CZU: 81‘322.4:004.8:81‘42=61 https://doi.org/10.59295/teia2025.22

INTELIGENȚA ARTIFICIALĂ ÎN TRADUCEREA DISCURSULUI MEDICAL : PROVOCĂRI TERMINOLOGICE ȘI SOLUȚII

Mădălina Roxana SMOCHINĂ (căs. BULAI)

Universitatea „Ștefan cel Mare”, Suceava

ORCID: 0000-0001-9194-0142

Acest articol analizează utilizarea inteligenței artificiale în traducerea discursului medical, cu focalizare pe provocările terminologice și pe mecanismele de control al calității. Se argumentează că performanța aparentă a sistemelor neuronale și a modelelor generative, evaluată prin fluență și coerență, nu garantează fidelitatea semantică în contexte clinice, unde fiecare termen trimite la un concept, la o relație nosologică și la o convenție profesională. Sunt discutate patru zone critice: polisemia și variația registrului, abrevierile și acronimele cu sens multiplu, eponimele și diferențele de uz între comunități, precum și pierderea granularității conceptuale la traducerea denumirilor compuse. În plus, se evidențiază riscul specific modelelor generative de a introduce completări plauzibile, dar nefondate, sau de a omite informații relevante, ceea ce poate afecta siguranța pacientului. Ca soluții, se propune ancorarea traducerii în terminologii standardizate și resurse de interoperabilitate, coroborată cu glosare instituționale, memorie de traducere și reguli explicite de tip «fără adăugiri, fără omisiuni». Fluxul recomandat include post-editare completă realizată de traducători cu competență de domeniu, revizie orientată spre segmentele critice clinic și evaluare combinată, folosind atât matrici automate, cât și grile de erori. În acest sens, criteriul decisiv de acceptare nu este asemănarea cu formularea sursă, ci menținerea intenției clinice, a unităților de măsură și a relațiilor cauză–efect, validate prin consultarea resurselor standard și prin feedback-ul specialiștilor din fiecare specialitate medicală. În plan organizațional, sunt subliniate necesitatea trasabilității, a auditului periodic și a protecției datelor, pentru ca IA să rămână un instrument de sprijin, nu o sursă de risc, în special în documente critice.

Cuvinte-cheie: *inteligență artificială; traducere medicală; terminologie; standardizare; post-editare; evaluarea calității; siguranța pacientului*

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MEDICAL DISCOURSE TRANSLATION: TERMINOLOGICAL CHALLENGES AND SOLUTIONS

This paper examines the use of artificial intelligence in translating medical discourse, with a focus on terminological challenges and quality-control mechanisms. It argues that the apparent performance of neural MT systems and generative language models often judged by fluency and coherence does not guarantee semantic fidelity in clinical contexts, where each term is tied to a concept, a nosological relation, and professional conventions. Four critical areas are discussed: polysemy and register variation, abbreviations and acronyms with multiple meanings, eponyms and community-specific usage differences, and the loss of conceptual granularity when rendering complex, compound designations. In addition, the paper highlights a risk that is characteristic of generative models: producing plausible but unfounded additions or omitting clinically relevant details, which may

compromise patient safety. As solutions, it proposes anchoring translation in standardized terminologies and interoperability resources, complemented by institutional glossaries, translation memories, and explicit "no additions, no omissions" rules. The recommended workflow includes full post-editing performed by domain-competent translators, targeted revision of clinically critical segments, and mixed evaluation that combines automatic metrics with structured error typologies. From this perspective, the key acceptance criterion is not surface similarity to the source text, but preservation of clinical intent, measurement units, and cause–effect relations, validated through standard resources and specialist feedback within the relevant medical field. At the organizational level, the paper emphasizes the need for traceability, periodic auditing, and data protection measures, so that AI remains a support tool rather than a source of risk, especially when handling high-stakes documents such as discharge summaries, informed consent forms, and patient instructions.

Keywords: *artificial intelligence; medical translation; terminology; standardization; post-editing; quality assessment; patient safety*

Introducere

Traducerea discursului medical se află într-o zonă de intersectare între comunicarea ştiinţifică, practica clinică şi responsabilitatea juridică, iar această poziţionare face ca orice intervenţie tehnologică să fie evaluată nu doar în termeni de eficienţă, ci şi în termeni de risc. Înainte ca traducerea automată să devină un instrument larg accesibil, serviciile de traducere medicală se sprijineau predominant pe expertiza umană, pe resurse terminologice locale şi pe revizie de specialitate. Astăzi, traducerea automată neuronală şi modelele generative au schimbat radical raportul dintre volum şi timp, permiţând producerea rapidă a unor texte fluent formulate. Totuşi, în medicină fluenţa are o valoare limitată dacă nu este dublată de fidelitate conceptuală, de respectarea convenţiilor de gen şi de menţinerea exactităţii informaţiei. Studii asupra traducerii automate a textelor clinice arată că performanţa sistemelor depinde semnificativ de domeniul îngust, de stilul documentului şi de dezechilibrele de resurse lingvistice, iar aceste dependenţe pot conduce la soluţii probabilistice care par corecte, dar sunt clinic inadecvate [1].

Discuţia despre IA în traducerea medicală trebuie plasată şi în cadrul mai larg al standardizării terminologice. În ecosistemele clinice, transmiterea informaţiei nu are loc exclusiv prin text, ci şi prin clasificări, coduri şi mapări conceptuale care asigură interoperabilitatea. ICD-11 este prezentat de Organizaţia Mondială a Sănătăţii ca standard global pentru informaţia diagnostică, fiind adoptat în 2019 şi intrat în vigoare la 1 ianuarie 2022 [2], iar accesul practic este susţinut de portalul oficial ICD-11 [3]. În plus, OMS pune la dispoziţie o platformă centrală de traducere pentru conţinutul ICD, care urmăreşte coerenţa multilingvă a titlurilor, definiţiilor şi sinonimelor [4]. La nivel clinic fin, SNOMED CT oferă o terminologie orientată spre concept, iar ghidurile de iniţiere subliniază că utilizarea corectă presupune aliniere semantică şi preferinţe terminologice controlate, nu traducere literală [5]. Complementar, UMLS Metathesaurus (NLM/NIH) furnizează o infrastructură de interoperabilitate lexicală prin identificatori de concept şi relaţii între vocabular(e), utilă pentru normalizare şi verificarea consistenţei terminologice [6].

Metode şi materiale aplicate

Demersul acestui articol este unul de sinteză aplicativă şi are ca scop formularea unor recomandări operaționale, nu doar a unei descrieri generale.

În primul rând, sunt integrate rezultate din literatura recentă despre traducerea automată a textelor clinice şi despre performanța modelelor neuronale în contexte cu limbaj specializat, inclusiv în condiții de dezechilibru de resurse [1].

În al doilea rând, sunt folosite reperele oferite de infrastructuri terminologice internaționale, deoarece traducerea medicală „corectă" este, în numeroase situații, o traducere care păstrează alinierea la concept şi la cod (ICD-11) sau la termenul preferat şi sinonimele controlate (SNOMED CT), iar pentru verificare şi mapare poate apela la structuri ca UMLS [2–6].

În al treilea rând, controlul calității este discutat prin prisma cerințelor procesuale şi a evaluării erorilor. ISO 18587 stabileşte cerințe pentru post-editarea outputului de traducere automată [7], ISO 17100 descrie cerințe pentru procesele şi resursele serviciilor de traducere [8], iar MQM oferă o tipologie analitică a erorilor care permite operaționalizarea controlului terminologic, a acurateții şi a omisiunilor sau adăugirilor [9]. Pentru monitorizare comparativă, COMET este menționat ca metrică modernă de evaluare automată a traducerii, cu corelații ridicate cu judecățile umane, dar care trebuie utilizată ca instrument de diagnostic şi monitorizare, nu ca substitut al reviziei de specialitate [10].

În completare, discuția despre riscurile generative se sprijină pe literatura privind halucinațiile în sarcini medicale, care subliniază necesitatea unor mecanisme de reducere şi verificare [11].

Rezultatele obținute

Rezultatele analizei pot fi sintetizate printr-o idee centrală: vulnerabilitățile IA în traducerea medicală sunt în primul rând vulnerabilități de aliniere între termen şi concept, iar aceste vulnerabilități sunt amplificate de specificul genurilor discursive medicale. În documentele clinice, limbajul este adesea eliptic şi fragmentar, iar coerența globală este reconstruită de profesionist prin cunoaşterea domeniului. Într-un asemenea context, un sistem automat poate produce o traducere fluentă, dar poate rata relația conceptuală corectă. Polisemia afectează în special termenii cu circulație între limbajul comun şi limbajul medical, unde alegerea echivalentului depinde de specialitate şi de registru. Într-o fişă de externare, de exemplu, un termen trebuie să fie precis şi compatibil cu uzul clinic, în timp ce într-un material pentru pacient poate fi necesară o reformulare explicativă, însă această reformulare trebuie să fie controlată, deoarece poate introduce interpretări.

Abrevierile şi acronimele reprezintă una dintre cele mai sensibile zone, deoarece acelaşi semn grafic poate desemna entități diferite în funcție de specialitate, instituție sau limbă. În mod frecvent, sistemele automate fie păstrează abrevierea fără a semnala ambiguitatea, fie o „extind" printr-o alegere probabilă statistic, dar incorectă contextual. În medicina clinică, o astfel de eroare poate conduce la interpretarea greşită a unui simptom, a unei investigații sau a unei proceduri, iar impactul este amplificat în documente adresate pacientului, unde abrevierea netradusă poate bloca înțelegerea. Mai mult,

eponimele și tradițiile de numire pot produce variație: unele entități au denumiri duble sau concurente, iar sistemele automate pot alterna între acestea, afectând consistența documentului.

O a doua categorie de vulnerabilități privește consistența și standardizarea. IA poate produce variații sinonimice în interiorul aceluiași text, în special atunci când întâlnește repetiții sau formulări aparent redundante. În genurile clinice, redundanța este adesea funcțională, pentru că stabilește relații între antecedente, diagnostic, intervenții și plan terapeutic. În acest punct, resursele standardizate devin decisive. ICD-11 funcționează ca un reper de denumire și codificare, iar menținerea legăturii dintre termenul tradus și codul de clasificare reduce deriva semantică și facilitează interoperabilitatea [2, 3]. Platforma de traducere ICD evidențiază tocmai această preocupare pentru alinierea multilingvă la nivel de titluri, definiții și sinonime [4]. SNOMED CT adaugă o dimensiune de granularitate, întrucât descrie concepte clinice într-o rețea semantică, iar ghidurile de utilizare subliniază că traducerea trebuie să fie orientată spre concept și spre uzul clinic, evitând calcurile care pot părea corecte formal, dar sunt neuzuale sau ambigue [5]. Într-un flux real, UMLS poate sprijini verificarea sinonimiei și a mapărilor între vocabular(e), oferind un instrument de QA terminologic, mai ales când aceeași entitate apare în mai multe forme [6].

O a treia categorie de vulnerabilități este legată de modelele generative și de „halucinațiile" lor. Spre deosebire de MT tradițională, unde outputul este în mod tipic constrâns de segmentul sursă, modelele generative pot produce completări plauzibile, pot parafraza excesiv sau pot „optimiza" stilistic prin comprimare. În traducere, acest lucru se manifestă prin adăugarea unor precizări care nu există în original, prin omiterea unor condiții de administrare sau prin schimbarea unor nuanțe modale care sunt decisive în instrucțiuni clinice. Literatura recentă despre reducerea halucinațiilor în sarcini medicale arată că fenomenul trebuie tratat ca risc sistemic și gestionat prin constrângeri de decodare, verificare și mecanisme de control [11]. Din perspectiva traducerii, concluzia operațională este că modelele generative nu trebuie folosite fără un cadru strict de post-editare și fără politici explicite privind adăugirile și omisiunile.

În ceea ce privește evaluarea impactului asupra pacientului, studiile empirice recente sunt convergente: traducerea automată poate fi utilă, dar evaluarea trebuie să includă explicit potențialul de vătămare. Un studiu din BMJ Quality & Safety a evaluat traducerea instrucțiunilor de externare specifice pacientului, comparând instrumente precum ChatGPT-4 și Google Translate, și a arătat că, deși acuratețea poate fi ridicată pentru anumite limbi și contexte, persistă erori care necesită revizie atentă, în special când se evaluează riscul de vătămare [12]. În mod similar, un studiu din JMIR Medical Education privind traducerea materialelor de educație pentru pacient indică promisiunea IA pentru creșterea accesului la îngrijire lingvistic concordantă, dar subliniază necesitatea reviziei specializate, mai ales în limbile unde calitatea este variabilă [13].

Pe baza acestor constatări, soluțiile terminologice și procesuale pot fi formulate ca principii aplicabile. Un prim principiu este orientarea spre concept, nu spre cuvânt, ceea ce implică utilizarea sistematică a resurselor standard și definirea unei politici instituționale de preferințe terminologice. În practică, aceasta presupune construirea și întreținerea unui glosar intern aliniat cu ICD-11 și, când este relevant, cu SNOMED

CT, astfel încât termenii preferați să fie stabili și verificabili în timp. În terminologie, standardele ISO 704 și ISO 1087 subliniază relația dintre obiecte, concepte, definiții și designații, precum și principiile de formare a termenilor și de redactare a definițiilor; aceste principii sunt utile în configurarea unei politici de traducere care să evite calcurile nefuncționale și să păstreze transparența semantică [14, 15].

Un al doilea principiu este controlul explicit al erorilor critice prin post-editare completă și revizie orientată spre risc. ISO 18587 tratează post-editarea ca activitate distinctă, cu cerințe privind calitatea outputului și competențele post-editorului [7], iar ISO 17100 descrie cerințe procesuale care includ revizie și management al calității în serviciile de traducere [8]. În traducerea medicală, post-editarea trebuie să verifice în mod sistematic exactitatea termenilor, păstrarea numerelor și a unităților de măsură, fidelitatea modului de exprimare a riscului și a contraindicațiilor, precum și coerența internă a documentului. În sprijinul acestei evaluări, MQM oferă un vocabular de erori care permite diferențierea între erori minore de stil și erori critice de acuratețe sau terminologie [9].

Un al treilea principiu este evaluarea mixtă, în care instrumentele automate au rol de monitorizare, iar evaluarea umană are rol de validare. COMET, ca metrică modernă pentru evaluarea traducerii automate, poate ajuta la compararea motoarelor și la detectarea degradărilor în timp, însă în domeniul medical nu poate înlocui revizia de specialitate, deoarece nu operează direct cu criterii de siguranță clinică [10]. În fluxuri instituționale, o strategie eficientă este utilizarea matricilor automate pentru triere și audit intern, urmată de evaluare pe eșantioane prin revizori cu competență de domeniu, astfel încât erorile critice să fie identificate înainte de livrare.

Un al patrulea principiu este guvernanța utilizării IA, mai ales atunci când traducerea implică date personale sau informații sensibile. În asemenea situații, organizațiile trebuie să decidă unde rulează sistemul, ce date sunt transmise, cum se păstrează trasabilitatea și cum se asigură auditurile periodice ale calității. În Uniunea Europeană, Comisia Europeană prezintă un calendar de aplicare etapizată pentru AI Act, cu momente distincte de intrare în aplicare a obligațiilor [16]. Chiar dacă traducerea ca atare nu este întotdeauna încadrată ca sistem cu risc ridicat, utilizarea instrumentelor IA în fluxuri conexe sănătății impune o analiză de risc și politici de conformitate, mai ales când traducerea poate influența decizii, comportamente sau înțelegerea pacientului.

Concluzii

Concluzia generală este că inteligența artificială poate constitui un accelerator util în traducerea discursului medical, dar numai în condițiile în care este integrată într-un flux de lucru orientat spre concept, standardizare și control al riscului. Provocările terminologice cele mai relevante nu se reduc la echivalențe lexicale, ci privesc alinierea la concepte clinice, gestionarea abrevierilor și a variației sinonimice, precum și prevenirea adăugirilor și omisiunilor în documente cu impact clinic.

Soluțiile propuse converg către trei condiții minimale: utilizarea resurselor standard (ICD-11, SNOMED CT, UMLS) ca ancore conceptuale, post-editare completă și revizie orientată spre erori critice, precum și evaluare mixtă, în care instrumentele automate sprijină monitorizarea, iar validarea finală rămâne responsabilitatea specialiștilor. În plus, adoptarea responsabilă implică trasabilitate, protecția datelor și aliniere la cadre-

le de guvernanță și la evoluțiile de reglementare. În absența acestor condiții, IA poate transforma o eficientizare aparentă într-o sursă de risc, în timp ce, în prezența lor, poate contribui la creșterea accesului la informație și la stabilizarea terminologică în comunicarea medicală.

Referințe bibliografice:

1. HAN, L. et al. Neural machine translation of clinical text: an empirical investigation into multilingual pre-trained language models and transfer-learning. Frontiers in Digital Health. 2024, vol. 6, art. 1211564. doi:10.3389/fdgth.2024.1211564 [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.frontiersin.org/journals/digital health/articles/10.3389/fdgth.2024.1211564/full
2. WORLD HEALTH ORGANIZATION. International Classification of Diseases (ICD). [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.who.int/standards/classifications/classification-of-diseases
3. WORLD HEALTH ORGANIZATION. ICD-11. International Classification of Diseases 11th Revision (portal oficial). [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://icd.who.int/
4. WORLD HEALTH ORGANIZATION. Translation Platform: General Information (ICD maintenance platform). [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://icd.who.int/dev11/Help/Get/translation_general/en
5. SNOMED INTERNATIONAL. SNOMED CT Starter Guide. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://docs.snomed.org/snomed-ct-practical-guides/snomed-ct-starter-guide
6. NATIONAL LIBRARY OF MEDICINE (NIH). The Metathesaurus (UMLS) – overview. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.nlm.nih.gov/research/umls/new_users/online_learning/OVR_002.html
7. INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 18587:2017 Post-editing of machine translation output — Requirements. 2017. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.iso.org/standard/62970.html
8. INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 17100:2015 Translation services — Requirements. 2015. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.iso.org/standard/59149.html
9. MQM. Multidimensional Quality Metrics (MQM). [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://themqm.org/
10. REI, R.; STEWART, C.; FARINHA, A. C.; LAVIE, A. COMET: A Neural Framework for MT Evaluation. In: Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Online: Association for Computational Linguistics, 2020, p. 2685–2702. doi: 10.18653/v1/2020.emnlp-main.213 [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://aclanthology.org/2020.emnlp-main.213/
11. XU, D. et al. Mitigating Hallucinations of Large Language Models in Medical Information Extraction via Contrastive Decoding. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024. 2024. doi:10.18653/v1/2024.findings-emnlp.456 [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://aclanthology.org/2024.findings-emnlp.456/
12. KONG, M. et al. Evaluation of the accuracy and safety of machine translation of patient-specific discharge instructions: a comparative analysis. BMJ Quality & Safety. 2025. doi:10.1136/bmjqs-2024-018384. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://qualitysafety.bmj.com/content/early/2025/07/06/bmjqs-2024-018384
13. DZUALI, F. et al. ChatGPT May Improve Access to Language-Concordant Care for Patients With Non–English Language Preferences: Evaluation Study. JMIR Medical Education. 2024, vol. 10, e51435. doi:10.2196/51435. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://mededu.jmir.org/2024/1/e51435/

14. INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 704:2022 Terminology work — Principles and methods. 2022. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.iso.org/standard/79077.html
15. INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 1087:2019 Terminology work and terminology science — Vocabulary. 2019. [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://www.iso.org/standard/62330.html
16. EUROPEAN COMMISSION. AI Act – Application timeline (Regulatory framework on AI). [Accesat 06.01.2026]. Disponibil: https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai