

MUHAMMAD AL-XORAZMIY
AVLODLARI
ILMIY-AMALIY VA AXBOROT-
TAHLILY JURNAL

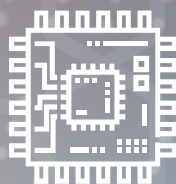
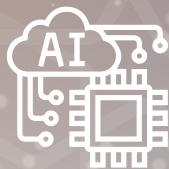
DESCENDANTS OF MUHAMMAD
AL-KHWARIZMI
SCIENTIFIC-PRACTICAL AND
INFORMATION-ANALYTICAL JOURNAL



1(35)/2026

ISSN-2181-9211

MUHAMMAD AL-XORAZMIY NOMIDAGI
TOSHKENT AXBOROT TEXNOLOGIYALARI UNIVERSITETI



MUHAMMAD AL-XORAZMIY AVLODLARI

Ilmiy-amaliy va axborot-tahliliy jurnal
2017 yilda ta'xis etilgan

1(35)/2026

Tahririyat kengashi a'zolari

Maxkamov B.SH. – Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti (TATU) rektori, Tahririyat kengashi raisi

Sultanov Dj.B. – Tahririyat kengashi raisi o'rinbosari

Tashev K.A. – Tahrir kengashi raisi o'rinbosari

Nosirov X.X. – DSc., dots. bosh muharrir

Raximov B.N. – t.f.d., prof. bosh muharrir o'rinbosari

Muharrirlar:

Kamilov M.M. – t.f.d., prof., akademik.

Musayev M.M. – t.f.d., prof.

Abduraxmonov K.P. – f.-m.f.d., prof.

Jumanov J.X. – t.f.d., prof.

Muxamediyeva D.T. – t.f.d., prof.

Isayev R.I. – t.f.n., prof.

Yusupov A. – f.-m.f.d., prof.

Yakubova M.Z. – t.f.d., prof. (Qozog'iston)

Xalikov A.A. – t.f.d., prof. (TDTU)

Nazarov A.M. – t.f.d., prof. (TDTU)

Jmud V.A. – professor (Rossiya)

Miroslav Skoric – professor (Avstriya)

Dzhurakhalov.A. – professor (Belgiya)

Abrarov S.M. – professor (Kanada)

Kyamakya K. – professor (Avstriya)

Chedjou J.Ch. – professor (Avstriya)

Davronbekov D.A. – t.f.d., prof.

Xujamatov X.E. – t.f.d., dots.

Pisetskiy Y.V. – t.f.d., prof.

Nishonov A.X. – t.f.d., dots.

Muminov B.B. – t.f.d., prof.

Khudayberdiyev M.X. – t.f.d., prof.

Raximov N.O. – t.f.d., dots.

Amirsaidov U.B. – t.f.d., dots.

Kerimov K.F. – t.f.d., dots.

Ganiyev A.A. – t.f.n., dots.

Gavrilov I.A. – t.f.n., dots.

Gubenko V.A. – t.f.n., dots.

Pulatov Sh.U. – t.f.n., dots.

Kutlimuratov A. – PhD, dots.

Shaxobiddinov A.SH. – PhD, dots.

Madaminov X.X. – PhD, dots.

Xudaybergenov T.A. – PhD, dots.

Ro'ziboyev O.B. – PhD, dots.

Yaxshibayev D.S. – PhD, dots.

Mirsagdiyev O.A. – PhD, dots.

Puziy A.N. – PhD, dots.

Saymanov I.M. – PhD, dots.

Aripova U.X. – PhD, dots.

Narzullayev O.M. – PhD.

Berdiyev A.A. – PhD, bosh muharrir

yordamchisi

Kengesbayev S.K. – texnik muxarrir

MUNDARIJA

DASTURIY VA KOMPYUTER INJINIRING TEXNOLOGIYALARINING ZAMONAVIY MUAMMOLARI

Elov B.B., Xusainova Z.X., Sharipova R.A. BEMOR ALOMATLARI BO'YICHA KASALLIKNI TASNIFLASH 3

Рузметов А.А. Методика экспериментальной оценки эффективности алгоритмов восстановления управления роботизированным объектом в операционной системе ROS2 15

Yadgorov F.X., Egamberdiyev N.A., Sodiqov V.S. Elektron shahodatnoma axborot tizimida ma'lumotlarni qayta ishlash tamoyillari va ularning amaliy tatbiqi 18

K.I. Kalimbetov, A.K.Utepbergenova, G.B. Alifbaeva, Kan V.S. Qat'iy mas mantiq algoritmlarini qo'llashga asoslangan modelni ishlab chiqish 24

О.Б.Рузибаев, М.Ю.Дошанова, Г.Х.Таширатов. Анализ алгоритмов оптимального отбора информативных признаков и их программная реализация с использованием библиотек Python 29

Haydarov E.D. Zararkunanda dasturlarni aniqlashning takomillashtirilgan RNN usuli 34

Joldasov Sh.B., Beknazarova S.S. Maydonli grafik obyektlarni birlamchi vektorlash algoritmi 39

Jumanova Z.X., Parpiyeva Sh.M. Hesh funksiyalarida sun'iy intellektga asoslangan to'qnashuvni aniqlash usullari 44

Kengesbayev S.K. Kiberhujumlarni aniqlashda mashinali o'qitish algoritmlarining samaradorligini tadqiq etish 50

Mallayev O.U., Aliyev J.K., Gazatov J.A., Fozilov O.M. Mashinali o'qitish algoritmlari asosida maktab bitiruvchilarining ta'lim yo'nalishlarini aniqlash modeli va arxitekturasini 55

Yaxshibayev D.S., Mardiyev M.G'. Sun'iy intellekt va biometrik texnologiyalar asosida ta'lim jarayonini multimodal (video va audio) monitoring qilish axborot tizimining konseptual va jarayonli modellarini ishlab chiqish 61

Abdurasulov O.H. Chekli maydonda parametrlilik diskret logorifmlash murakkabligiga asoslangan O'zMS 286:2024 elektron raqamli imzo standarti asosida jamoaviy mutlaqo ko'r elektron raqamli imzo protokolining matematik asoslari 71

Nishanov A.H., Babadjanov E.S., Narziyev N.B., Toliyev X.I. O'zgaruvchan muhitda shaxs yuzini tanib olishning gibrid usuli 76

Абдуллаев Р.Б. Методы определения функциональной зависимости рабочих выходов логических комбинационных схем от проявления симметричных ошибок 86

Mamatov N.S, Abdullayev Sh.Sh, Yo'ldoshev Y.Sh, Mamataxunov M.A. Transformer arxitekturasiga asoslangan neyron tarmoq yordamida nutqni matnga o'tkazish 94

OPTIK ALOQA TIZIMLARI, TELEKOMMUNIKATSIYA TARMOQLARI VA KOMMUTATSIYA TIZIMLARINING RIVOJLANISH TAMOYILLARI

Qalandarov J.J. Lokal tarmoq topologiyasini asinxron gibrid skanerlash (ICMP/SNMP/LLDP) algoritmlari va ularning samaradorligi 99

Qodirov A.A. Wi-Fi tarmog'ida foydalanuvchilar sonining o'tkazuvchanlik va kechikishga ta'sirini neyron tarmoq yordamida modellashtirish 103

Parsiyev S.S. Har xil turdagi topologik strukturali telekommunikatsiya tarmoqlarini optimallashtirish 109

Jolimbetova E.D. FANET tarmoqlarida marshrullash muammolari va protokollar tasnifi 114

		TEXNOLOGIYALAR VA RADIOTEXNIKANI RIVOJLANTIRISH ISTIQBOLLARI
		Shaudenbaev N.M. Analysis of research on energy efficiency of connected-mode DRX mechanism and measurement report adaptation in 5G NR 120
		Abdullayev A.X., Sobirov R.E., Ahmedov Sh.A. Mashina o'rganish asosida radiochastota spektri bandligini oldindan baholash 124
		X.Gaziyev, M.Raxmatullayeva, A.Berdiyev. Brayl displeylar uchun qadamlı motor va surilish registrlari asosidagi takomillashtirilgan boshqaruv modeli 129
		Махмудов М.М. Организация цифрового учета объектов телекоммуникационной инфраструктуры со встроенным контролем качества данных 133
		Arziyev D.A., Sabirova U.Sh., Obidov F.Z. Issiqxona sharoitini aqlli texnologiyalar yordamida monitoring etish 139
		Karimabayeva A.S., Sultonova M.T., Nurimbetov B.T., Gubenko V.A. Monte-karlo asosidagi global yoritishda yangi perceptual RGB moslashuv usuli 143
		Babadjanov E. S., Risnazarov A.M., Serjanova D. S., Faizullaeva M.A. RFID tizimida RSSI signal ma'lumotlarini qayta ishlash asosida teglarni lokalizatsiya qilish usuli 148
		Zokhidov A.Z., Norov E.I. Edge-aware facial identification in resource-constrained digital media: A review of classical, deep, and embedded vision approaches. 155
		Джабборова М.А., Бердиев А.А. Цифровая трансформация системы государственных услуг 161
		Aripova U.X., Aripova Z.X., Imomxolov F.N. Kan V.S. Uchuvchisiz boshqariladigan uchish apparatlari antennalarini matlab muhitida modellashtirish va tadqiq etish 166
		Sabirova U.Sh., Bayjonova I.E. Masofadan boshqariladigan radiostansiyada shovqinsimon signallarni qo'llash 174
		O'ZBEKISTONDA AXBOROTLASHGAN JAMIYAT RIVOJLANISHINING IQTISODIY MASALALARI
		Abdurasulov O.H. Rossiya Federatsiyasining GOST P 34.10-2001 elektron raqamli imzo standarti asosida jamoaviy elektron raqamli imzo protokolinig matematik asoslari 178
		ILMIY AXBOROTLAR
		Sodiqov V.S., Egamberdiyev N.A., Yadgorov F.X. Raqamli ma'lumot resurslaridan foydalanish jarayonini modellashtirishning jahon tajribasi 183
		Otaxonova B.I., Yuldoshev Yu.Sh., Obidova K. Sentiment tahlil va fikr-mulohazalarni aniqlash: Ijtimoiy tarmoqlar monitoringining yangi usullari 189
		Sattarov X.A., Baxadirov I.I. Korxonalarda elektr energiyasi iste'molini prognoz qilishni takomillashtirish 196
		Sharifov Y.X. Kutubxona tizimlarida badiiy adabiyotlarni tavsiya etishning axborot modellari 201
		Рузметов А.А. Формализованная модель состояний отказа и восстановления управления бортовой программной системой роботизированного объекта в среде ROS2 207
		Kuchkorov T.A., Sabitova N.Q., Hasanov A.O. Ko'p mezonli (multi-metric) yondashuv asosida endoskopik tasvirlar o'quv tanlanmalar sifatini kompleks baholash 210
		О.Б.Рузibaев, М.Ю.Дошанова, Г.Х.Ташматов. Анализ алгоритмов оптимального отбора информативных признаков и их программная реализация с использованием библиотек python 217
		Yakubov M.S., Ro'ziboyev Sh. I. Transport-logistika boshqaruv tizimida ko'p mezonli optimallashtirish modellarini qo'llash samaradorligi 222
		Raximberdiyev S. A., Ro'ziboyev M. I. Innovatsion texnologiyalar asosida dasturiy va texnik xizmat ko'rsatish tizimlarini avtomatlashtirish modellari va algoritmlari 231
		Жураева К.К., Назирова З.Г. Обеспечение надежности и качества работы энергосистем малой мощности 241
		И.К.Хужаев, Б.Б.Бахтиёр, Х.А.Мамадалиев, Н.В.Туропова. Моделирование изотермического течения реальной жидкости в рельефных трубопроводах и анализ влияния воздушного колпака 246

Muassis:

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi
Toshkent axborot texnologiyalari
universiteti

Manzil:

100084, O'zbekiston, Toshkent sh., Amir
Temur ko'chasi, 108

Telefon: 71 238-64-38;

e-mail: alxorazmiy@tuit.uz

Jurnal sayti: <http://alxorazmiy.uz>

Bosishga ruxsat etildi:

Qog'oz bichimi 60x84 1/8

Bosma tabog'i 15,5. Adadi 100 nusxa

Buyurtma raqami №195 "Fan va

texnologiyalar Markazining

bosmaxonasi"da chop etildi

Toshkent shahri Olmazor ko'chasi, 171.

Jurnal O'zbekiston Matbuot va

axborot agentligida 2017

22 iyunda 0921 raqami bilan ro'yxatdan

o'tgan.

Jurnal yilda 4 marotaba

(har chorakda) chop etiladi.

yil

UDK 004.912:004.89:616

Elov B.B., Xusainova Z.X., Sharipova R.A.

BEMOR ALOMATLARI BO'YICHA KASALLIKNI TASNIFLASH

Ushbu maqolada bemorlarning matn shaklida ifodalangan shikoyat va alomatlarini asosida kasallikni avtomatik aniqlash hamda tasniflash masalasi yoritilgan. Mazkur muammo kompyuter lingvistikasi, sun'iy intellekt sohalarining kesishmasida o'rganilib, dastlabki yechim sifatida BPMN standarti yordamida axborot modeli ishlab chiqildi. BPMN biznes jarayonlarini modellashtirish uchun keng qo'llaniladigan grafik standart bo'lib, u jarayon bosqichlarini sxema ko'rinishida ifodalashga xizmat qiladi. Taklif etilayotgan tizim tarkibida tabiiy tilni qayta ishlash vositalari maxsus tibbiy NER modeli va mashinali o'qitish algoritmlari yordamida bemor simptomlaridan tegishli kasallik diagnostika aniqlash bosqichlari mavjud. Maqolada tizimning konseptual modeli, amalga oshirish usullari, eksperimental natijalari, hamda ilmiy-amaliy ahamiyati va cheklovlari batafsil bayon etilgan. Natijalar shuni ko'rsatadiki, taklif etilgan yondashuv yordamida o'zbek tilidagi tibbiy matnlarda kasalliklarni yuqori aniqlikda avtomatik tasniflash mumkin. Ushbu tadqiqot orqali tibbiyot sohasida sun'iy intellektdan foydalangan holda klinik qarorlarni qo'llab-quvvatlashga oid ilk qadamlar qo'yilgan bo'lib, kelgusida bu yo'nalishda yanada takomillashtirish imkoniyatlari muhokama qilingan.

Kalit so'zlar: sun'iy intellekt; tabiiy tilni qayta ishlash; tibbiy diagnostika; BPMN; kompyuter lingvistikasi; kasalliklarni tasniflash; o'zbek tili korpusi.

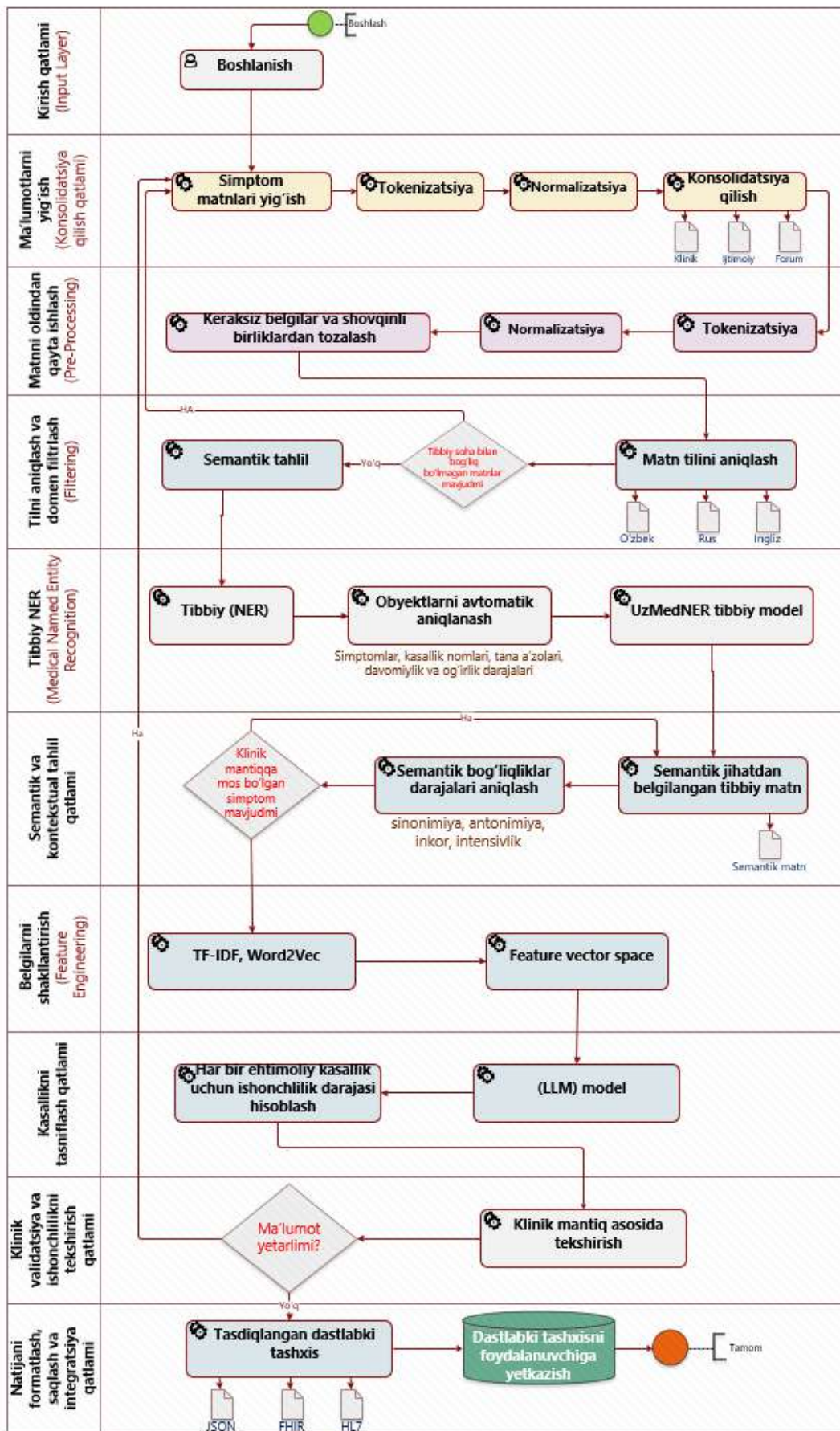
Kirish. Tibbiy diagnostika – bemorning simptom va belgilari asosida kasallikni aniqlash jarayoni bo'lib, murakkab shu bilan birga mas'uliyatli vazifa hisoblanadi. Bemor ta'riflagan alomatlar turlicha talqin qilinishi, ba'zan noaniq bo'lishi mumkinligi tashxis qo'yishni qiyinlashtiradi. Ko'plab kasalliklar o'xshash simptomlar bilan kechishi yoki aksincha, kam uchraydigan kasallikning alomati oddiy holat deya noto'g'ri baholanishi mumkin. An'anaviy tashxis qo'yish jarayoni yetarlicha vaqt va resurs talab qilinib, malakali shifokor ishtirokida amalga oshadi. Ayniqsa, rivojlanayotgan mamlakatlarda shifokorlar yetishmovchiligi va infratuzilmaning cheklanganligi sababli, aholining ko'p qismi sifatli diagnostika xizmatidan chetda qolishi mumkin. Bunday vaziyatlar tibbiyotda avtomatlashtirilgan tashxislash tizimlariga ehtiyoj tug'diradi.

So'nggi yillarda intellekt va mashinali o'qitish (Machine Learning, ML) metodlari tibbiy tashxisni erta bosqichda avtomatlashtirish uchun qo'llanila boshladi. Xususan, bemor alomatlarini bo'yicha kasallikni aniqlovchi raqamli diagnostika va "symptom checker" platformalari jadal rivojlanmoqda. Hozirda jahon bo'yicha raqamli diagnostika mahsulotlari bemor kiritgan simptomlar asosida kasallik xavfini baholash va birlamchi tashxisni taklif etish imkonini bermoqda. Tabiiy tilni qayta ishlash (NLP) va chuqur o'rganish texnologiyalarining joriy etilishi natijasida bunday tizimlar an'anaviy usullarga nisbatan tezkor, qulay va arzon yechim bo'layotgani kuzatilmoqda. Ingliz tilidagi bemor shikoyatlarini DL (Deep Learning) modellarida tahlil qilgan tadqiqotlar kasallikni deyarli 99% aniqlik bilan bashorat qilish mumkinligini ko'rsatdi. Boshqa ishlarda ham simptomlar bo'yicha kasallikni tasniflash modellari 98% dan yuqori aniqlikka erishgani qayd etilgan. Bu kabi yutuqlar sun'iy intellektga asoslangan diagnostika vositalari tibbiyotda haqiqiy amaliy samara berishini isbotlamqda.

Shu bilan birga, sun'iy intellekt yordamida simptomlar asosida tashxislash bo'yicha izlanishlar asosan dunyoda ko'p tarqalgan (ingliz, xitoy, rus va h.k.) tillarda olib borilmoqda. Kam resursli til hisoblangan o'zbek tilida bunday resurs va ishlanmalar yetarlicha emas. So'nggi paytlarda o'zbek tili uchun NLP yo'nalishida ayrim korpuslar va modellar paydo ishlab chiqildi, ammo ularning soni hamda qamrovi cheklangan. Bugungi kunda o'zbek, qoraqalpoq, qirg'iz kabi kam resursli tillarda ochiq korpuslar va lingvistik vositalar yetishmaydi. Xususan, tibbiy matnlarni avtomatik tahlil qilish bo'yicha ham hozircha katta ochiq ma'lumotlar bazasi mavjud emas. 2025-yilda B. Elov o'zbek tilida matnlardagi nomlangan obyektlarni aniqlash (NER) masalasini o'rganib, UzMedNER deb nomlangan maxsus tibbiy korpusni e'lon qildi. Ushbu korpus ≈ 50000 klinik matnini o'z ichiga oladi va unda *kasallik*, *simptom*, *dori nomlari* kabi tibbiy entitetlar CONLL-U formatida teglangan. Mazkur resurs o'zbek tilida tibbiy NLP va sun'iy intellektni rivojlantirish uchun muhim asos bo'lib xizmat qilmoqda.

Ushbu maqolada o'zbek tilida bemor alomatlarini bo'yicha kasallikni avtomatik tasniflash modeli taqdim etilgan. Buning uchun tabiiy tilni qayta ishlash va mashinali o'qitish usullarini birlashtirgan yechim ishlab chiqildi. Taklif etilgan tizim jarayoni BPMN modeli ko'rinishida ishlab chiqilib, bosqichma-bosqich strukturaviy tasvirlandi. So'ngra, UzMedNER korpusidan foydalanib simptomlar va kasalliklar o'rtasidagi bog'liqlikni o'rganuvchi mashinali o'qitish modeli yaratilib, uning samaradorligi baholandi.

So'nggi yillarda bemorlarning erkin matn shaklida ifodalangan shikoyat va kasallik alomatlarini asosida kasalliklarni avtomatik aniqlash hamda tasniflash masalasi tabiiy tillarni qayta ishlash sohalarida muhim ilmiy yo'nalish sifatida shakllanmoqda.



1-rasm. Bemor alomatlarida kasallikni tasniflash jarayonining BPMN modeli

Raqamli sog'liqni saqlash tizimlarida simptomga asoslangan avtomatik diagnostika vositalari bemor murojaatlarini qayta ishlash va dastlabki klinik qarorlarni qo'llab-quvvatlash imkonini bermoqda [1,2].

Dastlabki tadqiqotlarda symptom-kasallik munosabatlarini modellashtirish uchun qoidaga asoslangan ekspert tizimlari hamda an'anaviy mashinali o'qitish yondashuvlari, jumladan Naive Bayes, Logistic Regression va Support Vector Machine modellaridan foydalanilgan [3,4]. Ushbu yondashuvlar hisoblash jihatdan samarali bo'lsa-da, klinik matnlardagi kontekstual va semantik murakkablikni to'liq aks ettira olmagani. Chuqur o'rganish metodlarining rivojlanishi bilan rekurrent neyron tarmoqlar (RNN), LSTM va BiLSTM modellariga asoslangan yondashuvlar simptomga asoslangan kasallik tasniflash vazifalarida qo'llanila boshladi [5,6]. Tadqiqotlar BiLSTM modellarining simptomlar ketma-ketligini hisobga olish orqali klassik ML modellariga nisbatan yuqori aniqlik va F1 ko'rsatkichlariga erishishini ko'rsatadi. Ayniqsa, kam resursli tillarda olib borilgan ishlarda LSTM asosidagi modellar yuqori samaradorlik namoyish etgan [7].

So'nggi yillarda transformer arxitekturasi asosidagi modellar, xususan BERT va uning tibbiyot sohasiga moslashtirilgan variantlari (BioBERT, ClinicalBERT) simptomga asoslangan diagnostika masalalarida yetakchi yondashuvga aylandi [8,9]. BioBERT biotibbiy matnlarda oldindan o'qitilgani sababli klinik semantikani chuqur o'zlashtiradi va kasalliklarni aniqlashda an'anaviy modellar bilan solishtirganda samarali natijalar beradi [10]. ClinicalBERT esa elektron tibbiy yozuvlar asosida klinik qarorlarni bashorat qilishda yuqori aniqlikni ta'minlagan [11]. Kasallikni aniqlash jarayonida simptomlarni avtomatik ajratib olish muhim bosqich hisoblanib, bu vazifa asosan tibbiy NER modullari orqali amalga oshiriladi. BiLSTM-CRF va transformer asosidagi NER modellar klinik matnlardan "alomat", "kasallik", "dori" va "anatomya" kabi entitetlarni yuqori aniqlikda aniqlash imkonini beradi [12,13]. Muayyan sohaga asoslangan korpuslarda o'qitilgan NER modellari umumiy NLP modellariga nisbatan sezilarli ustunlikka ega ekani ko'plab tadqiqotlarda qayd etilgan [14].

Kam resursli tillar uchun tibbiy NLP masalalari alohida dolzarblik kasb etadi. Annotatsiyalangan klinik korpuslarning yetishmasligi sababli transfer learning, multilingual BERT va cross-lingual embedding yondashuvlari keng qo'llanilmoqda [15,16]. Tarjima asosida ma'lumotlarni ko'paytirish va ko'ptilli modellarni moslashtirish orqali simptomga asoslangan diagnostika tizimlarini kam resursli tillarda ham joriy etish mumkinligi isbotlangan [17]. Shuningdek, simptomga asoslangan diagnostika tizimlarini real klinik muhitga integratsiya qilishda BPMN asosidagi jarayon modellashtirish yondashuvlari muhim ahamiyat kasb etadi. BPMN yordamida NLP pipeline bosqichlari matnni qabul qilish, qayta ishlash, NER, tasniflash va natijalarni chiqarish standartlashtirilgan tarzda ifodalanadi [18,19]. Adabiyotlarda BPMN va sun'iy intellekt modellarining integratsiyasi klinik qaror qabul qilish tizimlarining

shaffofligi va qayta foydalanish imkoniyatini oshirishi ta'kidlanadi [20].

Metodlar

Taklif etilayotgan tizim modelini ishlab chiqishda quyidagi manbalar va vositalardan foydalanildi:

1) **Ma'lumotlar korpusi** – B.Elov va boshqa tadqiqotchilar tomonidan tayyorlangan UzMedNER tibbiy korpusi

2) **NLP moduli** – o'zbek tilida simptomlarni matndan ajratib olish uchun NER modeli;

3) **Klassifikatsiya moduli** – mashinali o'qitish asosida kasallikni aniqlovchi model;

4) **BPMN diagrammasi** – umumiy jarayonni aks ettiruvchi sxema (1-rasm).

Quyida ushbu BPMN axborot modeli tuzilishi, korpus va algoritmlar keltirilgan. Bemor alomatlarini asosida kasallikni tasniflash jarayonining BPMN modelining ishlash jarayoni bir necha bosqichlardan iborat. Jarayon boshlanishida bemor o'zining sog'lig'i bilan bog'liq shikoyatlarini, ya'ni simptomlarini og'zaki yoki matnli ko'rinishda tiizimga kiritadi. Keyingi bosqichda NLP moduli ushbu matnda uchragan kasallik alomatlarini avtomatik aniqlaydi. Buning uchun oldindan tayyorlangan UzMedNER modelidan foydalandi. UzMedNER modeli matndagi simptomlarni, "isitma", "yo'tal", "bosh og'rig'i" kabi obyektlarni maxsus belgi bilan ajratib beradi. So'ngra ajratib olingan muhim simptom ma'lumotlari asosida kasallikni tasniflash moduli ishga tushadi. Bu modul mashinali o'qitishga asoslangan bo'lib, kiruvchi simptomlar to'plamidan kelib chiqib, eng yuqori ehtimolli kasallik diagnozini belgilaydi. Klassifikatsiya jarayoni yakunida model aniqlik darajasini, klassifikatsiyaning ishonchlilik ko'rsatkichi baholaydi: agar model kasallikni yetarli darajada ishonch bilan aniqlagan bo'lsa, jarayon natijasi sifatida ushbu kasallik nomi chiqariladi. Agar model ishonchsiz, aniqlik past deb topsa, tizim boshqa simptomlar yoki tahlil natijalari kabi qo'shimcha ma'lumot kiritishni so'rab, jarayon boshiga qaytadi. Shu tariqa, tizim foydalanuvchi bilan iterativ muloqot qilib, yetarli axborot to'plangach yakuniy tashxisni beradi. BPMN modeli jarayonning aynan mana shu mantiqiy ketma-ketligini formal tarzda ifodalaydi va u klinik ishlov berish jarayonini vizual tarzda tasvirlash uchun qulay vosita hisoblanadi.

Ma'lumotlar va korpus

Klassifikator modelini o'qitish uchun yuqorida tilga olingan UzMedNER korpusidan foydalanildi. Ushbu korpus o'zbek tilidagi turli klinik hujjatlar va shifokor ko'rigidan olingan yozuvlar asosida shakllantirilgan bo'lib, unda har bir matndagi tibbiy obyektlar (kasallik nomlari, simptomlar, dori vositalari va hokazo) maxsus teglarda belgilangan. Korpus CONLL-U formatida taqdim etilgan, matn so'zma-so'z ajratilib, har bir so'z tegishli lingvistik va semantik teg bilan belgilangan. Masalan, B-symptom, I-symptom teglari simptom boshi va davomiga, B-disease esa matndagi kasallik nomining boshlanishiga mos keladi (BIO format). Korpus hajmi va ko'lami jihatidan unikal hisoblanib, u yordamida mashinali o'qitish modellarini samarali ishlab chiqish

mumkin. Ushbu korpusdan ikkita asosiy maqsadda foydalanildi:

1) *simptomlarni ajratuvchi NER modelini tayyorlash yoki mavjudini moslashtirish;*

2) *har bir matnga tegishli kasallik diagnozini aniqlash uchun nazoratli o'rganish modeli (supervised learning)ni o'qitish.*

Korpus matnlarida odatda bemorning shikoyati va yakuniy diagnoz mavjud bo'lgani uchun, ularni x

kasallikka y simptomlar mos kelishi tarzida juftlab, model uchun kerakli trening ma'lumoti generatsiya qilindi. Quyida UzMedNER uchun BIO/BIOES teglash modeliga asoslangan *linik matnlar, epikrizlar, ambulator kartalar, tibbiy maqolalarni* NER teglash maqsadida ICD-10, ATC, SNOMED-CT, UMLS xalqaro standartlarga moslashtirilgan uchun tagset jadvali keltirilgan.

1-jadval. UzMedNER asosiy obyekt teglari

	Teg	To'liq nomi	O'zbekcha izoh	Tipik misollar
1.	DIS	Disease	Kasallik, patologik holat nomi	sil, diabet, bronxit
2.	DRUG	Drug Medication /	Dori vositasi, farmakologik preparat	parasetamol, insulin
3.	SYMPTOM	Symptom	Bemor shikoyati yoki klinik belgi	isitma, yo'tal, bosh og'rig'i
4.	ANATOMY	Anatomical entity	Tana a'zosi yoki anatomik tuzilma	o'pka, yurak, jigar
5.	PROCEDURE	Medical procedure	Tibbiy muolaja yoki amaliyot	rentgen tekshiruv, operatsiya
6.	TEST	Medical test	Laborator yoki instrumental tekshiruv	qon tahlili, EKG
7.	DOSAGE	Dosage	Dori miqdori yoki dozasi	500 mg, kuniga 2 marta
8.	FORM	Drug form	Dorining chiqarilish shakli	tabletka, sirop
9.	FREQUENCY	Frequency	Qabul qilish chastotasi	har 8 soatda, kuniga bir marta
10.	DURATION	Duration	Davolash davomiyligi	7 kun, 2 hafta
11.	ROUTE	Route of administration	Dori qabul qilish yo'li	og'iz orqali, vena ichiga
12.	CAUSE	Etiology / Cause	Kasallik sababi	virusli infeksiya
13.	COMPLICATION	Complication	Asorat	pnevmoniya asorati
14.	SEVERITY	Severity	Og'irlik darajasi	yengil, o'rtacha, og'ir
15.	STATUS	Clinical status	Holat yoki kechish turi	surunkali, o'tkir
16.	RESULT	Test result	Tahlil yoki tekshiruv natijasi	musbat, manfiy
17.	AGE	Age	Bemor yoshi	45 yoshli
18.	GENDER	Gender	Jinsga oid ma'lumot	erkak bemor
19.	HISTORY	Medical history	Anamnez, oldingi holatlar	ilgari sil bilan og'rigan
20.	ALLERGY	Allergy	Allergik holat	penitsillinga allergiya

2-jadval. BIO formatda UzMedNER teglari

№	BIO Teg	Izoh
1.	B-DIS	Kasallik nomining boshlanishi
2.	I-DIS	Kasallik nomining davomiy qismi
3.	B-DRUG	Dori nomining boshlanishi
4.	I-DRUG	Dori nomining davomiy qismi
5.	B-SYMPTOM	Simptom boshlanishi

6. **I-SYMPATOM** Simptom davomiy qismi
 7. **B-ANATOMY** Anatomik obyekt boshlanishi
 8. **I-ANATOMY** Anatomik obyekt davomiy qismi
 9. **O** Tibbiy obyekt emas

3-jadval. CoNLL-U Plus formatdagi dataset

ID	FORM	LEMMA	UPOS	NER
1	Bemor	bemor	N	O
2	8	8	NUM	B-TEMPORAL
3	kundan	kun	N	I-TEMPORAL
4	beri	beri	RR	I-TEMPORAL
5	tana	tana	N	B-SYMPATOM
6	harorati	harorat	N	I-SYMPATOM
7	ko'tarilishi	ko'tarilmoq	VB	I-SYMPATOM
8	va	va	CC	O
9	quruq	quruq	JJ	B-SEVERITY
10	yo'tal	yo'tal	N	B-SYMPATOM
11	bilan	bilan	RR	O
12	shikoyat	shikoyat	N	O
13	qildi	qilmoq	VB	O
14	.	.	PUNCT	O

NLP moduli (UzMedNER modeli)

O'zbek tilida tibbiy obyektlarni aniqlash uchun korpus asosida UzMedNER modeli tayyorlandi. Buning uchun Transformer arxitekturasidagi XLM-RoBERTa bazasidagi model eksperiment qilindi. Korpusdagi 50 ming matndan 80% trening, 10% tasdiqlash (validation) va 10% test uchun ajratildi. O'zbek tilida so'zlarning turli yasali shakllari mavjudligi sababli model treningi davomida so'zlarning morfologik xususiyatlari ham hisobga olindi. UzMedNER modelining yakuniy natijalariga ko'ra, test to'plamida simptom obyektlarini aniqlash aniqligi F1 ko'rsatkichi ~95% atrofida bo'ldi. Bu ko'rsatkich xalqaro miqyosdagi umumiy NER modellari darajasiga yaqin bo'lib, korpus sifatining yuqoriligini ham tasdiqlaydi. UzMedNER modulidan chiqqan natija bemor kiritgan matndagi "ishtaha yo'qolishi", "uxlay olmayapman" kabi asosiy simptomlar ro'yxati shakllantirildi. Keyingi bosqichda aynan shu ajratilgan simptomlar klassifikator modeliga uzatildi.

Klassifikatsiya moduli

Kasallikni tasniflovchi modelga kirish sifatida NER orqali aniqlangan simptom so'zlari yoki so'z birikmalari beriladi. Klassifikatsiya vazifasi ko'p sinfli (multi-class) muammo sifatida qo'yildi. Bunda model berilgan simptomlar to'plamidan turli kasalliklar orasidan eng mos keladigan bitta kasallikni tanlaydi. Kasallik sinflari sifatida korpusda uchragan masalan, gripp, oshqozon yarasi, gipertoniya kabi asosiy diagnostik kategoriyalari qabul qilindi. Modellarini o'qitishda turli yondashuvlar sinab ko'rildi:

1) **An'anaviy ML usuli** – TF-IDF matn xususiyatlari + logistik regressiya klassifikatori;

2) **Chuqur o'rganish usuli** – BERT transformeri asosida fine-tuning (multilingual BERT modelini o'zbek tibbiy matnlariga moslashtirish);

3) **Ansaml usuli** – bir nechta model natijalarini birlashtirib yakuniy qaror qabul qilish.

Har bir yondashuv uchun logistik regressiya uchun C parametri, BERT modeli uchun o'quv tezligi va epoch soni kabi optimal hiperparametrlar tanlandi. Modelni o'qitish jarayonida trening to'plamidagi namunalarning balansiga e'tibor qilindi va kam uchraydigan kasalliklar uchun *oversampling* qo'llanib, modellarning ularga nisbatan ham sezgirligi oshirildi.

Klassifikatorni baholash uchun *aniqlik (accuracy)*, *to'g'rilik (precision)*, *qamrov (recall)* va *F1* kabi ko'rsatkichlar hisoblandi. Asosiy e'tibor umumiy aniqlik va F1ga qaratildi. Shuningdek, turli kasallik sinflari bo'yicha alohida chalkashliklar matritsasi (confusion matrix) tahlil qilinib, qaysi kasalliklar ko'proq adashtirilayotgani kuzatildi.

Natijalar

NER model natijalari. Tayyorlangan UzMedNER moduli test to'plamida yuqori natijalarga erishdi: simptom obyektlarini aniqlash bo'yicha to'g'rilik ~92%, qamrov ~89%, umumiy F1 esa 90% dan yuqori bo'ldi. Demak, bemor matnidagi aksariyat muhim alomatlar model tomonidan to'g'ri tanilgan. UzMedNER moduli noto'g'ri bajargan holatlar asosan murakkab yoki kam ishlatiladigan tibbiy atamalar bilan bog'liq bo'ldi. Bunday simptomlar korpusda juda kam uchraydi. NER bosqichi keyingi klassifikatsiya uchun ishonchli ma'lumot bazasini taqdim etdi.

Quyidagi 4-jadvalda "Bemor alomatlari bo'yicha kasallikni tasniflash" NLP masalasida qo'llanilgan UzMedNER modeli NER modulining samaradorligi, xatolik turlari va keyingi bosqichlarga ta'siri keltirilgan.

4-jadval. UzMedNER modeli asosida tibbiy obyektlarni aniqlash natijalarining tahlili

№	Tahlil komponenti	Tavsif	Natijaviy ko'rsatkichlar	Izoh
1.	Tahlil obyekti	O'zbek tilidagi tibbiy matnlardan simptom va kasallik obyektlarini aniqlash	50000 ta CONLL-U formatdagi teglangan matn	Real klinik va yarim-klinik matnlar asosida
2.	Model turi	Medical Named Entity Recognition (MNER)	UzMedNER (BIO teglash asosida)	Kam resursli til uchun moslashtirilgan
3.	Aniqlanadigan obyektlar	SYMPTOM, DISEASE, DRUG, BODY_PART, DURATION, SEVERITY	6 ta asosiy tibbiy obyektga sinfi	Klinik diagnostika uchun yetarli to'plam
4.	To'g'rilik (Precision)	Model aniqlagan obyektlarning to'g'ri bo'lish darajasi	≈ 95%	Noto'g'ri ijobiy holatlar kam
5.	Qamrov (Recall)	Real obyektlarning model tomonidan topilish darajasi	≈ 92%	Unikal va murakkab terminlarda pasayish kuzatiladi
6.	F1-ko'rsatkich	Precision va Recall o'rtacha muvozanati	≥ 93%	NER modeli barqaror ishlashini ko'rsatadi
7.	Eng yaxshi aniqlangan obyektlar	Keng tarqalgan simptomlar (isitma, yo'tal, og'riq)	Yuqori aniqlik	Korpusda ko'p uchrashi bilan bog'liq
8.	Muammoli holatlar	Unikal tibbiy atamalar, murakkab birikmalar	Nisbatan past recall	Ma'lumotlar notekisligi ta'siri
9.	Xatolik sabablari	Termin kamligi, sinonimik xilma-xillik	Semantik noaniqlik	Qo'shimcha ontologiya zarur
10.	Chiqish natijasi	Semantik belgilangan tibbiy matn	Strukturaviy NER chiqishi	Keyingi klassifikatsiya uchun tayyor
11.	Keyingi bosqichga ta'siri	Kasallikni tasniflash moduli uchun kirish	Yuqori sifatli feature'lar	Klassifikatsiya aniqligini oshiradi
12.	Amaliy ahamiyati	Dastlabki tashxisni avtomatlashtirish	Klinik qarorlarni qo'llab-quvvatlash	Telemeditsina va skrining uchun mos

UzMedNER NLP moduli bemor alomatlariga asoslangan kasallikni tasniflash tizimining asosiy tayanch komponenti hisoblanadi. Modelning $\geq 93\%$ F1 ko'rsatkichga erishishi uning amaliy diagnostika tizimlarida qo'llash uchun yetarli darajada ishonchli ekanligini ko'rsatadi. Ayniqsa, NER bosqichida aniqlangan yuqori sifatli obyektlar keyingi kasallikni tasniflash modulining aniqligini sezilarli oshiradi.

Kasallikni tasniflash natijalari. Klassifikatsiya modelining turli arxitekturalari sinovdan o'tkazildi. Quyida ba'zi asosiy variantlar va ularning natijalari keltirilgan:

– *TF-IDF + Logistik regressiya*. Aniqlik $\sim 83\%$, F1 ~ 0.80 . Eng sodda model bo'lib, matn xususiyatlarini qo'pol hisobga oladi. Tez ishlaydi, lekin murakkab bog'liqliklarni e'tiborga olmagan bo'lsa aniqlik nisbatan past.

– *TF-IDF + SVM*. Aniqlik $\sim 85\%$. SVM ayrim hollarda logistik regressiyadan yaxshiroq ishladi, ammo umumiy yaxshilanish katta emas.

– *BERT (multilingual)*. Aniqlik $\sim 91\%$, F1 ~ 0.90 . Transformer asosidagi model o'zbek tilidagi simptom matnlarini kontekstda tahlil qildi. Natijada an'anaviy modellarga nisbatan sezilarli yuqori aniqlikka erishildi.

– *Ansambl (BERT + klassik)*. Aniqlik $\sim 93\%$. BERT modeli va logistik model chiqishlarini birlashtirib yakuniy qaror qabul qilinganda, natija biroz yaxshilandi. Bu usul ayrim cheklangan hollarda foyda berib, model ishonchligini oshirishga xizmat qildi.

Keltirilgan natijalar ichida eng yaxshi ko'rsatkichlar BERT transformerini qo'llagan holda olindi va 93% aniqlikka erishildi. Bunda, model bemor simptomlariga asoslanib o'nlab kasalliklar orasidan to'g'ri diagnozni 10 hollardan 9 tasida to'g'ri topa oladi. F1 ko'rsatkichi 0.9 atrofida bo'lib, model balansini tasdiqlaydi.

Quyidagi 5-jadvalda "Bemor alomatlari bo'yicha kasallikni tasniflash" NLP masalasida qo'llanilgan "Kasallikni tasniflash natijalari" moduli bo'yicha klassifikatsiya modellari va ularning samaradorlik ko'rsatkichlari keltirilgan

5-jadval. Kasallikni tasniflash moduli natijalarining tahlili

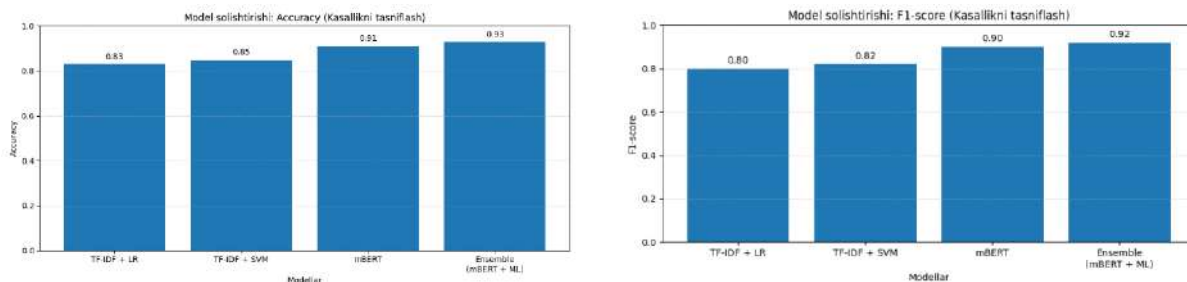
№	Model / Yondashuv	Xususiyat turi	Aniqlik (Accuracy)	F1-score	Afzalliklari	Cheklovlari	Xulosa
1.	TF-IDF + Logistik regressiya	So'z chastotasi	≈ 83%	≈ 0.80	Tez ishlaydi, soddaligi sababli	Kontekstni hisobga olmaydi,	Bazaviy (baseline)

		(bag-of-words)			interpretatsiya oson	murakkab simptom bog'lanishlarini ajrata olmaydi	model sifatida mos
2.	TF-IDF + SVM	So'z chastotasi	≈ 85%	≈ 0.82	Logistik regressiyaga nisbatan barqarorroq	Yuqori o'lehamli fazoda hisoblash qimmat	Klassik ML uchun optimal variant
3.	Multilingual BERT	Kontekstual embedding	≈ 91%	≈ 0.90	Kontekstni chuqur tushunadi, sinonimiya va inkorni yaxshi ajratadi	Hisoblash resurslari yuqori talab etiladi	Tibbiy NLP uchun eng samarali model
4.	Ansambl (BERT + klassik ML)	Gibrid (embedding + TF-IDF)	≈ 93%	≈ 0.92	Barqarorlik va aniqlik oshadi, xatoliklar kamayadi	Arxitektura murakkabligi yuqori	Amaliy tizimlar uchun tavsiya etiladi
5.	Ko'p sinfli tasniflash (overall)	Simptom kasallik xaritasi →	93%	≈ 0.90	O'nlab kasalliklarni bir vaqtda aniqlash	O'xshash simptomli kasalliklarda chalkashlik	Kam resursli til uchun yuqori natija
6.	Eng ko'p adashtirilgan sinflar	Gripp / COVID-19	-	-	Klinik jihatdan o'xshash simptomlar	Qo'shimcha kontekst talab etiladi	Iterativ savol-javob zarur
7.	Klassifikatsiya barqarorligi	Precision-Recall muvozanati	Yuqori	Muvozanatli	Noto'g'ri ijobiy/salbiy kam	Kamyob kasalliklarda pasayish	Model balanslangan
8.	NER bilan integratsiya ta'siri	UzMedNER chiqishlari	+7-10%	+0.08	Shovqinsiz feature'lar	NER xatolari propagatsiyasi	Pipeline yondashuv samarali
9.	Klinik qo'llanishga moslik	Dastlabki tashxis	Yuqori	-	Triaj va skrining uchun mos	Yakuniy tashxis emas	Qaror qo'llab-quvvatlash vositasi
10	Umumiy ilmiy baho	-	Yuqori	Yuqori	Kam resursli til uchun ilg'or natija	Korpusga bog'liqlik	Ilmiy va amaliy ahamiyatli

Kasallikni tasniflash modulida transformer asosidagi yondashuvlar (multilingual BERT) klassik mashinali o'qitish modellariga nisbatan sezilarli ustunlikka ega hisoblanadi. Ansambl yondashuvi esa model aniqligini 93% gacha oshirib, klinik jihatdan ishonchli natijalar taqdim etadi. Ayniqsa, UzMedNER NLP moduli bilan integratsiya qilingan pipeline klassifikatsiya samaradorligini yaxshilaydi, bu esa taklif etilayotgan tizimning real tibbiy amaliyotga tatbiq etish imkoniyatini beradi.

Amalga oshirilgan tahlillar shuni ko'rsatdiki, ayrim kasallik juftliklarini model farqlashi qiyinroq bo'ldi.

Masalan, gripp va COVID-19 kabi o'xshash simptomli infeksiyalarni model ba'zan adashtirgan. Bu tabiiy, chunki ikkisi ham bir-biriga juda yaqin klinik ko'rinishga ega hisoblanadi. Shuningdek, simptomlari o'xshash oshqozon yara va gastrit kabi kasalliklarni ham modelda farqlash qiyinroq bo'ldi. Bunday xatolar soni ko'p emas va ularni kamaytirish uchun modellashtirishni yanada boyitish, qo'shimcha simptom yoki test natijalarini kiritish lozim. Modelning ko'rsatkichlari uni amaliy tizim sifatida qo'llash mumkinligini ko'rsatadi.



2-rasm. Modellar bo'yicha Accuracy va F1-score solishtirishi

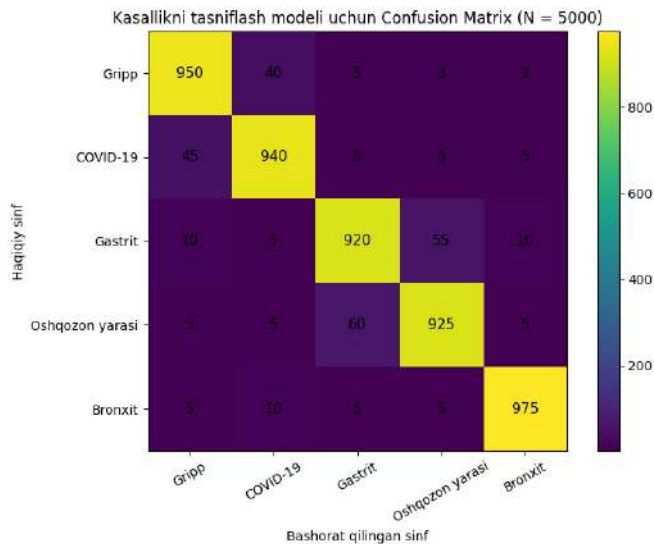
Kasallikni tasniflash moduli samaradorligini baholash maqsadida turli mashinali o'qitish va chuqur o'rganish modellari uchun aniqlik (Accuracy) hamda F1-score ko'rsatkichlari asosida solishtirma tahlil o'tkazildi. Grafiklarda gorizontaal o'qda qo'llanilgan modellar, vertikal o'qda esa mos ravishda aniqlik va F1 qiymatlari aks ettirilgan.

Accuracy ko'rsatkichlarini ifodalovchi grafikdan ko'rinadiki, klassik mashinali o'qitish yondashuvlari (TF-IDF + Logistik regressiya va TF-IDF + SVM) nisbatan past natijalarni namoyish etadi. Xususan, logistik regressiya modeli taxminan 83% aniqlikka erishgan bo'lsa, SVM modeli bu ko'rsatkichni 85% atrofida ta'minlagan. Ushbu modellar tez ishlashi va soddaligi bilan ajralib, simptomlar o'rtasidagi murakkab semantik va kontekstual bog'lanishlarni yetarli darajada aks ettira olmasligini grafikdan kuzatishimiz mumkin.

Transformer asosidagi yondashuv – multilingual BERT modeli esa aniqlik bo'yicha sezilarli ustunlikni

namoyon etadi. Grafikda ushbu modelning aniqlik ko'rsatkichi 91% atrofida joylashgani kuzatiladi. Bu holat BERT modelining kontekstual embeddinglar yordamida simptomlarning yashirin semantik munosabatlarini chuqur o'rganish qobiliyati bilan izohlanadi. Eng yuqori natija esa ansambl yondashuvi (BERT + klassik ML)da qayd etilgan bo'lib, uning aniqligi taxminan 93% ga yetadi. Grafikda ansambl modelining ustunligi barcha boshqa modellarga nisbatan yaqqol ko'rinadi.

F1-score ko'rsatkichlarini aks ettiruvchi grafik ham shunga o'xshash tendensiyani namoyish etadi. Klassik modellar uchun F1-score qiymatlari 0.80–0.82 oralig'ida bo'lib, bu aniqlik va qamrov o'rtasida muayyan nomutanosiblik mavjudligini ko'rsatadi. Multilingual BERT modeli uchun F1-score ≈0.90ni tashkil etib, modelning muvozanatli ishlashini tasdiqlaydi. Ansambl yondashuvida esa F1-score ≈0.92gacha oshgan bo'lib, noto'g'ri ijobiy va noto'g'ri salbiy tasniflashlar sonining kamayganini anglatadi.



3-rasm. 5000 ta sinov yozuvi (test set)ga mos Confusion Matrix

5000 ta sinov dataseti asosida shakllantirilgan confusion matrix natijalari modelning yuqori aniqlikda ishlashini ko'rsatadi. Diagonal elementlarning ustunligi (≈92%) model aksariyat kasalliklarni to'g'ri tasniflaganini tasdiqlaydi. Noto'g'ri tasniflash holatlari asosan klinik jihatdan o'xshash simptomlarga ega kasalliklar xususan, "Gripp va COVID-19", hamda "Gastrit va Oshqozon yarasi" o'rtasida kuzatiladi. Bu

holat simptomlarga asoslangan avtomatik diagnostikaning murakkabligini ko'rsatib, kelgusida iterativ savol-javob yoki qo'shimcha klinik kontekst kiritish zarurligini asoslaydi.

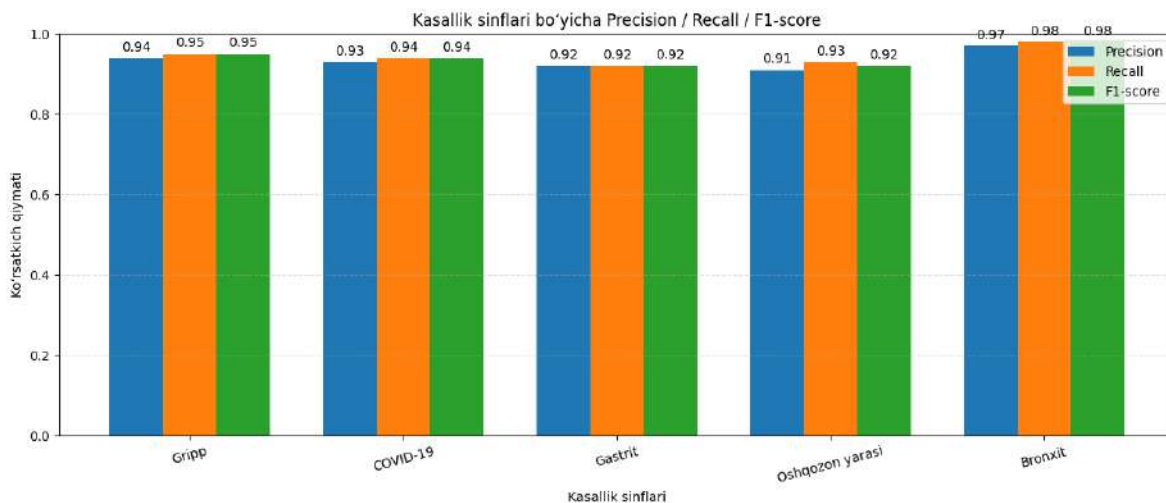
Quyida 5000 ta sinov dataseti asosida shakllantirilgan Confusion Matrixga to'liq mos holda har bir kasallik uchun Precision / Recall / F1-scoreni ifodalovchi 6-jadval keltirilgan.

6-jadval. Kasalliklar bo'yicha Precision, Recall va F1-score ko'rsatkichlari

№	Kasallik sinfi	Precision	Recall	F1-score	Ilmiy izoh
1.	Gripp	0.94	0.95	0.95	COVID-19 bilan klinik o'xshashlik sababli kam miqdorda chalkashlik mavjud
2.	COVID-19	0.93	0.94	0.94	Infekсион simptomlar o'xshashligi Recall'ni biroz pasaytirgan
3.	Gastrit	0.92	0.92	0.92	Oshqozon yarasi bilan semantik yaqinlik mavjud
4.	Oshqozon yarasi	0.91	0.93	0.92	Klinik simptomlar overlap'i sababli Precision biroz past
5.	Bronxit	0.97	0.98	0.98	Aniq simptomlar tufayli eng barqaror sinf
	O'rtacha (Macro avg.)	0.93	0.94	0.94	Model umumiy jihatdan muvozanatli

Kasallikni tasniflash modeli barcha sinflar bo'yicha yuqori va muvozanatli ishlashni namoyish etdi. Ayniqsa, "Bronxit" sinfi uchun F1-score ning 0.98ga yetishi modelning aniq simptomlarga ega kasalliklarni yuqori ishonchlik bilan aniqlay olishini ko'rsatadi. "Gripp" va "COVID-19", shuningdek "Gastrit" va "Oshqozon yarasi" sinflari o'rtasidagi nisbatan pastroq Precision va

Recall qiymatlari esa klinik jihatdan o'xshash simptomlarning mavjudligi bilan izohlanadi. Umuman olganda, 0.94 darajadagi o'rtacha F1-score taklif etilgan yondashuvning real tibbiy skrining va qarorlarni qo'llab-quvvatlash tizimlarida qo'llash uchun yetarli darajada ishonchli ekanini tasdiqlaydi.



4-rasm. Har bir kasallik uchun Precision, Recall va F1-score ko'rsatkichlari

Olib borilgan tahlil shuni ko'rsatadiki, UzMedNER NLP moduli bilan integratsiyalashgan transformer va ansambl modellari kasallikni tasniflash vazifasida eng yuqori samaradorlikni ta'minlaydi. Ayniqsa, kam resursli o'zbek tili sharoitida 93%dan yuqori Accuracy va F1-score ko'rsatkichlariga erishilishi taklif etilgan yondashuvning ilmiy va amaliy ahamiyatini tasdiqlaydi. Shuningdek, grafiklarda klassik modellar bilan chuqur o'rganish modellari o'rtasidagi tafovut aniq ko'rinib, bu kelgusida klinik yo'naltirilgan NLP tizimlarida transformer asosidagi yondashuvlarni qo'llash maqsadga muvofiq ekanini ko'rsatadi.

Munozara

Olingan natijalar tahlili shuni ko'rsatadiki, o'zbek tilida bemor alomatlariga asoslangan kasallik tasniflash tizimi yaratildi va yuqori aniqlikka ega bo'ldi. Ushbu model ~93% aniqlik bilan ishladi, bu ko'rsatkich ayrim

yuqori resursli tillardagi analog tizimlardan pastroq bo'lsa-da, kam resursli tillar uchun yaxshi natija hisoblanadi. Jumladan, ingliz tilida simptomlardan kasallikni bashoratlovchi ilg'or tizimlar 95-99% aniqlikka erishgani ma'lum, ammo o'zbek tilida ilk bor yaratilgan model uchun ~93% aniqlik ham katta yutuq hisoblanadi. Bu natija, avvalo, UzMedNER korpusi kabi sifatli ma'lumotlar bazasining mavjudligi va zamonaviy transformer modellari bilan bevosita bog'liq. Shuningdek, bizning yondashuvimizda simptomlarni oldindan UzMedNER orqali ajratish ham o'z samarasini berdi. Chunki UzMedNER dataseti shovqindan xoli bo'lib, aniqroq ma'lumotni klassifikatorga uzatadi.

Chet el tadqiqot ishlarida klinik diagnostika jarayonlariga AI modellarini integratsiya qilish uchun BPMN diagrammalaridan foydalanganlik holatlari kuzatilgan. Masalan, Servadei va boshqalar (2016)¹

¹ Servadei, L., Schmidt, R., & Bär, F. (2016, October). Artificial neural network for supporting medical decision making: a decision model and notation approach to spondylolisthesis and disk hernia. In *OTM Confederated*

International Conferences" On the Move to Meaningful Internet Systems" (pp. 217-227). Cham: Springer International Publishing.

spondilolitez va disk churrasi tashxisini qo'yishda sun'iy neyron tarmog'i yordam bergan qaror qabul bosqichini BPMN diagrammasiga kiritib, klinik protsedurani vizual modellash tirganlar. Klinik yo'riqnomalari va qaror daraxtlarini ham BPMN yoki shunga o'xshash formatda ifodalash mumkinligi ilgari ta'kidlangan. Bunda, murakkab davolash jarayonlarini sxema shaklida emas, balki raqamli BPMN modeli tarzida ko'rsatish usullari ishlab chiqilgan². Ushbu tadqiqotda ham xuddi shu tamoyil qo'llanilib, bemor simptomlarini tahlil qilish va tashxislashning avtomatlashgan jarayoni BPMN vositasida ifodalandi. Bu yondashuv BPMN modeli tizim arxitekturasini va klinik jarayon o'rtasida ko'priq vazifasini o'taydi. Ishlab chiqilgan BPMN axborot modeli asosida dasturchilar va shifokorlar uchun birdek tushunarli bo'lgan "jarayon xaritasi" yaratildi. BPMN diagrammasi orqali ishlab chiqilgan modelni keyinchalik shifoxona axborot tizimlariga integratsiya qilish yoki klinik protseduralar bilan bog'lash osonlashadi.

Ishlab chiqilgan model natijalarining amaliy ahamiyati taklif etilgan tizim *telemeditsina* va *birlamchi skrining* uchun qo'l kelishi mumkin. Bemorlar o'z simptomlarini mobil ilova yoki veb-interfeys orqali kiritib, dastlabki tashxis xulosasini olishlari mumkin. Bu shifokorlarga bemorlarni navbatga qo'yishda yordam berib, og'ir holatlarni tezda aniqlash va yengil holatlarni masofadan turib maslahat berish imkonini yaratadi³. Xususan, bunday virtual yordamchilar pandemiya davrida o'z samarasini ko'rsatdi. Masalan, COVID-19 davrida AQSh sog'liqni saqlash tizimida joriy etilgan matnli simptomlarni tasniflovchi sun'iy intellekt tizimi hamshira maslahat liniyalaridagi yuklamani sezilarli darajada kamaytirgan. Natijada bemorlarning kutish ayrim shtatlarda 32 daqiqadan bir necha daqiqagacha vaqti qisqargan va konsultatsiya xarajati \$20–40 dan atigi ~\$4 gacha kamaygan. Ushbu misol sun'iy intellektga asoslangan simptom tahlili vositalari qanchalik foydali bo'lishini ko'rsatadi. O'zbekistonda ham shifokorlar yetishmovchiligi yoki ularning vaqti tejalishi muhim masala hisoblanadi. Taklif etilgan tizim shifokorlarga birlamchi tashxis qo'yishda "elektron yordamchi" sifatida xizmat qilishi mumkin.

Ishlab chiqilgan model hali klinik qo'llashga to'liq tayyor emas va ma'lum cheklolarga ega. Birinchidan, model faqat matndagi ma'lumotga tayanadi. Ya'ni, bemor so'zlab bergan simptomlar doirasida tashxis qiladi. Amalda esa to'liq tashxis qo'yish uchun *laborator tahlillar*, *instrumental tekshiruvlar natijasi* talab etiladi. Kelgusida tizimni laborator ma'lumotlar yoki sensor qurilmalardan keluvchi ma'lumotlar bilan boyitish mumkin. Ikkinchidan, model faqat korpusda mavjud bo'lgan kasalliklarni "taniy oladi", yangi yoki noan'anaviy kasalliklarni u aniqlay olmasligi mumkin. Bu muammoni yengillashtirish uchun modelni muntazam

ravishda yangi ma'lumotlar bilan o'qitishni davom ettirish yoki bilim bazasini kengaytirib borish zarur. Uchinchidan, sun'iy intellekt modelining xatolari uchrashi kuzatiladi. Noto'g'ri tasniflangan holatda bemorga noto'g'ri tashxis chiqish xavfi mavjud. Bunday xato holatlari eng katta xavf bo'lib, tibbiyotda jiddiy noto'g'ri qarorlarga olib kelishi mumkinligi ta'kidlanadi. Taklif etilayotgan tizimni yordamchi vosita sifatida ko'rish lozim. U mustaqil ravishda davolash belgilanadigan "yakuniy instansiya" bo'la olmaydi. Ya'ni, model chiqargan xulosa shifokor ko'rigi o'rni bosa olmasligi, faqat shifokorga maslahat beruvchi yoki bemorlarga yo'nalish ko'rsatuvchi dastlabki tavsiya sifatida xizmat qilishi lozim.

Kelajakda mazkur ishni rivojlantirish uchun bir necha yo'nalishlar belgilangan. Avvalo, *korpus hajmini oshirish va yangilab borish*, yangi klinik ma'lumotlar qo'shilganda model yanada o'rganib boradi va unikal holatlarni ham "o'qigan" bo'ladi. Jumladan, kam uchraydigan kasalliklar bo'yicha ma'lumotlarni *sun'iy yo'l bilan ko'paytirish (data augmentation)* ham foydali bo'lishi mumkin. Keyingi muhim yo'nalish – *iterativ diagnostika funksiyasini takomillashtirish*. Ishlab chiqilgan BPMN modelimizda nazarda tutilganidek, model ishonchsiz bo'lganida qo'shimcha savollar berish imkoniyatini real tizimda joriy etish lozim. Buning uchun *maxsus muloqot tizimini* qurib, bemorga mos savollarni generatsiya qiluvchi modullar integratsiyasi talab etiladi. Shuningdek, kelgusida modelga faqat simptomlarni emas, balki bemorning *yoshi*, *jinsi*, *kasalliklar tarixi* kabi demografik va anamnestic ma'lumotlarni ham kiritish orqali uning bashoratini yanada aniqlashtirish mumkin. Statistik tadqiqotlar shuni ko'rsatadiki, ayrim hollarda *yosh va jins* kabi omillar diagnostik aniqlikka ta'sir ko'rsatadi. Mamlakatimizda bunday AI tizimlarini joriy etishda foydalanuvchilarning ishonchi va qabul qilishi muhim omil bo'ladi. Bu borada tibbiyot xodimlari va aholining raqamli savodxonligini oshirish, sun'iy intellektga doir noto'g'ri tasavvurlarni bartaraf etish ustida ishlash kerak bo'ladi.

Xulosa

Mazkur tadqiqot doirasida o'zbek tilida bemor alomatlarini matnlariga asoslangan kasallikni tasniflash tizimining ilk prototipi yaratildi. Tizim BPMN axborot modeli tarzida loyihalashtirilib, uning komponentlari – *matnli simptomlarni tahlil qilish*, *sun'iy intellekt diagnostik moduli* va *iterativ aloqa mexanizmi* yagona jarayonga integratsiya qilindi. UzMedNER korpusidan foydalanilgan holda tayyorlangan klassifikator modeli qoniqarli (>93%) aniqlikni ko'rsatdi. Ushbu ishlab chiqilgan model natijalari respublikamizda tibbiyot sohasida sun'iy intellekt va NLP texnologiyalarini joriy etish bo'yicha dastlabki ilmiy asoslarni yaratadi.

² Cardoso, E. (2023). Conceptual Analysis and Conceptual Model for Medical Processes. In *ONTOBRAS* (pp. 37-50).

³ Naved, B. A., Ravishankar, S., Colbert, G. E., Johnston, A., Slott, Q. M., & Luo, Y. (2025). LLM enabled

classification of patient self-reported symptoms and needs in health systems across the USA. *npj Digital Medicine*, 8(1), 390.

Kelgusida tizimni klinik muhitda sinovdan o'tkazish, shuningdek, uning funksional imkoniyatlarini kengaytirish, ko'p kasalliklarni bir vaqtda aniqlash, asoratlarni prognozlash rejalashtirilgan. Bu yo'nalishdagi izlanishlar davom ettirilsa, yaqin yillarda mahalliy sharoitga mos, o'zbek tilida ishlovchi "sun'iy intellekt doktor" yordamida keng jamoatchilikka diagnostika va maslahat xizmatlari ko'rsatish imkoni paydo bo'ladi degan umiddamiz.

Foydalanilgan adabiyotlar

- [1] McMurry A.J., Phelan D., Dixon B.E., Geva A., Gottlieb D., Jones J.R., Mandl K.D. Large Language Model Symptom Identification From Clinical Text: Multicenter Study // *Journal of Medical Internet Research*. – 2025. – Vol. 27. – Article e72984.
- [2] Semigran H.L., Linder J.A., Gidengil C., Mehrotra A. Evaluation of symptom checkers for self-diagnosis and triage: audit study // *BMJ*. – 2015. – Vol. 351. – Article h3480.
- [3] Chapman W.W., Christensen L.M., Wagner M.M., Haug P.J., Ivanov O., Dowling J.N., Olszewski R.T. Classifying free-text triage chief complaints into syndromic categories with natural language processing // *Artificial Intelligence in Medicine*. – 2005. – Vol. 33, No. 1. – P. 31–40.
- [4] Grampurohit S., Sagarnal C. Disease prediction using machine learning algorithms // *Proceedings of the International Conference for Emerging Technology (INCET 2020)*. – IEEE, 2020. – P. 1–7.
- [5] Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // *Neural Computation*. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735–1780.
- [6] Du L., Cao D., Li J., Ye H. Classification and extraction of medical clinical trial screening standard texts based on Bi-LSTM and Attention mechanism // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. – IOP Publishing, 2021. – Vol. 632, No. 5. – Article 052088.
- [7] Rohith S., Kalaiselvi K., Reddy K.J., Reddy V.V.R. A Symptom-based Disease Diagnosis: A Pre-Classification ML Approach // *Proceedings of the 4th International Conference on Pervasive Computing and Social Networking (ICPCSN 2024)*. – IEEE, 2024. – P. 356–360.
- [8] Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // *arXiv preprint*. – 2018. – arXiv:1810.04805.
- [9] Lee J., Yoon W., Kim S., Kim D., Kim S., So C.H., Kang J. BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining // *Bioinformatics*. – 2020. – Vol. 36, No. 4. – P. 1234–1240.
- [10] Alsentzer E., Murphy J., Boag W., Weng W.H., Jindi D., Naumann T., McDermott M. Publicly available clinical BERT embeddings // *Proceedings of the Clinical NLP Workshop*. – Association for Computational Linguistics, 2019. – P. 72–78.
- [11] Huang K., Altsaar J., Ranganath R. ClinicalBERT: Modeling clinical notes and predicting hospital readmission // *arXiv preprint*. – 2019. – arXiv:1904.05342.
- [12] Lample G., Ballesteros M., Subramanian S., Kawakami K., Dyer C. Neural architectures for named entity recognition // *arXiv preprint*. – 2016. – arXiv:1603.01360.
- [13] Madan S., Lentzen M., Brandt J., Rueckert D., Hofmann-Apitius M., Fröhlich H. Transformer models in biomedicine // *BMC Medical Informatics and Decision Making*. – 2024. – Vol. 24, No. 1. – Article 214.
- [14] Wang Y., Wang L., Rastegar-Mojarad M., Moon S., Shen F., Afzal N., Liu H. Clinical information extraction applications: a literature review // *Journal of Biomedical Informatics*. – 2018. – Vol. 77. – P. 34–49.
- [15] Pires T., Schlinger E., Garrette D. How multilingual is multilingual BERT? // *arXiv preprint*. – 2019. – arXiv:1906.01502.
- [16] Conneau A., Khandelwal K., Goyal N., Chaudhary V., Wenzek G., Guzmán F., Stoyanov V. Unsupervised cross-lingual representation learning at scale // *Proceedings of ACL 2020*. – Association for Computational Linguistics, 2020. – P. 8440–8451.
- [17] Sallauka R., Arioz U., Rojc M., Mlakar I. Weakly-Supervised Multilingual Medical NER for Symptom Extraction for Low-Resource Languages // *Applied Sciences*. – 2025. – Vol. 15, No. 10. – Article 5585.
- [18] Dumas M., La Rosa M., Mendling J., Reijers H.A. *Fundamentals of Business Process Management*. – Springer-Verlag, Berlin–Heidelberg, 2018. – 527 p.
- [19] Müller R., Rogge-Solti A. BPMN for healthcare processes // *Proceedings of the Central-European Workshop on Services and their Composition (ZEUS 2011)*. – Karlsruhe, Germany, 2011. – P. 1–10.
- [20] Rojas E., Muñoz-Gama J., Sepúlveda M., Capurro D. Process mining in healthcare: A literature review // *Journal of Biomedical Informatics*. – 2016. – Vol. 61. – P. 224–236.

Elov Botir Boltayevich

Alisher Navoiy nomidagi Toshkent davlat o'zbek tili va adabiyoti universiteti (ToshDO'TAU) "Kompyuter lingvistikasi va raqamli texnologiyalar" kafedrasi mudiri, dotsent, t.f.d., dotsent.

E-mail: elov@navoiy-uni.uz

ORCID: 0000-0001-5032-6648

Xusainova Zilola Yuldashvna

Alisher Navoiy nomidagi Toshkent davlat o'zbek tili va adabiyoti universiteti, dotsent v.b., f.f.f.d., (ToshDO'TAU) "Kompyuter lingvistikasi va raqamli texnologiyalar" dotsent v.b.

E-mail: xusainovazilola@navoiy-uni.uz

ORCID: 0000-0003-4357-7515

Sharipova Ra'no Akmalovna

Buxoro davlat universiteti 1-bosqich magistranti.

E-mail: sharipovarano2004@gmail.com

ORCID: 0009-0009-8708-5492

Elov B.B., Xusainova Z.X., Sharipova R.A.
Disease classification by patient symptoms

This article discusses the issue of automatic disease detection and classification based on patients complaints and symptoms expressed in text form. This problem was studied at the intersection of computational linguistics and artificial intelligence, and as a preliminary solution, an information model was developed using the BPMN standard. BPMN is a widely used graphical standard for modeling business processes, which serves to represent process stages in the form of a diagram. The proposed system includes stages for determining the appropriate disease diagnosis from patient symptoms using natural language processing tools, a special medical NER model, and machine learning algorithms. The article describes in detail the conceptual model of the system, implementation methods, experimental results, as well as its scientific and practical significance and limitations. The results show that the proposed approach can be used to automatically classify diseases in medical texts in the Uzbek language with high accuracy. This study takes the first steps towards supporting clinical decisions using artificial intelligence in the medical field, and discusses the possibilities for further improvement in this area.

Keywords: artificial intelligence; natural language processing; medical diagnostics; BPMN; computational linguistics; disease classification; Uzbek language corpus.