

Umelá inteligencia v medicíne

Štefan Trenkler

„Umelá inteligencia nenahradí lekára. Nahradí toho, kto ju nevyužije“

Anonym

Úvod

Snahy o vývoj umelej inteligencie (UI) začali okolo roku 1950, pojem zaviedol v roku 1956 John McCarthy. Vývoj postupoval v cykloch; v 80-tych rokoch sa používali tzv. **expertné systémy** založené na databáze a sérii pravidiel s rozhodovaním ak/potom. Populárne boli napr. pri rozhodovaní o liečbe antibiotikami. K rozhodujúcemu pokroku ale došlo až v posledných desaťročiach, keď v súlade s Moorovým zákonom došlo k exponenciálnej akcelerácii rozvoja digitálnej techniky:

1. Počítače – menšie, rýchlejšie, výkonnejšie, lacnejšie, 2. Grafické procesorové jednotky (GPU) pre paralelné spracovanie údajov, 3. Pamäte – „temer neobmedzené“, cloudy, 4. Internet – rýchly + sociálne siete, networking, 5. Digitalizácia + Big Data (vďaka digitalizácii všetkého), 6. Softvér výkonnejší, 7. Miniaturizácia (senzory ako mikročipy, nano prístroje), 8. Nové materiály (grafén). A to všetko v magickom mieste Silicon Valley.

Revolúciu priniesla aj dostupnosť **grafických procesorových jednotiek (GPU)**, ktoré boli navrhnuté na vylepšenie grafiky pre videohry, ale ich paralelné spracovateľské schopnosti im umožňujú zvýšiť výkonnosť úloh náročných na výpočty, ktoré sa bežne používajú pri UI. Príchod cloud computingu na požiadanie navyše umožnil komukoľvek prístup k výkonným počítačom a dátam podľa potreby, kdekoľvek na svete. V dôsledku toho došlo k explózii **údajov** zaznamenávaných v digitálnom formáte, vrátane zdravotníctva.

Za prelomový rok, vrátane popularizácie UI, sa považuje rok 1997, kedy počítač IBM Deep Blue porazil majstra sveta G. Kasparova v šachu 5 : 4.

Počet medicínskych publikácií o UI za rok sa podstatne zvýšil z približne 100 - 150 článkov v rokoch 2007 - 2008 na 700 - 800 v rokoch 2016 - 2017.

Všetci zdravotníci by mali mať základné vedomosti o princípoch umelej inteligencie, aby pochopili, ako môže UI pomôcť zlepšiť starostlivosť o pacientov a aké sú jej riziká.

1 Definícia a pojmy

1.1 Umelá inteligencia označuje disciplínu v rámci počítačovej vedy, v ktorej umelo vytvorená entita môže napodobňovať ľudské kognitívne funkcie tým, že má schopnosť učiť sa a riešiť problémy. Stroj/program sa správa tak, že ak by to robil človek, považovali by sme ho za inteligentného (smart). Okrem rozpoznávania reči, obrazov, prekladu do jazykov dokáže imitovať rozmyšľanie ľudí - učiť sa, uvažovať, riešiť problémy, sám hľadať spôsoby, ako sa dostať k cieľu. Je to aj schopnosť počítačov (agentov) používať algoritmus na učenie sa z dát a získané vedomosti použiť na rozhodovanie podobné ľudskému.

Umelá inteligencia ako celok stavia vo veľkej miere na základoch mnohých ďalších vedných odborov, a to predovšetkým na informatike, matematike, štatistike, logike, lingvistiky či neurovedách.

Podobnosť umelej a ľudskej inteligencie je ale iba povrchná a nie je správne ich stotožňovať. Koncepcia ľudskej inteligencie je stále predmetom výskumu, je to heterogénna entita (logická, emocionálna, sociálna inteligencia...). Vhodné je porovnanie s lietadlom („umelý vták“), ktoré ale prebralo od vtákov iba lietanie. Lietadlo nemá krídla, nebuduje hniezda a neznaša vajcia. Podobne sa treba (zatiaľ) pozerať na „umelú inteligenciu“, napr. čo do schopnosti chápať kontext situácie, zdôvodňovať, prejaviť empatiu, získať skutočnú múdrosť, byť kreatívny alebo mať vedomie.

Vzhľadom na túto iba vzdialenú podobnosť viacerí autori dávajú prednosť pojmu **rozšírená inteligencia** (Augmented Intelligence), ktorá **pomáha** pri rozhodovaní ľudom. Používajú sa pre ňu aj ďalšie alternatívne pojmy, ako je strojové učenie či inteligentné algoritmy.

1.2 Úzka (slabá) a všeobecná (silná) inteligencia

1. ANI (Artificial Narrow Intelligence) – úzka, **špecializovaná UI**, zvláda jednu konkrétnu úlohu (hrať šach, rozpoznávať tváre, prekladať, riadiť auto...).
2. AGI (Artificial General Intelligence) - v princípe na **úrovni človeka** - zvláda všetky úlohy, ktoré zvláda aj človek. Teoreticky je to spojenie mnohých ANI do jednej.
3. ASI (Artificial Super Intelligence) - naprieč všetkými oblasťami **múdrejšia** ako človek.

V súčasnosti sú k dispozícii iba algoritmy slabej inteligencie, špecializované na jedinú úlohu (rozpoznávanie objektov, vrátane tváre, rozpoznávanie reči (virtuálne asistentky), prevod medzi hovoreným a tlačným textom, práca s textom - analýza, preklad, hľadanie kontextu, súhrny, riadenia áut...). Kedy bude vyvinutá všeobecná inteligencia (tzv. singularita), o tom existujú vášnivé spory, zdá sa ale, že súčasné prostriedky na to nepostačujú. Čo sa stane, ak vznikne superinteligencia, nevie nikto povedať.

V súčasnosti sú algoritmy UI silné hlavne v rozpoznávaní obrazov, v analýze hovoreného slova, v analýze textu, v analýze štruktúrovaných a neštruktúrovaných dát a v podpore rozhodovania. Vďaka senzorum a kamerám UI vie „vidieť“, „počúť“, „čítať“. To všetko navyše rýchlo a v reálnom čase. Vďaka prepojeniu senzorov systémom **internetu vecí** (IoT) je možné budovať siete autonómnych systémov či robotov.

1.3 Spôsoby učenia umelej inteligencie

Základné spôsoby učenia sa označujú ako **strojové učenie** (machine learning) a **hlboké učenie** (deep learning).

1.3.1 Strojové učenie je podmnožinou UI, zahŕňa algoritmy, ktoré umožňujú počítačom učiť sa a vytvárať predpovede alebo odporúčania na základe naučených údajov bez toho, aby to bolo výslovne uvedené v programe. Strojové učenie vychádza z tradičných štatistických metód (lineárna regresia, apod.) a využíva sa na riešenie jednoduchších lineárnych problémov.

Strojové učenie môže byť **pod dohľadom alebo bez dohľadu**.

- a) Učenie **pod dohľadom** (s učiteľom) (supervised learning) - k vstupným dátam je určený presný výstup (toto je snímka - je na nej tumor). **Vstupné** dáta sú presne popísané alebo usporiadané (labeling).
- b) Učenie **bez dohľadu** (bez učiteľa) (unsupervised learning) - vstupné dáta nemajú predpísaný výstup, program sám hľadá medzi nimi súvislosti (dolovanie dát, data mining). Takto je možné napr. nájsť podtypy fenotypu alebo optimálne predikčné skóre.
- c) Učenie s **čiasočným dohľadom** (semisupervised learning) - časť vstupných údajov je známa, iné, väčšie dáta sú bez označenia.
- d) Učenie s **posilňovaním** (reinforcement learning) - systém má stanovený cieľ a postupuje k nemu získaním skúseností systémom pokus/omyl. Dostáva spätnú väzbu o postupe riešenia vo forme „pochvaly“ alebo „pokarhania“. Takto sa v súčasnosti systémy UI učia hrať a vyhrávať hry, ako je šach alebo Go.

1.3.2 Hlboké učenie (deep learning), je podmnožina strojového učenia, ktoré využíva hlboké, viacvrstvové umelé neurónové siete. Používa sa na riešenie zložitých komplexných problémov, vrátane analýzy heterogénnych dát, napr. procesov počítačového videnia a rozpoznávania reči.

1.3.3 „Dolovanie“ dát, hľadanie znalostí (data mining/knowledge discovery) sa používa na odhalenie predtým neznámych vlastností údajov. Na rozdiel od strojového učenia, ktorého cieľom je predikcia výsledku na základe znalostí z cvičnej databázy; cieľom data mining je efektívne a rýchle odhaliť neznáme vzťahy/vedomosti v naozaj veľkom súbore dát.

Zvláštnosťou strojového učenia je prístup zospodu hore (**bottom-up**) s použitím veľkého počtu dát. Napr. na rozpoznanie „W“ počítač klasicky postupuje „top-down“; v programe sú uvedené všetky charakteristiky písmena (dĺžky, uhly...). Strojové učenie sa učí rozpoznávať písmeno (všeobecne obraz) na základe analýzy veľkého počtu rôznych „W“; algoritmus hľadá, čo majú tieto tvary spoločné, aby po naučení rozpoznal aj iné „W“ (učenie pod dohľadom).

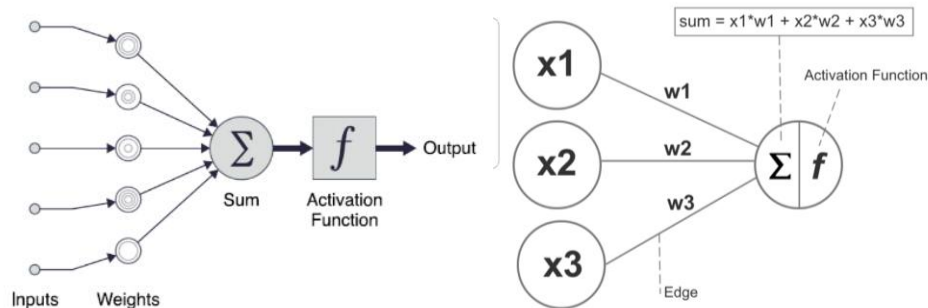
1.4 Umelé neurónové siete

Metódy hlbokého učenia sa snažia postupovať podobne ako ľudský mozog. Cieľom je napodobniť štruktúry a činnosť mozgu (obr. 1) aplikáciou umelých neurónov (obr. 2) a umelých neurónových sietí (UNS) (obr. 3 a 4). Ľudský mozog má sieť okolo 80 miliárd viacnásobne prepojených neurónov; v súčasnosti ide o veľmi jednoduché modely, ktoré ale poskytujú zaujímavé výsledky. Tvorbou UNS sa zaoberajú výpočtové neurovedy.

Umelá neurónová sieť je výpočtový model, zostavený na základe abstrakcie vlastností biologických nervových systémov. Základnou časťou neurónovej siete je model neurónu s viacerými vstupmi (dendrity) a jedným výstupom (axón) (obr. 2). Ak suma váh prekročí určitý prah, neurón sa aktivuje a vyšle cez výstup signál ďalej do siete (axón). Počas procesu učenia sa aktualizujú hodnoty váhových spojení. Po ukončení učenia sa už hodnoty váh nemenia a sieť produkuje výstupy podľa získaného pravidla aplikovaného na vstupné hodnoty. Pri učení bez dohľadu teda zadáme vstup a výstup a program sám nájde cestu.

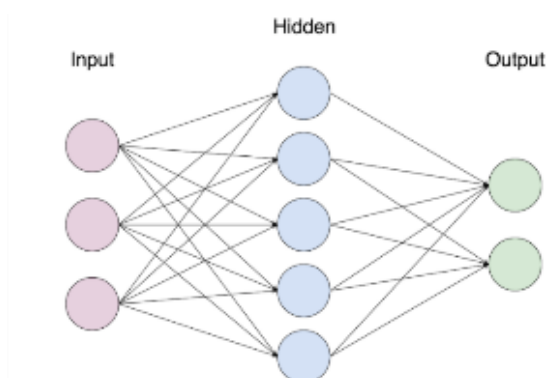


Obrázok 1 Neurón s dendritmi a axónom a neurónová sieť. Zdroj Mesko 2019



Obrázok 2 Schéma umelého neurónu. Zdroj Mesko 2019

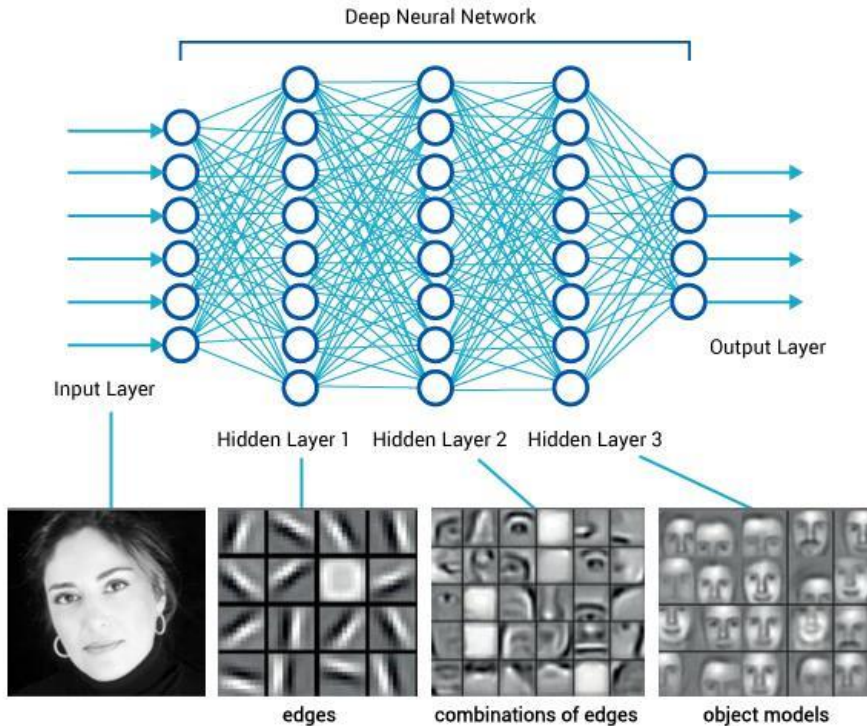
1.4.1 Jednoduchá neurónová sieť má medzi vstupnou a výstupnou vrstvou iba jednu, tzv. skrytú vrstvu neurónov (obr. 3).



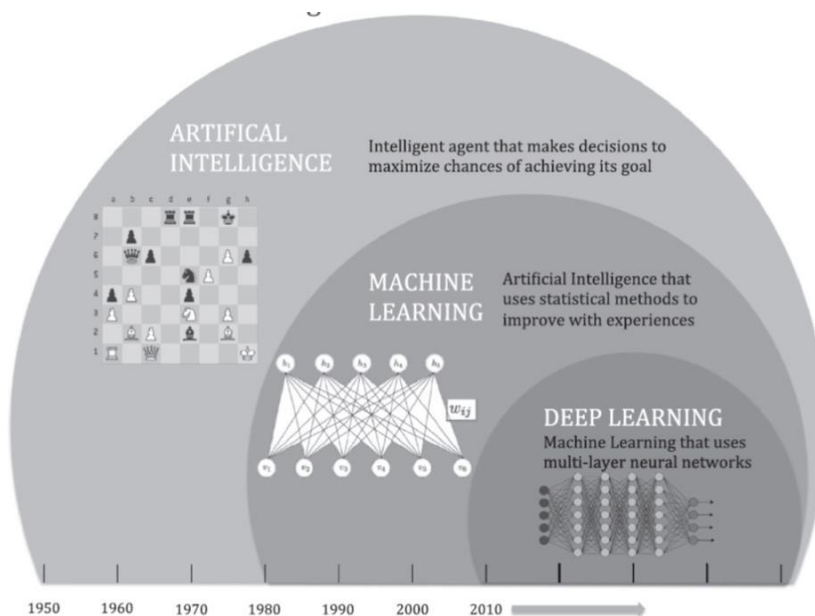
Obrázok 3 Jednoduchá neurónová sieť. Zobrazená vstupná, skrytá a výstupná vrstva umelých neurónov. Zdroj Mesko 2019

1.4.2 Hlboká sieť (deep neural network, DNN) obsahuje viacero vrstiev skrytých neurónov a používa sa na metódu hlbokého učenia. Príkladom je rozpoznanie tváre (obr. 4). Podmnožinami DNN, ktoré sa používajú aj v medicíne, sú recurrent neural network RNN, convolutional neural network CNN (rozpoznávanie jazyka), long short-term memory (rozpoznávanie reči).

Vzťah medzi umelou inteligenciou, strojovým učením a hlbokým učením je na obrázku 5.



Obrázok 4 Hlboká neurónová sieť s viacerými skrytými vrstvami, použitá na rozpoznávanie tváre. Každá ďalšia vrstva „zjemňuje“ predchádzajúci obraz.



Obrázok 5 Vzťah medzi UI, strojovým učením a hlbokým učením. Zdroj Mesko 2019

1.5 Dáta (Big data)

Charakteristická vlastnosť UI – učiť sa, vyžaduje obrovské množstvo tréningových údajov – Big data. Jedným z faktorov rozvoja UI v ostatných rokoch je digitalizácia spoločnosti s tvorbou a možnosťou uskladnenia (cloudy) potrebného veľkého množstva dát. Ich počet narastá nevídaným spôsobom a do praxe sa musia zavádzať ďalšie predpony pre veľkosť. Po už bežne užívaných mega (10^3), giga a tera je to peta, exa, zetta, a yotta (10^{24}).

Metódy hlbokého učenia si vyžadujú **veľké množstvo dobre komentovaných tréningových údajov a výpočtovú silu** pre vývoj UI modelov, pričom výkonnosť modelov závisí od dostupnosti takýchto údajov. Umelá inteligencia sa označuje aj ako „algorithm driven by big data“ a „data driven prediction or decision“. Medicína sa zmení z biologickej vedy podporovanej dátami na dátovú vedu podporovanú lekármi.

Dáta (a ich prenosy) sa pre svoj obrovský význam pre UI označujú za ropu alebo plutónium 21. storočia. Ak v roku 2013 sa svetový objem medicínskych dát odhadoval na 153 exa, v roku 2020 to bude 2 314 exa. Na skladovanie dát v cloudoch sú potrebné enormné dátové úložiská po celom svete so spotrebou okolo 2 % energie!

Okrem **tréningovej** databázy je potrebná aj nezávislá **validačná** databáza, na ktorej sa overia výsledky získané počas učenia.

2 Umelá inteligencia a medicína

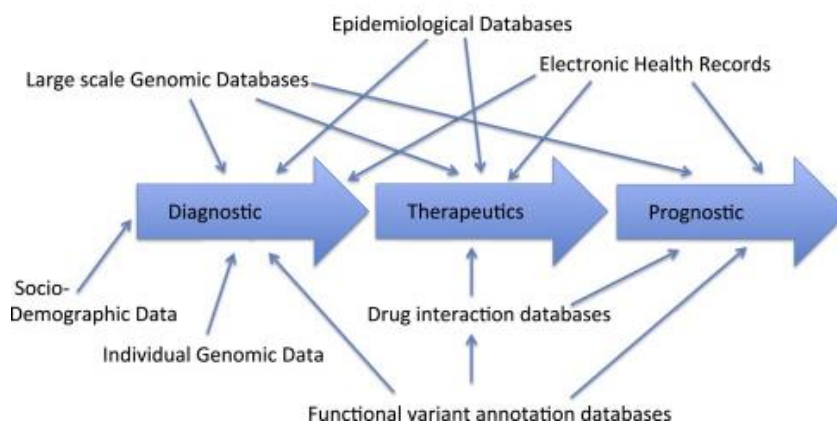
Pred medicínou stoja v súčasnosti výzvy trojitého cieľa: poskytovať kvalitnú a bezpečnú starostlivosť ekonomicky udržateľným spôsobom. Chceme mať také systémy, ktoré povedú ku **kvalitnému** výsledku (zdravie) s minimalizáciou iatrogénneho poškodenia (**bezpečnosť**) a to takým spôsobom, aby bol pacient so starostlivosťou spokojný. Treba ale riešiť aj spokojnosť zdravotníckeho personálu s ohľadom na produkčný tlak, nedostatok personálu, riziko vyhorenia.

2.1 V čom by mohla UI v tomto úsilí pomôcť?

V súčasnosti je očakávaným hlavným prínosom **podpora klinického rozhodovania** (kognitívnej zložky činnosti) vo forme „**kognitívneho asistenta**“.

Umelá inteligencia vie analyzovať štruktúrované i neštruktúrované dáta, ako sú všetky digitalizované dáta (EHR, obrázky, signály z prístrojov, vyšetrení...), ale aj napísaný text (chorobopis, publikovaná literatúra) s tvorbou súhrnov, hovorenú reč (prevod na text), zvuky (digitálny fonendoskop), vie v dátach hľadať súvislosti (data mining) a vytvárať stratifikácie. Dokáže formou spätnej väzby na základe analýzy vstupných údajov riadiť prístroje, je súčasťou robotov (podpora manuálnej zložky činnosti). A hlavne sa vie v rámci činnosti učiť a zdokonaľovať.

Analýza veľkých dát a on-line dát umožní podrobnejší pohľad na pacienta (obr. 6).



Obrázok 6 Zdroje veľkých údajov pre individualizovanú medicínu.

Zdroj: Hernaned-Lemus, 2017

Umelá inteligencia umožňuje získať skúsenosti s liečbou obrovského počtu pacientov z databáz a zároveň nájsť optimálnu liečbu pre konkrétneho pacienta. Vie nájsť komplexné vzťahy v (big) heterogénnych dátových súboroch.

V spojení s prichádzajúcou érou „nomics“ (genomika, proteomika, metabolomika, mikrobiomika, nutrigenomika) umožní vznik racionálnej **individualizovanej precíznej medicíny**.

Hlavným prínosom bude **predikcia** (riziká, priebeh, výsledok) a **odporúčania** pre ďalší postup.

Výsledkom spolupráce by malo byť odbremenenie lekára od rutinných činností (posudzovanie normálnych nálezov, administratíva...), zlepšená diagnostická a liečebná presnosť, prevencia omylov, vytrvalosť, rýchlosť..., v konečnom dôsledku event. aj úspora nákladov. Lekár/sestra sa budú viac venovať priamo pacientovi.

2.2 V zdravotníctve sú pre UI dostupné tieto údaje (Big data)

1. Chorobopisy (predovšetkým elektronické, EHR)
2. Výsledky zobrazovacích vyšetrení
3. Údaje z monitorov, prístrojov
4. Laboratórne údaje
5. Výsledky sekvenovania (genomics, proteomics, transcriptomics, metabolomics)
6. Dáta z nositeľných zariadení (pulz, EKG, teplota, aktivita, spánok...)
7. Publikácie; iné

3 Aké by mohlo byť uplatnenie UI v anestéziológii a intenzívnej medicíne

3.1 Anestézia a perioperačná medicína

V oblasti anestézie môže UI pomôcť pri analýze údajov pacienta, vrátane celého predchorebia, poskytnúť presnejšiu stratifikáciu rizika, spravovať elektronickú dokumentáciu, pomôcť pri interpretácii zobrazovacích metód, analyzovať on-line dáta z monitorov a prístrojov, optimalizovať (falošné) alarmy, inteligentne riadiť anestéziu s plnou automatizáciou, ale aj generovať hudbu s opioid psychoaktívnymi a analgetickými vlastnosťami. S kognitívnou podporou UI a odovzdaním rutinných činností sa lekár môže sústrediť na „vyššie“ klinické rozhodovanie a na pacienta (Alexander 2018, Coté 2019). Umelá inteligencia môže riešiť aj nedostatok lekárov formou „viacerých sestier monitorujúcich pacienta s podporou umelej inteligencie pod dozorom lekára“.

Predanestetické vyšetrenie. Cieľom predanestetického vyšetrenia je identifikácia/stratifikácia rizík, predikcia komplikácií, úprava stavu pacienta/anestézie s cieľom zlepšenia výsledku pri zachovaní bezpečnosti.

Umelá inteligencia pozná nielen pacienta, ale aj retrospektívne údaje z (veľkých) databáz o danom type pacienta, danej operácii, o minulých rozhodnutiach anestéziológa, vrátane pooperačného priebehu a výsledku. Učí sa z obrovského počtu podobných prípadov a vie pomôcť lekárovi pri rozhodovaní. Tento princíp získania skúseností z obrovského počtu hospitalizácií, prekračujúci stovky životov lekára, bude uplatnený vo všetkých odboroch medicíny.

Ak sa lekár tradične rozhoduje na základe znalostí o postupoch evidence based medicine (EBM), klinickej skúsenosti, a **dát zo systému**, UI stratifikuje riziká a prognózu (komplikácie) metódou strojového učenia z databázy, pričom hľadá taký postup, ktorý v minulosti viedol k najlepšiemu výsledku. Lekár sa potom rozhoduje na základe klinickej skúsenosti a priamych **odporúčaní algoritmu**.

Peroperačné obdobie. Počas operácie je možné využiť adaptívnu a integrujúcu povahu strojového učenia, možnosť integrácie viacerých vstupov v reálnom čase. Umelá inteligencia sa učí, ako napr. predvídať intraoperačné komplikácie (hypotenzia, hypoxémia...) (Hatib 2018, Kendale 2018). Umelá inteligencia umožní vytvoriť automatizovaný spôsob anestézie (autopilot) integrovaním a analýzou hypnózy, relaxácie, analgézie. Analýza predchádzajúcich anestézií s dostupnosťou dát v reálnom čase umožní UI optimalizovať vedenie anestézie. Je možné očakávať aj lepšiu analýzu a spracovanie EEG, ako to poskytujú dnešné (BIS) monitory.

Príkladom použitia UI v anestézii je metóda TCI (target controlled infusion), ktorá sa používa v pumpách pre TIVA. Existujúci systém využíva farmakokinetické (FK) a farmakodynamické (FD) modely (distribúcia, eliminácia, synergia) s cieľom odhadnúť vhodnú rýchlosť infúzie a dosiahnuť požadovanú hodnotu BIS (Minto 1997, Schnider 1998). Systém UI (hlboké učenie) nepozná tieto modely, na základe obrovského počtu dát z infúzných púmp trénuje neurónovú sieť predpovedať výslednú hodnotu BIS. S použitím tzv. long short term memory (pre koncentrácie) a feed forward neural network (pre demografické údaje) na základe 2 miliónov dát určuje stratégiu pre dosiahnutie BIS (Hyung-Chul 2018). Pri porovnaní sa ukázalo, že predikcia je lepšia s použitím algoritmu UI. Problém ale nastáva, ak v praxi dôjde k väčšej odchýlke od tréningových údajov. Preto sú potrebné naozaj veľké klinické databázy, ktoré by pokryli čo najväčšiu sféru praxe. Modely FK a FD sa zmenám vedľa lepšie prispôbiť.

Pooperačné obdobie. Aj tu môže UI posloužiť ako prediktor komplikácií či kognitívny asistent pri rozhodovaní lekára.

Chirurgia. Umelá inteligencia sa uplatní aj u chirurgov. Hovorí sa o **Augmented surgical praxis** (Mirnezami 2018). Aj chirurg potrebuje, okrem samotných technických zručností, kognitívnu podporu pri niekedy komplexnom **rozhodovaní** – čas a rozsah operácie, multimodálna liečba, nácvik, zachovanie orgánov... Treba stanoviť riziko a prognózu pre individuálneho pacienta. V onkologickej chirurgii je často potrebná integrácia biochemických, sekvenujúcich a zobrazovacích metód, vplyv chemo a rádioterapie. Umelá inteligencia je vhodná aj na optimalizáciu procesov, napr. v operačných sálach.

Uvažuje sa aj o podpore plánovania operácie a operovania s použitím vizuálnych senzorov, rozpoznávania objektov v priestore v reálnom čase, použití virtuálnej a rozšírenej reality, 3D tlačení modelov či neskôr orgánov, použití robotov.

3.2 Intenzívna medicína

Prostredie intenzívnej medicíny je vhodné na implementáciu metód UI. Nachádzajú sa tu nestabilní, kriticky chorí heterogénni pacienti a ochorenia, je to prostredie s „big data“ (popisy, monitory, laboratória, obrazy...), používa sa súčasne viacero liečebných postupov (lieky). Pritom chýbajú dobré RCT štúdie na podporu rozhodovania, preto sa v realite postupuje viac podľa skúsenosti, inštinktu, čoho výsledkom je vysoká **variabilita** praxe.

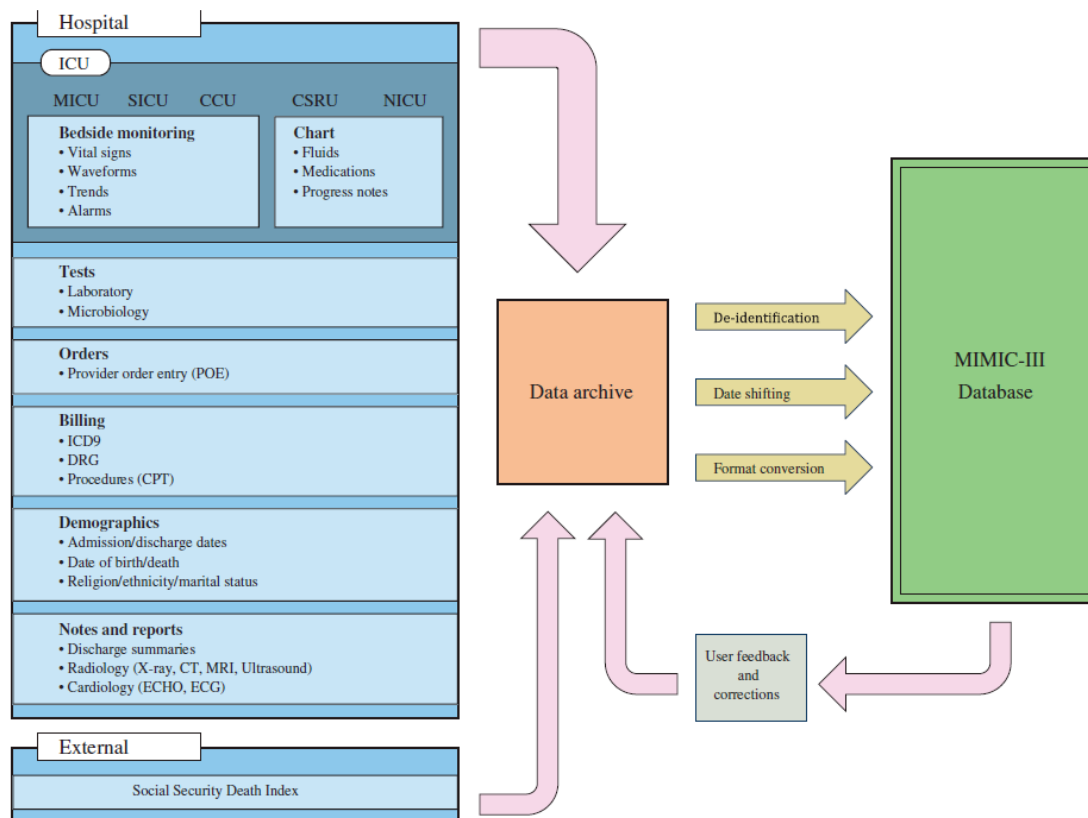
Pritom UI umožňuje metódou **učenia bez dohľadu** hľadať a nachádzať komplexné vzťahy v (big) heterogénnych dátových súboroch, Umožňuje **analýzu údajov** z prístrojov v reálnom čase (on-line), môže poskytovať validované metódy **predikcie** rizika, priebehu, výsledku. Aj tu vystupuje ako **podpora** klinického rozhodovania (kognitívny asistent) (Lovejoy 2019). Napokon, v spojení s genomikou či s ďalšími omikami je cestou k personalizácii medicíny.

Predpokladom pre pokroky v intenzívnej medicíne je vhodná databáza s tréningovými údajmi. Ako sme už spomenuli, na vyhľadanie korelácií je potrebné obrovské množstvo údajov, t.j. obrovskej databázy patientskych dát. Predpokladom pre to je digitalizácia medicíny. V súčasnosti už vznikajú takéto databázy, najznámejšie sú dve:

MIMIC III (MIT, Boston), Beth Israel Deaconess Medical (BIDMC) Boston obsahuje kompletne údaje o demografii, anamnéze, epikríze, liečbe a výsledku u 53 500 pacientov hospitalizovaných v piatich ICU. Táto databáza je na požiadanie dostupná pre každého, kto chce analyzovať údaje a hľadať vzorce (Pollard 2016) (obr.7).

V súčasnosti sa tieto databázy využívajú napr. na hľadanie spôsobov včasného rozpoznania sepsy, jej liečby i prognózy (Komorowski 2018, Islam 2019). Skupina vedcov z Londýna našla „dolovaním“ údajov metódou učenia bez dozoru štyri rôzne fenotypy sepsy, čo potvrdzuje, že sepsa je heterogénne ochorenie, ktoré vyžaduje identifikáciu jednotlivých typov s rôznou prognózou i liečbou (Seymour 2019). Strojové učenie a veľké databázy sú vhodnou platformou na ich identifikáciu.

eICU Collaborative Research Database pod heslom Fostering collaboration (Philips) obsahuje podobne kompletne údaje o 200 000 hospitalizáciách na ICU v 125 nemocniciach v USA (<https://eicu-crd.mit.edu/>).



Obrázok 7 Databáza MIMIC III. Zdroj: Pollard, 2016

Tieto mohutné databázy sú najčastejšie využívané na hľadanie riešení na včasnú identifikáciu sepsy, jej liečbu a prognózu. S použitím InSight algoritmu a 6 bežných vitálnych hodnôt sa podarilo zlepšiť predikciu sepsy voči bežným predikčným skórovacím systémom (Mao 2018). Skupina z Londýna našla na základe učenia s posilňovaním (reinforced) 48 premenných, na základe ktorých je možné optimalizovať liečbu tekutinami a katecholamínmi. Na základe analýzy dát z MIMIC-III našli tie postupy lekárov, ktoré viedli k najlepšiemu výsledku (Komorowski 2018). Napokon, metódou učenia bez dozoru (clustering) sa podarilo na základe 29 premenných identifikovať 4 fenotypy sepsy, ktoré nezodpovedajú bežnej klasifikácii. Modely sa líšili v postihnutých parametroch a orgánoch i v mortalite. Táto štúdia ukázala cestu, ako rozdeliť sumárnu definíciu sepsy na podtypy s rôznym prístupom k liečbe (Saymur 2019).

Ďalšími oblasťami záujmu je napr. UI podporovaný ventilačný víning (Prasad 2017), optimalizácia sedácie/analgézie, personalizácia medicíny, znižovanie variability.

Technológie v spojení s UI sa začínajú používať aj v oblastiach, ako je analýza svetla a hluku v rámci prevencie delíria, analýza tváre na detekciu bolesti, utrpenia, hladiny sedácie, nositeľná elektronika na analýzu spánku, UI podporovaná analýza EKG, atď.

Intenzívna medicína je príkladom, ako sa medicína mení zo systému klinického rozhodovania s podporou údajov na dátovú vedu podporovanú lekármi. Lekári si budú musieť osvojiť poznatky dátovej vedy, aby mohli navrhovať vhodné údaje pre strojové učenie a po získaní výsledku ich validovať, interpretovať, potvrdiť kauzalitu voči korelácii.

3.3 Urgentná medicína

Podobne ako intenzívna medicína, aj urgentné príjmy predstavujú vhodné prostredie pre uplatnenie UI, zvlášť s ohľadom na potrebu rýchleho a správneho rozhodovania v komplexnom, dynamickom, prostredí, kde sa pracuje pod časovým tlakom.

V oblasti prednemocničnej starostlivosti je v Kodani implementovaný dispečerský systém Corti, ktorý súčasne s dispečerom analyzuje hlásenie na linku tiesňového volania. Systém je rýchlejší ako dispečer, môže asistovať pri kladení otázok, automaticky extrahovať údaje z hovoru, vrátane šumov z pozadia, prekladať texty cudzincov, odpovedať ako chatbot na čakajúce hovory i poskytovať materiál po prepísaní do textu na školenia dispečerov (corti.ai).

Na urgentných príjmoch sa pozornosť zameriava na podporu rozhodovania, hľadanie prognostických faktorov pre ďalšie smerovania pacienta, včasnú identifikáciu zhoršovania stavu (Kim 2019, Lucini 2017, Shafaf 2019, Tayor 2016).

4 Postavenie umelej inteligencie vo svete

V súčasnosti všetci **informační giganti** (popri varovaniach pred rizikami UI) masívne investujú do sektora digitálneho zdravotníctva, vrátane umelej inteligencie. Každý v rôznej miere a spektre rozvíja či využíva technológie budúcnosti – rozhranie mozog-počítač, biotechnológie urob si sám (DIY), nositeľná elektronika/diagnostika (mobile Health), zdravotné senzory a monitory, genomika a personalizovaná medicína, roboty, nanotechnológie, telemedicína, virtuálna realita. Pokroky v oblasti UI podnietili globálnu konkurenciu vo vývoji nových algoritmov, ale tiež podporili spoluprácu zdieľaním nástrojov UI, ako sú Google TensorFlow a Python, ako softvér s otvoreným zdrojovým kódom pre kohokoľvek, kto ho chce použiť. V budúcnosti bude **kvantová** výpočtová technika, nová počítačová architektúra, spolu s kvantovým strojovým učením ďalej rozširovať spektrum nástrojov, ktoré majú vedci k dispozícii pre výskum a vývoj UI.

Tu je niekoľko príkladov (Mesko 2019):

Google: Alphabet – patenty, partnerstvo, spolupráca, Google AI (DeepMind, Genomics), výskum biologických vied, Global Alliance for Genomic and Health – skladovanie a zdieľanie genetických údajov, spravovanie dokumentácie (data mining), DeepMind Health. Výskum dlhovekosti Caligo, nositeľná elektronika (kúpa Fitbit), Dataset Search – úložisko hrubých dát zo štúdií pre potreby sekundárnych analýz; Tensor processing unit – TPU, špeciálny procesor pre UI; TensorFlow: otvorená platforma pre vytváranie systémov UI.

Apple: Apple ekosystém (700 000 000 smartfónov), 54 zdravotníckych patentov pre iPhone, Apple Health app, Health Kit, Health data management, Glimpse (spravovanie chorobopisov pre nemocnice), individuálny zdravotný záznam v iPhone, Health: údaje o fitness, výžive, aktivite, teplote, tlaku, glykémii, sledovanie spánku, manažment cukrovky, podpora sluchu (Beddit, Dexcom, Cochlear), Care Kit: manažment zdravia, Research Kit: aplikácia pre vedecké štúdie; Apple Watch 4: EKG v hodinkách (prvá štúdia o AF u 400 000 účastníkov s Apple Watch 3, Turakhia 2019).

Amazon: Farmácia on-line – lieky, pomôcky, doručovanie drónmi, osobná digitálna asistentka Alexa ako primárny lekár, inovatívna primárna starostlivosť Qliance, využívanie systému „Watson“, detekcia objektov, obrazov, audio do textu, analýza textu, administratíva, podpora seniorov, chronické ochorenia, ADA Health app.

IBM: Watson Health: hlboké učenie, strojové učenie, Cognitive computing system, genomika: sekvenovanie, odporúčanie liečby; onkológia: analýza rôznych údajov, odporúčania, digital decision support; kognitívny asistent pre rádiológiu, kardiológiu.

Microsoft: OS Windows používa 82 % užívateľov počítačov. Webový zdravotný záznam, 73 patentov; monitorovanie, Keep patients out of hospital; Healthcare Next: UI plus cloud pre medicínu. Predikcia kritických príhod, integrácia robotov, hlasu, kognitívnych služieb; UI chatbot, ochorenia očí, prevencia KV rizika, EmpowerMD: UI pozoruje lekára pri práci. Genomics: úložiská pre skladovanie a analýzu génu; Cybersecurity.

5 Problémy a výzvy spojené s umelou inteligenciou v medicíne

Systémy umelej inteligencie v medicíne sú stále iba v plienkach, ale už teraz tušíme, koľko veľkých výziev UI predstavuje a na čo sa treba už teraz pripravovať.

1. Dáta, tvorba a využitie databáz
 - a) Vytvorenie obrovských databáz
 - b) Kompatibilita heterogénnych údajov
 - c) Správnosť a kompletnosť údajov
 - d) Zdieľanie údajov, otvorený prístup
 - e) Personálne zdroje na popis údajov pre supervised tréning
 - f) Interné a externé validovanie algoritmov
 - g) Prenositel'nosť výsledkov medzi pracoviskami, extrapolácia
2. Transparentnosť, zrozumiteľnosť
3. Etické otázky
4. Právne otázky, zodpovednosť
5. Ochrana údajov a súkromie pacienta, komercionalizácia údajov
6. Bezpečnosť pacienta
7. Nezamýšľané dôsledky
8. Implementácia do dennej praxe
9. Strata pracovných miest.

Získanie validných veľkých databáz s kompletnými, anonymizovanými údajmi o hospitalizácii pacientov pre potreby učenia UI nebude jednoduchý proces. Predpokladom je digitalizácia a automatizácia týchto procesov. Treba riešiť (celosvetový) konsenzus o formáte údajov, treba zaistiť a overiť/kompenzovať ich správnosť a úplnosť. Budú potrebné mechanizmy na anonymizáciu v súlade s legislatívou, ako aj otvorený prístup pre bádateľov. To isté platí pre platformy UI. Problémom môže byť aj prenositeľnosť údajov a ich analýz z tréningu v konkrétnej inštitúcii na iné nemocnice. Riešením pre zovšeobecnenie a prenositeľnosť údajov je pestrosť a čo najväčší rozsah tréningových údajov. Výhodou sú systémy, ktoré umožňujú tréning na vlastných údajoch v ktoromkoľvek zariadení. Všetky systémy musia byť validované v klinickej praxi. Legislatívne problémy s ochranou údajov vedú k tomu, že inštitúcie nie sú ochotné poskytnúť údaje externým výskumníkom. Tu je potrebné nájsť medzinárodne priechodné riešenie.

Pri zavádzaní algoritmov do klinickej praxe je potrebné zvážiť **právne a etické** výzvy. Ukázalo sa, že systémy UI prebrali od svojich tvorcov či tréningových údajov predsudky ohľadom pohlavia a rasy. Ak pri použití algoritmu dôjde k poškodeniu pacienta, vyvstáva otázka, kto je zodpovedný za chyby spôsobené počítačom. Je to odborník, samotná aplikácia UI alebo spoločnosť, ktorá zodpovednosť za aplikáciu UI urobila? Táto otázka je obzvlášť dôležitá, ak algoritmus nevysvetlil svoje závery tak, aby tomu mohli lekári porozumieť. Lekári niekedy nemusia skutočne chápať, ako algoritmy UI dospievajú k určitým záverom. Ak nerozumieme procesu, ako fungujú algoritmy UI, ako môžeme niesť zodpovednosť za chyby? Tento problém „čiernej skrinky“ prinútil mnoho skupín, vrátane Americkej lekárskej asociácie, aby vyvinuli odporúčania, ktoré trvajú na tom, aby vývojári poskytovali **transparentnosť a zrozumiteľnosť** algoritmu. A nakoniec, vylúčenie ľudí z procesu nie je úplne akceptované pacientmi, ktorí sú zvyknutí stretávať sa s ľuďmi v ich lekárskej starostlivosti. Samozrejme, žiadna nová inovácia nie je bez **rizika** alebo **nezamýšľaných dôsledkov**. Aby sa zaistila bezpečnosť pacientov, musí sa pred zavedením do klinickej praxe objaviť praktické riešenie týchto problémov pri implementácii UI.

Na **implementáciu** UI do zdravotníckej komunity je potrebné vytvoriť a podporovať ekosystém rôznych aktérov v oblasti vývoja zdravotnej starostlivosti a softvéru. Pred zavedením do praxe nebude stačiť prečítať si reklamné materiály dodávateľa, ale bude potrebné systémy overiť na správnosť v danej populácii, ich užitočnosť a použiteľnosť v miestnej bežnej praxi, účinnosť a efektívnosť s ohľadom na bezpečnosť a klinický výsledok. K tomu bude potrebné vyškoliť lekárov.

Štátne regulačné zdravotnícke orgány sú zodpovedné za bezpečnosť a súkromie pacientov, ako aj za dohľad nad integráciou UI do existujúcich elektronických zdravotníckych dátových systémov v súlade s nemocničnou praxou. Regulačné orgány, vrátane agentúry FDA a ďalších inštitúcií v EU vyvíjajú pravidlá týkajúce sa bezpečného a efektívneho využívania systémov UI. Zapojenie národných a miestnych profesionálnych spoločností bude tiež dôležité pre využitie hodnotových a doménových expertíz, ktoré lekári prinesú do procesov rozvoja a implementácie umelej inteligencie.

5.1 Postoje vlád k umelej inteligencii

Okrem súkromných spoločností, ktoré sú hlavným nositeľom vývoja, sa o problematiku UI začínajú zaujímať aj štátne orgány. Toto sú dve najnovšie iniciatívy:

Európska únia. V máji 2019 prijala OECD, vrátane EU, tzv. Legal instruments pre umelú inteligenciu. Rada odporúča dodržiavať tieto zásady: Vývoj zodpovednej a dôveryhodnej UI, etika, inkluzívny rast, udržateľný rozvoj, blahobyt, ľudské práva, férovosť, transparentia, vysvetliteľnosť, robustnosť, bezpečnosť, zodpovednosť za systémy, medzinárodná spolupráca, zvyšovanie ľudského potenciálu, kreativity, inklúzia menšinových populácií. Ďalej investovať do UI, podporovať digitálny ekosystém, prijať potrebné regulácie, rozvíjať ľudské kapacity.

USA: Vo februári 2019 vydal prezident D. Trump tzv. Executive order, ktorý ako priority vidí vodcovstvo USA v otázkach UI, rast ekonomiky, podpora ekonomickej a národnej bezpečnosti, vyššia kvalita života. Podporuje (medzinárodnú) štandardizáciu údajov, odstraňovanie bariér, tvorbu a prijímanie AI postupov v spoločnosti, udržiavanie otvorených trhov, ale aj ochranu amerického know-how. Treba získať dôveru verejnosti, rozvíjať vzdelávanie a zapájanie. Vznikne Department for AI Reseach and Development, podieľať sa budú akademici a National Science and Technology Council. Federálna vláda poskytne na rozvoj finančné prostriedky a sprístupní pre záujemcov o analýzu rôzne federálne údaje (big data).

5.2 Čo robiť v súčasnosti

Rádiológovia, ktorí sa môžu momentálne najviac cítiť ohrození algoritmi na rozpoznávanie obrazov, sa poponáhľali s prijatím tzv. White paper (Tang 2018), v ktorom sa hovorí:

Metódy UI môžu rádiológovi pomôcť s činnosťami ako je segmentácia obrazov, hľadanie/vylúčenie anomálií, klasifikácia obrazov. Tieto činnosti bude UI vykonávať rýchlejšie a presnejšie. Klinický rádiológ ale musí k interpretácii pristupovať komplexným spôsobom, kde sa zapája aj zdravý rozum a všeobecná inteligencia, ako aj medicínsky koncept (anatómia, fyziológia, fyzika; chirurgia, patológia, onkológia). Okrem toho, podobne ako každý iný lekár, vykonáva činnosti, ako je konzultácia, protokolizácia, kontrola kvality, staging, priebeh ochorenia, reporting, multidisciplinárna diskusia, komunikácia s pacientom. Musí sa vzdelávať, podporovať oddielenskú kultúru kvality a bezpečnosti. Rádiológ je konzultant, expert, diagnostik, intervencionalista, učiteľ, policy maker. Je ale potrebné sa pripraviť na automatizáciu interpretácie; vzdelávať rezidentov (informatika, počítače, štatistika).

Autori správy sú presvedčení, že UI **nenahradí v dohľadnom čase** rádiológov v dennej praxi. Lekár bude spolupracovať s UI v prospech zlepšenia starostlivosti o pacienta. Lídri majú podporovať implementáciu riešení UI do dennej praxe za účelom optimalizácie starostlivosti o pacienta, zníženia chýb a omylov, zvýšenia efektivity práce oddelenia/nemocnice. Lekári majú sledovať vývoj a prispievať k nemu, privítať prinášané zlepšenia, adaptovať sa na prichádzajúce zmeny.

Bude potrebné poznať koncept a terminológiu UI. Významnou úlohou bude formulácia potrieb a príprava tréningových obrazov pre supervised learning (data labeling). Tu sa môže ukázať nedostatok času odborníkov na takúto prípravu obrovských dát.

Treba hneď začať vzdelávať všetkých zainteresovaných – špecialisti, rezidenti, medici, výskumníci, pacienti, manažéri, vlády, parlamenty, priemysel. Je potrebné sa pripraviť na kritickú analýzu nových metód – prínos/riziká/výzvy; súlad s EBM; etické a právne aspekty; testovanie a validácia. Bude potrebné sa venovať výskumu, dostupnosti správnych označených údajov (miestne národné validované sady údajov; anonymizácia, zdieľanie).

Výzvou bude implementácia do bežnej rutinnej dennej praxe, vrátane prítomnosti na konferenciách, spolupráce akademikov a priemyslu, podpory výskumu, spolupráce výskumníci + experti, úložiskám údajov pre tréning a validáciu.

Ponúkané algoritmy UI musia riešiť nepokryté potreby alebo zlepšiť existujúcu prax, musia sa stať súčasťou klinickej praxe, nie jej komplikáciou. Bude potrebná spolupráca dátových analytikov, počítačológov, akademikov a lekárov z praxe. Bude potrebné zaručiť bezpečnosť, spoľahlivosť, validitu, transparentnosť dát a systémov.

Na základe tejto analýzy sa zdá, že **rádiológovia budú v blízkej budúcnosti skôr vyťažení nad svoje možnosti, ako nepotrební**. A to sa bude týkať aj všetkých ostatných odborov.

Záver

Umelá inteligencia nám už pomáha v dennom živote a rýchle preniká postupne do každej oblasti života, vrátane medicíny. Zmení sa spôsob života – ako žijeme, pracujeme, vzdelávame sa, staráme sa o starých a chorých atď. Bude tu, v pozadí, „neviditeľná“, ako je v súčasnosti elektrina. Treba ale povedať, že vývoj je stále iba v počiatkoch, s minimom praktických aplikácií. Nie je a zrejme ani tak skoro nebude dokonalá (závisí od tréningových dát), ale akonáhle bude v niečom lepšia ako človek (prevencia omylov, popis snímok...) začneme ju používať.

Anestéziológovia boli vždy v popredí pri zavádzaní nových technológií a nemalo by to byť ináč ani s príchodom revolúcie UI. Umelá inteligencia (zatiaľ) nenahradí lekárov; namiesto toho tí lekári, ktorí využívajú UI, môžu nakoniec nahradiť tých, ktorí ju odmietnu prijať. Je veľmi dôležité, aby sme vybudovali ekosystém kľúčových aktérov v oblasti technológií, výskumu, odboru a regulačných orgánov, ktorí budú spolupracovať na efektívnom a bezpečnom začlenení UI do klinickej praxe. Výsledkom bude, že prijatie tejto technológie rozšíri našu efektivitu a schopnosti rozhodovania, čo povedie k skoršiemu a lepšiemu odhaleniu choroby a zlepšeniu výsledkov pre našich pacientov. Bude ale potrebné riešiť množstvo otvorených otázok, ako sú otázky súkromia, etiky, práva, zodpovednosti.

V skorých štádiách možno očakávať prospešnú symbiózu ľudí a algoritmov/robotov, rozšíria sa naše schopnosti a optimisticky je možné očakávať lepší život pre všetkých. Čo najskôr ale treba pripravovať dáta, digitalizovať, označovať.

Treba sa pripraviť na klinicko-digitálnu konvergenciu, kedy dôjde k integrácii medicínskych údajov, umelej inteligencie a personalizovanej medicíny s použitím symbiózy **ľudského intelektu a strojovej inteligencie**.

Konečným cieľom je zlepšiť starostlivosť o pacienta, podporiť individualizovanú, EBM prax. Zdravotníci by mali získať viac času pre priamy kontakt s pacientmi – poznať ich hodnoty, prania, potreby, nádeje, obavy, ako aj viac času na prejavenie empatie, starostlivosti, aplikácie umenia medicíny.

Literatúra

1. <https://aiindex.org/>
2. Alexander JC, Joshi GP. Anesthesiology, automation, and artificial intelligence. Proc Bayl Univ Med Cent 2018;31:117-19.
3. Barnes S, Hamrock E, Toerper M, Siddiqui S, et al. Levin S. Real-time prediction of inpatient length of stay for discharge prioritization. Journal of the American Medical Informatics Association 2015;23:e2-e10.
4. Côté CD, Kim PJ. Artificial intelligence in anesthesiology: Moving into the future. UTMJ 2019; 96:33-39.
5. Gambus P, Steven Lm Shafer L. Artificial Intelligence for Everyone. Anesthesiology 2018; 128:431-3.
6. Hatib F, Jian Z, Buddi S, Lee C, et al. Machine-learning algorithm to predict hypotension based on High-fidelity Arterial Pressure Waveform Analysis. Anesthesiology 2018; 129:663-674.

7. Hernandez-Lemus E, et al. Progress and Challenges in Precision Medicine. Academic press 2017.
8. Hyung-Chul L Ho-Geol R, Eun-Jin Ch, Chul-Woo J. Prediction of Bispectral Index during Target-controlled Infusion of Propofol and Remifentanil A Deep Learning Approach. *Anesthesiology* 2018;128:492-501.
9. Islam MM, Nasrin T, Andreas B, et al. Prediction of sepsis patients using machine learning approach: A meta-analysis *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2019;170:1-9.
10. Komorowski M, Celi LA, Omar Badawi O. The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nature Medicine* 2018; 24:1716-1720.
11. Kendale S, Kulkarni P, Rosenberg AD, Wang J: Supervised machine-learning predictive analytics for prediction of postinduction hypotension. *Anesthesiology* 2018;129:675-88.
12. Kim J, Chae M, Chang HJ, et al. Predicting Cardiac Arrest and Respiratory Failure Using Feasible Artificial Intelligence with Simple Trajectories of Patient Data. *J Clin Med* 2019;8: 1336 1250.
13. Lucini FR, Fogliatto FS, da Silveira GJ, et al. Text mining approach to predict hospital admissions using early medical records from the emergency department. *International journal of medical informatics* 2017;100:1-8.
14. Lovejoy ChA, Buch V, Maruthappu M. Artificial intelligence in the intensive care unit. *Critical Care* 2019;23:7-9.
15. Mathis MR, Kheterpal S, Najarian K. Artificial Intelligence for Anesthesia: What the Practicing Clinician Needs to Know More than Black Magic for the Art of the Dark. *Anesthesiology* 2018;129:619-22.
16. Meskó B, Radó N. A guide to artificial intelligence in healthcare. *The Medical Futurist* 2019. <https://medicalfuturist.com/>.
17. Meskó B, Radó N. Dr. Bertalan Meskó The Technological Future of Medical Specialties. *The Medical Futurist* 2019. <https://medicalfuturist.com>.
18. Meskó B. Top trends in digital Health in 2019. *The Medical Futurist* 2019. <https://medicalfuturist.com/>.
19. Minto CF, Schnider TW, Egan TD, et al. Influence of age and gender on the pharmacokinetics and pharmacodynamics of remifentanil: Model development. *Anesthesiology* 1997;86:10-23.
20. Mirnezami R, Ahmed A. Surgery 3; artificial intelligence and the next generation surgeon. *Br J Surg* 2018;105:463-465.
21. Pollard TJ, Johnson AE. The MIMIC-III Clinical Database <http://dx.doi.org/10.13026/C2XW26> (2016). www.nature.com/scientificdata.
22. Prasad N, Cheng L, Chivers C, et al. A Reinforcement Learning Approach to Weaning of Mechanical Ventilation in Intensive Care Units. *ArXiv170406300 Cs*. 2017 Apr 20;: <http://arxiv.org/abs/1704.06300>.
23. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine. *NEJM* 2019;380:1347-1358.
24. Seymour ChW, Kennedy JM, ShuWang MS, et al. Derivation, Validation, and Potential Treatment Implications of Novel Clinical Phenotypes for Sepsis. *JAMA* 2019;321:2003-2017.
25. Shafaf N, Malek H. Applications of Machine Learning Approaches in Emergency Medicine; a Review Article. *Archives of Academic Emergency Medicine* 2019;7:e34.
26. Schnider TW, Minto CF, Gambus PL, et al. The influence of method of administration and covariates on the pharmacokinetics of propofol in adult volunteers. *Anesthesiology* 1998;88:1170-2.

27. Stead WW. Clinical implications and challenges of AI and DL. *JAMA* 2018;1107-1108.
28. Tang A, Sca M, Tam R, et al. Canadian Association of Radiologists White Paper on Artificial Intelligence in Radiology. *Canadian Association of Radiologists Journal* 2018; 69:120e135.
29. Taylor RA, Pare JR, Venkatesh AK, et al. Prediction of In-hospital Mortality in ED Patients With Sepsis: A Local Big Data–Driven, Machine Learning Approach. *Academic emergency medicine* 2016;23:269-78.
30. Turakhia M, Perez M, Desai M, et al. Results of a large-scale, app-based study to identify atrial fibrillation using a smartwatch: the Apple Heart Study. Presented at the 68th American College of Cardiology Scientific Session, New Orleans, Louisiana; March 16-18, 2019. Abstract 19-LB-20253.