

LUKÁCS ESZTER – LEVENDOVICS TAMÁS – LEVENDOVICS RENÁTA
– GERNOT KRONREIF – HAIDEGGER TAMÁS

Robotsebészeti munkafolyamatok vizsgálata és támogatása a sebészeti adattudomány korában

TANULMÁNY

DOI: 10.56699/MT.2024.4.3

ABSZTRAKT

A minimál invazív sebészet (MIS) új korszakot hozott a sebészetben, kisebb bemetszésekkel csökkentve a beavatkozás kockázatait. A MIS digitális technológiával való ötvözésével létrejött a robotasszisztált minimál invazív sebészet (RAMIS), amely teleoperáció segítségével olyan további újításokat vezetett be, mint a kézremegés kiszűrése és a jobb ergonómia. Ezek az újítások tovább növelték a sebészi precizitást.

Az elmúlt években egyre nagyobb hangsúlyt kapott a műtéti eljárás egyes fázisainak elemzése, amelyre a sebészeti adattudomány (*Surgical Data Science, SDS*) mesterségesintelligencia-alapú módszerei kínálnak hatékony megoldásokat. A fázisfelismerés lehetővé teszi a beavatkozás különböző szakaszainak azonosítását, amely támpontot ad a sebészeti teljesítmény precízebb értékeléséhez és személyre szabott képzési programok kidolgozásához.

Az orvostudomány, a technológia és a mesterséges intelligencia összefonódása forradalmasítja a sebészetet, és javítja a betegellátás minőségét.

KULCSSZAVAK: MIS, RAMIS, robotsebészet, sebészeti adattudomány, gépi tanulás, sebészeti munkafolyamatok elemzése

A minimál invazív sebészet (MIS) a nyílt, vagyis a teljes területet feltáró műtétektől eltérően apró bemetszésekkel végezhető el, s ezáltal jelentősen csökkenthető a betegek felépüléséhez szükséges idő. Ezt az eljárást már számos területen alkalmazzák napjainkban, például epehólyag-eltávolításnál, vese-, prosztatata- vagy petefészekműtéteknél. A MIS elvégzéséhez a sebészeknek olyan speciális készségeket kell elsajátítaniuk,

mint az endoszkópos kamera kezelése, amely lehetővé teszi számukra, hogy a műtéti területet monitoron keresztül lássák.

A robotasszisztált minimál invazív sebészet (RAMIS) a MIS új formája, amelynek célja a robottechnológia előnyeinek alkalmazása a sebészeti eljárások során olyan esetekben is, amikor kevésbé használhatók a preoperatív betegadatok (Fichtinger et al., 2022). A RAMIS egyik legismertebb és legsikeresebb robotrendszere a da Vinci sebészeti robot. Ez nem automatizált, minden mozdulatot a sebész végez el teleoperációval, azaz távirányítással vezérli a robot karjait speciális kontrollerek és pedálok segítségével. A MIS során alkalmazott kisebb bemetszések következtében a sebésznek nincs közvetlen rálátása a műtéti területre, viszont a RAMIS a MIS-től eltérően nem két-, hanem háromdimenziós képet biztosít endoszkópos kamera segítségével (Haidegger et al., 2022).

A minimál invazív sebészet módszere kevesebb fájdalommal és kisebb hegekkel jár, ami lehetővé teszi, hogy a betegek hamarabb távozhassanak a kórházból.

Ez a sebészeti megközelítés nemcsak a betegek, hanem az orvosok számára is jelentős előnyöket jelent, ugyanis a minimál invazív módszer kevesebb fájdalommal és kisebb hegekkel jár, ami lehetővé teszi, hogy a betegek hamarabb távozhassanak a kórházból. A RAMIS a sebészek számára kivitelezhetővé teszi a korábban szabad kézzel elérhetetlen területekre való eljutást a 360 fokos forgásszögű kontrollerekkel, kényelmes testtartásban, könyök- és fejtámasz használatával. Ezek az ergonómiai fejlesztések jelentősen csökkentik a műtéti fáradtságot, hiszen a sebészeknek nem kell órákon át állva, kényelmetlen testhelyzetben dolgozniuk a műtőasztalnál, így a hosszabb beavatkozások is kevésbé megterhelők (Palep, 2009).

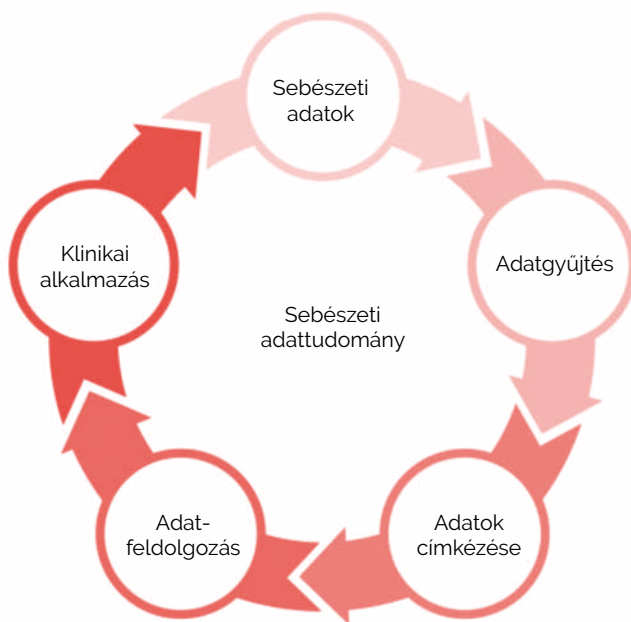
A RAMIS számos előnyének kiaknázásához a sebészeknek új technikákat kell elsajátítaniuk, kezdve a többéves MIS-, majd a két fő részre bontható (páciensoldali és konzololdali) RAMIS-tréninggel. A páciensoldalon el kell sajátítaniuk a beteg pozicionálását, valamint a portok elhelyezését, hogy a robotkarok megfelelően férhessenek hozzá a műtendő területhez. E készségek viszonylag hamar megtanulhatók, szemben a konzololdali ismeretekkel. A műtétek végrehajtásához a sebészeknek el kell sajátítaniuk a pedálok, a kamera és az ujjakkal irányítható karok kezelését. A konzololdali tréning különféle módszerekkel valósulhat meg. Ilyenek például a *dry lab* és *wet lab* gyakorlatok: a sebészek *dry lab* esetén fantomon, míg *wet lab* során különböző (már nem élő) szöveteken gyakorolhatnak. A konzololdali képzés megvalósulhat virtuálisvalóság-alapú szimulátorokkal is, amelyek szimulált környezetben nyújtanak gyakorlási lehetőséget, valamint mentorált tréninggel, melynek során a sebészek egy tapasztalt sebész irányítása alatt gyakorolhatnak a műtőben. Ezek a különböző képzési módok lehetővé teszik, hogy a sebészek fokozatosan és alaposan sajátítsák el a robot használatát (Sridhar et al., 2017).

A sebészeti adattudomány több kisebb folyamatra bontható, amelyeket egymás után hajtanak végre (*1. ábra*). Az első lépés az adatok előállítása, hiszen a műtétek hatalmas

mennyiségű információt hordoznak magukban (például a robotkarok forgásszöge, pozíciója, orientációja), amelyek precíz mérése és tárolása hozzájárulhat a gépi tanuló algoritmusok fellendüléséhez. E tanuló algoritmusok két módszere a felügyelt és a felügyelet nélküli tanulás. Mindkét típusú algoritmus historikus adatok alapján tanul, viszont lényeges különbség, hogy a felügyelt tanulás címkézett, míg a felügyelet nélküli tanulás címkézetlen adatokkal történik. Az adatok címkézése, vagyis az annotáció kulcsfontosságú a hatékony gépi tanuló algoritmusok létrehozásában. Az annotációs folyamat azonban rendkívül idő- és emberierőforrás-igényes. A megfelelő eredmények érdekében ezt a feladatot ideális esetben egy vagy több képzett sebész végzi el.

A műtéti munkafolyamat egymástól elkülöníthető fázisokra bontható, amelyek akár tovább oszthatók specifikus tevékenységekre és eseményekre. A fázisok, tevékenységek és események elemzése olyan része a sebészeti adattudománynak, amely nagyban hozzájárulhat az automatikus hibafelismeréshez, de segítséget nyújthat a döntéshozatalban is.

1. ábra: A sebészeti adattudomány elemei



Forrás: Levendovics et al., 2024, 3

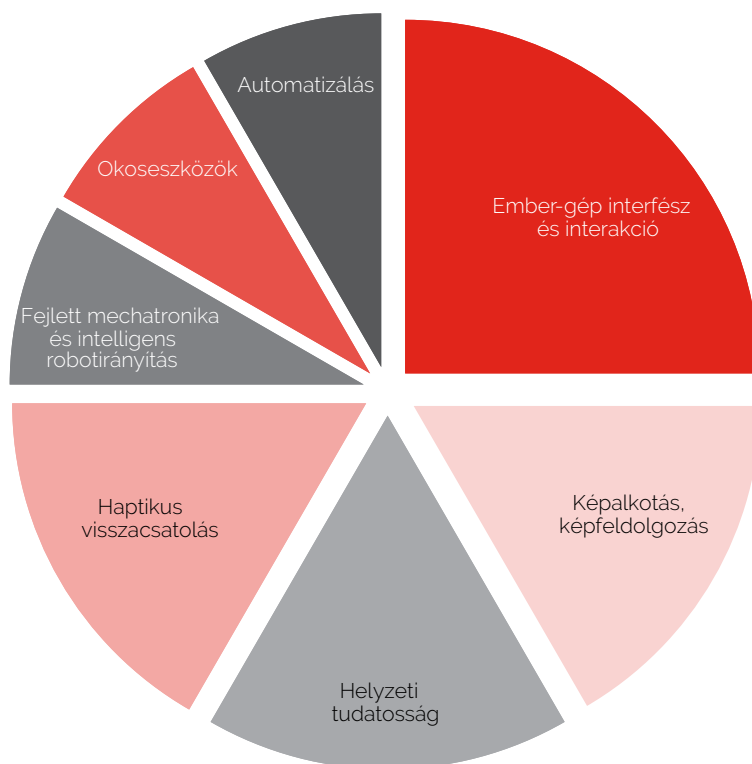
A DA VINCI SEBÉSZETI ROBOTRENDSZER

A da Vinci távirányítású, a mester (konzolsoldal) és szolga (páciensoldal) közötti teleoperációval működő robot, amely lehetővé teszi, hogy a sebész a betegtől fizikailag távolabb, kényelmes testhelyzetben végezze el a műtétet. A páciensoldalon robotkarok találhatók, amelyek végén az aktív eszközök kis méretű, legfeljebb egy centiméteres nyílásokon

(port) keresztül hatolnak a beteg testébe, és ott követik az orvos kezének a konzolon leadott mozdulatait. A robotkarok speciálisan hozzájuk tervezett eszközöket, például fogókat vagy ollókat képesek mozgatni. Az eszközök élettartama korlátozott, minden használat alkalmával egy egységgel csökken, amikor az eszközt a robotkarba helyezik. Ha nincs aktív műtéti szituáció, a betegoldali karok a rajtuk lévő gomb megnyomásával mozgathatóvá válnak, így például a műtét előtt egyszerűen beállítható a pozíciójuk (Freschi et al., 2013).

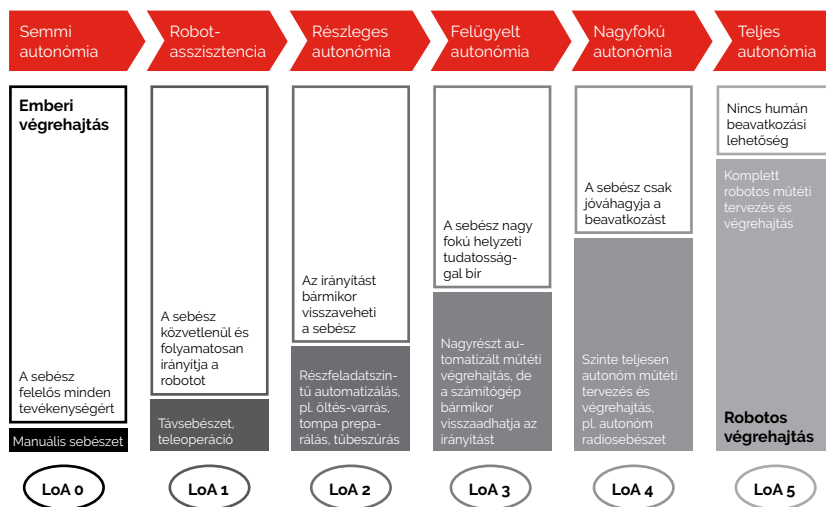
A sebész hüvelyk- és mutatóujjával képes irányítani a robotkarokat, amelyeket állítható, tépőzárral ellátott pánttal rögzítenek a vezérlőkhöz. Tekintettel arra, hogy a karok csak a konzol terében mozgathatók, távolabbi pontok eléréséhez a sebész a bal oldalon elhelyezett pedál lenyomásával megváltoztathatja a kontrollerek helyzetét anélkül, hogy a páciens oldalán lévő eszközök elmozdulnának. Az új típusú da Vinci robotok esetén ez a mozdulat az ujjakkal mozgatott vezérlőn végezhető el. A kamera pozíciójának módosítását is pedál teszi lehetővé, így biztosítva a jobb látószöveget a műtét során (Palep, 2009).

2. ábra: A da Vinci robotrendszerhez kapcsolódó kulcsfontosságú kutatási területek (saját szerkesztés)



A da Vinci ma messze a legelterjedtebb sebészeti robotrendszer a világon, több mint 9500 példánya dolgozik napi szinten, többszázféle beavatkozást rutinszerűen végrehajtva. A robot felhasználói köré nagyon aktív kutatói közösség is szerveződött, amelynek tagjai egyszerre dolgoznak a legmodernebb hardvert és szoftvert is érintő kérdéseken (2. ábra) (Haidegger et al., 2022). Az egyik kutatási kulcsterület a sebészet automatizálása, azaz legalább egyes munkafolyamatok, lépések automatikus végrehajtása a robot segítségével. Minél összetettebb feladatokat képes önállóan ellátni a robot, minél bonyolultabb döntéseket képes meghozni, annál magasabbra értékeli az autonómiai szintjét (*Level of Autonomy, LoA*), hasonlóan az önvezető autókhoz (3. ábra). A kutatók célja, hogy minél több sebészeti beavatkozás esetében álljon rendelkezésre LoA 5-ös szintű technológia, de ez ma még csak kutatási tervként létezik (Haidegger, 2019).

3. ábra: A sebészeti robotok kutatási iránya: az autonómia szintjének (*Level of Autonomy, LoA*) növelése (saját szerkesztés)



AZ ADATTUDOMÁNY INPUT ADATAI

A sebészeti adattudomány számára szükséges adatok származhatnak az endoszkópos kamera felvételeiből, a konzol- és a páciensoldali robotkarok és vezérlők kinematikai adataiból, valamint külső kameráktól és különféle szenzoroktól. Az egyik leggyakrabban használt és legszélesebb körben elterjedt adatbázis a JHU-ISI Gesture and Skill Assessment Working Set (JIGSAWS, amelynek kinematikai és videóadatai nyilvánosan elérhetők, és kiválóan alkalmasak különböző sebészeti munkafolyamatok vagy sebészeti készségek elemzésére; Gao et al., 2014). Ezen adatok a da Vinci sebészeti robothoz kapcsolódó tréningből származnak. Az adatbázis három robotsebészeti feladatot foglal

magában: csomókötés, tűátadás és sebvarrás, amelyeket a résztvevők több kísérlet során is végrehajtottak. A JIGSAWS legfőbb előnye, hogy annotált adatokat tartalmaz, és részletes információkat nyújt a műtéti folyamat kisebb részfeladatokra, mozdulatokra bontásához (Gao et al., 2014).

A JIGSAWS mellett egyre több adatbázis jelenik meg, amelyek különböző sebészeti eljárásokból gyűjtenek adatokat. Ilyen például a CATARACT adatbázis (Alhajj et al., 2021), amely a szürkehályog-szemműtétek adatait tartalmazza. Gyakori megoldás a kutatások során, hogy saját adatbázist hoznak létre, így kontrollált és előre megtervezett műtéti típusokból és folyamatokból származó adatokat gyűjthetnek. Azonban egy ilyen egyedi adatbázis előkészítése, rögzítése és utógondozása rendkívül idő- és energiaigényes feladat, hiszen nagy hangsúlyt kell fektetni a felvett adatok anonimizálására is. Ahhoz, hogy az adatok valóban felhasználhatók legyenek, elengedhetetlen, hogy megbízható és tapasztalt sebészeket vonjanak be az annotációs folyamatba, biztosítva ezzel a magas szakmai színvonalat.

Az annotált adatbázison alkalmazott gépi tanulás révén mélyebb betekintést nyerhetünk a teljes műtéti folyamatba, megérthetjük az egyes lépések fontosságát és sorrendjét, ami javítja a műtéti elemzések pontosságát és hatékonyságát.

Az annotációk elkészítését különféle eszközök segítik, amelyekkel annotálható az egyes események hossza vagy akár a fontosabb területek és eszközök jelenléte, s ezáltal a műtéti folyamatok különböző fázisai, a kritikus területek és a használt eszközök könnyebben elkülöníthetők. Ez lehetővé teszi olyan adatbázisok létrehozását, amelyek alapvetők a gépi tanuló algoritmusok betanításához. Az annotált adatbázison alkalmazott gépi tanulás révén mélyebb betekintést nyerhetünk a teljes műtéti folyamatba, megérthetjük az egyes lépések fontosságát és sorrendjét, ami javítja a műtéti elemzések pontosságát és hatékonyságát. Ezen adatok révén a sebészek technikai és nem technikai készségei kiértékelhetővé válnak, továbbá az új sebészek képzése is hatékonyabb lesz.

SEBÉSZETI MUNKAFOLYAMATOK RÉSZEI

A munkafolyamatok során gyűjtött adatok feldolgozása és elemzése két csoportba különíthető el. Az egyik esetben a folyamatokat valós időben, a műtét során ismerjük fel, így azonnali visszajelzést adhatunk a sebésznek. Ebben az esetben mindig a friss adatokat hasonlítják össze a korábban rögzítettekkel. A másik módszer nem igényli az elemzés azonnali elvégzését; ilyenkor az adatokat a műtét után, későbbi időpontban értékelik ki. Ezt a módszert, szemben a valós idejű elemzéssel, elsősorban kutatásokban alkalmazzák.

Mindkét módszer a munkafolyamatok különböző részein alkalmazható. A sebészeti beavatkozások során az operáció kisebb szakaszait (például a műtéti terület feltárását/ bezárását) fázisoknak nevezzük. Ezek több kisebb lépésből tevődnek össze, amelyek

további egyedi akciókra bonthatók. Sebzés esetén akció a varrás, míg feltárásnál a bőr bemetszése (Ramesh et al., 2021).

SEBÉSZETI MUNKAFOLYAMATOK AZONOSÍTÁSA

A munkafolyamatok azonosítására az évek során számos módszert fejlesztettek ki, kezdve a statisztikai algoritmusok alkalmazásától (Kranzfelder et al., 2014), amelyek hozzájárulhatnak a sebészeti tevékenységek megbízhatóságának értékeléséhez. A mesterséges intelligencia, amely magában foglalja az olyan gépi tanuló algoritmusokat (Malpani et al., 2016), mint a döntési fa vagy a Support Vector Machines (SVMs), hatékonyan alkalmazható az adatok osztályozására, valamint a különböző munkafolyamatok részfeladatainak azonosítására.

A mesterséges intelligencia, amellyel, hogy lehetővé teszi a sebészeti készségek és eljárások fázisainak elemzését, jelentős szerepet játszik a komplikációk korai felismerésében is, hozzájárulva a műtéti eredmények javulásához.

Az orvosi képek analizálásában és az adattudományban jelentős szerepet töltenek be a neurális hálózat-alapú megoldások, ezek a konvolúciós (Twinanda et al., 2016), a rekurzív (Hashimoto et al., 2019), valamint a temporális (Ramesh et al., 2021) neurális hálózatok.

A konvolúciós neurális hálózatok (CNN-ek) egyik legfőbb előnye, hogy képesek hierarchikus jellemzőket kinyerni a képi adatokból, ami különösen hasznos a képelemzés során. Ezzel szemben a rekurzív neurális hálózatok (RNN-ek) hatékonyak a videoadatokat való idejű elemzésében, ezért ez lehet a megfelelő választás olyan esetekben, amikor fontos az azonnali visszajelzés. A temporális hálózatok, hasonlóan a rekurzív hálózatokhoz, képesek időbeli információk kinyerésére a videoadatokból, míg a konvolúciós hálózatok elsősorban a térbeli jellemzők megismerésére alkalmasak. Az időbeli információk elengedhetetlenek a sebészeti munkafolyamatok pontos azonosításához és követéséhez.

METÓDUSOK VALIDÁLÁSA

A különböző módszerek validálása a gépi tanulás egyik kulcsfontosságú lépése, amelynek célja az algoritmusok által létrehozott és betanított modellek teljesítményének/pontosságának értékelése. A validálás során azt állapítjuk meg, hogy a modell mennyire működik hatékonyan egy korábban még nem látott adathalmazon. Célunk tehát, hogy a modell ne csak a múltbeli adatokat tudja jól kezelni, hanem az általánosítás révén új adatok esetén is megfelelő pontossággal működjön.

Az egyik leggyakrabban használt módszer a gépi tanuló algoritmusok validálására a rendelkezésre álló adatok két csoportba, tanító és tesztadathalmazba való elkülönítése. Ennek köszönhetően a felhasznált algoritmusok a tanító adatokon tanulnak be, majd egy korábban nem látott tesztadathalmazon értékelik ki őket. A tanító és tesztadathalmazra bontás széles körben alkalmazott módszer, mivel gyors, és nagy adathalmazokon is hatékonyan működik (Ramesh et al., 2023).

Egy másik, sokszor alkalmazott validáció a k-szoros keresztvalidáció, amely abban különbözik az előző módszertől, hogy a tanító és a tesztadatok nem előre definiáltak, hanem a keresztvalidáció maga osztja szét két adathalmazra az adatokat a k értéke alapján. Amennyiben ez az érték 3, akkor háromszoros keresztvalidációról beszélünk, amely három csoportra bontja az adatokat, majd ezt követően három iterációt (ismétlést) hajt végre. Minden iterációban elkülönít egy csoportot teszt-, a további két csoportot pedig tanító adathalmaznak. Az értékelés a korábbi módszerhez hasonlóan történik, annyi eltéréssel, hogy háromszor zajlik a tanítás és a tesztelés. A végső eredmény a három kiszámított eredmény átlaga lesz. A keresztvalidáció robusztusabb működést biztosít a túltanulás elkerülésével. Túltanulás akkor fordul elő, amikor az algoritmus túlságosan az ismert adatokra támaszkodik, és emiatt gyengén teljesít az új adatokon, nem tud általánosítani (Takeuchi et al., 2023).

Az algoritmusok validálásának legnagyobb hátránya, hogy a sebészeti adattudomány fejlődésével egyre több különböző módszer jelent meg. E validációs módszerek jelentősen eltérnek egymástól, ami megnehezíti az eredmények összehasonlítását. Ezért szükség van a módszerek standardizálására, hogy a különböző kutatási eredményeket hatékonyan és egyszerűen lehessen összehasonlítani.

ÖSSZEFOGLALÁS

A folyamatos fejlődés lehetőséget teremtett arra, hogy a digitális technológia megvetesse a lábát a sebészet területén is. Azonban továbbra is nagy szükség van olyan módszerekre, amelyek elősegítik, hogy az adattudomány eredményei ne csak laboratóriumi környezetben, hanem a klinikai gyakorlatban is alkalmazhatók legyenek. Ehhez innovatív megoldásokra van szükség, amelyek elérhetővé teszik a mesterséges intelligencia hatékony használatát egy olyan komplex és dinamikus környezetben, mint a műtő. A sebészeti munkafolyamatok azonosítása, akár valós időben, akár utólagos elemzéssel, kulcsszerepet játszik a sebészet jövőbeli fejlődésében, ugyanis utat biztosít a döntéstámogató rendszerek fejlesztéséhez, amelyek gyorsabb és pontosabb döntéshozatalt tesznek lehetővé a sebészek számára, valamint az azonnali visszajelzések révén hozzájárulnak a sebészeti készségek fejlesztéséhez. Ehhez azonban elengedhetetlenek a nagy méretű és megfelelően annotált adatstruktúrák.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A kutatás az osztrák ACMIT (Austrian Center for Medical Innovation and Technology) részleges támogatásával valósult meg. Haidegger Tamás az Óbudai Egyetem Distinguished Research Programme Consolidator Researcher címét viseli.

Ábrajegyzék

1. ábra: A sebészeti adattudomány elemei. Levendovics et al., 2024, 3.
2. ábra: A da Vinci robotrendszerhez kapcsolódó kulcsfontosságú műszaki fejlesztési területek. Saját szerkesztés.
3. ábra: A sebészeti robotok kutatási iránya: az autonómia szintjének (Level of Autonomy, LoA) növelése. Saját szerkesztés.

Felhasznált irodalom

- ALHAJJ, HASSAN – LAMARD, MATHIEU – CONZE, PIERRE-HENRI – COCHENER, BÉATRICE – QUELLEC, GWENOLÉ (2021): CATARACTS, *IEEE Dataport*. DOI: <https://dx.doi.org/10.21227/ac97-8m18>
- FICHTINGER, GABOR – TROCCAZ, JOCELYNE – HAIDEGGER, TAMAS (2022): Image-guided interventional robotics: Lost in translation?, *Proceedings of the IEEE, 110* (7), 932–950. DOI: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3166253>
- FRESCHI, C. – FERRARI, V. – MELFI, F. – FERRARI, M. – MOSCA, F. – CUSCHIERI, A. (2013): Technical review of the da Vinci surgical telemanipulator, *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 9 (4), 396–406. DOI: <https://doi.org/10.1002/rcs.1468>
- GAO, YIXIN – VEDULA, S. SWAROOP – REILEY, CAROL E. – AHMIDI, NARGES – VARADARAJAN, BALAKRISHNAN – LIN, HENRY C. – TAO, LINGLING – ZAPPELLA, LUCA ET AL. (2014): The JHU-ISI gesture and skill assessment working set (JIGSAWS): A surgical activity dataset for human motion modeling, *In Modeling and Monitoring of Computer Assisted Interventions (M2CAI) – MICCAI Workshop*, https://cirl.lcsr.jhu.edu/research/hmm/datasets/jigsaws_release/ (letöltve: 2024. 10. 24.).
- HAIDEGGER, TAMÁS (2019): Autonomy for surgical robots: Concepts and paradigms, *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 1 (2), 65–76. DOI: <https://doi.org/10.1109/TMRB.2019.2913282>
- HAIDEGGER, TAMÁS – SPEIDEL, STEFANIE – STOYANOV, DANAIL – SATAVA RICHARD M. (2022): Robot-assisted minimally invasive surgery – Surgical robotics in the data age, *Proceedings of the IEEE, 110* (7), 835–846. DOI: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3180350>
- HASHIMOTO, DANIEL A. – ROSMAN, GUY – WITKOWSKI, ELAN R. – STAFFORD, CAITLIN – NAVARETTE-WELTON, ALLISON J. ET AL. (2019): Computer vision analysis of intraoperative video: Automated recognition of operative steps in laparoscopic sleeve gastrectomy, *Annals of Surgery*, 270 (3), 414–421. DOI: <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000003460>

- KRANZFELDER, MICHAEL – SCHNEIDER, ARMIN – FIOŁKA, ADAM – KOLLER, SEBASTIAN ET AL. (2014): Reliability of sensor-based real-time workflow recognition in laparoscopic cholecystectomy, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 9, 941–948. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11548-014-0986-z>
- LEVENDOVICS, RENÁTA – LEVENDOVICS, TAMÁS – KRONREIF, GERNOT – HAIDEGGER, TAMÁS (2024): Surgical data science: Emerging trends and future pathways, *Recent Advances in Intelligent Engineering: Volume Dedicated to Imre J. Rudas' Seventy-Fifth Birthday*, 65–84. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-58257-8_5
- MALPANI, ANAND – LEA, COLIN – CHEN, CHI CHIUNG GRACE – HAGER, GREGORY D. (2016): System events: readily accessible features for surgical phase detection, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 11 (6), 1201–1209. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11548-016-1409-0>
- PALEP, JAYDEEP H. (2009): Robotic assisted minimally invasive surgery, *Journal of Minimal Access Surgery*, 5 (1), 1–7. DOI: <https://doi.org/10.4103/0972-9941.51313>
- RAMESH, SANAT – DAL'ALBA, DIEGO – GONZALEZ, CRISTIANS – YU, TONG – MASCAGNI, PIETRO – MUTTER, DIDIER – MARESCAUX, JACQUES – FIORINI, PAOLO – PADOY, NICOLAS (2021): Multi-task temporal convolutional networks for joint recognition of surgical phases and steps in gastric bypass procedures, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 16, 1111–1119. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11548-021-02388-z>
- RAMESH, SANAT – DAL'ALBA, DIEGO – GONZALEZ, CRISTIANS – YU, TONG – MASCAGNI, PIETRO – MUTTER, DIDIER – MARESCAUX, JACQUES – FIORINI, PAOLO – PADOY, NICOLAS (2023): Weakly supervised temporal convolutional networks for fine-grained surgical activity recognition, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 42 (9), 2592–2602. DOI: <https://doi.org/10.1109/TMI.2023.3262847>
- SRIDHAR, ASHWIN N. – BRIGGS, TIM P. – KELLY, JOHN D. – NATHAN, SENTHIL (2017): Training in robotic surgery – an overview, *Current Urology Reports*, 18 (58), 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11934-017-0710-y>
- TAKEUCHI, MASASHI – KAWAKUBO, HIROFUMI – TSUJI, TAKAYUKI – MAEDA, YUSUKE – MATSUDA, SATORU ET AL. (2023): Evaluation of surgical complexity by automated surgical process recognition in robotic distal gastrectomy using artificial intelligence, *Surgical Endoscopy*, 37, 4517–4524. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00464-023-09924-9>
- TWINANDA, ANDRU P. – SHEHATA, SHERIF – MUTTER, DIDIER – MARESCAUX, JACQUES – DE MATHELIN, MICHEL – PADOY, NICOLAS (2016): Endonet: A deep architecture for recognition tasks on laparoscopic videos, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36 (1), 86–97. DOI: <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2593957>

Analysis and support of robotic surgery workflows in the era of surgical data science

ABSTRACT

The appearance of Minimally Invasive Surgery (MIS) brought a new era in surgery, reducing procedural risks through smaller incisions. By combining MIS with digital technology, Robot-Assisted Minimally Invasive Surgery (RAMIS) was invented, introducing additional features with the help of teleoperation, the elimination of hand tremors and better ergonomics. These innovations have further enhanced surgical precision and overall outcomes.

Recently, emphasis has grown on the identification and analysis of the phases of surgical procedures using artificial intelligence-based methods, which falls under the new domain of Surgical Data Science (SDS). Phase recognition enables the identification of different phases of the intervention, thereby enabling a more accurate assessment of surgical performance and the development of personalized training programs.

The convergence of medicine, technology and artificial intelligence is revolutionizing surgery, greatly enhancing the quality of care.

KEYWORDS: MIS, RAMIS, robotic surgery, surgical data science, machine learning, surgical workflow analysis

LUKÁCS ESZTER | Mérnök informatikai alapidiplomáját az Óbudai Egyetemen szerezte, ahol jelenleg mérnök informatikus mesterképzésen folytatja tanulmányait. Kutatói tevékenységét az Egyetemi Kutató és Innovációs Központban, valamint az osztrák Austrian Center for Medical Innovation and Technology (ACMIT) keretében végzi. Fő kutatási területe a robotsebészet és a sebészeti készségek felmérése.

LEVENDOVICS TAMÁS | A Szegedi Tudományegyetemen szerzett diplomát molekuláris biológia BSc-, majd mérnök informatikus MSc-szakon. Doktori hallgatóként csatlakozott az Óbudai Egyetem Bejczy Antal iRobottechnikai Központjához. Az Óbudai Egyetem Neumann János Informatikai Karának tanársegéde, továbbá kutatóként dolgozik az ACMIT központban. Kutatási területei a sebészeti részfeladatok automatizálása, illetve a sebészeti munkafolyamatok modellezése és gépi tanulási módszerekkel történő elemzése.

LEVENDOVICS RENÁTA | Infobionikus mérnök MSc-szakon végzett a Szegedi Tudományegyetemen. Egyetemi tanulmányai után az Óbudai Egyetem Bejczy Antal iRobottechnikai Központban szerzett PhD-fokozatot, doktori munkája sebészeti készségfelmérés volt. Jelenleg egyetemi adjunktusként dolgozik a Neumann János Informatikai Karon, továbbá műtéti folyamatok elemzésével foglalkozik az ACMIT központban.

GERNOT KRONREIF | A Bécsi Műszaki Egyetemen (TU Wien) szerzett doktori fokozatot robotikából. Ezt követően tanári munkát végzett a Bécsi Műszaki Egyetemen, majd a „Service Robotics” kutatócsoport vezetője volt a Seibersdorf Kutatóintézetnél és a Profactornál. Jelenleg az ACMIT tudományos igazgatója. Fő kutatási területei közé tartozik a képalkotáson alapuló terápiás eszközök fejlesztése, a sebészeti robotikai rendszerek, a sebészeti adatelemzés, valamint a hatékony terápiás tervezést támogató szoftver- és hardverrendszerek kidolgozása.

HAIDEGGER TAMÁS | Villamosmérnöki, majd egészségügyi mérnöki diplomát és doktori fokozatot szerzett a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetemen. Az Óbudai Egyetemen habilitált. Jelenleg az Óbudai Egyetem professzora, emellett Adjunct Associate Professor kinevezése van a Queen's University School of Computing karán és kutatásvezető az ACMIT központban. A HandInScan társalapítója. Kutatási projektjei a robotsebészet és űrtávsebészet irányítási problémáin túlmenően az orvosbiológia és a robotika több területét érintik. Világszinten egyedülálló blogot vezet immár tizenöt éve sebészrobotika témában (<http://surgrab.blogspot.hu/>).