

Második játszma 37. lépés és negyedik játszma 78. lépés

VOKÓ ZOLTÁN

SECOND GAME, 37TH MOVE AND FOURTH GAME 78TH MOVE

Mi köze a gónak a klinikai döntéshozatalhoz? A klinikai orvoslás egyik legjelentősebb intellektuális kihívása a bizonytalanságban történő döntéshozatal. A hagyományos orvosi döntéshozatal intuitív és heurisztikus mivoltának pszichológiai csapdái kívül az információhiány, az erőforrások szűkössége, az adott orvos-beteg kapcsolat jellemzői egyaránt hozzájárulnak annak bizonytalanságához. A formális, matematikai számításokon alapuló döntéselemzés, amelyet széles körben használnak a klinikai irányelvek fejlesztésében, illetve az egészségügyi technológiák értékelésében, elvben jó lehetőségeket kínál az intuitív döntéshozatal hibáinak elkerülésére, ugyanakkor az egyéni döntési helyzetekben többnyire nehezen alkalmazható, és az orvosok többségétől idegen. Ennek a módszernek is vannak korlátai, különösen az egyéni döntéshozatalban, beleértve a számításokhoz felhasznált input adatok esetleges hiányát, illetve jelentős bizonytalanságát, valamint a matematikai modellek korlátait abban, hogy egy komplex rendszer folyamatait és a folyamatok egyéni variabilitását megfelelően tudják reprezentálni. A klinikai döntéstámogató rendszerek mindezek ellenére hasznos segítséget jelenthetnek az egyéni orvosi döntéshozatalban, ha megfelelően integráltak az egészségügyi információs rendszerekbe, és nem szüntetik meg az orvosok döntési autonómiáját. A klasszikus döntéstámogató rendszerek tudásalapúak, szabályrendszerekre, problémáspecifikus algoritmusokra épülnek. Számos területen alkalmazzák az orvosi adminisztrációtól a képfeldolgozásig. A napjainkban zajló informatikai forradalom eredményeképpen olyan mesterséges intelligenciaként emlegetett gépi tanulási módszerek jönnek létre, amelyek már ténylegesen képesek tanulni. A mesterséges intelligencia ezen új generációja nem konkrét szabályrendszerekre épül, hanem hatalmas adatbázisokon magukat tanító neurális

What has Go to do with making clinical decisions? One of the greatest intellectual challenges of bedside medicine is making decisions under uncertainty. Besides the psychological traps of traditionally intuitive and heuristic medical decision making, lack of information, scarce resources and characteristics of doctor-patient relationship contribute equally to this uncertainty. Formal, mathematical model based analysis of decisions used widely in developing clinical guidelines and in health technology assessment provides a good tool in theoretical terms to avoid pitfalls of intuitive decision making. Nevertheless it can be hardly used in individual situations and most physicians dislike it as well. This method, however, has its own limitations, especially while tailoring individual decisions, under inclusion of potential lack of input data used for calculations, or its large imprecision, and the low capability of the current mathematical models to represent the full complexity and variability of processes in complex systems. Nevertheless, clinical decision support systems can be helpful in the individual decision making of physicians if they are well integrated in the health information systems, and do not break down the physicians' autonomy of making decisions. Classical decision support systems are knowledge based and rely on system of rules and problem specific algorithms. They are utilized widely from health administration to image processing. The current information revolution created the so-called artificial intelligence by machine learning methods, i.e. machines can learn indeed. This new generation of artificial intelligence is not based on particular system of rules but on neuronal networks teaching themselves by huge databases and general learning algorithms. This type of artificial intelligence outperforms humans already in certain fields like

dr. VOKÓ Zoltán (levelezési cím/correspondence): Semmelweis Egyetem, Egészségügyi Technológiaértékelő és Elemzési Központ/Semmelweis University, Center for Health Technology Assessment and Analysis; H-1091 Budapest, Üllői út 25.
E-mail: voko.zoltan@semmelweis-univ.hu

Érkezett: 2020. szeptember 25. Elfogadva: 2020. október 20.

<https://doi.org/10.33616/lam.30.043>

hálózatokra és általános tanulási algoritmusokra. Ezek a mesterséges intelligenciák egyes területeken, mint például a sakk, a gó, vagy a vadászpilóta vezetése, már jobb teljesítményre képesek, mint az emberek. Fejlesztésük bővelkedik kihívásokban, veszélyekben, ugyanakkor olyan technológiai áttörést jelentenek, ami megállíthatatlan és átalakítja világunkat. Alkalmazásuk és fejlesztésük az egészségügyben is megkezdődött. A szakmának részt kell vennie ezekben a fejlesztésekben és megfelelő irányba kell, hogy terelje azokat. Lee Sedol 18-szoros gónagymester visszavonult három évvel AlphaGo mesterséges intelligenciától elszenvedett veresége után, mert „Hiába lettem világszínvonalú, van egy entitás, amit nem lehet legyőzni”. Nekünk szerencsére nem versengünk vagy győznünk kell, hanem el kell érni, hogy a mesterséges intelligencia biztonságos és megbízható legyen és az emberekkel együttműködve ez az entitás eredményesebbé és hatékonyabbá tegye az egészségügyet.

**orvosi döntéselemzés,
klinikai döntéstámogató rendszerek,
mesterséges intelligencia,
gépi tanulás**

chess, Go, or aerial combat. Its development is full of challenges and threats, while it presents a technological breakthrough, which cannot be stopped and will transform our world. Its development and application has already started also in the healthcare. Health professionals must participate in this development to steer it into the right direction. Lee Sedol, 18-times Go world champion retired three years after his historical defeat from AlphaGo artificial intelligence, because “Even if I become the No. 1, there is an entity that cannot be defeated”. It is our great luck that we do not need to compete or defeat it, we must ensure instead that it would be safe and trustworthy, and in collaboration with humans this entity would make healthcare more effective and efficient.

**clinical decision analysis,
clinical decision support system,
artificial intelligence,
machine learning**

Kis lépés volt egy mesterséges intelligenciának, nagy lépés az emberiségnek. Az AlphaGo mesterséges intelligencia (MI) 2016. március 9–15-én, legendás mérkőzésen győzte le a 18-szoros góvilágbajnokot, Lee Sedolt, öt játszmából négyet megnyert. A mérkőzéseken AlphaGo több meglepően intuitív lépést tett, köztük a legemlékezetesebb a 2. játszma 37. lépése, amelyet emberi játékos sohasem lépne, AlphaGo több száz év alatt kikristályosodott gondolkodással ment szembe. Mi a köze ennek a történetnek a LAM-hoz és az orvosláshoz?

Klasszikus orvosi döntéshozatal

Az orvoslás egyik legjelentősebb intellektuális kihívása a bizonytalanságban történő döntéshozatal. A gyakorló orvosnak folyamatosan kell döntéseket hoznia diagnosztikus és terápiás eljárások alkalmazásáról úgy, hogy többnyire sem a diagnózisról, sem az egyes terápiás alternatívák esetén várható prognózisról nincs bizonyossága, többnyire nem kvantitatív becslései vannak ezek valószínűségéről. A döntéshozatalt tovább nehezíti, hogy a betegeknek eltérő preferenciái lehet-

nek az egyes eljárásokra és kimenetekre vonatkozóan.

Ez a típusú klasszikus orvosi döntéshozatal intuitív, heurisztikus. Az orvosi szakértelem egyik fő jellemzőjének tartják a jó intuitív döntéshozatali képességet (1). Az intuitív döntéshozatal jellemzője, hogy a döntés megszületik anélkül, hogy az azt megalapozó érvrendszert egyszerűen ki lehetne fejteni – az orvoslás művészet. Ugyanakkor óriási a szakirodalom ennek a döntéshozatalnak a potenciális hibáiról. Bizonytalanság esetén a klinikusok jellemzően nem számszerűsítve fejezik ki a valószínűségeket, hanem tágabb kategóriákat neveznek meg, mint lehetséges, valószínű stb. (2, 3). Ezeket a kategóriákat az egyes betegek és orvosok nagyon eltérően értelmezik, illetve ugyanakkora valószínűségeket a kontextustól függően más kategóriákba sorolnak. Ez kommunikációs bizonytalanságokhoz, félreértésekhez vezet. A diagnosztikus érvelés során a leggyakoribb hibák abból fakadnak, hogy az adott orvos számára könnyen felidézhető esetek torzítják a döntést, mert ezek gyakoriságát a ténylegesnél nagyobbra, a nehezebben felidézhető esetekét pedig gyakorta alacsonyabbra becsülik az emberek (4). Az orvosok jellemzően az alapján becsülik meg adott esetben egy betegség

valószínűségét, hogy az mennyire hasonló valamilyen diagnosztikus kategóriához. Ezzel az a probléma, hogy az alternatív lehetőségek nem egyformán valószínűek. Azaz, ha egy eset egyformán hasonlít két diagnosztikus kategóriára, akkor amennyiben ezek nem egyformán gyakoriak, nem egyformán valószínűek az adott esetben. További nehézség, hogy a diagnosztikus érvelés folyamatában többnyire szekvenciálisan gyűlnek az adatok, az orvos az újabb diagnosztikus eredmények tükrében módosítja a becslését a betegség fennállási valószínűségéről (5). Az emberek azonban gyakorta kevésbé módosítják az eredeti kiindulási véleményüket, mint amennyire ezt az új diagnosztikus eredmények fényében kellene. Ráadásul ugyanazon diagnosztikus eredmények esetén is más diagnosztikus véleményt alakíthatnak ki attól függően, hogy milyen sorrendben történtek a vizsgálatok (6). Gyakori probléma, hogy sokszor olyan bizonyítékot, információt igyekeznek gyűjteni, amely képes megerősíteni az éppen legvalószínűbb hipotézist, és nem olyat, amellyel hatékonyan lehetne egymással vetélkedő hipotézisek között dönteni (7). Sokan rosszul tolerálják a bizonytalanságot és ez a cselekvést ösztönzi. Az orvosok hajlamosak a bizonytalanság és a kétértelműség „megoldására”, ami polipragmáziához, vagy az új, modern technológiák iránti elfogult véleményekhez és ezek túlzott használatához vezethet (8). Nemcsak a diagnosztikus, hanem a heurisztikus terápiás döntések is rejtenek pszichológiai csapdákat. Hogy csak egyet említsek, ilyen például, hogy ugyanazt a kedvezőtlen kimenetelt jellemzően súlyosabbnak ítélik meg, ha az a kezelés következményeként alakul ki, mintha magától a betegségtől (9). Ez konzervatív kezelési stratégiához vezet.

Az informális, intuitív döntéshozatal pszichológiai csapdáin túl az orvosi döntéshozatal bizonytalanságának számos egyéb oka van, így az információhiány, erőforráskorlátok, a biológiai folyamatok egyéni belüli és egyének közötti variabilitása, az adott orvos-beteg kapcsolat jellemzői, az orvos habitusa, vagy például az irányelvek alkalmazhatósága a konkrét szituációban (10).

Formális döntéselemzés

Általánosan elfogadott, hogy az emberi érvelés és döntéshozatal csak kismértékben hasonlít a formális, matematikai, statisztikai számításokon alapuló döntéshozatalhoz (11). Ugyanakkor például a diagnosztikus érvelés jól leírható matematikai döntéseméleti modellekkel. A Bayes-elmé-

letet alkalmazva, a várható hasznosság maximalizálásán alapuló döntésemélet például jól leírja a diagnosztikus érvelés modelljét (12). Ebből következően, kecsesítő alternatíva, hogy a heurisztikus, intuitív döntéshozatal hibáit küszöböljük ki úgy, hogy formális döntéselemzést alkalmazunk, legalábbis azzal támogatjuk az előbbi. A számítás lényege, hogy a bizonytalanságok mértékét valószínűségekben fejezzük ki, a kimeneteket hasznosságban. A várható hasznosság mutatója az adott klinikai probléma esetén lehet például a túlélés valószínűsége, a várható élettartam, vagy a minőséggel korrigált várható életevek. A legjobb döntés pedig az, amely a várható hasznosságot maximalizálni tudja. A formális döntéselemzés egyik legjelentősebb korlátja, hogy sok esetben nem ismerjük a számításokhoz szükséges valószínűségeket és hasznosságértékeket kellő pontossággal. Gyakorta előfordul, hogy elvben elő lehetne állítani megfelelő pontosságú becsléseket rájuk vonatkozóan, de ezek költsége vagy időtávja meghaladná az ebből fakadó hasznokat. A formális döntéselemzéssel kapcsolatos ellenérvek közé tartozik, hogy az emberek adaptálódtak a gyors és információhiányos döntéshozatalhoz, bár ezt következtelen hibák árán teszik (13). Azaz egy tapasztalt klinikus, főleg, ha egy szűk szakterületre korlátozódik a tevékenysége, meglehetősen jó döntéshozó lehet.

A formális kvantitatív döntéshozatal ugyan mentes a heurisztikus, intuitív döntéshozatal kognitív csapdáitól, de nem mentes a fent említett saját korlátaitól. Alkalmazásának további nehézsége, hogy az emberek számára nem kézenfekvő, nem könnyen érthető, sokszor túl komplex, és emiatt a gyakorlatban nehezen használható. Egyéni szintű döntéshozatalban nem is terjedt el a használata, bár egyes formái megfelelő jártasság esetén ezekben a döntési helyzetekben is alkalmazhatóak. Ugyanakkor a szakmai irányelvek, protokollok kifejlesztésénél, az egészségügyi technológiák értékelésénél a várható haszon maximalizálásán alapuló döntésemélet alapvető elméleti keretét is kiterjedten alkalmazzák. Amennyiben a terápiás irányelvek kialakításában figyelembe vesznek nem klinikai szempontokat (például gazdasági vagy társadalmi szempontokat) is, akkor egy multidiszciplináris csoport által kivi-

A tudásalapú, redukcionista szemléletre, szabályokra, algoritmusokra épülő döntéstámogató rendszerek alapvetően úgy működnek, hogy bizonyos matematikai modellek paramétereit formájában reprezentálják az általános orvosi tudást.

telezendő egészségügyi technológiaértékelésre van szükség az irányelv kialakításához.

Klinikai döntéstámogató rendszerek

Az első orvosi döntéstámogató rendszerek az 1980-as években abból a célból születtek, hogy a formális, matematikai döntéselemzés eredményeit az egyedi orvosi döntéshozatalban is hasznosítani lehessen. Egy időben komoly reményt fűzött a tudományos közösség ahhoz, hogy a technológia fejlődésével, a betegekről, terápiákról stb. még több adat gyűjtésével az input paraméterek bizonytalansága minimálisra csökkenthető, így módon a döntéshozatal egyik fő korlátja is lebontható.

Ezek a klasszikus döntéstámogató alkalmazások azonban nem terjedtek el széleskörűen. Egyrészt sok orvos félti tőlük az orvosi döntéshozatal autonómiáját, és megaláznak tartják, hogy egy „gép” helyettesítse őket egy olyan komplex intellektuális feladatban, mint az orvosi döntéshozatal. Ugyanakkor, amennyiben a döntéstámogató rendszert segítségként, opcionális szolgáltatásként pozicionálják, amely felett az orvos gyakorolja a kontrollt, jobb az elfogadottsága (14). Elterjedésüket sokáig hátráltatta, hogy ezeket a klasszikus döntéstámogató rendszereket nem integrálták az egészségügyi információs rendszerekbe, elektronikus személyes egészségadat-nyilvántartásokba.

Alapvető jellemzője ezeknek a rendszereknek a redukcionista szemlélet és az ehhez kötődő strukturált szabályrendszerek és algoritmusok. Az előbbi tipikus példája az orvosi gondolkodásban máig uralkodó szemlélet, amely az egészség-

problémákat többnyire a szervezet egy specifikus szintjén (szerv) jelentkező specifikus eseményként írja le (infarktus). A tudásalapú, redukcionista szemléletre, szabályokra, algoritmusokra épülő döntéstámogató rendszerek alapvetően úgy működnek, hogy bizonyos matematikai modellek paramétereit formájában reprezentálják az általános orvosi tudást. Ezt ötvözik az adott páciens specifikus adataival, majd így módon becsülnek

meg ismeretlen paramétereket (például a beteg várható túlélését, adott betegség fennállási valószínűségét stb.). Ezeknek a rendszereknek inhe-

rens korlátja, hogy a bennük reprezentált orvosi tudás, a modellek megfelelősége alapvetően befolyásolja a becslések megbízhatóságát. Csak olyan tudás programozható beléjük, amit el tudunk mondani. Tény és való, hogy ez a szemlélet nagyon sikeres volt, komoly eredményeket ért el, de az egyre növekvő mennyiségű biológiai és orvosi adatok közötti összefüggések vizsgálata meggyőzően bizonyítja, hogy az emberi szervezet komplex adaptív rendszerként viselkedik (15). A komplex rendszerek sok elemből állnak, amelyek sokrétű kölcsönhatásba lépnek egymással, és ennek eredményeképpen az egyes elemek működése alapján nehezen megjósolható működés jelenik meg a rendszer szintjén. A rendszer tartósan képes lehet erre a magasabb szervezetségi szinten megjelenő működésre, sőt, jellemzően a változó körülményekhez is tud alkalmazkodni. A redukcionista szemlélet, az elemek működésén alapuló döntéshozatal itt alapvető korlátokba ütközik. A komplex rendszer szintjén nem tudjuk teljeskörűen leírni, formalizálni a döntési szabályrendszereket és algoritmusokat.

A mesterséges intelligencia és a gépi tanulás ígérete

Szinte naponta olvashatunk híreket a mesterséges intelligencia újabb és újabb alkalmazási területeiről. Az MI tulajdonképpen hosszú évek óta velünk van. A Deep Blue sakkprogram már 1997-ben legyőzte a regnáló sakkvilágbajnokot, *Garry Kasparovot* 3,5-2,5-re egy páros mérkőzésen. Ma már sokan a Deep Blue-t nem is tartják MI-nek. Mások hagyományos MI-nek nevezik.

Miért ér fel a holdra szállással az AlphaGo győzelme? AlphaGo másképp tanul, mint a standard MI-k. Technikailag átmenetet képvisel a standard MI-k és a pusztán gépi tanuláson alapuló MI-k között. AlphaGo utódja, AlphaGo Zero pedig már egyáltalán nem használt adatokat korábbi emberi mérkőzésekéből a tanuláshoz, mondhatni az emberiség segítségével nélkül tanult, teljesen más módszert alkalmazva. AlphaGo Zero gépi tanulása összetett mesterséges neurális hálózaton és általános célú algoritmusokon alapul, milliányi játszmat játszva önmaga ellen a sikereiből és a kudarcaiból tanul anélkül, hogy az alapszabályokon és a játék célján kívül bármit tudna a játék stratégiájáról.

Azóta AlphaGo Zero is továbbfejlődött AlphaZeróvá, ami legyőzte az elődjét góban és sakkozni és sőt játszani is hasonló szinten tud.

A korai orvosi döntéstámogató alkalmazások olyanok voltak, mint a korábbi sakkprogramok, amelyekbe betáplálták a szabályokat, stratégiá-

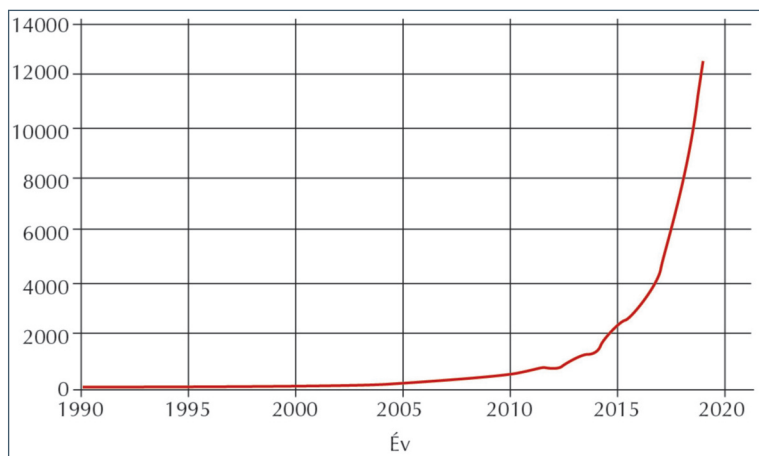
A mesterséges intelligencia egészségügyi alkalmazásának elterjedéséhez a használatával kapcsolatos etikai kihívásokat, úgymint a felelősség, az elszámoltathatóság és a transzparencia kérdése is meg kell tudni oldani.

kat, megnyitás- és végjátékelméleteket, példajátzmákat és ezeket az információkat használta a gép egy-egy új játszmában. Ezek a klasszikus klinikai döntéstámogató rendszerek úgynevezett tudásalapú rendszerek.

Miért a góbjaink elleni győzelem az áttörés? Mert a gó nem olyan, mint a sakk, alapelvei, stratégiai összetettebbek és nehezebben formalizálhatóak, mint a sakké (például felfejleszteni a gyalogokat, elfoglalni a centrumot, védeni a királyt, anyagi előnyt szerezni stb.). A játék folyamán nagyon nehéz megmondani, hogy egy adott pillanatban ki áll jobban, a legjobb mesterek a megérzéseikre hagyatkoznak, mert nem tudják világos útmutatásokban, szabályokban kifejezni a nyerő stratégiát (16). Az igazsághoz az is hozzátartozik, hogy a homogenitása miatt a gó sokkal inkább a gépnek kedvező játék, semmint az embernek. A gó az orvosláshoz hasonlóan művészet.

Az MI-k a gépi tanulás révén túlléptek a Polányi-paradoxonon, miszerint mi, emberek többet tudunk, mint amennyiről képesek vagyunk beszélni. Amiből az következne, hogy nem tudjuk a gépeket megtanítani arra, amit mi tudunk. Mostanra a gépek az emberek által megfogalmazott pontos utasítások nélkül is képessé váltak a tanulásra (17). Így a lehetőség immár megvan arra, hogy nagy egészségügyi adathalmazon maguk tanuljanak és olyasmit is felfedezzenek, amit mi nem tudunk. Úgy adhatnak előrejelzést prognózisra, vagy úgy becsülhetik meg egy-egy betegség fennállási valószínűségét, hogy ezt nem szabályok alapján teszik, hanem úgy, ahogy a gót játsszák, és úgy, ahogy egy gyakorlott klinikus a maga neurális hálójával teszi. Csak ők milliányi betegen tudnak tanulni.

Ma már gépi tanuláson, statisztikai mintázatok felismerésén alapuló döntéstámogató rendszerek is léteznek, de még nem terjedtek el (18). Az orvosi szakirodalomban tízezerrel találhatóak a gépi tanulással foglalkozó közlemények (1. ábra). Jelentős kihívást jelent az alkalmazhatóság szempontjából a döntési javaslat előállításához használt logika megértésének hiánya, mert a rendszer a felhasználók felé a legtöbb esetben fekete dobozként jelenik meg, hiszen nem az orvosi logika alapján ad tanácsot, nem hoz létre logikai szabályokat, algoritmusokat. Ugyanakkor nagyon aktívan kutatott, kezdeti sikereket felmutató terület a mesterséges intelligencia eredményeinek megértése, mondhatni a döntések miértjeinek megértése. A tanuláshoz szükséges hatalmas mennyiségű egészségügyi adat elérhetősége is korlát még sok esetben. Még sok a bizonytalanság és az ismeretlen a mesterséges intelligencia és a gépi tanulás egészségügyi alkal-



1. ábra. PubMed-találatok száma „machine learning” vagy „deep learning” kifejezésre 1990–2019-ben

mazhatósága kapcsán, illetve a potenciális előnyei és hátrányai körül, de az biztos, hogy át fogja alakítani sok területen az egészségügyet (18, 19). A mesterséges intelligencia egészségügyi alkalmazásának elterjedéséhez a használatával kapcsolatos etikai kihívásokat, úgymint a felelősség, az elszámoltathatóság és a transzparencia kérdése is meg kell tudni oldani (20).

Helyettesíteni fognak minket?

Biztos, hogy sok területen igen. Sok munkát levesznek a vállunkról és eddig nem létező képességekkel vértéznek fel minket.

Magyarország mesterségesintelligencia-stratégiájában egy rövid fejezet szól a technológia egészségügyi alkalmazásáról, amelynek beszédes a címe: „Adatvezérelt egészségügy – Pontosabb diagnosztika, hatékonyabb gyógyítás” (21). A célok között az egészségügyre specifikus cél is szerepel: „Az MI beépül az egészségügyi ellátórendszerbe, az integrálódó digitális egészségügyi rendszeren keresztül 3 millió állampolgár kap MI-re épülő korszerű szolgáltatásokat.”

A Dél-koreai Gószövetség a Lee Sedol elleni mérkőzés után tiszteletbeli 9 danos mesteri címet adományozott az AlphaGo programnak, elismerve az „őszinte erőfeszítést, hogy elsajátítsa a gó taoista alapjait, és hogy elérjen az isteni szférához közeli szintre”. Korábban a Szövetség soha senkinek nem adományozott tiszteletbeli mester címet. AlphaGo oklevelének száma 001 (22).

Ma még szinte beláthatatlan, hogy az MI-k mi mindent fognak nálunk jobban csinálni. Ma még a mesterséges intelligencia kifejezés használata is kissé félrevezető, mert a gépi tanuláson alapuló módszereket egyelőre nem nevezhetjük általános intelligenciának, mert általában egy nagyon

szűken behatárolt feladatot tudnak igen nagy pontossággal elvégezni. Sok minden van, amit az MI-k minden bizonnyal még sokáig nem, vagy sohasem fognak jobban csinálni, mint az emberek. A gépek még messze nem tudják azt, amit az emberek. Igen, erősebbek, gyorsabbak, és egyes speciális területeken már okosabbak is. E területek száma idővel nyilván bővülni fog. Hogy meddig, azt ma senki sem tudja. Így például az egészségügyi ellátás leghumánusabb része, az empátián alapuló ápolás, gondoskodás biztosan sokáig az emberek feladata marad. Paradox módon a technológiai fejlődés fel kell, hogy erősítse ennek a jelentőségét, beleértve a humán erőforrás fejlesztését ezen a területen.

Nem szükségszerű, hogy ezt a fejlődést az ember és a gépek küzdelmeként lássuk. A 4. játszmát Lee Sedol nyerte. Azt mondta, hogy ezt úgy tudta megtenni, hogy tanulmányozta AlphaGo játékát és megpróbálta összezavarni. Ennek példája a 4. játszma 78. lépése, amely méltó válasz volt a 2. játszma 37. lépésére. A gójátékosok Isten érintésének nevezték el ezt a lépést. Nem az volt a lényege, hogy Sedol nyert, hanem valami olyasmire lett képes, amire az MI segítségével nélkül nem lett volna. Az MI tanulásra mentes a több ezer éves hagyományoktól, dogmáktól, módszerektől, amelyekkel a környező világhoz fordulunk és próbáljuk értelmezni a jelenségeit. Segíthet nekünk friss szemmel odafordulnunk a problémákhoz. AlphaGót tanulmányozva Sedol a 4. játszmában valami újat, nagyszerűt alkotott, ami nem a sok évszázad emberi tapasztalatában gyökerezett.

A radiológia az a terület az egészségügyben, ahol a vetélkedés az ember és a mesterséges intelligencia között már viszonylag régóta folyik (23). Ugyanakkor vannak arra utaló eredmények, miszerint az együttműködés egyelőre gyümölcsözőbb lehet. Egy pár évvel ezelőtti nemzetközi diagnosztikus versenyben, amelynek keretében több mint 300 000 mammográfiát értékelték, egyetlen MI sem teljesített jobban, mint az amerikai radiológusok referenciaértékei. A legjobban teljesítő MI-algoritmus és az egyseri radiológusértékelés kombinálása azonban javította a diagnosztikus teljesítményt (24, 25). Ez persze nem jelenti azt, hogy a fejlődő, gépi tanuláson alapuló MI-k ne vennének majd át a

képzésben egyre több szerepet az emberektől (26).

Ma még azt hiszem, fel sem tudjuk fogni, hogy az egészségügyi adatvagyon MI segítségével történő felhasználásával mennyit fogunk tudni javítani az egészségügy eredményességén és hatékonyságán.

Minden nagyszerűsége és előnye ellenére jogos a félelem, hogy a tűzzel játszunk. Egy olyan tudást hoztunk létre, amelyet nemcsak a gondolkodási, de társadalmi tradícióink és erkölcsi szabályaink sem korlátoznak. *Stephen Hawking* 2016-ban azt nyilatkozta, hogy „A mesterséges intelligencia létrehozása lenne az emberiség történetének legnagyobb eseménye. Sajnos lehet, hogy az utolsó is, ha csak nem tanuljuk meg, hogy hogyan kerüljük el a kockázatokat” (27). Egyelőre nem önmagában a mesterséges intelligencia veszélyes, bár a jövőben ez a veszély is reális, hiszen az evolúciója sokkal gyorsabb, mint az emberé. Mindenesetre a kockázat már napjainkban is jelentős, ha figyelembe vesszük, hogy történelmünk során még sohasem sikerült semmilyen új, áttörő technológiát kizárólag az emberiség javára hasznosítanunk. Idén egy algoritmus által irányított vadászgép 5:0 arányban legyőzött egy emberi pilótát az Egyesült Államok védelmi minisztériuma kutatási ügynökségének szimulációs bajnokságán (28).

Az egészségügyben már számos területen fellelhető mesterséges intelligenciával támogatott rendszer. Ilyen területek a betegbiztonság (gyógyszerelési hibák kiküszöbölése), a betegmenedzsment, -gondozás (klinikai irányelvek betartása, gondozási protokollok automatizálása), a polipragmázia elkerülése, az adminisztráció (kódolás), a diagnosztikus és terápiás tanácsadás, képfeldolgozás, diagnosztikus eredmények interpretációja, a betegek döntésének támogatása (29, 30). Ezek ma még jórészt tudásalapú rendszerek.

Az MI biztosan át fogja formálni a világunkat, beleértve az egészségügyet is, de nem mindegy, hogyan, és nem mindegy, hogy ennek a folyamatnak az egészségügy dolgozói alakítói vagy elszenvetői lesznek, ezért tanácsos, hogy az egészségügyhöz kapcsolódó MI-fejlesztésekben a szakma minél aktívabban részt vállaljon.

Irodalom

- Hall KH. Reviewing intuitive decision-making and uncertainty: the implications for medical education. *Med Educ* 2002;36:216-24. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2923.2002.01140.x>
- Moskowitz AJ, Kuipers BJ, Kassirer JP. Dealing with uncertainty, risks, and tradeoffs in clinical decisions. A cognitive science approach. *Ann Intern Med* 1988;108:435-49. <https://doi.org/10.7326/0003-4819-108-3-435>

3. Axelrod S, Nakao MA. How medical professionals evaluate expressions of probability. *N Engl J Med* 1987;316:549-51. <https://doi.org/10.1056/NEJM198702263160915>
4. Tversky A, Kahneman D. Judgement under uncertainty: heuristics and biases. *Science* 1974;185:1124-31. <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>
5. Elstein AS. Heuristics and biases: selected errors in clinical reasoning. *Acad Med* 1999;74:791-4. <https://doi.org/10.1097/00001888-199907000-00012>
6. Bergus GR, Chapman GB, Gjerde C, Elstein AS. Clinical reasoning about new symptoms despite preexisting disease: sources of error and order effects. *Fam Med* 1995;27:314-20.
7. Wolf FM, Gruppen LD, Billi JE. Differential diagnosis and the competing-hypotheses heuristic. A practical approach to judgment under uncertainty and Bayesian probability. *JAMA* 1985;253:2858-62. <https://doi.org/10.1001/jama.1985.03350430070028>
<https://doi.org/10.1001/jama.253.19.2858>
8. Cassell EJ. The sorcerer's broom. Medicine's rampant technology. *Hastings Cent Rep* 1993;23:32-9. <https://doi.org/10.2307/3562922>
9. Ritov I, Baron J. Reluctance to vaccinate: omission bias and ambiguity. *J Behav Decis Making* 1990;3:263-77. <https://doi.org/10.1002/bdm.3960030404>
10. Beresford EB. Uncertainty and the shaping of medical decisions. *Hastings Cent Rep* 1991;21:6-11. <https://doi.org/10.2307/3562993>
11. Fox J, Glasspool D, Bury J. Quantitative and qualitative approaches to reasoning under uncertainty in medical decision making. In: Quaglini S, Barahona P, Andreassen S (editors) *Artificial Intelligence in Medicine. AIME 2001. Lecture Notes in Computer Science*, vol 2101. Berlin, Heidelberg: Springer; 2010. pp. 272-82. https://doi.org/10.1007/3-540-48229-6_39
12. Sox HC Jr, Blatt MA, Higgins MC, Marton KL. *Medical decision making*. Newton, MA: Butterworth-Heinemann; 1988.
13. Todd PM, Gigerenzer G. Précis of Simple heuristics that make us smart. *Behav Brain Sci* 2000;23:727-41. <https://doi.org/10.1017/S0140525X00003447>
14. Liberati EG, Ruggiero F, Galuppo L, Gorli M, González-Lorenzo M, Maraldi M, et al. What hinders the uptake of computerized decision support systems in hospitals? A qualitative study and framework for implementation. *Implement Sci* 2017;12:113. <https://doi.org/10.1186/s13012-017-0644-2>
15. Jayasinghe S. Complexity science to conceptualize health and disease: is it relevant to clinical medicine? *Mayo Clin Proc* 2012;87:314-9. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2011.11.018>
16. McAfee A, Brynjolfsson E. Where computers defeat humans, and where they can't. *The New York Times* 2016.03.16. https://www.nytimes.com/2016/03/16/opinion/where-computers-defeat-humans-and-where-they-cant.html?_r=0
17. Autor D. Polanyi's paradox and the shape of employment growth. NBER Working Paper Series. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research; 2014. pp. 1-48. <https://doi.org/10.3386/w20485>
18. Deo RC. Machine learning in medicine. *Circulation* 2015;132:1920-30. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.115.001593>
19. Van Calster B, Wynants L. Machine learning in medicine. *N Engl J Med* 2019;380:2588. <https://doi.org/10.1056/NEJMc1906060>
20. Lysaght T, Lim HY, Xafis V, Ngiam KY. AI-assisted decision-making in healthcare. The Application of an ethics framework for big data in health and research. *Asian Bioethics Review* 2019;11:299-314. <https://doi.org/10.1007/s41649-019-00096-0>
21. Magyarország mesterséges intelligencia stratégiája 2020-2030. Budapest: Információs és Technológiai Minisztérium; 2020. <https://ai-hungary.com/files/c0/2d/c02dec104186938b84d95132eccc31ce.pdf>
22. Google's AlphaGo gets 'divine' Go ranking. *The Straits Times*. <https://www.straitstimes.com/asia/east-asia/googles-alpha-go-gets-divine-go-ranking>
23. Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, Schwartz LH, Aerts HJWL. Artificial intelligence in radiology. *Nat Rev Cancer* 2018;18:500-10. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>
24. Schaffter T, Buist DSM, Lee CI, Nikulin Y, Ribli D, Guan Y, et al. Evaluation of combined artificial intelligence and radiologist assessment to interpret screening mammograms. *JAMA Netw Open* 2020;3:e200265.
25. Ribli D, Zsuppán R, Pollner P, Horváth A, Bánsághi Z, Csabai I, et al. A számítógépes mélytanulási technológia várható megjelenése a hazai mammográfiában. *Orv Hetil* 2019;160:138-43. <https://doi.org/10.1556/650.2019.31263>
26. McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, Godwin J, Antropova N, Ashrafián H, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature* 2020;577:89-94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
27. AI will either 'transform or destroy' society, says Prof Stephen Hawking at intelligence centre launch. *Cambridge-shireLive* 2016.06.19. <https://www.cambridge-news.co.uk/news/cambridge-news/ai-transform-destroy-society-says-12050886>
28. <https://www.janes.com/defence-news/news-detail/heron-systems-ai-defeats-human-pilot-in-us-darpa-alphadog-fight-trials>
29. Sutton RT, Pincock D, Baumgart DC, Sadowski DC, Fedorak RN, Kroeker KI. An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success. *NPJ Digit Med* 2020;3:17. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>
30. Davenport T, Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthc J* 2019;6:94-8. <https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>



LITERATURA  MEDICA

ANNO 1990

az orvostudomány szolgálatában