

UMĚLÁ INTELIGENCE V KLINICKÉ BIOCHEMII A SCREENINGU

Petr Kocna

Abstrakt

Umělá inteligence (Artificial intelligence – AI) je používána v medicíně nejméně 30 let, pouze jsme v současné době do oblasti AI přiřadili celou řadu procesů, které jsme dosud neoznačovali pojmem AI, např. expertní systémy, analýzu obrazu, programy pro podporu rozhodování (Decision Support Systems – DSS). V klinické biochemii jsme před 30 lety programovali expertní systémy predikce nádorů podle hodnot tumorových markerů.

Obrovský rozvoj technologií, rychlost výpočetních procesů a nepředstavitelný rozsah dostupných dat nabízí v dnešní době řadu nových aplikací v klinické biochemii zahrnující analýzu obrazu (např. elektroforéza, imunofluorescence), neuronové sítě a strojové učení, resp. hluboké (např. analýza LC-MS, VOC). V oblasti screeningu v gastroenterologii nabízí AI analýza endoskopických obrazů výrazné zvýšení kvality detekce prekanceróz a při screeningu celiakie rovněž analýzu endoskopických obrazů a imunofluorescenční detekce endomysia.

Výrazný rozvoj AI aplikací v medicíně přináší ovšem zcela nové etické a právní aspekty do klinické praxe týkající se odpovědnosti za případné chyby AI, které mohou mít velmi vážné následky.

Klíčová slova

umělá inteligence, klinická biochemie, vcreening v gastroenterologii

1 Úvod – co je Umělá inteligence (Artificial intelligence – AI)

Wikipedie definuje AI následovně: „Umělá inteligence je oborem informatiky zabývající se tvorbou systémů řešících komplexní úlohy jako je rozpoznávání či klasifikace, např. v oblastech zpracování obrazu (ve formě pixelů) či zpracování psaného textu či mluveného jazyka (ve formě počítačového kódu), nebo plánování či řízení na základě zpracování velkých objemů dat“. Na letošním kongresu České společnosti klinické biochemie citoval kanadčan McQueen ve své přednášce „The role of artificial intelligence (AI) in clinical laboratories“ italského Guy Consolmagna: „Chytrý způsob, jak se vyhnout zdoluhavým výpočtům, na které by skutečná lidská bytost byla příliš inteligentní, než aby se pokoušela to dělat sama“.

Myšlenka „stroje, který myslí“ sahá až do starověkého Řecka, ale zásadním historickým bodem byl rok 1950, kdy Alan Turing vydal knihu „Computing Machinery and Intelligence“. Alan Turing je známý tím, že během 2. světové války prolomil německý šifrovací kód Enigma a zavedl Turingův test k prověření inteligentního chování počítače. Dalším významným bodem je rok 1997, ve kterém Deep Blue firmy IBM porazil mistra světa Garryho Kasparova v šachovém zápase. Inteligencí počítače byla v podstatě pouze jeho rychlost, protože 256 paralelních procesorů Deep Blue umožnilo prozkoumat 200 milionů možných tahů za jednu sekundu a proces mohl vyhodnotit varianty na následujících 14 tahů hry.

Umělá inteligence je již dnes součástí našeho každodenního života. Zahrnuje vše, co označujeme pojmem inteligentní, např. hodinky, vysavač, klimatizaci, on-line nakupování, osobní asistenty, prohlédávání webu nebo on-line překladatele. Je tedy zcela samozřejmé, že se stává součástí zdravotnických zařízení a programů. V referátu se zaměřím pouze na problematiku klinické biochemie a screeningu, oblasti medicíny, kterým se věnuji mnoho let.

2 Umělá inteligence v oboru klinické biochemie

Umělá inteligence zahrnuje celou řadu technologických procesů, které používáme v klinické praxi již nejméně 30 let, v podstatě stejnou dobu, kdy jsme začali používat počítače, např. expertní systémy, nebo analýzu obrazu. Expertní statistické moduly BIANTA a CRACTES sloužily pro vyhodnocování tumorových markerů v séru. BIANTA sloužil k predikci lokalizace tumoru. CRACTES fungoval jako Decision Support System při terapii nádorů [1]. O třicet let později byla publikována studie [2] využívající neuronových sítí, která navrhuje panely vhodných biomarkerů (testováno jich bylo 58) k diferenciální diagnostice nemetastazujícího karcinomu pankreatu proti chronické pankreatitidě nebo diabetes mellitus. Tabulka č.1 zobrazuje diagnostickou efektivitu (AUC) ve srovnání s izolovaným markerem CA 19-9.

Panel nádorových markerů	proti skupině	AUC
CA19-9, AAT, IGFBP2, albumin, ALP, Reg3A, HSP27	DM	0.92 vs. 0.82
S100A11, CA72-4, AAT, CA19-9, CB, MMP-7, S100P-s, Reg3A	ChP	0.90 vs. 0.75
MMP-7, Reg3A, sICAM1, OPG, CB, ferritin	zdravé kontroly	0.89 vs. 0.78
CA19-9, S100P-pl, AAT, albumin, adiponectin, IGF-1, MMP7, S100A11	ostatní skupiny	0.91 vs. 0.80

Tabulka 1 – Efektivita panelu nádorových markerů k odlišení nemetastazujícího karcinomu pankreatu (n=28) proti diabetes mellitus (n=60), chronické pankreatitidě (n=47) a zdravým kontrolám (n=51) ve srovnání s izolovaným markerem CA19-9 [2].

Druhou oblastí je analýza obrazu. Příkladem je např. vyhodnocení endomyziálních autoprotilátek (EmA) v diagnostice celiakie v imunofluorescenčním zobrazení. Studie [3] byla zaměřena na ověření, zda strojové učení lze použít k automatickému hodnocení a klasifikace EmA testu. Studijní materiál zahrnoval 2597 vysoce kvalitních snímků EmA třídy IgA shromážděných v letech 2017–2018. Senzitivita a specifita modelu byla 82,84 % a 99,40 %, přesnost 96,80 %, a chyba klasifikace byla prokázána ve 3,20 %. Druhým příkladem je rozpoznávání antinukleárních protilátek (ANA), které je podstatné v diagnostice autoimunitních onemocnění [4]. Studijní soubor zahrnoval 51 694 buněčných snímků lidských epiteliálních buněk (HEp-2) a algoritmy strojového učení byly porovnány s vyhodnocením pěti zkušenými experty a dvěma začátečníky. Výsledky naznačují, že navrhovaný model předčil začátečníky a dosáhl vynikající shody se zkušenými pracovníky, průměrné F1 skóre shody bylo 0,849 (mezi pěti experty), 0,844 (mezi AI a experty) a 0,582 (mezi začátečníky proti expertům). Korejská studie [5] porovnává analýzu ANA na automatickém systému EUROPattern Suite s konvenční imunofluorescencí. Analytická senzitivita a specifita EUROPattern Suite pro detekci ANA byla 97,7 % a 88,2 %, shoda s konvenčním IIF 94,4 %. Automatizované systémy se rovněž používají pro vyhodnocení gelové elektroforézy sérových proteinů, kdy technologie umělé inteligence zvyšuje efektivitu a spolehlivost například při identifikaci proteinových vrcholů, výpočtu jejich relativních podílů a detekci abnormalit nebo nekonzistencí [6].

Třetí oblastí v oboru klinické biochemie je analýza spektra při hmotnostní spektrometrii např. při LC-MS / GC-MS. Analýza těkavých organických sloučenin (VOC) v dechovém testu pomocí LC-MS je slibnou oblastí výzkumu, která má potenciál pro nein-

vazivní a včasnou detekci různých typů rakoviny. Perspektivním nástrojem pro screening a sledování rakoviny je tekutá biopsie. Izraelská studie [7] analyzovala VOC z rakovinových buněk LC-MS technologií a definovala pole chemických senzorů na bázi nanomateriálů v konjugaci se strojovým učením (ML). Detekce VOC analýzou GC-MS, resp. senzorovým polem dosáhla >90% přesnosti, >80% citlivosti a >80% specifity. Multicentrická studie 57 autorů ze 21 pracovišť (Izrael, Francie, USA) analyzovala VOC ve vydechaném vzduchu v souboru 1404 osob [8]. 'Dechový otisk' VOC byl definován pro 17 definovaných onemocnění: karcinom plic, kolorektální karcinom, karcinom ovaria, karcinom prostaty, karcinom ledvin, karcinom žaludku, karcinom hlavy a krku, karcinom močového měchýře, Crohnova choroba, ulcerózní kolitida, IBS, Parkinsonova choroba, mnohočetná skleróza, plicní arteriální hypertenze, pre-eklampsie a chronické selhání ledvin. Spolehlivost umělé inteligence na diagnostiku uvedených 17 onemocnění byla v uvedené studii 86%.

Novinkou v posledních letech je rozvoj velkých jazykových modelů – LLM (Large Language Models), které umí generovat texty na základě dostupných dat. Základním modulem je GPT (Generative Pretrained Transformer), resp. ChatGPT, speciální verze modelu GPT, která byla dále trénována pro konverzační účely. Společnosti Google a DeepMind vyvinuly verzi Med-PaLM pro využití PaLM (Pathways Language Model) v oboru zdravotnictví. Singhal publikoval v roce 2023 podrobnou analýzu porovnávací modely Med-PaLM, Flan-PaLM2 a hodnocení klinickými odborníky [9]. Nevhodný nebo nesprávný obsah vykazaly odpovědi od lékařů v 1,4 % případů ve srovnání s 16,1 % u Flan-PaLM. Pro srovnání byl použit MultiMedQA benchmark kombinující šest existujících datových sad pro zodpovězení lékařských otázek včetně specifické datové sady HealthSearchQA. Důležité informace vynechaly odpovědi Flan-PaLM ve 47,6 % zatímco Med-PaLM pouze ve 15,3 %.

Členové pracovní skupiny EFLM WG-AI vygenerovali 10 simulovaných laboratorních zpráv, které byly následně předány ChatGPT k interpretaci podle referenčních intervalů (RI). Výsledky byly následně nezávisle vyhodnoceny všemi členy WG-AI s ohledem na relevanci, správnost, vstřícnost a bezpečnost [10]. Soubor laboratorních vyšetření zahrnoval nejčastěji indikované testy praktickými lékaři: kompletní krevní obraz (CBC) s diferenciálem (podskupiny leukocytů), gama glutamyltransferáza (GGT), hladina glukózy, celkový lipoproteinu s vysokou hustotou (HDL) a lipoproteinu s nízkou hustotou (LDL), kreatinin, aspartátaminotransferáza (AST), alaninaminotransferáza (ALT) a celkový bilirubin. Kromě této řady běžných laboratorních parametrů byla definována druhá řada dalších testů, včetně feritinu, prostatického specifického antigenu (PSA), hormonu stimulujícího štítnou žlázu (TSH), volného tyroxinu (FT4), alkalické fosfatázy, aktivovaný parciální tromboplastinový čas (aPTT), protrombinový čas (PT) a glykovaný hemoglobin (HbA1c). Shrnutí členů EFLM WG-AI, uvedené formou kladů a nevýhod je v tabulce č.2

ChatGPT: shrnutí členů EFLM WG-AI – KLADY
Všechny poskytnuté laboratorní testy byly známy a komentovány (vysoká relevance)
Vždy doporučena konzultace s lékařem (vysoká bezpečnost)
Nikdy nedoporučena možnost léčby
V jednom případě byl diabetes identifikován správně
Dobrá upoutávka pro laiky, aby se seznámili s laboratorní medicínou a vědou o živé přírodě obecně

ChatGPT: shrnutí členů EFLM WG-AI – NEVÝHODY

Základní příčina odchylek výsledků není vždy zcela správná, např. elevace GGT = jaterní dysfunkce nebo poranění
Nerozlišuje mezi mírně a silně odchylnými výsledky (nízká bezpečnost)
Synopticky nevyhodnocuje a neinterpretuje výsledky (nízká vstřícnost)
Nezohledňuje předanalytické otázky
Nedoporučuje žádnou následnou diagnostiku
Některé odpovědi byly zavádějící, např. normální lymfocyty = normální imunitní systém

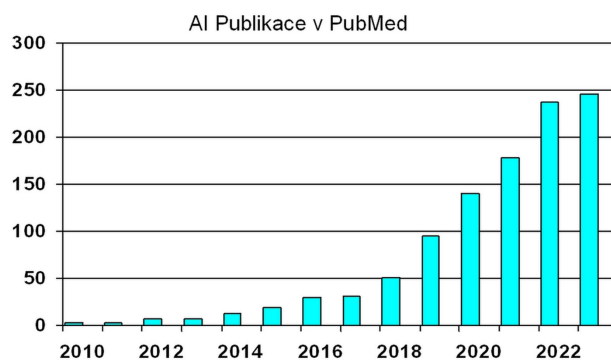
Tabulka 2 – Posouzení ChatGPT závěrů: shrnutí členů EFLM WG-AI uvedené formou kladů a nevýhod [10]

Podrobnou analýzu aplikací umělé inteligence v klinické biochemii publikoval Rabbani [11]. Dotaz na databázi PubMed byl proveden na období od 1. října 2011 do 30. září 2021. Zahrnuty byly pouze články v angličtině. Toto vyhledávání vrátilo 583 článků během 10letého období vyhledávání. Analýza odhaluje několik zajímavých aplikací včetně předvídaní laboratorních hodnot, zlepšení využití laboratorí, automatizace laboratorních procesů, podpory přesné interpretace laboratorních testů a konečně zlepšení informačních systémů laboratorní medicíny.

Zde uvádím několik příkladů z této analýzy:

- převedení identifikací laboratorních dat do kódů LOINC
- predikce hladiny LDL-C z omezeného lipidového panelu
- identifikace nadbytečných laboratorních testů
- predikce výsledků testů jako normální nebo abnormální
- použití předchozích objednávek k vytvoření algoritmů pro diagnostické testy
- interpretace novorozeneckých screeningových testů
- automatické ověření, zda je výsledek laboratorního testu platný nebo neplatný
- klasifikace vzorku krve jako sražený nebo nesražený
- automatická identifikace špatně označených laboratorních vzorků

Graf č. 1 zobrazuje počty publikací v databázi PubMed zahrnující umělou inteligenci, resp. strojové učení zpracovávající data z oboru laboratorní medicíny, které jsem vyhledal za období 2010–2023, počet publikací je 1060.



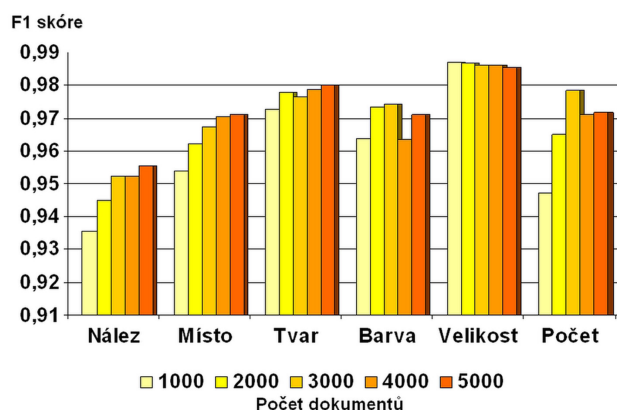
Graf 1 – Publikace v databázi PubMed zahrnující umělou inteligenci, resp. strojové učení zpracovávající data z oboru laboratorní medicíny.

3 Umělá inteligence v oboru gastroenterologického screeningu

3.1 Screening kolorektálního karcinomu

Kolorektální karcinom je hlavní příčinou úmrtí na rakovinu. Screeningovou metodou v gastroenterologii je kolonoskopie a umělá inteligence může pomoci ve dvou oblastech. Kolonoskopické zprávy jsou velmi často psány v nestrukturovaném textu a informace zahrnuté v uvedených zprávách jsou pro analýzu nevyhovující. Cílem studie [12] bylo vyvinout a aplikovat metody zpracování přirozeného jazyka založené na hlubokém učení pro detekci kolonoskopických informací. F1 skóre (harmonický průměr přesnosti a úplnosti) pro typ nálezu, jeho lokalizaci, barvu, tvar, velikost a počet byl v rozmezí 0,95-0,99. Graf č. 2 zobrazuje závislost hodnoty F1 skóre na počtu analyzovaných dokumentů v rozmezí 1000–5000.

Druhou, a dnes již velmi často používanou aplikací umělé inteligence v kolonoskopii, je počítačově podporovaná detekce (CADE) a počítačově podporovaná diagnostika (CADx) polypů – prekancerózní kolorektálního karcinomu [13]. CADe je navržen tak, aby pomohl endoskopistovi detekovat polypy během kolonoskopie a CADx je určen k přesné predikci histologie polypů bez nutnosti tkáňové biopsie. Indikátorem kvality screeningové kolonoskopie je především hodnota ADR (adenoma detection rate) tedy metrika hodnotící míru detekce adenomů [13,14]. Studie prokázaly, že s podporou CADe mohou běžní endoskopisté dosáhnout ekvivalentního výkonu v detekci adenomů shodně jako expertní endoskopisté s vysokým ADR, což umožňuje v referenčních centrech standardizovat kvalitu poskytování služeb. Tabulka č. 3 uvádí přehled dnes komerčně dostupných AI systémů pro kolonoskopie, v tabulce č. 4 jsou uvedeny nejnovější



Graf 2 – Závislost F1 skóre (harmonický průměr přesnosti a úplnosti) pro typ nálezu, jeho lokalizaci, barvu, tvar, velikost a počet na počtu analyzovaných dokumentů v rozmezí 1000 - 5000 [12].

studie dokazující zvýšení ADR hodnoty umělou inteligencí proti hodnocení endoskopisty. Co se týče celkové histologické predikce, tři metaanalýzy prokázaly nadřazenost CADx ve srovnání s neodbornými endoskopisty, ale v žádné z těchto metaanalýz nebyl CADx schopen překonat expertní endoskopisty.

Pro implementaci systémů CADe a CADx poskytla Světová endoskopická organizace (WEO) následující stanoviska [15]:

Prohlášení 1.1: Počítačem podporovaná detekce (CADE) pro kolorektální polypy pravděpodobně zlepší účinnost kolonoskopie snížením počtu vynechaných adenomů, a tím zvýší detekci adenomů;

Prohlášení 1.2: V krátkodobém horizontu použití CADe pravděpodobně zvýší náklady na zdravotní péči tím, že odhalí více adenomů;

CAD systém	Výrobce	Typ AI - rok
EndoBRAIN Cybernet Systems Corp.	Tokyo, Japan	CADx 2018
GI Genius Medtronic	Dublin, Ireland	CADE 2019
EndoBRAIN-EYE Cybernet Systems Corp.	Tokyo, Japan	CADE 2020
DISCOVERY Pentax Medical Company	Tokyo, Japan	CADE 2020
ENDO-AID Olympus Corp.	Tokyo, Japan	CADE 2020
CAD EYE Fujifilm	Tokyo, Japan	CADE, CADx 2020
Wise Vision NEC Corp.	Tokyo, Japan	CADE 2020
EndoScreener Wision A.I.	Shanghai, China	CADE 2021

Tabulka 3 – Přehled komerčně dostupných AI systémů pro kolonoskopie [14]

Autoři, rok	CADE system	Počet pacientů	ADR – AI	ADR - lékař
Nakashima 2023	CAD EYE	415	59.4%	47.6%
Xu 2023	Eagle-Eye	3059	39.9%	32.4%
Wang 2023	EndoScreener	1261	25.8%	24.0%
Ahmad 2022	GI Genius	658	71.4%	65.4%
Gimeno-Garcia 2022	ENDO-AID	370	55.1%	43.8%
Repici 2022	GI Genius	660	53.3%	44.5%
Rondonotti 2022	CAD EYE	800	53.6%	45.3%
Shaukat 2022	SKOUT	1359	47.8%	43.9%

Tabulka 4 – Přehled studií dokazující zvýšení ADR hodnoty umělou inteligencí proti hodnocení endoskopisty [14]

Prohlášení 1.3: Z dlouhodobého hlediska by zvýšené náklady na CADe mohly být vyváženy úsporami nákladů souvisejících s léčbou rakoviny (chirurgie, chemoterapie, paliativní péče) díky prevenci rakoviny související s CADe;

Prohlášení 1.4: Systémy a úřady poskytující zdravotní péče by měly vyhodnotit nákladovou efektivitu CADe, aby podpořily jeho použití v klinické praxi;

Prohlášení 2.1: Počítačem podporovaná diagnostika (CADx) pro malé polypy, pokud má dostatečnou přesnost, sníží náklady na zdravotní péči snížením počtu polypektomií, patologických vyšetření nebo obojího;

Prohlášení 2.2: Systémy a orgány poskytující zdravotní péče by měly vyhodnotit nákladovou efektivitu CADx, aby podpořily jeho použití v klinické praxi;

Prohlášení 3: Doporučujeme, aby byla provedena široká škála vysoce kvalitního výzkumu efektivnosti nákladů, aby bylo možné pochopit, zda implementace umělé inteligence prospívá populacím a společnostem v různých systémech zdravotní péče.

3.2 Screening celiakie

Celiakie (CD) je systémové autoimunitní onemocnění způsobené požitím lepku u geneticky náchylných jedinců, která vede k poškození tenkého střeva, atrofii klků a hyperplazii krypt. Celiakie patří mezi jednu z nejčastějších chronických poruch trávení s celosvětovou prevalencí 1 %, nicméně zůstává výrazně poddiagnostikována. Diagnostika CD u dospělých zahrnuje kombinaci sérologického testování a endoskopie horní části gastrointestinálního traktu s biopsií tenkého střeva, aby bylo možné detekovat atrofické poškození sliznice vyvolané lepem.

Umělou inteligenci lze aplikovat při vyhodnocení endomyziálních autoprotilátek (EmA) v imunofluorescenčním zobrazení, viz výše, oddíl 2. Druhou oblastí je rovněž analýza obrazu, počítačem podporovaná detekce atrofie klků zpracováním snímků zachycených během endoskopie. První publikovaná studie [16] s analýzou endoskopických snímků v diagnostice celiakie porovnávala strojové učení a hluboké učení s neurální sítí a prokázala senzitivitu detekce vilové atrofie 99,30% při pozitivní prediktivní hodnotě 98,61%.

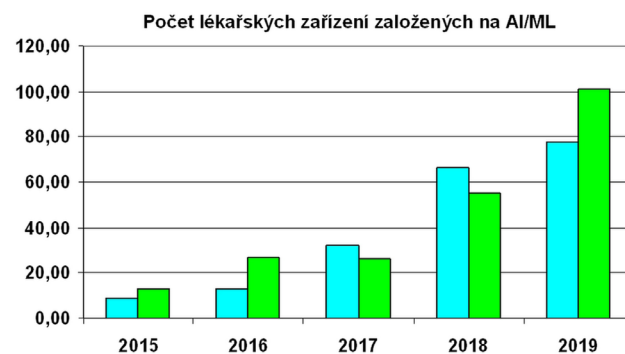
4 Perspektivy umělé inteligence v laboratorní medicíně

Umělá inteligence se stává integrální součástí laboratorní medicíny a vzhledem k rychlému rozvoji IT se mění téměř každý den. Dovolují si proto na závěr citovat dvě myšlenky, které zazněly na semináři „Využití nástrojů umělé inteligence v praxi pedagoga na VŠ – Čestmír Štuka“. „Není nic staršího, než včerejší novinka v AI“, což je parafráze citátu Karla Čapka: „Není nic staršího než včerejší noviny.“ Druhý citát je odpovědí na dotaz, zda budou zaměstnanci nahrazeni umělou inteligencí? „Zatím ne, ale ti kdo ji budou používat, nahradí ty, kdo ji používat nebudou.“

V časopisu Gastroenterologie a hepatologie je článek „Proč bychom měli a neměli využívat ChatGPT v gastroenterologii?“ autorů z IKEM v Praze [17]. Proč využívat ChatGPT v gastroenterologii? Článek uvádí 5 důvodů: zrychlení diagnózy a léčby, personalizaci léčby, vzdělávání a školení, podporu v rozhodování a zlepšení komunikace s pacienty. Proč nepoužívat ChatGPT je zmíněno čtyřikrát: omezená schopnost AI, chyby v datech, bezpečnost a ochrana osobních údajů a náklady na implementaci. V závěru tento článek uvádí, že byl z 95 % vygenerován a upraven AI ChatGPT verze 4.0 (vyjma diskuze a referencí).

V letech 2015–2019 bylo agenturou FDA (Food and Drug Administration) ve Spojených státech schváleno 222 zdravotnických zařízení založených na bázi AI/ML, v Evropě CE-marked bylo těchto zařízení 240 – Graf č. 3 [18]. Používání modelů umě-

lé inteligence v klinické praxi vyvolává řadu etických a právních problémů [19]. Lékařská komunita musí plně uznat, že algoritmy řízené umělou inteligencí mohou a měly by být považovány za zdravotnický prostředek, a tudíž regulovány – v USA FDA. Dále musí lékařská komunita určit, kdo je odpovědný za přesnost algoritmů založených na umělé inteligenci a kdo ponese odpovědnost, když v důsledku těchto modelů nevyhnutelně dojde k chybám. Je to nemocnice nebo lékař, který to určitým způsobem aplikoval? Je to výrobce nebo regulátor algoritmu, kdo to schválil? Důležité je proto pochopit současný stav technologie umělé inteligence a budoucí možnosti, aby mohly být začleněny do klinické praxe.



Graf 3 – Počet lékařských zařízení založených na umělé inteligenci registrovaných v USA (FDA) – modře a v Evropě (CE marked) – zeleně, v letech 2015–2019 [18].

5 Umělá inteligence v klinické biochemii a screeningu – souhrn zpracovaný ChatGPT 3.5

Úvod:

Umělá inteligence (UI) se v posledních letech stala klíčovým prvkem v transformaci zdravotnického průmyslu. V oblasti klinické biochemie a screeningu poskytuje UI možnosti revolučních změn, od automatizace analýz až po personalizovanou medicínu a včasnou prevenci nemocí.

I. Automatizace analýz a diagnostiky:

UI umožňuje automatizaci analýz biochemických vzorků a diagnostických testů. Díky schopnosti strojového učení a hlubokého učení dokáže rychle a přesně analyzovat obrovské množství dat, což vede k rychlejší a spolehlivější diagnostice. To je zvláště důležité při detekci metabolických onemocnění, endokrinních poruch a dalších biochemických nerovnováh.

II. Personalizovaná medicína:

UI může interpretovat genetické a biochemické informace o pacientech, což umožňuje vytvoření personalizovaných léčebných plánů. Tato individualizace léčby může zahrnovat specifické léky, dieta a další terapeutické postupy, maximalizující účinnost léčby a minimalizující vedlejší účinky.

III. Screenování a prevence:

UI přináší do screeningu nový rozměr. Analýzou genetických a biochemických markerů může identifikovat jednotlivce s větším rizikem vzniku nemocí, což umožňuje včasnou intervenci a prevenci. Screenování na genetické predispozice a biochemické markery může být klíčovým nástrojem v boji proti genetickým onemocněním a komplexním chorobám.

IV. Etické a právní otázky:

S rozvojem UI v oblasti klinické biochemie a screeningu vznikají důležité otázky týkající se etiky a práva. Ochrana soukromí pacientů, spravedlnost v přístupu k této technologii a odpovědné využití umělé inteligence jsou klíčovými aspekty, které musí být pečlivě sledovány a řešeny.

Závěr:

Umělá inteligence přináší do klinické biochemie a screeningu inovativní nástroje, které posilují diagnostiku, léčbu a prevenci nemocí. Je však nezbytné, abychom společně s technologickým pokrokem pečlivě reflektovali nad etickými a právními otázkami, aby bylo zajištěno bezpečné a efektivní využívání této transformační technologie ve prospěch pacientů.

Reference

- [1.] Pecan L, Topolčan O, Nekulová M, et al.: Evaluation of the CRACTES and BIANITA programs for the result interpretation of tumor marker assessment. *J.Tumor Marker Oncol.*, 2000; 15/1: 57-58
- [2.] Hrabák P, Šoupal J, Kalousová M, et al.: Novel biochemical markers for non-invasive detection of pancreatic cancer. *Neoplasma*. 2022; 69(2):474-483, https://doi.org/10.4149/neo_2022_210730n1075
- [3.] Caetano Dos Santos FL, Michalek IM, Laurila K, et al.: Automatic classification of IgA endomysial antibody test for celiac disease: a new method deploying machine learning. *Sci Rep*. 2019; 9(1):9217, <https://doi.org/10.1038/s41598-019-45679-x>
- [4.] Wu Y; Sheu R; Chung CW et al.: Application of Supervised Machine Learning to Recognize Competent Level and Mixed Antinuclear Antibody Patterns Based on ICAP International Consensus. *Diagnostics* 2021, 11, 642, <https://doi.org/10.3390/diagnostics11040642>
- [5.] Park Y, Kim SY, Kwon GC, Koo SH, Kang ES, Kim J.: Automated Versus Conventional Microscopic Interpretation of Antinuclear Antibody Indirect Immunofluorescence Test. *Ann Clin Lab Sci*. 2019 Jan;49(1):127-133, <http://www.annclinlab-sci.org/content/49/1/127.full.pdf+html>
- [6.] He H, Wang L, Wang X, Zhang M: Artificial intelligence in serum protein electrophoresis: history, state of the art, and perspective, *Critical Reviews. Clinical Laboratory Sciences* 2023, Nov 01, <https://doi.org/10.1080/10408363.2023.2274325>
- [7.] Einoch Amor R, Levy J, Broza YY. et al.: Liquid Biopsy-Based Volatile Organic Compounds from Blood and Urine and Their Combined Data Sets for Highly Accurate Detection of Cancer. *ACS Sens*. 2023; 8(4):1450-1461, <https://doi.org/10.1021/acssensors.2c02422>
- [8.] Nakhleh MK, Amal H, Jeries R. et al.: Diagnosis and Classification of 17 Diseases from 1404 Subjects via Pattern Analysis of Exhaled Molecules. *ACS Nano*. 2017; 11(1): 112-125, <https://doi.org/10.1021/acsnano.6b04930>
- [9.] Singhal K, Azizi S, Tu T et al.: Large language models encode clinical knowledge. *Nature* 620, 172–180 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06291-2>
- [10.] Cadamuro J, Cabitza F, Debeljak Z. et al.: Potentials and pitfalls of ChatGPT and natural-language artificial intelligence models for the understanding of laboratory medicine test results. An assessment by the EFLM Working Group on Artificial Intelligence (WG-AI). *Clin Chem Lab Med*. 2023 Apr 24;61(7):1158-1166, <https://doi.org/10.1515/cclm-2023-0355>
- [11.] Rabbani N, Kim GYE, Suarez CJ, Chen JH.: Applications of machine learning in routine laboratory medicine: Current state and future directions. *Clin Biochem*. 2022 May;103:1-7, <https://doi.org/10.1016/j.clinbiochem.2022.02.011>
- [12.] Seong D, Choi YH, Shin SY, Yi BK.: Deep learning approach to detection of colonoscopic information from unstructured reports. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2023 Feb 7;23(1):28, <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02121-7>
- [13.] Samarasena J, Yang D, Berzin TM: AGA Clinical Practice Update on the Role of Artificial Intelligence in Colon Polyp Diagnosis and Management: Commentary. *Gastroenterology* 2023;165:1568–1573, <https://doi.org/10.1053/j.gastro.2023.07.010>
- [14.] Young, E.; Edwards, L.; Singh, R. The Role of Artificial Intelligence in Colorectal Cancer Screening: Lesion Detection and Lesion Characterization. *Cancers* 2023, 15, 5126, <https://doi.org/10.3390/cancers15215126>
- [15.] Mori Y, East JE, Hassan C. et al.: Benefits and challenges in implementation of artificial intelligence in colonoscopy: World Endoscopy Organization position statement. *Dig Endosc*. 2023 May;35(4):422-429, <https://doi.org/10.1111/den.14531>
- [16.] Molder A, Balaban DV, Molder CC, Jinga M, Robin A.: Computer-Based Diagnosis of Celiac Disease by Quantitative Processing of Duodenal Endoscopy Images. *Diagnostics (Basel)*. 2023 Aug 28;13(17):2780, <https://doi.org/10.3390/diagnostics13172780>
- [17.] Bužga M, Král J, Waloszková K, Selucká J, Machytka E, Špičák J: Proč bychom měli a neměli využívat ChatGPT v gastroenterologii? *Gastroent Hepatol* 2023; 77(4): 322–325, <https://doi.org/10.48095/ccgh2023322>
- [18.] Muehlematter UJ, Daniore P, Vokinger KN.: Approval of artificial intelligence and machine learning-based medical devices in the USA and Europe (2015-20): a comparative analysis. *Lancet Digit Health*. 2021 Mar;3(3):e195-e203, [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(20\)30292-2](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(20)30292-2)
- [19.] Penrice DD, Rattan P, Simonetto DA.: Artificial Intelligence and the Future of Gastroenterology and Hepatology. *Gastro Hep Advances* 2022;1:581–595, <https://doi.org/10.1016/j.gastha.2022.02.025>

Kontakt

MUDr. Petr Kocna CSc.
Ústav lékařské biochemie
a laboratorní diagnostiky
VFN a 1.LF UK Praha
Na Bojišti 3
CZ-121-08, Praha 2
<https://kocna.cz/>
kocna@lf1.cuni.cz