezzel jelezve annak aktív létét. Ha a páciens eltalálta a lehulló gyakorlatot, akkor az eltűnik, és annak függvényében kap pontot, hogy milyen távol volt a négyzet közepétől. A játékmenet az alábbi ábrán látható.



4.19. ábra. Játékmenet, lehulló gyakorlatok

A játék végén egy visszajelzést kapunk a páciens teljesítményéről: az eltalált gyakorlatokról, illetve az elhibázott gyakorlatokról is. A játékos eredményeitől függően kap egy beosztást, illetve megjelenik az elért pontszáma. Az alábbi ábrán látható a játék vége képernyő az eredményekkel:



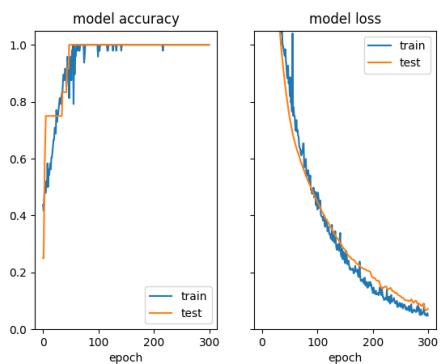
4.20. ábra. Játék vége.

5. fejezet

Kísérletek és Eredmények

Az alábbiakban láthatók az elvégzett kísérletek, illetve mérési eredmények. Sajnos a világjárvány miatt nem volt lehetőségünk még gyógytornászhöz járó gyermekeken kipróbálni. A kalibrálást, méréseket, illetve magát a rendszert két önkéntes személy bevonásával végeztük.

Az első kísérletet, mérést az önkéntesek bevonása nélkül végeztem, saját magamon. Ebben az esetben az EMG elküldése és gyakorlat felismerése közötti késést teszteltük, illetve az osztályozás pontosságát. minden gyakorlatot 50-szer végeztünk el. Az alábbi ábrákon mefigyelhető a neurális háló tanításának eredménye, illetve az eredmények konfúziós mátrixa.



(a) Az első kísérlet tanítási eredménye.



(b) A gyakorlatok felismerésének konfúziós mátrixa 50 gyakorlatra

Amint a 5.1a ábrán látható a háló eredményesen megtanulta osztályozni a gyakorlatokat, és a va-

lidációs hiba is minimálisra csökkent. A 5.1b ábrán pedig az osztályozó eredményessége látszik, ahol a 200 gyakorlatból minden összes 7 gyakorlatot volt képtelen helyesen felismerni. A rendszer ez esetben egy lábujjra állást, 5 lábujj behúzást és egy lábujj emelést osztályozott rosszul. Az alábbi táblázatban van összefoglalva a kapott késések átlaga minden lábmozdulatra. A táblázatban megfigyelhető a késleltetés mindenik gyakorlatra, ebből az osztályozási idő, illetve az osztályozás pontossága gyakorlatonként. A legjobb időt a lábujjhelyre állás mérése adta, amely csupán 318,48ms volt az 50 gyakorlat késleltetésének az átlaga.

Lábmozdulat	Átlag késés (ms)	Átlag osztályozási idő (ms)	Osztályozás pontossága (%)
Lábujjhelyre állás	318.48	28.62	98
Lábujj behúzás	324.97	28.01	90
Lábujj emelés	336.73	28.08	98
Pihenés	335.81	29.62	100
Átlagban	328,99	28,58	96.5

5.1. táblázat. Mérési eredmények 50 ismétlésre minden gyakorlatból. Az osztályozási idő a teljes késésből vonható le.

5.1. További eredmények

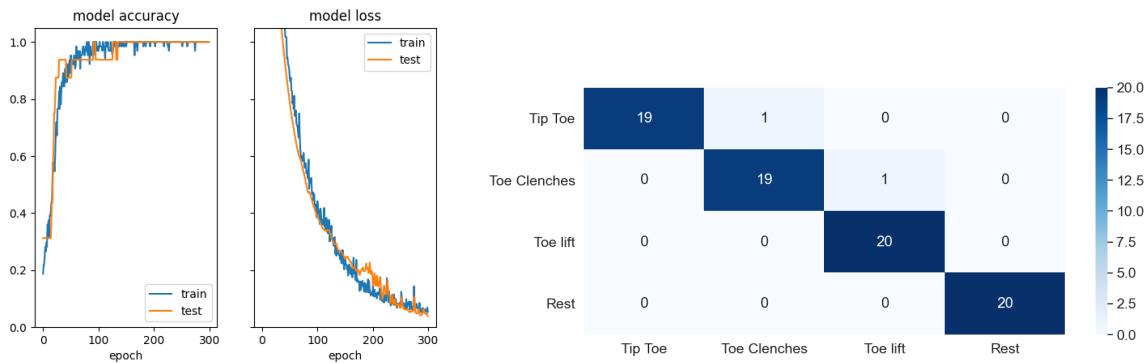
A továbbiakban az önkéntes személyekkel való próbákísérletek és mérések eredményeit mutatjuk be. mindenik gyakorlatból 20 ismétlést végeztek, rövid szünettel a gyakorlatok között. A személyek egymástól függetlenek kor és nem alapján is, a kísérletek nem reprezentatívak csupán egy rálátást biztosítanak a jövőbeli munkára. A személyek a fent említett játékok tesztelésén is részt vettek, visszajelzésként pedig egy rövid interjúval szolgáltak.

A következő folyamat ment végbe minden alany esetében.

1. Karpánt felhelyezése és szinkronizálása
2. Kalibrációs adatok rögzítése

3. Modell betanítása
4. Mérési eredmények előkészítése
5. Terápia kezdése, játékok kipróbálása

5.1.1. Első önkéntes eredményei



(a) A páciens kalibrálása által rögzített adatok tanítási eredménye.

(b) A gyakorlatok felismerésének konfúziós mátrixa 20 gyakorlatra

Amint az 5.1a ábrán látható páciens modellje is eredményesen megtanulta osztályozni a 4 gyakorlatot, és a validációs hiba is minimálisra csökkent, tehát nem kellett megismételni a kalibrációt. A 5.1b ábrán pedig azt mutatja, hogy a 80 lábmozdulatból minden lábmozdulatot volt képtelen helyesen felismerni, számszerint egy lábujjhagyere állást, illetve egy lábujj behúzást. Az alábbi táblázatban van összefoglalva a kapott késleltetések átlaga minden lábmozdulatra.

Az alany visszajelzése a rendszerre

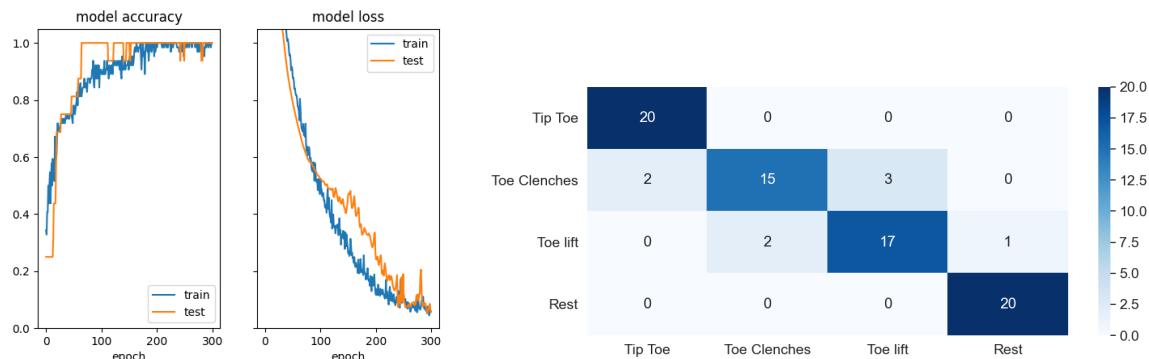
Az első alany visszajelzései a kipróbált rendszerre alább láthatók.

- Ritmusjáték - Az első alany a ritmusjátékot érdekesnek találta, nagy kihívást nem talált benne, viszont bevallása szerint interaktívabbnak találta, mint a szimpla gyakorlatokat.
- Platformer játék - Ez a játék kevésbé volt irányítható, a páciensnek nehezebb volt megszokni, mint az előző játékot

Lábmozdulat	Átlag késés (ms)	Átlag osztályozási idő (ms)	Osztályozás pontossága (%)
Lábujjhegyre állás	332.81	37.56	95
Lábujj behúzás	355.79	38.26	95
Lábujj emelés	344.39	37.56	100
Pihenés	331.56	38.10	100
Átlagban	341.13	37.87	97.5

5.2. táblázat. Mérési eredmények 20 ismétlésre minden gyakorlatból. Az osztályozási idő a teljes késésből vonható le.

5.1.2. Második önkéntes eredményei



(a) A páciens kalibrálása által rögzített adatok tanítási eredménye.

(b) A gyakorlatok felismerésének konfúziós mátrixa 20 gyakorlatra

A 5.1a ábrán megfigyelhető, hogy a háló ezen alany adatait is képes volt osztályozni. Ebben az esetben a kalibrációt meg kellett ismételni, mivel a páciens mozgolódása nem megfelelő adathalmazt produkált. A fent látható képen az újrakalibrált adatokon való illesztés eredménye látható. A 5.1b ábrán pedig azt mutatja, hogy a 80 gyakorlatból 8 gyakorlatot osztályozott rosszul a modell. A legrosszabb eredményt a lábujj behúzást adta, a 20 gyakorlatból itt 2 gyakorlatot értelmezett lábujjhegyre állásnak, 3 gyakorlatot pedig lábujj emelésnek. Ezen kívül a lábujj emelés során 2 gyakorlatot osztályozott lábujj behúzásnak, egyet pedig pihenésnek. Az alábbi táblázatban van összefoglalva a kapott késések átlaga minden lábmozdulatra.

Lábmozdulat	Átlag késés (ms)	Átlag osztályozási idő (ms)	Osztályozás pontossága (%)
Lábujjhegyre állás	352.04	45.86	100
Lábujj behúzás	374.45	46.29	75
Lábujj emelés	350.18	46.37	85
Pihenés	374.34	46.38	100
Átlagban	362.75	46,22	90

5.3. táblázat. Mérési eredmények 20 ismétlésre minden gyakorlatból. Az osztályozási idő a teljes késésből vonható le.

A páciens visszajelzése a rendszerre

A második páciens visszajelzései a kipróbált játékokra alább figyelhetők meg.

- Ritmusjáték - Az alany a ritmusjátékot kevésbé találta érdekesnek, illetve nagy kihívást nem látott benne. Az tetszett benne, hogy nincs a játéknak különösebb célja, csak az, hogy csinálja a gyakorlatokat.
- Platformer játék - Ahogy az előző alanynál, ez a játék kevésbé volt irányítható számára, nehezebb volt megszokni, mint a ritmusjátékot. Az alany azonban ezt egy kihívásnak látta, és ezért a figyelmét teljesen lekötötte.

6. fejezet

Összefoglalás

6.1. Következtetések

Következtetésképpen elmondhatjuk, hogy a rendszer megoldás lehet a gyógytornászok számára, hiszen a lúdtalp kezelését játékok segísgével egyszerűen lehet kombinálni. A dolgozat során egy olyan keretrendszer került megvalósításra, amely gyógytornászok számára lehetővé teszi a lútalp kezelés lebonyolítását interaktív rendszerbe helyezve. A rendszert a gyermekek lábára felhelyezett MYO EMG pánt, a gyógytornászok által használandó alkalmazás, illetve játék alkotja. A gyógytornászoknak lehetősége van a páciensek számára egy modellt kialakítani, a lúdtalp gyakorlatokat kalibrálni, illetve a játék interakcióihoz használt billentyűkhöz gyakorlatokat társítani. A páciensek a lábon viselt EMG eszközt használva végzik a lúdtalp kezeléséhez használt láb gyakorlatokat. Bár sajnos gyermekekkel nem volt esélyünk egyelőre kipróbálni, úgy gondolom, hogy nem fog ez nagyobb problémát jelenteni.

A keretrendszer legnagyobb előnye az, hogy bármilyen játékkal együtt lehet használni, nem csak azzal, amiket a dolgozatban említettünk. Az osztályozóban használt 4 gyakorlatot még lehet bővíteni új gyakorlatokkal, vagy kevesebbet felhasználni a megadottak közül, attól függően, hogy hány féle interakciót kíván a játék. Egyik hátrány a rendszer kötöttsége a Windows rendszerekhez, illetve egy olyan számítógéphez, amin lehet a játékokat és a háttérprogramokat is futtatni. A kalibrálás nagyjából 3 percet vett figyelembe mindenik esetben, újra kalibrálás esetén pedig 1-2 perccel többet.

A kifejlesztett játékok egyszerű játékmenettel rendelkeznek, egyszerű irányítással. A pácienseknek nagy részben pozitív élménye volt, a játékok irányíthatósága pedig tűrhetőnek bizonyult. Az egyik

nagyobb cél az a gyermekek figyelmének lekötése lesz továbbra, azonban a tapasztalatok alapján ez nem lesz kihívás: a páciensek figyelmét a játékok alaposan lekötötték, és motiváltabbá tették őket a gyakorlatok végzésére. A páciensekhez feltett kérdésekkel kiderült, hogy szeretnének egy ilyen rendszert használni játékkal, abban az esetben hogyha gyógytornászhöz kellene járniuk, lúdtalp kezelésre.

A kísérletekből és a mérési eredményekből kiderült, hogy egy ilyen interaktív keretrendszer megépítése nagy kihívás lehet. A dolgozat során a rendszert két önkéntes bevonásával teszteltük, elvégezve a méréseket, illetve később kipróbálva a játékokat. Egyik fontos szempont az osztályozó megfelelő működése, ehhez szükséges volt, hogy az adatok megfelelők legyenek. Egy gyakorlathoz elegendő minta kb. 300ms alatt érkezik meg. A mérések során figyelt késleltetést ez az idő, illetve az osztályozási idő tette ki, ami átlagban csupán 35ms volt. Végeredményben a mérések során elért késleltetések 350ms körül voltak. A játékok élvezhetősége miatt fontos volt, hogy ez a szám nagyjából ezen a hataron mozogjon. A mérés során a rendszer teljesítményét a gyakorlatok felismerésének pontosságával is jellemeztük. Az elért eredmények bíztatóak voltak, az osztályozó teljesítménye megfelelő volt.

Az önkéntesek a rendszerhez elkészített játékokat is kipróbálták. A visszajelzésekkel kiderült, hogy a játékok még ekkora késleltetés mellett is élvezhetők, ami pozitív visszajelzésként szolgált. Néhány esetben a késleltetés varianciája miatt a játékok irányítása kissé megnehezült, azonban többszöri próbálkozás után ezt meg tudták szokni. Több folyamatos játék után az alany figyelme teljesen a játékra irányul, a gyakorlatokat megfelelőképpen elvégzi, miközben teljesen egyébre koncentrál.

Mindezek ellenére a játék irányítható volt a legtöbb esetben, ellenkezőleg az újrakalibrálás volt a megoldás a problémára. Végeredményben pedig a rendszer egy élvezetes és interaktív keretet biztosított a lúdtalp kezelésére, a gyógytornászok számára egy korszerűbb módszert a lúdtalpban szenvedő gyermekek kezelésére.

6.2. Továbbfejlesztési lehetőségek

Sajnos a világjárvány miatt nem volt lehetőségünk a rendszert valódi környezetben kipróbálni, lúdtalpban szenvedő gyermekek esetében, gyógytornásznál azonban ez a következő nagyobb célunk. Továbbá a rendszer paraméterein való finomításra is szükség van, hogy egy hatékonyabb, robosztusabb egységet kapunk. A meglevő játékokon is lehet még fejleszteni: a látványt, vizuális megjelenést

fejleszteni, illetve a játékmenetet, a folyamatok leegyszerűsítését, amelyek eredményhez vezetnek. Potenciális továbbfejlesztősségi lehetőség lenne, ha maga az osztályozó modul és a játék egy egységeként működne. A gyógytornásznak csupán annyi lenne a feladata, hogy a kalibrálást is a játék által végezze el, majd indulhatna a móka a gyermekek számára. Azonban ez az ötlet a modernkori technológiák segítségével elég nehézkesen valósulhatna meg. Egy erősebb szerverrel akár a gyermekek játékbeli teljesítményét is rögzíteni lehetne videóra. Ez nagy visszajelzést tudna adni hosszú távon mind a játékok fejlődése, mind az osztályozó modul tökéletesítése céljából.

Lehetőség van a rendszert kiegészíteni különböző modulokkal, amelyek segítenek validálni az eredményeket: például egy képfelismerő modullal, amely képes a gyakorlatokat detektálni, illetve rögzíteni azok elvégzését. Ez különösen hasznos lehet, ha a gyógytornász végig szeretné nézni páciense fejlődését, a gyakorlatok végzésének pontosságát. A gyógytornászok számára hosszú távon egy nagyobb befektetés lenne pedig egy erősebb EMG rendszer megvásárlásra, amely jobb eredményekkel tudna szolgálni. A kliens elégedettség pedig hosszú távon még több klienssel szolgálna a gyógytornász számára.

Irodalomjegyzék

- [1] Z. Szalay, G. Szalay, and L. Honfi, „A talpi deformitások megelőzésére szolgáló program óvodás korúak számára,” *Az Eszterházy Károly Főiskola tudományos közleményei (Új sorozat 38. köt.)*. *Testnevelés, sport, rekreáció= Acta Academiae Agriensis. Sectio Sport*, pp. 47–59.
- [2] M. Pfeiffer, R. Kotz, T. Ledl, G. Hauser, and M. Sluga, „Prevalence of flat foot in preschool-aged children,” *Pediatrics*, vol. 118, no. 2, pp. 634–639, 2006.
- [3] T. Labs, „Myo Armband.” <http://myo.com>, 2014.
- [4] R. Dörner, S. Göbel, W. Effelsberg, and J. Wiemeyer, *Serious Games*. Springer, 2016.
- [5] T. Baranowski, R. Buday, D. I. Thompson, and J. Baranowski, „Playing for real: video games and stories for health-related behavior change,” *American journal of preventive medicine*, vol. 34, no. 1, pp. 74–82, 2008.
- [6] P. M. Kato, S. W. Cole, A. S. Bradlyn, and B. H. Pollock, „A video game improves behavioral outcomes in adolescents and young adults with cancer: a randomized trial,” *Pediatrics*, vol. 122, no. 2, pp. e305–e317, 2008.
- [7] L. H. Larsen, L. Schou, H. H. Lund, and H. Langberg, „The physical effect of exergames in healthy elderly—a systematic review,” *GAMES FOR HEALTH: Research, Development, and Clinical Applications*, vol. 2, no. 4, pp. 205–212, 2013.
- [8] A. G. LeBlanc, J.-P. Chaput, A. McFarlane, R. C. Colley, D. Thivel, S. J. Biddle, R. Maddison, S. T. Leatherdale, and M. S. Tremblay, „Active video games and health indicators in children and youth: a systematic review,” *PloS one*, vol. 8, no. 6, p. e65351, 2013.

- [9] R. Maddison, C. N. Mhurchu, A. Jull, Y. Jiang, H. Prapavessis, and A. Rodgers, „Energy expended playing video console games: an opportunity to increase children’s physical activity?,” *Pediatric exercise science*, vol. 19, no. 3, pp. 334–343, 2007.
- [10] J. Wiemeyer and A. Kliem, „Serious games in prevention and rehabilitation—a new panacea for elderly people?,” *European Review of Aging and Physical Activity*, vol. 9, no. 1, pp. 41–50, 2012.
- [11] D. A. Lieberman, „Management of chronic pediatric diseases with interactive health games: Theory and research findings,” *The Journal of ambulatory care management*, vol. 24, no. 1, pp. 26–38, 2001.
- [12] S. J. Brown, D. A. Lieberman, B. Gemeny, Y. C. Fan, D. Wilson, and D. Pasta, „Educational video game for juvenile diabetes: results of a controlled trial,” *Medical informatics*, vol. 22, no. 1, pp. 77–89, 1997.
- [13] R. Landers, R. Callan, S. De Freitas, and F. Liarokapis, „Serious games and edutainment applications,” *Serious Games and Edutainment Applications*, pp. 9–23, 2011.
- [14] M. Sathiyanarayanan and S. Rajan, „Myo armband for physiotherapy healthcare: A case study using gesture recognition application,” in *2016 8th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS)*, pp. 1–6, IEEE, 2016.
- [15] M. Cognolato, M. Atzori, C. Tiengo, D. Faccio, F. Bassetto, R. Gassert, and H. Müller, „Hand movement classification in transradial amputees using the myo armband classifier,” 09 2018.
- [16] J. G. Abreu, J. M. Teixeira, L. S. Figueiredo, and V. Teichrieb, „Evaluating sign language recognition using the myo armband,” in *2016 XVIII symposium on virtual and augmented reality (SVR)*, pp. 64–70, IEEE, 2016.
- [17] Noraxon, „Ultium emg.” <https://www.noraxon.com/our-products/ultium-emg/>, 2018.
- [18] Biometrics, „Datalite emg.” <https://www.biometricsltd.com/datalite.htm#emg>.
- [19] Delsys, „Trigno avanti sensor.” <https://delsys.com/trigno/research/#trigno-avanti-sensor>.

- [20] U. Côté-Allard, G. Gagnon-Turcotte, F. Laviolette, and B. Gosselin, „A low-cost, wireless, 3-d-printed custom armband for semg hand gesture recognition,” *Sensors*, vol. 19, no. 12, p. 2811, 2019.
- [21] A. C. Müller and S. Guido, *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*. " O'Reilly Media, Inc.", 2016.
- [22] F. Chollet and J. J. Allaire, „Deep learning with r, ch. 5.4,” 2018.
- [23] V. François-Lavet, P. Henderson, R. Islam, M. G. Bellemare, and J. Pineau, „An introduction to deep reinforcement learning,” *arXiv preprint arXiv:1811.12560*, 2018.
- [24] P. Wimmer, „Alphago zero & alphazero mastering go, chess and shogi wihtout human knowledge,” 2019.
- [25] O. Eluyode and D. T. Akomolafe, „Comparative study of biological and artificial neural networks,” *European Journal of Applied Engineering and Scientific Research*, vol. 2, no. 1, pp. 36–46, 2013.
- [26] T. Parr and J. Howard, „The matrix calculus you need for deep learning,” *arXiv preprint arXiv:1802.01528*, 2018.
- [27] B. Karlik and A. V. Olgac, „Performance analysis of various activation functions in generalized mlp architectures of neural networks,” *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems*, vol. 1, no. 4, pp. 111–122, 2011.
- [28] A. Géron, *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media, 2019.
- [29] S. Demyanov, *Regularization methods for neural networks and related models*. PhD thesis, 2015.
- [30] S. T. Brassai, „Neurális hálózatok és fuzzy logika,” 2019.
- [31] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, „Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting,” *The journal of machine learning research*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.

- [32] K. R. Ginsburg *et al.*, „The importance of play in promoting healthy child development and maintaining strong parent-child bonds,” *Pediatrics*, vol. 119, no. 1, pp. 182–191, 2007.
- [33] S. A. Bhatti, „Finger movement classification via machine learning using emg armband for 3d printed robotic hand,” 2019.
- [34] N. Rosenstein, „Myo-Python.” <https://github.com/NiklasRosenstein/Myo-python>, 2014.