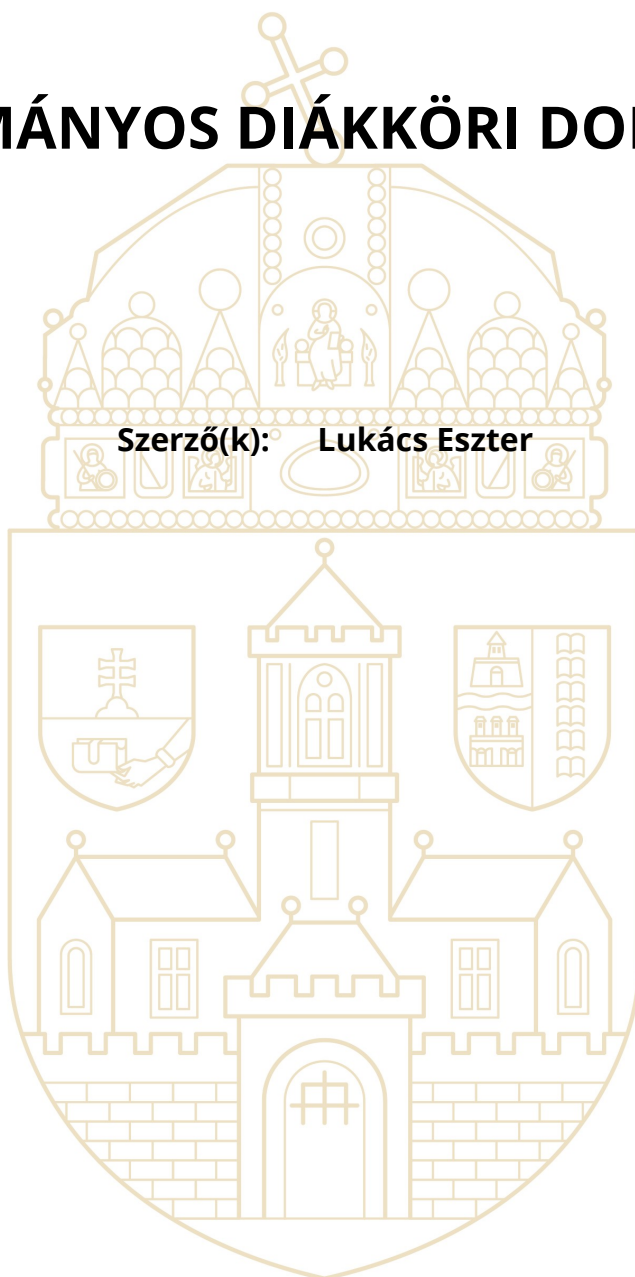




ÓBUDAI EGYETEM
ÓBUDA UNIVERSITY

TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI DOLGOZAT

Szerző(k): Lukács Eszter





ÓBUDAI EGYETEM
ÓBUDA UNIVERSITY

STRESSZ ÉS MONOTONITÁS VIZSGÁLATA ROBOT- ASSZISZTÁLT ÉS LAPAROSZKÓPIÁS SEBÉSZETI ELJÁRÁSOK SORÁN

Szerző(k): **Lukács Eszter**
mérnökinformatikus MSc. szak, II. évf.

Konzulens(ek): **Prof. Dr. Haidegger Tamás**
professzor

Intézmény: **Óbudai Egyetem**
Neumann János Informatikai Kar,
Biomatika és Alkalmazott
Mesterséges Intelligencia Intézet

Budapest, 2025.01.14.

TARTALOMJEGYZÉK

1. Absztrakt	4
2. Irodalomkutatás	5
2.1. Laparoszkópiás sebészet	5
2.2. Robot-asszisztált sebészet	6
2.3. Stressz és ergonómia a sebészetben	7
3. Módszerek	10
3.1. Szenzorok és mérések	10
3.1.1. Kézmozdulat detektálás	11
3.1.2. Testtartás detektálás	12
3.2. Feladat és alanyok	13
3.3. Osztályozás és paraméterhangolás	13
4. Eredmények	16
4.1. Osztályozás felügyelt tanulás alapján	16
4.2. A kutatás további eredményei	17
4.2.1. Szívritmus mérés	17
4.2.2. Kézmozgás detektálás	18
4.2.3. Korrelációk	18
5. Diszkusszió	21
5.1. Tanulságok	21
5.2. Továbbfejlesztés	21
5.2.1. Monotonitás és stressz mérése	22
6. Konklúzió	26
7. Irodalomjegyzék	27

1. ABSZTRAKT

A Minimál Invazív Sebészet (MIS) megjelenése jelentősen átalakította a sebészeti eljárásokat, a kisebb bemetszések révén gyorsabb gyógyulást eredményezve. Ennek tovább fejlesztéseként a RAMIS (Robot-Asszisztált Minimál Invazív Sebészet) tovább növelte a sebészeti precizitást a robotizált eszközök bevezetésével, a kézremegés kiszűrésével és a jobb ergonómia alkalmazásával. Bármely műtéti eljárás során előfordulhatnak hosszú műtétek, monoton feladatok, illetve különböző stresszfaktorok jelentkezhetnek, amelyek negatívan befolyásolhatják a sebészek teljesítményét.

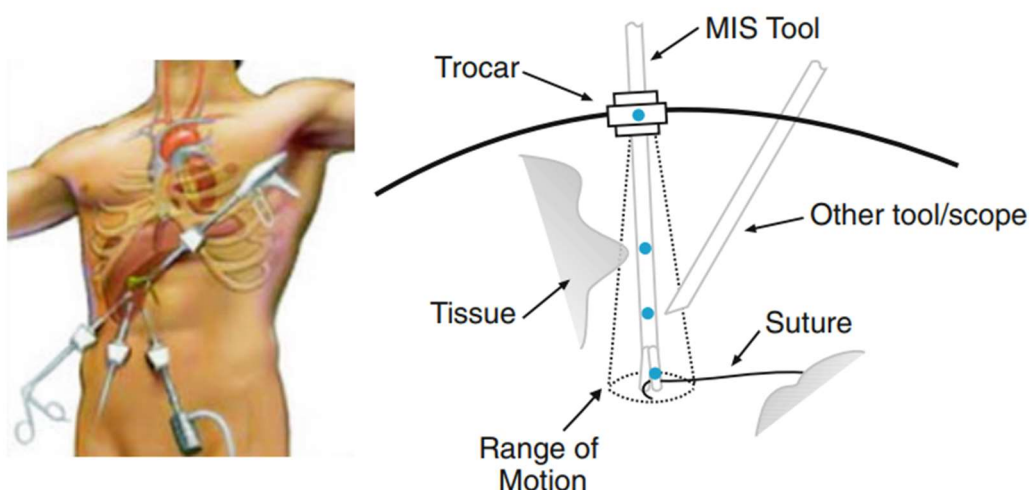
A dolgozat a RAMIS és a laparoszkópia stresszhez és monotonitáshoz kapcsolódó aspektusait vizsgálja a hazánkban újdonságnak számító da Vinci XI sebészeti rendszer, egy kézi laparoszkópiás trainer, valamint különféle sebészeti gyakorlómodellek segítségével. Különböző élettani szenzorok együttes alkalmazása, mint például a pulzusmérés, kézmozgáskövetés és testtartás-elemzés lehetővé tette ezen aspektusok objektív elemzését. A stressz kutatásban három különböző képzettségi szintű sebészcsoporthoz vett részt (kezdő, haladó és gyakorlott), ezáltal a képzettségi szintek stresszszintjei közötti különbségek is elemezhetőek.

A laboratóriumi és klinikai környezetben előzetes eredmények korrelációt mutatnak a stresszszintek és a szenzorokkal mért vagy a SURG-TLX kérdőívvel mért készségek között már kis mintaszámon is. A kutatás eredményei hozzájárulhatnak a sebészeti képzések fejlesztéséhez, személyre szabott képzési programok kidolgozásához, amely a sebészeti teljesítményben és a betegellátás minőségében egyaránt jelentős javulást eredményezhet.

2. IRODALOMKUTATÁS

2.1. Laparoscópiás sebészet

A Minimál Invazív Sebészeti (MIS) eljárások során a hagyományos, teljes feltárást igénylő műtétekkel szemben csupán apró bemetszéseket ejtenek, amelyek révén a beavatkozás kevesebb fájdalommal, kisebb hegekkel és gyorsabb felépüléssel jár, ezáltal a betegek hamarabb elhagyhatják a kórházat [1]. Az eljárás során a sebészek endoszkópos kamerát használnak, amely egy monitorra közvetíti a műtéti terület 2 dimenziós képét [2]. A műtét során használt 1. ábrán látható laparoscópiás eszközök és az endoszkópos kamera megfelelő kezelését a sebészek egy hosszú képzési folyamattal sajátítják el. A laparoscópiás eszközöket az ábra jobb oldalán látható módon egy kis bemetszésen keresztül juttatják be a testbe, ezen eszközöket egy trokárba illesztik, amely lehetővé teszi az eszközök stabilizálását, továbbá segítséget nyújt abban, hogy a sebész ne károsítsa a környező szöveteket a műtét közben. Mivel az eljárás során nem nyitják fel teljesen a beteget, mint a hagyományos nyílt sebészetnél, ezért a laparoscópiás eszközöknek van egy mozgási tartománya, amelyen belül képesek mozogni [3]. A MIS módszert számos területen alkalmazzák, mint például az epehólyag-eltávolítás, valamint vese-, prosztatata- és petefészek-műtétek esetén [2].



1. ábra: A Minimál Invazív Sebészeti eljárás során használt laparoscópiás eszközök bevezetése a megfelelő anatómiai tájék eléréséhez [3].

2.2. Robot-asszisztált sebészet

A robot asszisztencia különböző szintű egészségügyi támogatást nyújthat, mind a pácienseknek, mind az egészségügyi dolgozóknak (orvosoknak és asszisztenseknek). A robot-asszisztált sebészet jelentős fejlődést hozott a Minimál Invazív Sebészet (MIS) területén, amelynek egyik legkiemelkedőbb példája a da Vinci sebészeti robot [4], amelynek fejlődése már ötödik generációnál tart. A Robot-Asszisztált Minimál Invazív Sebészet (RAMIS) teleopráción vagyis távvezérlésen alapszik, amelynek lényege, hogy a sebész távolról, kontrollerek és pedálok segítségével irányítja a robotot, tehát a robot nem végez semmilyen autonóm mozgást. Ezen eljárásokat a MIS eseténben is használt laparoszkópiás eszközökhöz hasonló ollókkal és fogókkal lehet végrehajtani, azonban ezen eszközök a másik sebészeti módszerhez képest csak viszonylag kevés (10-15) eljárás során alkalmazhatók, hiszen meghatározott számú étellel rendelkeznek, amely élet minden egyes alkalommal csökken, mikor az asszisztensek az eszközt a da Vinci master robotkarba helyezik [5].

A sebészek számára ez a fajta ember-robot interakció lehetővé teszi, hogy a hagyományos technikákhoz képest nagyobb precizitással, rugalmassággal és több szabadsági fokkal végezzenek komplex beavatkozásokat. Miközben az új eszközöket, mint például az autonóm sebészeti rendszerek [6, 7], új technológiákat, mint az orvosi 3D nyomtatás [8], illetve olyan támogató rendszereket, mint a robot asszisztencia [9] folyamatosan fejleszti a kutatói közösség. Napjainkban a mesterséges intelligencia (AI) és a gépi tanulási (ML) módszerek új perspektívákat nyitnak meg a robotsebészetben [4], miközben a szabályozó szervek alig tudnak lépést tartani ezekkel a fejlesztésekkel [10].

Az ember-robot kooperációt, vagyis az együttműködést elsősorban a da Vinci sebészeti rendszer biztosítja, amely lehetővé teszi a sebész vezérlő oldali konzolban elvégzett mozdulatainak nagy precizitású végrehajtását a páciens oldalon [11, 12]. A RAMIS-t olykor költséges technológiai kiegészítésnek tekintik a sebészetben, azonban számos előnnyel bír a MIS-hez képest, amelyek nem csak a nagyobb precizitásban (szabad kézzel elérhetetlen területek elérése a kontrollerek segítségével, emberi csukló lehetséges forgásszögéhez képest 360 fokos forgásszög stb.) jellennek meg, mint a kézremegés kiszűrése és a 3 dimenziós képalkotás, hanem az ergonómiai kialakításában is nagyban felülmúlja elődjét. Azonban a da Vinci egyik legnagyobb hátránya, hogy nem biztosít

haptikus- vagyis erővisszacsatolást, amely révén a sebészek pontosan érzékelhetnék, hogy mennyire húzhatnak meg egy varratot, milyen erősen foghatnak meg egy szövetet anélkül, hogy kárt tennének benne [13].

A fejlődések ellenére, a műtő (operating room, OR) továbbra is egy magas stresszel járó környezet maradt, amelyet precíz és összehangolt tevékenységek jellemeznek [2]. A RAMIS sebészeti eljárások során a sebész a páciensen elvégzett beavatkozást fizikai érintkezés mentesen képes végrehajtani, ezáltal lehetővé teszi, hogy a figyelmét a műtét ergonómiai és pszichológiai aspektusaira irányítsa, ahelyett, hogy a higiéniát tartaná szem előtt. Azonban, mivel a robotot teljes mértékben a sebész irányítja, így a döntéshozatal és a műtéti eljárás végrehajtása is a sebész feladata, ezáltal az emberi hiba lehetősége továbbra is a RAMIS egyik legnagyobb problémáinak az egyike. Ezen hibák számos tényezőtől származhatnak, beleértve a fáradtságot, a monotonitást, a stresszt és az eljárás komplexitását [14, 15]. A hibák felismerése és az azt követő esetleges kezelése kulcsfontosságú, mivel ezek hiánya sok esetben műtéti komplikációkhoz, akár visszafordíthatatlan károsodásokhoz vezethetnek, amelyek következtében a páciensek felépülési ideje is jelentős mértékben meghosszabbodhat.

A számítógéppel integrált sebészetnek a klinikai komplikációk mellett jelentős technikai kihívásokkal kell szembenéznie [16, 17]. A nem kívánt események időben történő felismerése megelőzheti a kedvezőtlen műtéti kimeneteket, ez viszont nem csak a sebész helyzetfelismerését, hanem a teljes sebészeti csapat folyamatos fókuszát igényli [18, 19].

2.3. Stressz és ergonómia a sebészetben

A da Vinci sebészeti robotrendszer elsősorban az ergonómia javításával csökkenti a fizikai megterhelést ugyanis a sebész egy kényelmes testhelyzetben, fej-és könyöktámasz segítségével végezheti el a műtétet. Azonban a kognitív és érzelmi stressz továbbra is jelentős, amelyet tovább fokoz az, hogy a sebész közvetve irányítja a robotrendszert, nem pedig a MIS során megszokott munkakörnyezetben, a műtőasztal mellett hajtja végre az eljárást.

Ennek ellenére a RAMIS egyik legnagyobb előnye a laparoszkópiás műtétekkel szemben a jobb ergonómia. A MIS sebészeti eljárások során a sebészeknek gyakran

természetellenes és kényelmetlen testhelyzetet kell sokáig fenntartaniuk, viszont a sebészeti konzolok lehetőséget biztosítanak arra, hogy a sebész felálljon és kinyújtózzon, hiszen a robot képes korlátlan ideig stabilan tartani az eszközöket, ezáltal a RAMIS beavatkozások hosszabb eljárások esetén is kevésbé megterhelő a sebészek számára. Ez a stabilitás lehetővé teszi, hogy a sebészek ott, pontosan abba a pozícióba és szögben folytathassák a műtétet, mint korábban, ez a laparoszkópiás eszközökkel kivitelezhetetlen. A da Vinci ergonomikus kialakítása csökkenti a fizikai fáradtságot, pozitív hatással lehet a teljesítményre, illetve mérsékli a hosszú távú mozgásszervi megbetegedések kialakulásának valószínűségét [20].

A stresszinták és az ergonómiai kihívások megértése lehetővé teszi a sebészek számára, hogy módosítsák a technikáikat, szüneteket tartsanak, ezáltal optimalizálhatják teljesítményüket. A valós idejű stresszmonitorozás javíthatja a döntéshozatalt és a műtéti precizitást szünetek beiktatásával, míg az ergonomikus visszajelzések megelőzhetik a hosszú távú fizikai megterhelést a testtartás módosításának javaslatával.

A dolgozat egy innovatív megközelítést javasol a műtéti stressz, ergonómia és monotonitás vizsgálatára. A kialakított vizsgálati rendszer egyes érzékelő komponensei (kéz- és testtartásdetektálás, pulzusmérés, SURG-TLX, készségszint szerinti osztályozás) már korábban is jelen voltak, a kutatás újdonsága ezen módszerek összekapcsolásában rejlik. A kutatás során létrejött adatkészlet alapján történő vizsgálat alapot nyújthat a RAMIS nem-technikai készségeivel kapcsolatos kutatási tevékenységekhez, amely nem csak a képzési programok kialakításához, hanem a jobb minőségű betegellátáshoz is hozzájárulhat. A da Vinci felépítése és a hozzá kapcsolódó nem-technikai készségek láthatók a 2. ábrán [2], amely készségek a technikai készségekkel ellentétben (eszközkezelés, hatékonyság) nem technikai jellegűek. Ilyen nem-technikai készség például a kommunikáció, vezetői képesség, stressz és zavaró tényezők toleranciája stb.



2. ábra: A da Vinci sebészeti rendszer felépítése és a különböző nem-technikai készségek azonosítása a műtői környezetben (pl.: kognitív készségek, vezetői, kommunikációs és stressz-tűrő készség) [2].

3. MÓDSZEREK

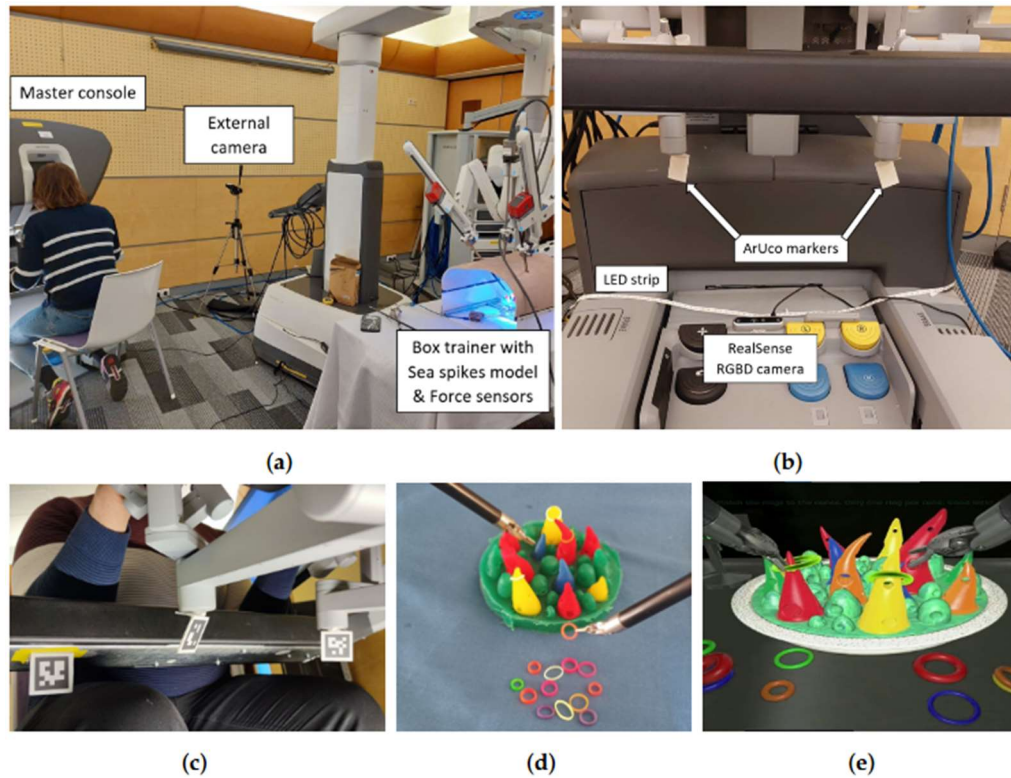
A sebészek stresszszintje és a OR ergonómiai kialakítása hatással lehetnek a sebészek mentális és fizikai állapotára. A jelenlegi stresszbecslési módszereknek számos formája van, kezdve a szívfrekvencia-variabilitástól (heart rate variability, HRV), a szemmozgás és a kortizolszinten keresztül egészen a stressz mérésére szolgáló önértékelő kérdőívekig. Az újabb technológiáknak köszönhetően, mint például a hordozható szenzorok és gépi tanulási algoritmusok a stressz értékelésnek egy fejlettebb formája is megvalósítható [21].

A RAMIS ergonómiája többféleképpen is értékelhető, vizsgálható mozgásrögzítéssel, biomechanikai elemzéssel vagy akár nyomástérképezéssel. Ezen módszerek hozzájárulnak ahhoz, hogy a műtőben azonosíthatóvá váljanak azon ergonómiai tényezők, amelyek a sebészek fizikai megterheléséhez és a hatékonyságuk csökkenéséhez vezethetnek, ezáltal felismerhetővé válnának azon aspektusok, amelyek negatívan befolyásolhatják a műtétek kimenetelét [20, 22].

3.1. Szenzorok és mérések

A kísérletnek az volt a célja, hogy a sebészek leterheltsége és stresszszintje felmérésre és számszerűsítésre kerüljön a RAMIS használata során, továbbá ezen mérőszámok közötti összefüggések is kiértékelésre kerültek. A stressz értékelésének egyik legfontosabb eszköze a Polar H10 pulzusmérő szalag volt (Polar Electro OY, székhely: Kempele, Finnország) a Polar Android alkalmazással. Emellett rögzítésre került az alanyok kézmozdulatai és testtartása, valamint önértékelő kérdőíveket töltöttek ki a kísérletek előtt és után.

A kutatás során az ergonómia és a stressz kiértékelésére felhasznált eszközöket és azok elrendezését mutatja be az 3. ábra. Az alany a da Vinci XI robot konzoljánál ül, miközben a testtartását egy külső kamera rögzíti jobb oldalról (a). A sea spikes model (d) egy box trainer-ben került elhelyezésre az erőérzékelőkre (a). A Master Console Manipulator-ok (MTM) pozíciója az ArUco markerek (c) és RealSense D455 RGB-D kamera (b) segítségével kerül rögzítésre. A szimulált sea spike modellt (e) az alanyok a da Vinci készségsszimulátorban használták.



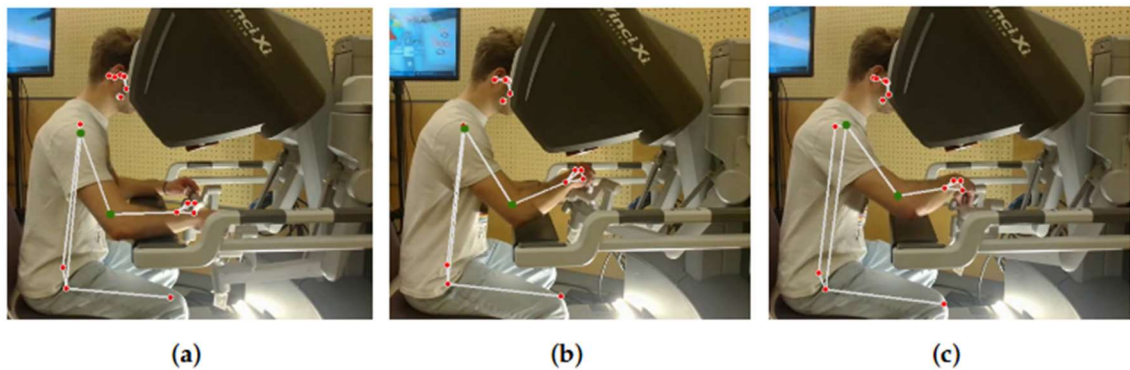
3. ábra: Kísérlet során használt különböző szenzorok és eszközök elrendezése. Az (a)-(c) ábrák bemutatják az egyes szenzorok és azok térbeni elhelyezkedését, míg a (d)-(e) ábrák az alanyok feladatai során használt sea spike modell valós és a szimulációs programban látható képe.

3.1.1. Kézmozdulat detektálás

Az MTM-k, vagyis az alanyok kézmozdulatainak detektálása egy külső RealSense D455 kamera (Intel Co., Santa Clara, CA, USA) és ArUco markerek segítségével történt. A markerek 3D nyomtatott tartókkal kerültek felragasztásra az MTM-ekre, illetve a detektálás stabil referencia pontja miatt a kartámasz alá. A ragasztó alkalmazására azért volt szükség, mert a klinikai da Vinci-n nem lehetett semmilyen módosítást végrehajtani. Ezzel a kialakítással sikeresen rögzíthető válik a karok pozíciója egy közös kamerával [23]. A különböző forrásból származó felvételek lehetővé tették a kézmozgások szinkronizálását a szívritmus, és a testtartási adatokkal.

3.1.2. Testtartás detektálás

A testtartás detektálása a kamerakép kiértékelésével, egy saját Python-kód segítségével történt, amely képes az emberi test 33 különböző pontjának azonosítására, ezen pontok közül látható néhány piros körként a 4. ábrán. Az ábrán látható detektálás nem valós időben zajlott, hanem minden próbát, amit az alanyok elvégeztek egy külső kamera rögzített. Ez a kamera úgy volt pozicionálva, hogy a résztvevők térdétől egészen a fejükig minden mozdulatuk felvételre kerüljön, ez az oka annak, hogy nem mind a 33 lehetséges anatómiai pont látható a detektált videókban. Ez viszont nem volt probléma, hiszen a látható körök közül is csak a jobb váll, illetve a jobb könyöknél található pontok kerültek detektálásra, amelyet jól szemléltet a 4. ábra zöld körök alkalmazásával. Ezen két pont kiválasztásának ötlete az orvosoktól származik, ugyanis a váll, illetve a könyök figyelésével azonosíthatóvá válik a kezdő-haladó közötti különbség, illetve a stressz jelei. A csoportok közötti megkülönböztetésre kifejezetten alkalmas lehet a könyökhöz tartozó pont használata, hiszen a kezdők hajlamosak elemelni a könyöküket a támaszról. A váll pedig információkat adhat az egyén állapotáról azáltal, hogy ha a váll jobban előre van döntve, görnyedve az egy tipikus fizikai jele a stresszes állapotnak.



4. ábra: A testtartás detektálása különböző karhelyzetekben. Az (a)-(c) ábrákon ugyanazon résztvevő három testtartása látható a kísérlet során rögzített videóból kiragadott képek során, rávetítve a szoftver által meghatározott kulcs testtartást jelentő pontokat és vektorokat.

3.2. Feladat és alanyok

Az alanyokkal végrehajtott feladatok a „Sea Spikes Model”-re épültek, amely a box trainer-be helyezett valós modellhez hasonlóan elérhető a da Vinci készségszimulátorában is [24]. Ez egy könnyű, kezdő szintű feladat gyakorlását teszi lehetővé a da Vinci rendszerrel, ugyanakkor számos fontos készséget igényel és a gyakorlás lévén fejleszt, mint például a precizitás, a koncentráció, a kétkezes koordináció és az erőszabályozás.

A kísérlet során az alanyok a da Vinci XI-t és annak szimulált környezetét használhatták a feladatok megoldására. A kutatásban 3 különböző készségsszinttel rendelkező csoport vett részt: orvostanhallgatók, rezidens sebészek és laparoszkópiás sebészek. Mindhárom csoportba 5 résztvevő tartozott. Az egyes kísérletek előtt önértékelő kérdőívekkel került rögzítésre néhány releváns mutató, mint a végrehajtott laparoszkópiás műtétek száma, kezdeti fáradtság és sportolási szokások stb.

A sea spike modell (kb. 10 cm átmérőjű), amely az egyes feladatok alapját képezte különböző színű tüskékkel rendelkezett. Ez mellett a tüskékre helyezendő rugalmas szilikonból készült, körülbelül 5 mm átmérőjű gumigyűrűk voltak elhelyezve. A gyűrűk tüskékre helyezése során mérésre került a színtévesztés, gyűrűleejtés, da Vinci konzolkarjainak egymással történő ütközése is. A kísérlet a következő feladatokból épült fel:

- 1) Helyezze mind a tíz gyűrűt a tüskékre.*
- 2) Helyezzen minél több gyűrűt a tüskékre 2 percen belül.
- 3) Helyezzen annyi gyűrűt a tüskékre, amennyit csak tud 2 percen belül, zavarás alatt.
- 4) Szimulátor: Helyezzen minél több gyűrűt a tüskékre 2 percen belül.

* Az első feladat után a résztvevők 20 perces szabad gyakorlási időt kaptak.

3.3. Osztályozás és paraméterhangolás

Manapság a sebészeti készségek felmérésére és osztályozására olyan mesterséges intelligencián alapuló módszereket alkalmaznak, mint amelyek a dolgozatban is megtalálhatók [2, 25]. A különböző eszközökkel begyűjtött adatokból létrejött

adathalmaz (HR, kézmozdulatok, testtartás) 11 magyarázó változót tartalmaz: 1-et a HR adatból, hatot a kézmozdulatokból (bal és jobb oldali karok x, y, z koordinátái), illetve négyet a testtartásból (jobb oldali váll és könyök x, y koordinátái). Minden feladat után az alanyoknak ki kellett tölteniük a Surgical Task Load Index (SURG-TLX) [26] kérdőívet, amely a feladat mentális, fizikális, időbeli igénybevételeit, a feladat bonyolultságát továbbá a zavaró tényezőket és a helyzeti stresszt mérte fel. A kérdésekre 1-től 20-ig terjedő pontszámokat adhattak meg a résztvevők, ahol az egyes jelentette például a fizikai fáradtság esetén a minimális fáradtságot, míg a húsas a magas szintű fizikai igénybevételt. Ezen válaszokból épült fel a gépi tanuló algoritmusok célváltozói.

A sebészek két csoportba, kezdő és szakértő csoportba történő osztályozásához a célváltozókat bináris formátumra kellett hozni. A transzformálás egy egyszerű feltételen alapult mind a hat válasz esetén, amennyiben a válasz kisebb volt, mint a válaszok átlagértéke, akkor a célváltozó nullát, ellenkező esetben pedig egyes értéket kapott.

Az osztályozás során Döntési Fa (DF), k-legközelebbi szomszéd (k-NN), Support Vector Machine (SVM) és Logisztikus Regresszió (LR) algoritmusok kerültek alkalmazásra [27, 28]. A csoportokra bontáshoz ezen osztályozóknak szüksége volt a kezdeti idősoros adatok nem idősoros adatokká való átalakítására, amely az entrópiakönyvtárból az ApEntropy (ApEntrópia) módszerrel történt [29].

Annak érdekében, hogy az osztályozókkal nagyobb pontosságot lehessen elérni, a paraméterhangolás módszere került implementálásra a GridSearchCV segítségével, amelynek során osztályozók paramétereit lehet finom hangolni. Az eredmények két különböző validációs módszerrel kerültek kiértékelésre. Az első alkalmazott módszer a Leave-One-Out Crossvalidation (LOOCV), amely során minden iterációban egyetlen kísérlet különítődik el teszt adathalmazként, a fennmaradó kísérletek pedig a tanító adathalmazt fogják képezni. Az iteráció egészen addig folytatódik, míg az összes kísérletet fel nem használtuk tesztként. A második megközelítés a k-szoros keresztvalidáció volt, amely a bemeneti adatok k értéke alapján két adathalmazra (tanító és teszt) bontja.

A DF esetén a paraméterhangolás során felhasznált paraméterek és azok értékei a következők voltak. A kritérium, amely a vágás minőségét méri ('gini', 'entropy'); a

`max_depth`, amely a fa maximális mélységét határozza meg (None, 1 és 10 közötti érték); a `max_features`, amely meghatározza, hogy hány magyarázó változó kerüljön megvizsgálásra a legjobb vágáshoz (None, 'sqrt', 'log2', 0.1 és 1 közötti számok) és a `splitter` paraméter, ami a csomópontok vágása során felhasznált eljárást jelenti ('best', 'random').

A k-NN és az SVM esetében csak három paraméter került hangoltásra. A k-NN paramétereit közé tartoztak: `n_neighbors`, a szomszédok maximális száma (1-től a maximálisan lehetséges szomszédokig); `weights`, a szomszédos adatpontok súlyozását szabályozza ('uniform', 'distance'); és a `metrics`, a távolságszámításhoz használt metrika ('euclidean', 'manhattan', 'minkowski'). Az SVM esetében a következő paramétereket hangolódtak: `C`, a regularizációs paraméter, amely kompromisszum a margin maximalizálása és a téves besorolások minimalizálása között (1000, 500, 100, 50, 10, 5, 1, 0.5, 0.1); `kernel` ('poly', 'rbf', 'sigmoid', 'linear'); és `gamma` (auto, 'scale', 1, 0.5, 0.1, 0.05, 0.01, 0.005, 0.001, 0.0005, 0.0001).

LR paramétereinek hangolása eltér a korábbi három algoritmusétól. Ugyanis a következő három paraméter: `solver` ('newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear', 'sag', and 'saga'); `penalty` ('l1', 'l2') és a `C` (.1, 0.5, 1, 5, 10, 50, 100, 500, 1000) hangolása csak akkor volt lehetséges, ha megfelelő `solver` és `penalty` értékek kerültek összepárosításra, ugyanis nem mindegyik `solver` képes mindegyik `penalty` típussal dolgozni. Az osztályozáshoz felhasznált Python kód csak a megfelelő értékeket párosította össze.

4. EREDMÉNYEK

A dolgozatban bemutatott kezdeti kísérlet legfontosabb kimenete egy átfogó, általánosítható módszertan (feladatok, mért metrikák, mérési módszerek stb.) és az adatgyűjtési folyamat kialakítása volt, amely hosszú távon felhasználható stressz- és ergonómiai elemzésére robotasszisztált sebészeti eljárások során. Az adatelemzés első lépése a különböző érzékelők mérési adatainak szinkronizálása volt (kezdeti manuális, majd programkóddal történő), hiszen minden egyes mérési módszerhez tartozó adat más-más eszközök felhasználásával jött létre.

4.1. Osztályozás felügyelt tanulás alapján

Az osztályozás eredményeit, beleértve a paraméterhangolást is, az 1. táblázat mutatja be. A táblázat minden sora a SURG-TLX kérdőívől származó kérdéshez tartozó pontossági értéket (a gép tanuló algoritmus milyen gyakran prediktált helyes eredményt: helyes predikciók számát osztja az összes predikcióval) mutatja, a felhasznált keresztvalidációs módszer mellett. Ezen pontossági értékek mindig nulla és 0 közötti értéket vehetnek fel, amelyet százalékban is meg lehet adni. Az 1-es vagyis a 100% jelenti a tökéletes pontosságot, amikor az algoritmus minden predikciója helyes. A legjobb eredmények félkövérrel vannak szedve.

A táblázat alapján látható, hogy előfordult olyan eset is, mikor az osztályozó algoritmus ugyanazt a legjobb pontosságot érte el két különböző típusú keresztvalidáció során, ilyen például a k-NN algoritmus helyzeti stresszre adott pontosságai. Az egyes osztályozók túlnyomó többségben a legjobb eredményeiket a k-szoros keresztvalidációval érték el, azonban a k értéke nagyon eltérő volt nemcsak az egyes osztályozók között, hanem az egyes célváltozók között is.

A hat célváltozó közül az időbeli igénybevétel (a kísérletek során az alanynak mennyire kellett sietnie) érte el a legmagasabb eredményt a Döntési Fa algoritmussal, kilencszeres keresztvalidáció mellett. Ennek a célváltozónak a használata bizonyult a leghatékonyabbnak a sebészek kezdő és haladó csoportba történő osztályozásához.

Célváltozó	DF	k-NN	SVM	LR
MF	cv = 11: 0,781818	cv = 18: 0,712963	cv = 7: 0,734694	cv = 15: 0,638889
PF	cv = 20: 0,758333	LOOCV: 0,693878	cv = 9: 0,807407	cv = 17: 0,754902
TD	cv = 9: 0,818519	cv = 8: 0,758929	cv = 8: 0,693452	cv = 15: 0,733333
C	LOOCV: 0,734694	cv = 13: 0,621795	cv = 23: 0,688406	cv = 20: 0,583333
SS	cv = 21: 0,761905	cv = 13, 15: 0,666667	cv = 17: 0,784314	cv = 6: 0,574074
D	LOOCV: 0,734694	cv = 17: 0,676471	cv = 6: 0,712963	cv = 16: 0,697917

1. táblázat: A különböző célváltozók esetén elért pontosságok. Használt rövidítések:

MF: mentális fáradtság, PF: fizikális fáradtság, TD: mennyire kellett sietni a feladat végrehajtása során, C: komplexitás, SS: helyzeti stressz, D: zavaró tényező.

4.2. A kutatás további eredményei

A RAMIS eljárás során fellépő stressz kutatásának megtervezése, kidolgozása, gyakorlatba ültetése és az alanyok próbáinak lemérése közös munka eredménye. Ebben a fejezetben, viszont olyan leírások találhatók, amelyek a kutatásban részt vevő munkatársaim eredményei. Ezen eredmények nélkülözhetetlenek a stressz kutatás eredményeinek átfogó megértésében és a következtetések levonásában.

4.2.1. Szívritmus mérés

A Polar H10-es pulzusmérőből származó adatok az alanyok stresszszintjének becslésére a Baevsky-féle stresszindex (BSI) [30] segítségével került felhasználásra. A BSI kiszámítható két egymást követő R-hullám között eltelt időből (másodperc), azaz a pulzusszám reciprokából, vagyis ez az index az RR-intervallumok alapján számítható, amely bármilyen szívritmus mérő eszközzel rögzíthető.

$$SI = \frac{AM_0 * 100\%}{2M_o * M_x DM_n}$$

1. képlet: Baevsky-féle stresszindex (BSI) [30].

Az 1. képlet az RR intervallum adatait 50 másodpercre kerekítve használja a zajcsökkentéshez. A stresszszint becslésére a HRV elemzést használja fel, ami az orvostudomány számos területén széles körben alkalmazott megközelítés. Az egyes rövidítések jelentése a következő: M_0 jelöli a módooszt, AM_0 pedig annak az amplitúdóját, azaz a módoosz előfordulási gyakoriságát a teljes adathalmazban (százalékban), míg M_xDM_n a leghosszabb és a legrövidebb RR-intervallum közötti különbséget jelöli [30, 31].

4.2.2. Kézmozgás detektálás

A kézmozgás felismerésére használt markerek félig valós időben kerültek detektálásra egy Windows számítógépen futtatott Python szkript segítségével (az OpenCV ArUco könyvtárával). Ezen könyvtár lehetővé tette a videókon detektált markerek listába szedését, ahol mindegyik markert a rotációs (rvec) és translációs (tvec) vektorai reprezentáltak. A markerek abszolút pozíciójának kinyerése érdekében, a pozíciójuk áttaszformálásra került a fix marker koordináta rendszerébe.

4.2.3. Korrelációk

A 2. táblázatban látható a gyűjtött adatok alapján számolt Pearson-korrelációs együtthatók (PCC) a feltételezett korrelációk (pozitív vagy negatív) szignifikanciáját jelző p értékkel együtt. A rögzített adathalmaz tartalmazta a kézmozgás követésből származó kinematikai metrikákat (átlagsebesség, megtett távolság stb.); a testtartás metrikákat (karok vertikális irányú elmozdulása); a SURG-TLX kérdőív válaszait; illetve a manuálisan mért és rögzített adatokat, mint például az ütközéseket (akár a két csipesz között, akár a csipesz és a spike-ok között), a gyűrűleejtéseket és a sikeresen felhelyezett gyűrűk számát. Statisztikailag szignifikáns korreláció állapítható meg ott, ahol a p -érték 0,05 alatt volt, míg gyenge vagy lehetséges korreláció feltételezhető, ha a p -érték 0,05 és 0,08 között volt.

Metric Group	Metric	Pearson Correlation	p-Value	Significance
Hand movement metrics	Lefthand_std	0.370	0.006	strong +
	Lefthand_range	0.288	0.037	strong +
	Lefthand_total_dist	0.062	0.658	-
	Lefthand_avg_speed	0.173	0.216	-
	Left_jerk	0.065	0.641	-
	Righthand_std	0.164	0.242	-
	Righthand_range	0.042	0.767	-
	Righthand_total_dist	-0.364	0.007	strong -
	Righthand_avg_speed	-0.135	0.335	-
	Right_jerk	0.001	0.993	-
	Total_dist_rate	-0.251	0.069	weak -
	Range_rate	-0.256	0.064	weak -
Posture metrics	Elbow_vy	0.062	0.661	-
	Shoulder_vy	-0.014	0.921	-
SURG-TLX metrics	Mental_fatigue	0.198	0.172	-
	Physical_fatigue	0.380	0.007	strong +
	Temporal_demands	0.084	0.567	-
	Complexity	0.223	0.124	-
	Situational_stress	0.082	0.577	-
	Distractions	0.284	0.048	strong +
Manually recorded metrics	Collisions_phantom	-0.124	0.396	-
	Collision_robot_arms	-0.205	0.158	-
	Rings_placed	0.194	0.182	-
	Ring_drops	-0.269	0.061	weak -
	Spike_color_missed	-0.054	0.714	-

2. táblázat: Pearson korrelációk a BSI értékek, illetve a számított és mért metrikák között. A „+” jelöli a pozitív, a „-” pedig a negatív korrelációt.

Erős pozitív korreláció volt megfigyelhető a BSI és két balkezes mozgási metrikával, vagyis a 3D térbeli szórás és a mozgástartomány között. Ennek a két mérőszámnak hasonló jelentése van, mivel mindkettő a kéz térbeli mozgásához kapcsolódik, ami gyakran korrelál a tapasztalat szintjével [32, 33]. Másrészt a bal kéz által megtett út, az átlagsebessége és a használati aránya nem mutatott összefüggést a stresszszintjével, amely alapján arra lehet következtetni, hogy a megnövekedett stresszszint a nem domináns kéz nagyobb mozgásaival jár (minden alany jobbkezes). Továbbá a jobb (domináns) kézzel megtett teljes távolság erős negatív korrelációt mutatott a stressz szinttel. A bimanualitással kapcsolatos mérőszámok (a megtett távolság és a mozgástartomány arányai) gyenge negatív korrelációt mutattak, ami azt jelzi, hogy a megnövekedett stressz még tovább rontotta a bimanualitást.

Az önértékelő SURG-TLX metrikák között két szignifikáns korreláció mutatkozott. Az adatok azt mutatják, hogy a BSI korrelált a fizikai fáradtsággal, de a mentális fáradtsággal nem. Ennek oka lehet, hogy az alanyok általában sokkal magasabb értéket adtak a mentális fáradtságra (átlag: 6,6/10), mint a fizikai fáradtságra (átlag: 2,8/10), ezért a fizikai fáradtságban lévő növekedés könnyebben észlelhető. Az, hogy a „helyzeti stressz” mérőszám nem mutatott korrelációt, azt jelzi, hogy a stresszbecslési módszer megbízhatatlan volt, vagy az alanyok nem értették megfelelően a kérdéseket vagy az azok megválaszolásához szükséges skálát. Ezzel szemben a zavaró tényező a várt összefüggést produkálta, vagyis a harmadik feladat során alkalmazott zavarások megtették stressznövelő hatásukat. A manuálisan rögzített pontszámok és hibák között egyetlen gyenge negatív korreláció volt megfigyelhető a gyűrűlejtések száma és a BSI között. Ez arra utal, hogy a stresszszint nem volt közvetlen hatással a teljesítményre.

5. DISZKUSSZIÓ

5.1. Tanulságok

Az első mérési sorozat kiértékelése során kisebb-nagyobb hibák kerültek azonosításra. Általánosságban az ilyen kísérletekben az alanyokkal végrehajtott feladatok kiválasztása kulcsfontosságú, hiszen úgy kell ezen feladatokat megtervezni, hogy a reprodukálhatóság mellett, minél több objektíven mérhető metrikát és eredményt biztosítsanak anélkül, hogy a végrehajtásuk túl nehezzé válna. Nagyon hasznosnak bizonyult az első feladat után kontroll nélkül biztosított 20-30 perces gyakorlási idő, amelynek köszönhetően a tapasztalatlan résztvevők is megismerkedhettek a da Vinci robot által nyújtott új környezettel.

A testtartás detektálása során a résztvevők által viselt ruházat fontos szerepet játszott, hiszen egy fekete-fehér csíkos póló vagy pulóver jelenléte a videóban megzavarta az anatómiai pontok detektálását. A könyök és a váll pozíciójának felmérése során további problémát jelentett a résztvevők fejének helyzete a videó elején, ugyanis előfordult olyan eset, amikor az alany nem nézett közvetlenül a jobb oldalán elhelyezett kamerába, amely során a Python kód képtelen volt felismerni az emberi testet, így az 4. ábrán látható pontok azonosítására sem volt képes.

A SURG-TLX kérdőívnek az önértékelési módszere, szubjektivitása miatt fennáll annak a kockázata, hogy a résztvevők alábecsülik stresszszintjüket. A résztvevők akár tudatosan vagy tudat alatt igyekezhetnek jobb színben feltüntetni magukat, illetve az is előfordulhat, hogy nem rendelkeznek megfelelő önismerettel mentális, fizikális fáradtságuk szintjéről. Ezt a jelenséget „válaszelfogultság”-nak nevezik, amely szükségessé teszi az objektív stresszbecslő módszerek integrálását.

5.2. Továbbfejlesztés

A különböző szenzorokból származó adatbázis viszonylag kevés adatot tartalmazott (58 kísérlet), továbbá csak orvostanhallgatók, rezidens sebészek és laparoszkópiás sebészek vettek részt a kutatásban, a gyakorlott robotsebészek nem. Ezen csoport bevonása javítaná a képzettségi szintek osztályozását, és változatosabbá tenné a stresszhez kapcsolódó adatokat.

A gépi tanuló algoritmusok hatékonyabb működése érdekében elengedhetetlen az algoritmusok tanítása során használt adatok számának dúsítása. A pontosság növelésére pedig számos más módszer is alkalmazható a paraméterhangoláson kívül, ilyen például a standardizálás, dimenziócsökkentés, amelyek szintén lehetővé teszik a jobb eredmények elérését. Ezeken a módszereken túl más típusú osztályozók is implementálhatók. A dolgozatban az adatok négy nem idősoros osztályozóval kerültek kiértékelésre, de mivel a szenzorokból származó adat idősoros, ezért könnyedén alkalmazható válnak különböző idősoros osztályozók is. A neurális hálózat vagy akár a Dynamic Time Warping megvalósítása lehetőséget biztosítana a két eltérő típusú osztályozó algoritmusok összehasonlító elemzésére.

Ezek az eredmények hasznosak lehetnek a hasonló jövőbeni munkákhoz, mivel hozzájárulnak a mérési és adatgenerálási pontatlanságok csökkentéséhez.

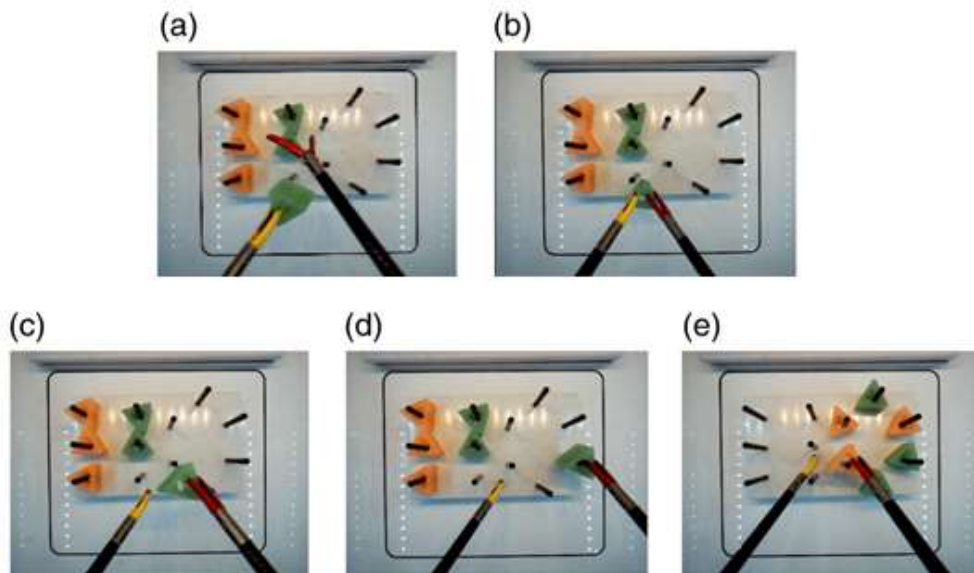
5.2.1. Monotonitás és stressz mérése

A monotonitás mérésére egyelőre, még csak a da Vinci használatával került sor az Óbudai Egyetem aulájában. A felhasznált szenzorok az előző kutatással teljes mértékben megegyeztek, annyi kivétellel, hogy ezen eszközökön túl egy szemkövető szemüveg is felhasználásra került, amelyet a résztvevőknek mindegyik kísérlet során viselniük kellett. A szemüveg által biztosított pupillakövetési metrikából becsülhető az alany stresszszintje. Továbbá kiküszöbölésre került a különböző érzékelőkből származó adat manuális és programkóddal végrehajtott szinkronizálása is. Erre a korábbi kutatásban azért volt szükség, mert mindegyik mérés egy különböző laptopon lefuttatott kódot használt, amelyeket nem lehetett pontosan egyszerre elindítani. Megoldásként mindegyik program egy számítógépről futott, amely lehetővé tette az adatok automatikus szinkronizálását.

A korábban fennálló testtartás detektálásos problémák kiküszöbölése is nagyobb hangsúlyt kapott, minden alany a próbák kezdete előtt közvetlenül a kamerába nézett, illetve a megfelelő ruházat is nagyobb fókuszot kapott.

Az előző stressz és ergonómiai kutatással ellentétben az egyes feladatok között nem kellett az alanyoknak kitölteniük a SURG-TLX kérdőívet, mivel a monotonitás vizsgálata volt a cél, ezért az egyes feladatokat közvetlenül egymás után, szünet nélkül kellett végrehajtaniuk 40 percen keresztül. Ezen idő alatt 2 feladat között egymást az első egy

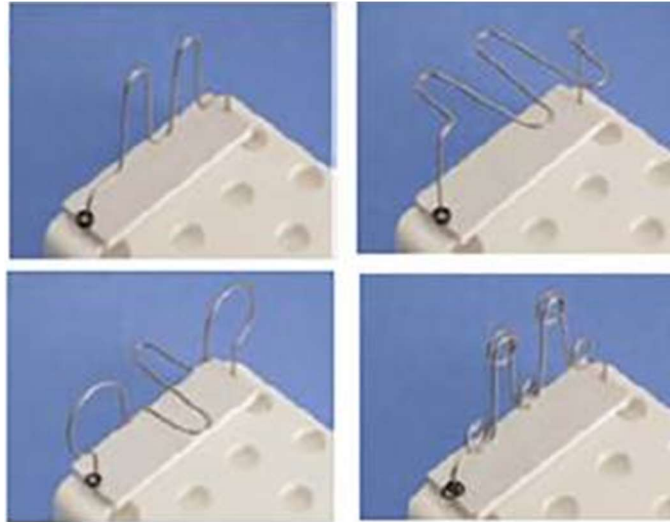
„peg transfer” feladat volt. Ennek a feladatnak a megoldását a 5. ábra mutatja be, ez csak egy mintája a peg transfer feladatnak a kutatás során a BARK kutató laborban készült modell került felhasználásra. A felhasznált tréning modellen a résztvevőknek az egyik oldalon lévő peg-ekről át kellett rakni a gyűrűket a másik oldalra figyelve arra, hogy a nagyobbik peg-ről csak a nagyobbikra, kisebbikről pedig csak a kisebbikre helyezhető át egy peg. Az az elkészített modell pegjei az ábrával ellentétében nem voltak egyenesek, a végük meg volt görbítve ezzel is nehezítve a feladat megoldását. A méretbeli tévesztések, a gyűrű leejtések és a karok ütközése egy erre a célra készített Python programmal került rögzítésre.



5. ábra: A peg transfer gyakorló modell mintája. Az (a)-(e) ábrák mutatják be, hogy a gyakorlat során a bal oldalon lévő objektumokat jobb oldalra kell áthelyezni. A kutatás során alkalmazott modell ettől kis mértékben eltér [34].

A másik feladat a „roller coaster” (6. ábra) volt, melynek lényege, hogy a roller coaster egyik végében elhelyezett gyűrűt a lehető legkevesebb érintkezéssel át kell vinni a másik oldalára. Mindkét feladat végrehajtására 4-4 perc áll rendelkezésükre (mindegyik feladatot 5-ször hajtották végre), amennyiben sikerült az egyik oldalról átjuttatni a gyűrűt a másik oldalra az idő letelte előtt, akkor tovább folytathatták az ellenkező irányban. Az első feladatban a sikeres gyűrű átrakások száma, a másodikban pedig a sikeres átjuttatások száma került rögzítésre. A stressz mérése érdekében az egyik peg transfer-es

feladat esetén nehezítésként a box trainer-ben lévő fény csökkentésre került a látási viszonyok korlátozása érdekében.

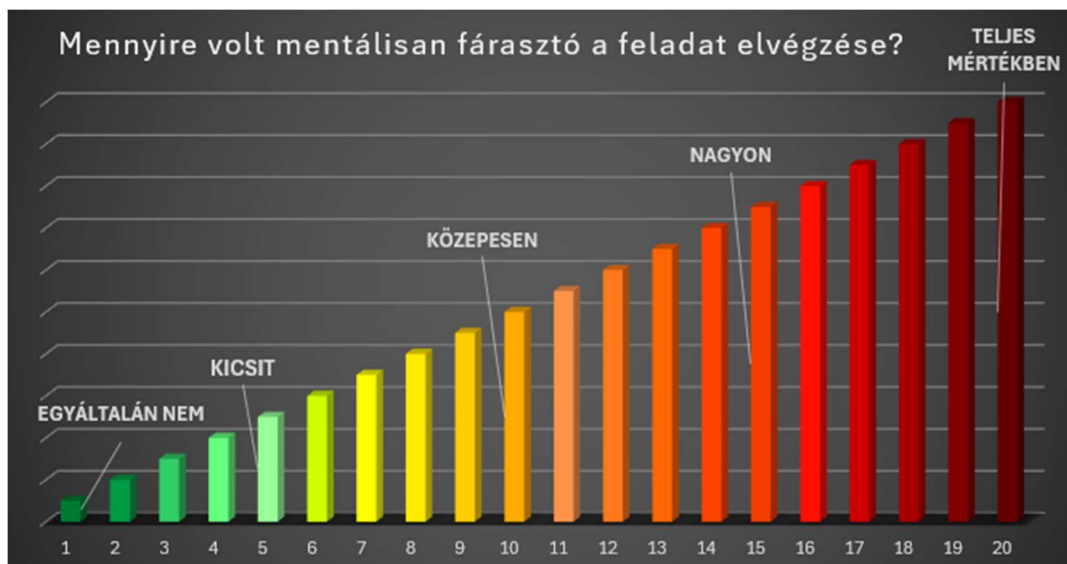


6. ábra: Különböző roller coaster modellek. A kutatás során a jobb felsőhöz hasonló, viszont annak egy függőlegesen állított nem pedig a képen látható vízszintesen fektetett formája került alkalmazásra [35].

A feladatokat egy szabály betartásával kellett a résztvevőknek végrehajtani, mégpedig, hogy a gyakorló modelleken végzett feladatok során mindkét kezüket használni kellett. Peg transfer feladat esetén amennyiben a gyűrűk a bal oldali peg-eken helyezkedtek el, akkor ebben az esetben a bal „kezükkel” kellett felvenniük a gyűrűket a levegőben átadniuk a jobb „kezükbe” és azzal letenni a jobb oldali peg-ekre. A folyamat hasonló képpen zajlott ellentétes irányban. Roller coaster esetén szabadon dönthettek arról, hogy miként hajtják végre a feladatot, volt olyan alany, aki az egyik irányba az egyik kezével, vissza pedig a másik kezével vitte végig a roller coasteren a gyűrűt. Olyanok is akadtak, akik egy gyűrű átvitel során sokszor adogatták át a gyűrűt egyik „kezükből” a másikba.

A 40 perc monoton mérés miatt a kezdeti állapotot jellemző kérdőív kitöltése még a feladatok és az azt megelőző gyakorlási lehetőség előtt került kitöltésre. A feladat végén ismét ki kellett tölteniük a SURG-TLX hat kérdésűt, amely a feladat során érzett állapotról kérdezte az alanyokat. Az általános adatokról, jelenlegi állapotról szóló kérdések továbbra is azokat tartalmazták, amelyek az előző kutatásban bemutatásra kerültek. Azonban a SURG-TLX kérdései a korábban csak 1-től 20-ig terjedő skálából

való választása átdolgozásra került, amelyet a 7. ábra mutat be. Az oszlopdiagram, a színek és a magyarázatok felhasználása sokkal intuitívabbá tette a kérdések kitöltését, és megkönnyítette a széles tartományból való választást.



7. ábra: Továbbfejlesztett SURG-TLX kérdőív első kérdésének átalakított kinézete.

6. KONKLÚZIÓ

A kutatásomat az a cél vezérelte, hogy módszertant dolgozzak ki a műtői stressz és az ergonómia értékelésére a RAMIS beavatkozások esetében, és ezzel előkészítsük az utat a klinikai helyzeti tudatosság, helyzetfelismerés és a figyelem digitális adattudományi területén végzendő további kutatásokhoz. A stresszszintek és a kinematikai metrikák között feltárt összefüggések, valamint a gépi tanulásban rejlő lehetőségek a készségszintek osztályozására értékes alapot kínálnak további, szélesebb körű kutatási tevékenységekhez, amelyek lehetővé teszik a sebészeti képzés optimalizálását és a betegek gyógyulási kimenetelének javítását is végeredményben. A jövőbeli kutatásoknak az adatbázis bővítésére, a mérési módszerek finomítására, valamint ezen eredmények RAMIS gyakorlatra és képzésre gyakorolt hatásának feltárására kell összpontosítaniuk.

7. IRODALOMJEGYZÉK

- [1] Nagyné Elek, R., Haidegger, T.: Robot-Assisted Minimally Invasive Surgical Skill Assessment-Manual and Automated Platforms. *Acta Polytechnica Hungarica*, Vol. 16., 2019, pp. 141-169.
- [2] Nagyné Elek, R., Haidegger, T.: Non-Technical Skill Assessment and Mental Load Evaluation in Robot-Assisted Minimally Invasive Surgery. *Sensors*, Vol. 21., 2021, pp. 1-23.
- [3] Reiley, C. E., Lin, H. C., Yuh, D. D.: Review of methods for objective surgical skill evaluation. *Surg Endosc*, Vol. 25., 2011, pp. 356-366.
- [4] Haidegger, T.; Speidel, S.; Stoyanov, D.; Satava, R.M. Robot-assisted minimally invasive surgery—Surgical robotics in the data age. *Proc. IEEE*, 2022, 110, 835–846.
- [5] Haidegger, T. Taxonomy and Standards in Robotics. In Encyclopedia of Robotics; Marcelo H., Ang, O.K., Siciliano, B., Eds.; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2022; pp. 1–10. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41610-1_190-1.
- [6] Fichtinger, G.; Troccaz, J.; Haidegger, T. Image-guided interventional robotics: Lost in translation? *Proc. IEEE*, 2022, 110, 932–950.
- [7] Nagy, T.D.; Haidegger, T. Performance and capability assessment in surgical subtask automation. *Sensors*, 2022, 22, 2501.
- [8] Jaksa, L.; Azamatov, B.; Nazenova, G.; Alontseva, D.; Tamas, H. State of the art in Medical Additive Manufacturing. *Acta Polytech. Hung.*, 2023, 20(8). <https://doi.org/10.12700/APH.20.8.2023.8.10>.
- [9] Orosz, G.; Szabó, R.Z.; Ungi, T.; Barr, C.; Yeung, C.; Fichtinger, G.; Gál, J.; Haidegger, T. Lung Ultrasound Imaging and Image Processing with Artificial Intelligence Methods for Bedside Diagnostic Examinations. *Acta Polytech. Hung.*, 2023, 20, 69–87.
- [10] Pentek, M.; Zrubka, Z.; Gulacsi, L.; Wenzl, M.; Czere, J. T.; Tamas, H. 10 pragmatic points to consider when performing a systematic literature review of clinical evidence on digital medical devices. *Acta Polytech. Hung.*, 2023, 20(8), 110–128.

- [11] Pugin, F.; Bucher, P.; Morel, P. History of robotic surgery: From AESOP® and ZEUS® to da Vinci®. *J. Visc. Surg.*, 2011, 148, e3–e8.
- [12] Haidegger, T.; Mai, V.; Mörch, C.; Boesl, D.; Jacobs, A.; Khamis, A.; Lach, L.; Vanderborght, B.; Rao, B.R. Robotics: Enabler and inhibitor of the sustainable development goals. *Sustain. Prod. Consum.*, 2023, 43, 422–434.
- [13] Hölgyesi, Á.; Zrubka, Z.; Gulácsi, L.; Baji, P.; Peter, T.; Kozlovsky, M.; Weszl, M.; Kovács, L.; Péntek, M. Robot-assisted surgery and artificial intelligence-based tumour diagnostics: Social preferences with a representative cross-sectional survey. *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, 2024, 24, 87.
- [14] Catchpole, K.; Cohen, T.; Alfred, M.; Lawton, S.; Kanji, F.; Shouhed, D.; Nemeth, L.; Anger, J. Human factors integration in robotic surgery. *Hum. Factors*, 2024, 66, 683–700.
- [15] Nagyné Elek, R.; Haidegger, T. Next in Surgical Data Science: Autonomous Non-Technical Skill Assessment in Minimally Invasive Surgery Training. *J. Clin. Med.*, 2022, 11, 7533.
- [16] Alemzadeh, H.; Raman, J.; Leveson, N.; Kalbarczyk, Z.; Iyer, R.K. Adverse events in robotic surgery: A retrospective study of 14 years of FDA data. *PloS ONE*, 2016, 11, e0151470.
- [17] Cooper, M.A.; Ibrahim, A.; Lyu, H.; Makary, M.A. Underreporting of robotic surgery complications. *J. Healthc. Qual. (JHQ)*, 2015, 37, 133–138.
- [18] Lechappe, A.; Chollet, M.; Rigaud, J.; Cao, C.G. Assessment of situation awareness during robotic surgery using multimodal data. In *Proceedings of the Companion Publication of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction, Virtual Event*, 25–29 October 2020; pp. 412–416.
- [19] Lechappe, A.; Chollet, M.; Rigaud, J.; Cao, C.G. Using Multimodal Data to Predict Surgeon Situation Awareness. In *Proceedings of the 21st Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2021) Volume V: Methods & Approaches 21, Virtual Event*, 13–18 June 2021; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2022; pp. 308–316.

- [20] van't Hullenaar, C.D.; Hermans, B.; Broeders, I.A. Ergonomic assessment of the da Vinci console in robot-assisted surgery. *Innov. Surg. Sci.*, 2017, 2, 97–104.
- [21] Takács K, Haidegger T. Eye Gaze Tracking in Robot-Assisted Minimally Invasive Surgery: A Systematic Review of Recent Advances and Applications. *Acta Polytechnica Hungarica.*, 2024, 21(10).
- [22] Lux, M.M.; Marshall, M.; Erturk, E.; Joseph, J.V. Ergonomic evaluation and guidelines for use of the daVinci Robot system. *J. Endourol.*, 2010, 24, 371–375.
- [23] Fontanelli, G.A.; Ficuciello, F.; Villani, L.; Siciliano, B. Da Vinci Research Kit: PSM and MTM Dynamic Modelling. 2017.
(<https://smarts.lcsr.jhu.edu/wp-content/uploads/2017/04/dvrk-identification.pdf>),
utoljára megtekintve: 2024.11.03.
- [24] Zheng, B.; Fu, B.; Al-Tayeb, T.A.; Hao, Y.F.; Qayumi, A.K. Mastering instruments before operating on a patient: The role of simulation training in tool use skills. *Surg. Innov.*, 2014, 21, 637–642.
- [25] Fathabadi, F.R.; Grantner, J.L.; Abdel-Qader, I.; Shebrain, S.A. Box-trainer assessment system with real-time multi-class detection and tracking of laparoscopic instruments, using CNN. *Acta Polytech. Hung.*, 2022, 19, 7–27.
- [26] Wilson, M.R.; Poolton, J.M.; Malhotra, N.; Ngo, K.; Bright, E.; Masters, R.S. Development and validation of a surgical workload measure: The surgery task load index (SURG-TLX). *World J. Surg.* 2011, 35, 1961–1969.
- [27] Lee, D.; Yu, H.W.; Kwon, H.; Kong, H.J.; Lee, K.E.; Kim, H.C. Evaluation of surgical skills during robotic surgery by deep learning-based multiple surgical instrument tracking in training and actual operations. *J. Clin. Med.*, 2020, 9, 1964.
- [28] Soangra, R.; Sivakumar, R.; Anirudh, E.; Reddy Y, S.V.; John, E.B. Evaluation of surgical skill using machine learning with optimal wearable sensor locations. *PloS ONE*, 2022, 17, e0267936.
- [29] Vallat, R. Antropy: A Python Library for Entropy Estimation. 2021.
(<https://github.com/raphaelvallat/antropy>), utoljára megtekintve: 2024.11.03.

- [30] Baevsky, R.M.; Chernikova, A.G. Heart rate variability analysis: Physiological foundations and main methods. *Cardiometry*, 2017, 10, 66–76.
- [31] Ali, M.K.; Liu, L.; Chen, J.H.; Huizinga, J.D. Optimizing autonomic function analysis via heart rate variability associated with motor activity of the human colon. *Front. Physiol.*, 2021, 12, 619722.
- [32] D’Ettorre, C.; Mariani, A.; Stilli, A.; y Baena, F.R.; Valdastrì, P.; Deguet, A.; Kazanzides, P.; Taylor, R.H.; Fischer, G.S.; DiMaio, S.P.; et al. Accelerating surgical robotics research: A review of 10 years with the da vinci research kit. *IEEE Robot. Autom. Mag.*, 2021, 28, 56–78.
- [33] Nisky, I.; Okamura, A.M.; Hsieh, M.H. Effects of robotic manipulators on movements of novices and surgeons. *Surg. Endosc.*, 2014, 28, 2145–2158.
- [34] Fathabadi, F. R., Grantner, J. L., Shebrain, S. A., & Abdel-Qader, I. Autonomous sequential surgical skills assessment for the peg transfer task in a laparoscopic box-trainer system with three cameras. *Robotica*, 2023, 41(6), 1837-1855.
- [35] Nguyen, J. H., Chen, J., Marshall, S. P., Ghodoussipour, S., Chen, A., Gill, I. S., & Hung, A. J. Using objective robotic automated performance metrics and task-evoked pupillary response to distinguish surgeon expertise. *World journal of urology*, . 2020, 38, 1599-1605.