

TATU XABARLARI ВЕСТНИК ТУИТ TUIT BULLETIN

MUHAMMAD AL-XORAZMIY NOMIDAGI TOSHKENT AXBOROT
TEKNOLOGIYALARI UNIVERSITETINING
ILMIY-TEXNIKA VA AXBOROT-TAHLILIY JURNALI

Tahrir hay'ati:

JURNAL 2007 YILDA TASHKIL
ETILGAN.
BIR YILDA TO'RT MARTA
NASHR QILINADI

1 (77)/2026

<https://uzjurnal.uz>

Musayev M.M. – bosh muharrir
Raximov M.F. – bosh muharrir o'rinbosari
Maxkamov B.Sh.
Tashev K.A.
Kamilov M.M.
Aripov M.M.
Ravshanov N.
Raxmatullayev M.A.
Xamdamov U.R.
Kerimov K.F.
Axmedova O.P.
Nazirova E.Sh.
Usmanova N.
Davronbekov D.
Avazov Yu.
Imangaliyev Sh.H. (Qozog'iston)
Masaomi Kimura (Yaponiya)
Eshref Adali (Turkiya)
Ivashenko V.B. (Belorusiya)
Maria Veber (AQSH)
Uma Shankar (India)
Jitka Kumhalova (Chexia)
Hvan Jin Pak (Korea)
Kucheryaviy A.E. (Rossia)
Ulsher Tukeev (Qozog'iston)
Abidova Sh.B. – texnik kotib

«TATU xabarlari» jurnali («Вестник ТУИТ», «TUIT Bulletin») O'zbekiston matbuot va axborot agentligida
2007 yil 22 yanvarda 0204 - son bilan ro'yxatdan o'tgan.
O'zR OAK tomonidan doktorlik dissertatsiyalari yuzasidan ilmiy maqolalar chop etilishi lozim bo'lgan ilmiy
jurnallar ro'yxatiga kiritilgan
(2008 yil 2 yanvardagi 001-I-sonli buyruq).
Tahririyat manzili:
100202, Toshkent sh., Amir Temur ko'chasi, №408-xona. Tel.: (+99871) 207-59-41
E-mail: tuit_xabar@tuit.uz
Qo'lyozmalar taqrizlanmaydi va qaytarilmaydi.

TOSHKENT - 2026

UDK 004.89:004.912:616

BEMOR IZOHLARIDA SENTIMENT TAHLIL UCHUN BPMN AXBOROT MODELII*B.B. Elov, Z.Y. Xusainova*

Ushbu maqolada bemorlarning ijtimoiy tarmoqlar va veb-platformalarda qoldirgan izohlarini sentiment tahlili asosida avtomatik qayta ishlash uchun BPMN metodologiyasi asosida axborot modeli taklif etildi. Tadqiqot doirasida Telegram, Instagram, forumlar va veb-izohlardan iborat 95000 ta o'zbek tilidagi izohlar to'plangan va ular asosida UzMedSentiment korpusi shakllantirildi. Ma'lumotlar annotatsiya qilinib, aspektlar, polaritet va subtasklar (ADR, negatsiya, kinoya, spekulyatsiya) bo'yicha belgilandi. Modellash jarayonida ko'p vazifali BERT asosidagi transformer tarmog'i orqali sentiment va aspektlarni aniqlovchi model o'qitildi. BPMN axborot modeli doirasida ma'lumotlarni yig'ish, tozalash, teglash, modellash va natijalarni sog'liqni saqlash tizimlariga integratsiyalash bosqichlari izchil ko'rsatildi. Grafik va statistik tahlillar orqali izohlarning platformalar, aspektlar va polaritet bo'yicha taqsimoti o'rganildi. Taklif etilgan model bemor fikrlaridan tibbiy xizmat sifati, shifokor obro'si va sog'liqni saqlash tizimidagi muammoli jihatlar haqida real vaqtli xulosalar chiqarishga xizmat qilishi mumkin.

Tayanch iboralar: Sentiment tahlil, bemor izohlari, UzMedSentiment, BPMN modeli, NLP, tibbiy xizmat sifati, o'zbek tili, ijtimoiy tarmoqlar, ko'p vazifali model, aspektga yo'naltirilgan tahlil.

В данной статье предложена информационная модель, основанная на методологии BPMN, для автоматической обработки комментариев, оставленных пациентами в социальных сетях и на веб-платформах, с использованием анализа настроений. В рамках исследования было собрано 95 000 комментариев на узбекском языке из Telegram, Instagram, форумов и веб-сайтов, на основе которых был сформирован корпус UzMedSentiment. Данные были аннотированы и размечены в соответствии с аспектами, полярностью и подзадачами (ADR, отрицание, ирония, предположение). В процессе моделирования была обучена модель, определяющая настроения и аспекты, с использованием многозадачной трансформерной сети на основе BERT. В рамках информационной модели BPMN последовательно показаны этапы сбора данных, очистки, разметки, моделирования и интеграции результатов в системы здравоохранения. Распределение комментариев по платформам, аспектам и полярности было изучено с помощью графического и статистического анализа. Предложенная модель может быть использована для получения в режиме реального времени выводов о качестве медицинской помощи, репутации врачей и проблемных аспектах системы здравоохранения

на основе мнений пациентов.

Ключевые слова: анализ настроений, комментарии пациентов, UzMedSentiment, модель BPMN, НЛП, качество медицинского обслуживания, узбекский язык, социальные сети, многозадачная модель, аспектно-ориентированный анализ.

This paper proposes a BPMN-based (Business Process Model and Notation) information model for the automatic sentiment analysis of patient comments collected from social media and web platforms. The study introduces the UzMedSentiment corpus, consisting of 95000 Uzbek-language comments sourced from Telegram, Instagram, forums, and web reviews. The data was annotated for aspects, sentiment polarity, and subtasks such as ADR detection, negation, speculation, and sarcasm. A multi-task BERT-based transformer model was trained to classify sentiment and extract relevant aspects. The proposed BPMN model outlines the structured stages of data collection, preprocessing, annotation, modeling, and integration into healthcare systems. Graphical and statistical analyses illustrate the distribution of comments across platforms, aspects, and sentiment classes. The resulting model can assist in generating real-time insights into medical service quality, physician reputation, and pain points within healthcare systems based on patient perspectives.

Keywords: Sentiment analysis, patient comments, UzMedSentiment, BPMN model, NLP, healthcare quality, Uzbek language, social media, multi-task model, aspect-based analysis.

I. KIRISH

Bemorlarning tibbiy xizmatlar haqidagi onlayn izohlari sogʻliqni saqlash tizimida xizmat sifatini baholash va yaxshilash uchun juda qimmatli manba boʻlib xizmat qiladi. Anʼanaviy soʻrovnomalar va strukturalangan fikr-mulohazalarga qaraganda, erkin matn shaklidagi izohlar bemor hissiyotini batafsilroq aks ettiradi[1]. Biroq ularni katta hajmda qoʻlda tahlil qilish murakkab jarayon. Shu sababli, soʻnggi yillarda bemorlar fikrini avtomatlashtirilgan matn tahlili, xususan sentiment tahlil yordamida oʻrganish dolzarb vazifa hisoblanadi. Buyuk Britaniyada Milliy sogʻliqni saqlash xizmati (NHS) bemorlar izohlarini veb-sayt orqali qabul qiladi. Olib borilgan tadqiqotlar natijasida bunday onlayn mulohazalardan olinadigan xulosa anʼanaviy soʻrovnomalar natijalari bilan qiyosan ishonchli ekani koʻrsatildi.

Biroq, tabiiy tilni qayta ishlash (NLP) sohasidagi yutuqlarga qaramay, baʼzi tillar uchun tibbiyot sohasiga oid resurslar yetarli emas. Jumladan, oʻzbek tili kam resursli til boʻlib, sentiment tahlilda yuqori natijalarga erishish uchun katta hajmli teglangan maʼlumotlar toʻplami va maxsus modellar yetishmaydi[2]. Hozirgacha oʻzbek tilida faqat umumiy maqsadlar uchun ayrim sentiment korpuslari yaratilgan. Bemorlar izohlariga oid sohada esa hali ochiq manbali maʼlumotlar toʻplamlari yoki

sentiment tahlil vositalari mavjud emas. Tadqiqotlarda bemorlar fikrlarini aspektlarga ajratib o'rganish samarali ekani ko'rsatilgan[3]. Jumladan, bemorlar onlayn forumlarida dori samaradorligi, tibbiy muolajalar, shifokorlarning munosabati kabi turli aspektlar bo'yicha ijobiy va salbiy fikrlar ajratib tahlil qilingan. Shu sababli, o'zbek tilida mazkur yo'nalishda izlanish olib borish va maxsus teglangan ma'lumotlar bazasini shakllantirish muhim ilmiy va amaliy ahamiyatga ega.

Ushbu maqolada UzMedSentiment deb nomlangan o'zbek tilidagi bemor izohlari korpusi taqdim etiladi hamda ushbu korpusga tayangan holda sentiment tahlil modeli ishlab chiqiladi. Avvalo, bemor izohlarini formal tarzda ifodalash va qayta ishlash jarayonini BPMN diagrammasi ko'rinishida axborot modeli sifatida loyihalashtirildi (1-rasm). Shuningdek, izohlar matnini qo'lda teglash uchun maxsus teglar sxemasi va to'plami ishlab chiqildi. Mulohazalarning ijobiy/salbiy darajasi besh ballik shkalada (kuchli salbiydan kuchli ijobiygacha) baholandi, izoh mavzusi bo'yicha 10 ta aspekt kategoriya ajratildi, shuningdek tibbiy nojo'ya ta'sir (ADR), negatsiya, taxmin (speculation) va kinoya (sarcasm) holatlari alohida belgilandi. Ushbu teglangan ma'lumotlar asosida mashinali o'qitish modellari yordamida bemor izohlarini avtomatik tahlil qilish usullari ishlab chiqildi.

So'nggi yillarda bemorlarning ijtimoiy tarmoqlar, maxsus forumlar va veb-saytlardagi fikr-mulohazalari sog'liqni saqlashda qimmatli ma'lumot manbaiga aylangan[4]. Tadqiqotlar ko'rsatishicha, bemorlarning onlayn izohlari orqali ularning davolanish tajribasi, dori vositalariga munosabati va umumiy kayfiyati haqida real vaqt rejimida xulosalar chiqarish mumkin[5]. Biroq, ushbu ma'lumotlar hajmi nihoyatda katta bo'lib, shifokorlar va mutaxassislar har bir izohni o'qib chiqishga ulgurmaydi. Natijada bemorlarning hissiy holati va qoniqish darajasini e'tibordan chetda qoldirish xavfi tug'iladi. Shu bois, sentiment tahlil usullarini qo'llash orqali bemor izohlaridan avtomatik tarzda foydali ma'lumotlarni ajratib olish ilmiy va amaliy ahamiyat kasb etdi[6]. Jahon tajribasi shuni ko'rsatmoqdaki[7], avtomatlashtirilgan matn tahlili bemor fikrlarini sifatni yaxshilash va qaror qabul qilish jarayonida qo'llab-quvvatlovchi yangi imkoniyatlar yaratmoqda[8, 9].

Bemorlar izohlarini tahlil qilishda bir qancha yondashuvlar qo'llaniladi. An'anaviy qoidaga asoslangan usullar maxsus lug'atlar va qoidalar yordamida matndagi ohangni aniqlaydi. Masalan, ijtimoiy tarmoqlardagi matnlar uchun keng tarqalgan VADER dasturi so'z va iboralarga oldindan berilgan baholar yordamida izohning yakuniy ijobiy yoki salbiy skorini hisoblab chiqadi[10]. Bunda so'zlarning lug'atdagi hissiy qiymati yig'ilib, daraja bildiruvchi so'zlar va inkor gaplar kabi omillar ham inobatga olinadi.

Shuningdek, nazorat ostidagi mashinali o'qitish usullari keng qo'llanilib, Naive Bayes klassifikatori yoki qo'llab-quvvatlovchi vektor mashinasi (SVM) kabi klassik modellar matndagi xususiyatlar asosida izohning kayfiyatini bashorat qilishga o'rgatiladi[11]. Ilmiy manbalarda Naive Bayes va SVM eng ko'p

uchraydigan usullardan ekani, bunday statistik yondashuvlar matnda belgilangan lugʻaviy xususiyatlar orqali ijobiy/salbiy sinf chegarasini ajratishi taʼkidlangan[12].

Keyingi avlod chuqur oʻrganish texnologiyalari esa sentiment tahlilga yangi imkoniyatlar kiritdi. Xususan, transformer arxitekturasiga asoslangan BERT modeli soʻnggi yillarda matnni tasniflash vazifalarida yuqori natijalar koʻrsatib, kontekstni chuqurroq anglash orqali sentimentni aniqlash aniqligini oshirdi. BERT singari katta til modellari matnning oldi va orqa kontekstini bir vaqtda hisobga olib, soʻzlarning maʼno ogʻushini toʻgʻriroq baholaydi[13]. Tadqiqotchilar fikricha, yirik generativ til modellari matn yaratishda kuchli boʻlsa-da, BERT kabi MLM modellar aynan bemor izohlaridagi kayfiyatni klasifikatsiya qilish kabi maxsus vazifalarda samaraliroq natija beradi[14]. Shunday ekan, hozirgi vaqtda sentiment tahlil usullari lugʻatga asoslangan anʼanaviy metodlardan tortib, klassik statistik modellargacha va eng zamonaviy chuqur oʻrganuvchi modellarni ham qamrab olmoqda.

2017–2020-yillarda oʻtkazilgan izlanishlar ushbu sohaning boshlangʻich bosqichda ekanini koʻrsatdi. Xususan, 2021-yilda eʼlon qilingan bir tizimli tahlil (Khanbhai va boshq.) 2012–2020-yillar oraligʻidagi ishlarni koʻrib chiqib, ularning 80% ijtimoiy tarmoqlardagi bemor fikrlarini tahlil qilganini aniqladi[15]. Ijtimoiy tarmoqdagi izohlar ustida koʻpincha nazoratsiz tematik modellashtirish (topic modeling) usullari qoʻllanilib, bemor postlarining mavzulari avtomatik ajratib olingan. Rasmiy soʻrovnomalardagi matnlar oldindan teglangan belgilar asosida nazoratli mashinali oʻqitish usullari bilan koʻproq sentiment tasnifiga yoʻnaltirilgan. Tahlil qilinayotgan ishlardan 19 tadan kamida 10 tasida tematik modellashtirish bilan birga sentiment tahlil ham qoʻshib olib borilgan, yaʼni matndagi asosiy mavzularni aniqlash bilan bir vaqtda ularning ijobiy yoki salbiy ohangi ham baholangan. Bu davrdagi tadqiqotlarning koʻpchiligida metodologiya jihatidan biroz cheklangan yondashuvlar kuzatildi. Koʻplab ishlar qoidaga asoslangan yoki oddiy statistik modellarga tayangan boʻlib, zamonaviy chuqur oʻrganish usullari kam uchragan. Shu bilan birga, mualliflar qayd etishicha, maʼlumotlarni teglash sifati ML model samaradorligiga bevosita taʼsir qiladi. Qoʻlda teglangan matn korpuslari “oltin standart” boʻlib qolmoqda. Twitterdagi tibbiy mavzudagi postlar tahliliga bagʻishlangan bir sharhda aksariyat tadqiqotlar oʻz hissiyotini aniqlash vositalarini mustaqil ishlab chiqqani yoki umumiy foydalanishdagi dasturlarni qoʻllagani aniqlandi[16]. Biroq bu vositalarning koʻpchiligi maxsus tibbiy matn korpusida sinovdan oʻtmagani maʼlum boʻldi. Tadqiqotchilar bunday umumiy model va dasturlar koʻpincha mahsulot sharhlari yoki oddiy ijtimoiy media matnlari bazasida tuzilgani, sogʻliqni saqlashdagi xabarlar uchun esa moslashmagani tufayli, sohaga xos aniqroq sentiment modeliga ehtiyoj borligini taʼkidlagan.

Soʻnggi yillarda bemor izohlarini tahlil qilishga qaratilgan bir qator tadqiqotlar paydo boʻldi. Misol uchun, Zakkar va Lizotte (2021) Care Opinion platformasida chop etilgan 367573 ta bemor hikoyasi matnini tahlil qilib, LDA tematik modellashtirish va sentiment tahlil yordamida samarali natijalarga erishdi[17]. Ushbu katta hajmdagi matn toʻplamida 16 ta asosiy mavzu aniqlanib,

ular tibbiy tajribaning kommunikatsiya, klinik xizmat sifati, no-klinik xizmatlar sifati, munosabat, xodimlarning bemorga muomalasi hamda umumiy qoniqish kabi 5 ta kengroq kategoriyasiga muvofiq kelgani ko'rsatildi. Har bir hikoyaga sentiment tahlil qo'llanganda, deyarli 99% postga aniq ijobiy yoki salbiy ohang berish imkoni bo'ldi. Bemor tomonidan axborot so'rash, ko'rsatilgan muolajani tasvirlash yoki qabulga yozilish jarayonini bayon etish kabi mavzularni o'z ichiga olgan hikoyalarning 55% dan ortig'ida salbiy kayfiyat mavjud bo'lib, bu holatlar ko'pincha bemorlarning qoniqmasligini anglatadi. Tadqiqotchilar mazkur platformadagi bemor hikoyalari keng jamoaviy tarmoqlardagi oddiy postlardan farq qilishi, ular bevosita sog'liqni saqlashdagi muayyan jihatlarni yoritishini alohida ta'kidladilar. Demak, bunday erkin matnli fikrlar tibbiy xizmat sifatini oshirish uchun amaliy ahamiyatga ega bilim va xulosalar manbai bo'la oladi.

Bemorlarning ochiq shakldagi so'rovnomalarini avtomatik tahlil qilish NLP vazifasi Buchem va boshqa tadqiqotchilar (2022) bemor tajribasini o'lchash bo'yicha AI-PREM, sun'iy intellekt yordamida bemor tajribasi mezonini nomli tizimni yaratdilar [18]. Ushbu tizim doirasida shifoxona bemorlariga "Sizga berilgan axborot haqida fikringiz", "Tibbiyot xodimlarining munosabati", "Muolajalar tashkil etilishi" kabi uchta ochiq javobli savol taqdim etilib, yig'ilgan javoblar maxsus NLP ishlovidan o'tkazildi. AI-PREMning aqliy modeli tarkibiga javoblarni to'plash, matnlarni dastlabki tozalash, so'ngra ular ustida sentiment tahlil va tematik modellash, yakunda esa natijalarni shifokorlarga qulay tarzda ko'rsatuvchi vizual panel kiritilgan. Sinov davomida tizim 800 dan ortiq bemor javoblarini avtomatik tahlil qildi va ijobiy mazmundagi matnlarni aniqlashda 0,97 F1 ko'rsatkichga erishdi (salbiy javoblar uchun F1~0,63 bo'ldi). Avtomatik identifikatsiya qilingan mavzular esa qo'lda belgilangan mavzular bilan 90% hollarda mos keldi. AI-PREM natijalari uch bosqichli iyerarxik ko'rinishda taqdim etildi: har bir savol bo'yicha umumiy sentiment, so'ng ijobiy/salbiy izohlar kesimidagi mavzular, va eng oxirida har bir mavzuga tegishli original bemor javoblari ro'yxati. Tadqiqot xulosasiga ko'ra, ochiq matnli fikrlarni bunday tematik tartibda kvantifikatsiya qilish shifokorlar vaqtini sezilarli tejaydi, zero ular yopiq test savollarigagina tayanib qolmay, ko'plab bemorlarning real fikrlarini tez tahlil qilib ko'ra olishadi. Bu esa klinik amaliyotda bemorlarning ovozi inobatga olish va ustuvor muammolarni aniqlashda muhim vosita bo'lib xizmat qilishi mumkin.

Sentiment tahlil yordamida bemorlarning qoniqish darajasini chuqurroq tushunish yo'lida qilingan ishlar ham diqqatga sazovordir. Masalan, Azarpey va boshqa tadqiqotchilar (2025) tadqiqotida bemorlar bergan past baholar (5 balllik tizimda 1–4 yulduz) bilan birga yozilgan izohlar tahlil qilingan [19]. 1000 dan ortiq shunday izohlarni lug'aviy tahlil vositasiga asoslangan LIWC dasturi yordamida hissiy ohang bo'yicha skoring qilinganda ijobiy hissiyotdagi so'zlar yuqoriroq yulduzli baholarga to'g'ri kelishi, aksincha, matndagi raqamlar ko'pligi, ayrim etnik atamalar yoki umumiy salbiy ohang past baholar bilan bog'liq ekani aniqlandi. Bundan tashqari, tematik modellash natijasida eng yomon (1 yulduzli)

baholarga ega sharhlarda asosan “tinglash”, “e’tibor va g’amxo‘rlik”, “hamkorlik” kabi mavzular ko‘p uchrashi, 4 yulduzli baholarga ega izohlarda esa ko‘proq “tashkiliy masalalar” va “og‘riq” mavzulari tilga olingani ma’lum bo‘ldi. Bu natijalar avvalgi izlanishlarda qayd etilgan qonuniyatni tasdiqlaydi: bemorlar eng past bahoni odatda munosabat va muloqotga doir kamchiliklar uchun berishsa, nisbatan o‘rtacha salbiy baholar ko‘proq jarayon va tashkilot bilan bog‘liq muammolar tufayli berilgan. Demak, NLP yondashuvi orqali katta hajmdagi bemor sharhlarini tahlil qilish orqali qoniqishning pastligiga sabab bo‘layotgan aniq jihatlarni ajratib ko‘rsatish mumkin, bu esa muammoni hal etishga qaratilgan choralarni ishlab chiqishda yordam beradi.

Onlayn forumlar va maxsus jamoalarda bemorlar tomonidan qoldirilgan matnlar ham sentiment tahlil orqali qimmatli ma’lumot beradi. Masalan, Walsh va boshqalar (2021) modafinil dori vositasi haqida 5 ta ochiq platformadan yig‘ilgan 260 ta bemor postini bir vaqtning o‘zida ham an’anaviy sifat jihatdan (qo‘lda tematik tahlil), ham NLP yondashuvi bilan tahlil qilganlar[20]. Natijada avtomatik sentiment tahlil ushbu postlarning 72% ini ijobiy deb baholagan bo‘lsa (24% salbiy, 4% neytral), ekspertlarning qo‘lda baholashi bo‘yicha 68% bemorlar modafinil samarasidan mamnun (18% norozi) ekani ma’lum bo‘ldi. Avtomatik klassifikator bilan ekspert baxolari 64,2% holatda aynan mos keldi, agar bitta daraja farqni inobatga olsak, 85% postlarda moslik kuzatildi. Bundan tashqari, NLP asosida matnlardan asosiy 8 ta mavzu (dorini qabul qilish sababi, dozalash, nojo‘ya ta’sirlar, samaradorlik va h.k.) ajratilib, 100 ta eng ko‘p uchragan kalit so‘zlarning aksariyati shu mavzularga to‘g‘ridan-to‘g‘ri mos tushdi. Ushbu tadqiqot misolida foydalanuvchi yaratgan kontent bemorlarning real hayotiy tajribalari haqidagi postlardan foydalanib, dori vositasining amaliy samaradorligini baholash, bemor nuqtayi nazarini o‘rganish va yangi ilmiy savollarni aniqlashning iloji borligi ko‘rsatildi.

Zamonaviy tendensiyalar va istiqbollari. Bemor izohlarida sentiment tahlil sohasida 2020-yillarning o‘rtalariga kelib sezilarli olg‘a siljishlar kuzatildi. Jumladan, ba’zi tadqiqotchilar ushbu vazifaga yirik til modellari (LLM) va generativ sun’iy intellekt yondashuvlarini qo‘llay boshladilar. Masalan, AlMuhaideb va boshqa tadqiqotchilar (2023) Saudiya Arabistonidagi shifoxonalar haqidagi 12400 ta arab tilidagi tweetdan iborat maxsus korpus tuzib, bemorlar fikrini ijtimoiy tarmoqda tahlil qilishni maqsad qilishdi[20]. Ushbu HoPE-SA deb nomlangan dataset tweetlarga ijobiy yoki salbiy yorliq qo‘yilgan holda e’lon qilinib, mualliflar bir nechta modelni sinovdan o‘tkazdi. Jumladan, ko‘p lahjali arabcha MARBERT modeli va ko‘p tilli mBERT modelini turli fine-tuning arxitekturalarida, shuningdek arabcha Word2Vec + SVM klassifikatori kabi an’anaviy usullarni solishtirdilar. Natijada transformator modelining chuqur o‘rganuvchi varianti eng yuqori natija ko‘rsatdi. Xususan, MARBERT modelini Bi-LSTM qatlami bilan boyitib fine-tuning qilgan holda qurilgan tarmoq 98% dan ortiq aniqlik va F1 o‘lchovlariga erishdi, ya’ni deyarli barcha tweetlarni to‘g‘ri polaritetga ajrata oldi. Bu natija

tibbiyot sohasida arab tilida bemorlarning onlayn izohlarini yuqori ishonchlilik bilan avtomatik tahlil qilish imkoniyati mavjudligini isbotlaydi.

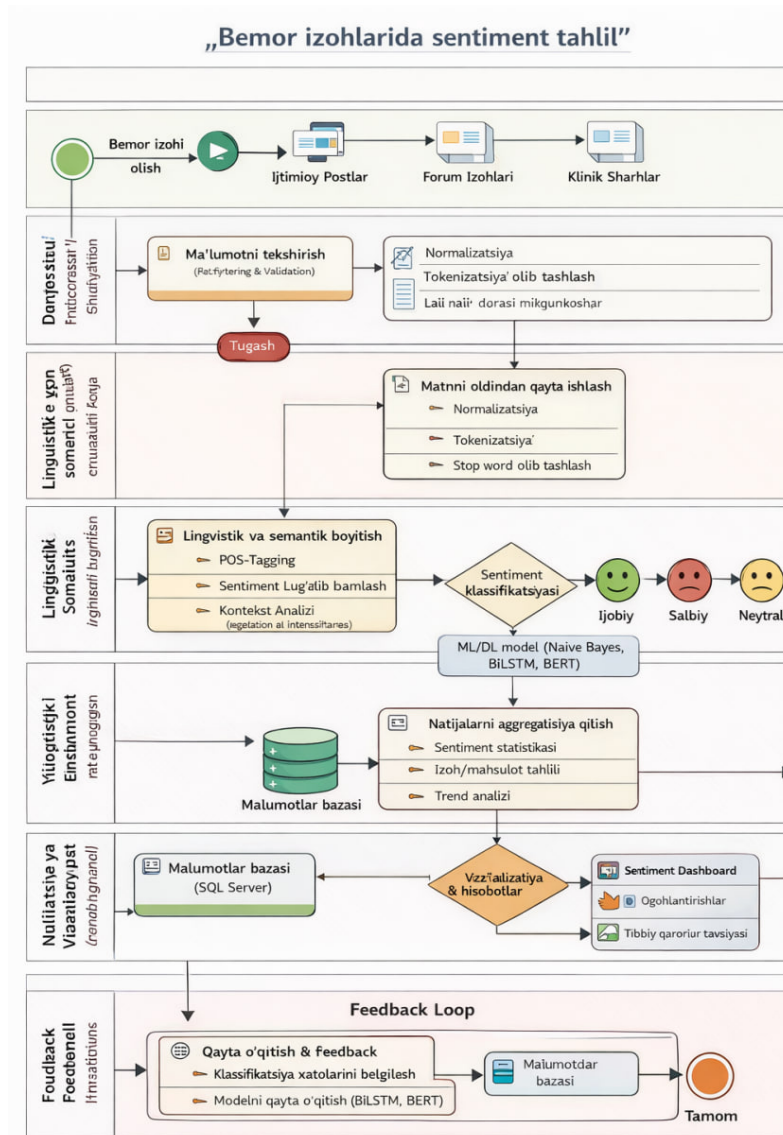
Shuningdek soha bo'yicha 2024-yilgacha olib borilgan izlanishlar so'nggi manbalarda zamonaviy yondashuvlari hali to'liq samaraga kiritilmagani ta'kidlanmoqda. Masalan, Ellingsen-Dalskau (2025) o'tkazgan keng qamrovli tahlilda bemor tajribasi matnlarini avtomatik tahlil qilish bo'yicha ishlarda chuqur o'rganish va generativ AI usullari hali ham kam qo'llanilayotgani, ko'plab loyihalar tajriba darajasida qolib, sog'liqni saqlash amaliyotiga integratsiya etilmayotgani ko'rsatilgan[21]. Tadqiqotchilar sentiment tahlil natijalarini tibbiy sifatni boshqarish jarayonlariga singdirish uchun vizualizatsiya va amaliy qo'llash jihatlariga e'tibor yetarli emasligini qayd etdilar. Kelgusida ushbu sohada ilg'or modellar samaradorligini baholash, ularni an'anaviy mashinali o'qitish usullari bilan taqqoslash, hamda real tizimlarga joriy etish va xarajat samaradorligini o'rganish zarurligi ta'kidlanmoqda.

Shuningdek, sentiment tahlilni mavzuga yo'naltirilgan (aspect-based) tahlil bilan boyitish, bemor izohlarida shifokorning munosabati, muassasa sharoiti, davolash natijasi kabi alohida jihatlar kesimida ijobiy-salbiy fikrlarni ajratish ustida tadqiqotlar rivojlanmoqda. Integratsiyalashgan yondashuvlar, BPMN kabi biznes jarayon modellashtirish vositalari orqali axborot modeli tuzib, sentiment tahlilni sog'liqni saqlashdagi mavjud ma'lumot tizimlariga bog'lash ham nazariy, ham amaliy jihatdan qo'llab-quvvatlanmoqda. Bemor izohlarida sentiment tahlil masalasi 2017–2025-yillar davomida jadal rivojlanib, oddiy lug'atga asoslangan usullardan boshlab hozirda zamonaviy chuqur o'rganuvchi modellargacha yetib keldi. Mazkur sohadagi yetuk ilmiy ishlardan olingan xulosalar kelajakda sog'liqni saqlash tashkilotlariga bemorlar kayfiyatini doimiy monitoring qilish, norozi fikrlarni aniqlash va xizmat sifatini oshirishda muhim tayanch bo'lib xizmat qilishi kutilmoqda.

II. ASOSIY QISM

Ma'lumotlar to'plamini shakllantirish. Tadqiqot uchun bemorlarning turli platformalardagi izohlari to'plandi. Jumladan, Telegramdagi tibbiy guruhlar va botlar orqali kelgan sharhlar, Instagram ijtimoiy tarmog'idagi postlar ostidagi izohlar, maxsus tibbiy forumlardagi bemor fikrlari hamda turli veb-saytlardagi maqolalar izohlari, kommentlar jamlandi. Manbalar soni to'rtta (Telegram, Instagram, forum va veb izohlar) bo'lib, har biridan imkon qadar bir xil miqdorda izoh olishga harakat qilindi. Matnlar de-identifikatsiya qilinib, ya'ni bemor yoki tibbiyot muassasasi shaxsini aniqlash mumkin bo'lgan ma'lumotlar olib tashlandi. To'plangan strukturlanmagan matnlar dastlabki tozalash jarayonidan o'tkazildi, imlo xatolari imkon qadar tuzatildi, ortiqcha simvollar o'chirildi. Shuningdek, o'zbek tili ikki xil yozuvda bo'lishi mumkinligi inobatga olinib, kirill alifbosidagi izohlar lotin alifbosiga konvertatsiya qilindi. Natijada, umumiy ma'lumotlar

to'plamida $N = 100000$ ga yaqin izohlar yig'ildi (shundan Telegram – 25%, Instagram – 25%, forum – 25%, veb-izohlar – 25% atrofida). Ushbu izohlar uzunligi o'rtacha 1-2 jumladan iborat bo'lib, har birida bitta yoki bir necha mavzu, aspekt yoritilgan.



1-rasm. Bemor izohlarini formal tarzda ifodalash va qayta ishlash jarayoni BPMN axborot modeli

Teglash (annotatsiya) sxemasi. Korpusni teglash uchun bir nechta annotator ishtirokida qo'lda teglash ishlari amalga oshirildi. Har bir izoh quyidagi maydonlar bo'yicha teglandi:

1. **Sentiment kategoriya** – izohning umumiy kayfiyati ijobiy (POS), salbiy (NEG) yoki neytral (NEU) ekanini ko'rsatadi. Bemor fikridan mamnun bo'lsa yoki

minnatdorlik bildirsa POS, norozi yoki shikoyat ohangida bo'lsa NEG, xolis axborot yoki savol bo'lsa NEU deb belgilandi.

2. Polaritet darajasi – sentimentning intensivligini -2 dan +2 gacha raqam bilan ifodalaydi. Bu besh balli shkala kuchli salbiy (-2), salbiy (-1), neytral (0), ijobiy (+1) va kuchli ijobiy (+2) gradatsiyalarini qamrab oladi. “Juda ajoyib natija!” kabi juda mamnun ifoda +2 (kuchli ijobiy) bilan, “Og‘riq biroz kamaydi” kabi qoniqarli holat +1 (ijobiy) bilan, oddiy xabarlar 0 bilan, yengil shikoyat “Yon ta’sir paydo bo‘ldi” -1 (salbiy) bilan, keskin norozilik bildirgan “Bu dori juda yomon ta’sir qildi” kabi gap esa -2 (kuchli salbiy) bilan belgilandi. Polaritet skalasidan foydalanish izohlardagi hissiyotlar o‘ziga xos farqlarini ham hisobga olish imkonini beradi.

3. Aspekt kategoriyasi – har bir izoh mazmuniga ko‘ra mavzu bo‘yicha toifalandi. Bizning tadqiqotimiz uchun jami 10 ta aspekt (jihat) nomi oldindan belgilangan:

- dori – farmakoterapiya va dori vositalariga oid fikrlar (dori ta’siri, nojo‘ya ta’sirlar), masalan: “Bu sirop umuman yordam bermadi” (dori aspekti, salbiy).
- simptom – klinik belgi va alomatlar haqida, masalan: “Tunda yo‘tal yana kuchaydi” (simptom aspekti, salbiy).
- muolaja – davolash jarayoni (muolajalar, muolaja usullari), masalan: “Muolajadan so‘ng bosh aylanishi paydo bo‘ldi” (muolaja aspekti, salbiy).
- diagnostika – diagnostik tekshiruvlar va tahlillar haqida, masalan: “Tahlil javoblari juda tez chiqdi” (diagnostika aspekti, ijobiy).
- shifokor-munosabati – tibbiyot mutaxassisining bemorga munosabati, xulq-atvori, masalan: “Shifokor juda e’tiborli ekan” (shifokor munosabati aspekti, ijobiy).
- xizmat – ma’muriy xizmatlar sifati (registratura, onlayn yozilish va h.k.), masalan: “Qabulga onlayn yozilish juda qulay” (xizmat aspekti, ijobiy).
- narx – xizmatlar yoki dori vositalari narxlari, moliyaviy tomonlar, masalan: “Analiz narxi juda baland ekan” (narx aspekti, salbiy).
- kutish-vaqti – navbat kutish va vaqt bilan bog‘liq holatlar, masalan: “2 soat navbat kutdim” (kutish-vaqti aspekti, salbiy).
- infratuzilma – shifoxona yoki muassasa sharoiti (joy, qulaylik, jihozlar), masalan: “Palata juda sovuq edi” (infratuzilma aspekti, salbiy).
- parhez – ovqatlanish rejimi va parhez bilan bog‘liq, masalan: “Parhezga qat’iy rioya qilishim kerak ekan” (parhez aspekti, neytral).

Ushbu aspekt kategoriyalarini aniqlashda xorijiy tadqiqotlar tajribasi va tibbiy maslahat platformalaridagi eng ko‘p muhokama qilinadigan mavzular tahlili inobatga olindi [22]. Shifokor munosabati, narx, kutish va infratuzilma kabi ayrim aspektlar tibbiy xizmat ko‘rsatish sifatiga doir, boshqalari (dori, simptom, muolaja) esa bevosita klinik holatga taalluqli. Har bir izohdan bir yoki bir nechta aspekt aniqlanishi mumkin. Masalan, “Narxi arzon, ammo navbat muammo bo‘ldi” matnida narx aspekti (ijobiy baho) va kutish-vaqti aspekti (salbiy baho) birgalikda uchraydi. Korpusimizda bunday hollarda izoh ikkita alohida yozuv sifatida saqlanib, turli aspektlarga tegishli sentiment alohida belgilandi.

4. ADR bayrog‘i – nojo‘ya dori ta’siri (Adverse Drug Reaction) holatini ko‘rsatadi. Agar bemor izohida dori qabul qilgach paydo bo‘lgan noxush simptomlar tilga olingan bo‘lsa, ushbu bayroq 1 (ha) deb belgilandi, aks holda 0 (yo‘q). Masalan, “Tabletka ichganimdan keyin qornim bezovta bo‘ldi” jumlasida dori qabul qilish oqibatida noxush holat, qorin bezovtaligi tasvirlanmoqda. Demak, `adr_flag` = 1. Nojo‘ya ta’sirlar ro‘yxatini o‘qib bemor xavotir bildirgan izohlar ham ADR sifatida ko‘rildi. Ushbu belgini kiritishdan maqsad bemor izohlaridan potensial nojo‘ya ta’sirlarni avtomatik ajratib olish imkonini o‘rganishdan iborat.

5. Nojo‘ya ta’sir darajasi – agar `adr_flag` = 1 bo‘lsa, nojo‘ya ta’sirning subyektiv og‘irlik darajasi ham belgilandi: yengil, o‘rta, og‘ir yoki agar izohda og‘irlik darajasini aniqlashning imkoni bo‘lmasa noma’lum. Masalan, qorin biroz bezovta bo‘lishi – yengil, isitma ko‘tarilishi – o‘rta, jiddiy allergik reaksiya – og‘ir deb taxminan baholandi. Bu belgi ham eksperimental ravishda kiritilib, bemorlarning qanchalik jiddiy muammo haqida yozishini tahlil qilishga xizmat qiladi.

6. Negatsiya – izoh tarkibida inkor qiluvchi ifoda bor-yo‘qligi (0 yoki 1). Ba’zi hollarda bemorlar muayyan salbiy simptom yo‘qligini aytib, ijobiy ma’no ifodalaydilar. Masalan, “Hech qanday yomon ta’sir sezmadim” gapida bemor nojo‘ya ta’sir yo‘qligini ta’kidlagan (`negation` = 1), bu gap mohiyatan ijobiy baho beradi. Shunday negatsiya keltirilgan joylarda maxsus inkor qator (`cue_span`) ham ko‘rsatildi (“hech qanday ... sezmadim”).

7. Taxmin (speculation) – izohda aniq faktlar emas, taxmin yoki gumon ifodalangan bo‘lsa, 0/1 kabi belgilandi. Masalan, “Ehtimol, toshma doridan bo‘lsa kerak” jumlasida bemor toshma chiqishi sababini taxmin qilmoqda. Bunda `speculation` = 1 va `cue_span` = “ehtimol ... bo‘lsa kerak”. Bunday taxminiy gaplar tahlilni noaniqlashtirishi mumkin, shuning uchun alohida belgilandi.

8. Kinoya (sarcasm) – bemor gapni kinoya yoki istehzo bilan aytgan bo‘lsa, 0/1 belgilanadi. Masalan, “Zo‘r” klinika ekan, uch marta navbat qayta oldim” jumlasida boshida “Zo‘r” so‘zi kinoyali qo‘llanilgan: aslida bemor norozi (`sarcasm` = 1). Kinoya bilan bildirilgan izohlar oddiy literal tahlilda chalg‘ituvchi bo‘lishi mumkin,

ijobiy soʻzlar aslida salbiy maʼnoda ishlatilgan. Shuning uchun bunday hollarda annotatorlar izohning asl mazmunini hisobga olib, kinoyani ajratib koʻrsatadilar. Korpusda kinoya hollari nisbatan kam uchradi (umumiy izohlarning ~1-2%ida).

Yuqoridagi teglash sxemasini ishlab chiqishda mavjud adabiyotlarda taklif etilgan yondashuvlar va kategoriyalar koʻrib chiqildi. Xususan, bizning aspektlar toʻplami boshqa tillardagi bemor fikrlari tahlilida uchragan mavzularni ham qamrab oladi. Teglash jarayonida 2 nafar mustaqil annotator har bir izohni teglar bilan taʼminlaydi, kelishmovchiliklar chiqqanda, muhokama orqali yakuniy variant tanlanadi. Annotatorlar orasidagi kappa koeffitsienti sentiment uchun 0.85, aspekt klassifikatsiyasi uchun 0.80 atrofida boʻldi. Bu teglash jarayonining yuqori darajada izchilligini koʻrsatadi. Teglangan korpusdan keyin modellarni oʻqitish va baholash uchun foydalanildi.

BPMN axborot modeli. Bemor izohlarini yigʻish, saqlash va avtomatik tahlil qilish jarayoni BPMN standarti yordamida modellashtirildi (1-rasm). Ushbu jarayon modeli dastlabki bosqichdan, bemorning onlayn platformalardagi fikrini yozishidan boshlab, yakuniy bosqichgacha, tahlil natijalarini tibbiyot muassasasi sifat boshqaruvi boʻlimiga yetkazishgacha boʻlgan qadamlarni oʻz ichiga oladi. Modelda izohlarni scraping API dasturiy vositalari orqali yigʻish, ularni maʼlumotlar bazasida saqlash, soʻngra NLP moduliga uzatish jarayonlari ketma-ketligi koʻrsatilgan. NLP moduli tarkibida dastlabki ishlov berish (matnni tozalash, normalizatsiya) va tayyorlangan sentiment tahlil modeli mavjud. Model jarayonida har bir yangi izoh uchun dastlab uning tili va kodirovkasi tekshiriladi (oʻzbek tilini aniqlash, lotin/kirill alifboni aniqlash), soʻng model yordamida aspektlar boʻyicha sentiment tahlil amalga oshiriladi. Tahlil natijasida har bir izoh uchun aspektlar, ularning sentiment bahosi, aniqlangan nojoʻya taʼsir belgilari kabi strukturaviy maʼlumot generatsiya qilinadi va maʼlumotlar bazasiga yoziladi. Yakunda, foydalanuvchi interfeysi orqali tibbiyot muassasalari masʼul xodimlari bu natijalarni koʻrish va tahlil qilish imkoniyatiga ega boʻladi. Dasturning boshqaruv panelida muammoli jihatlar, navbatlar, narxlar qaysi darajada salbiy baholanayotgani grafik koʻrinishda chiqariladi. Ushbu BPMN modeli axborot tizimi arxitekturasini tushunish va amalga oshirish bosqichida yoʻriqnoma sifatida xizmat qiladi.

Model arxitekturasini. Bemor izohlarini tahlil qilish uchun koʻp vazifali chuqur oʻrganish (multi-task learning) arxitekturasini qoʻllaniladi. Model arxitekturasini quyidagicha tuzilgan:

1. Asosiy matnni tushunish qismi sifatida transformer tarmogʻi XLM-RoBERTa bazaviy modelidan foydalanildi. XLM-RoBERTa modeli oʻzbek tilini ham oʻz ichiga olgan koʻp tilli korpusda oldindan oʻqitilgan boʻlib, agglyutinatив xususiyatlarga ega oʻzbek matnlarini yuqori darajada mantiqiy ifodalash imkoniyatiga ega. Shuningdek, koʻp tilli BERT modellari kam resursli tillarda ham

yuqori aniqlik bera oladi. Jumladan, XLM-R modeliga kiritish uchun har bir izoh matni maxsus tokenlarga ajratildi va [CLS] maxsus tokeni orqali butun jumлага xos xususiyatlarni chiqarish koʻzda tutildi.

2. Transformer modelining chiqishidagi [CLS] token vektori butun izohning semantik reprezentatsiyasi sifatida qabul qilinib, bir nechta chiqish sathlariga ulanadi. Bir nechta teglarni bashorat qilish uchun modelda parallel chiqish qatlamlari mavjud:

- Aspekt klassifikatsiyasi chiqishi. Bu qatlam softmax klassifikatori boʻlib, yuqorida sanab oʻtilgan 10 ta aspektdan qaysi biri mazkur izohga tegishli ekanini aniqlaydi. Aslida, bitta izohda bir nechta aspekt boʻlishi mumkinligi tufayli bu masalani koʻp belgili (multi-label) klassifikatsiya sifatida koʻrib chiqildi. Model aspektlarning har biri boʻyicha alohida sigmoid chiqishlar beradi va har bir aspekt mavjud yoki mavjud emas deb baholanadi. Biroq, koʻp hollarda izoh bitta asosiy mavzuga tegishli boʻlishini inobatga olib, dastlabki modelimizni har bir izohga bitta asosiy aspekt tayinlaydigan qilib oʻrgatdik. Masalan, “Shifokor juda malakali, lekin navbat kutish yoqmadi” kabi murakkab izohlar uchun aslida ikkita aspekt bor boʻlib, model qaysi biri ustun ekani haqida qaror chiqaradi. Keyinchalik bunday murakkab hollarda izohni alohida boʻlaklarga ajratib, bir izohdan bir nechta yozuv olish mumkin.
- Sentiment polaritet chiqishi. Ushbu qatlam ham softmax klassifikatori boʻlib, izohning umumiy sentiment kategoriyasini POS/NEU/NEG aniqlaydi. Qoʻshimcha ravishda, aynan qaysi polaritet daraja (-2, -1, 0, +1, +2) ekanini regressiya yoki tartiblangan klassifikatsiya sifatida topuvchi-yordamchi chiqish ham qoʻshildi. Model ijobiy, salbiy va neytral tegni yaxshi ajratishi, shuningdek, ijobiy/salbiyning kuchli yoki kuchsizligini ham farqlashi kutiladi. Bunday farqlarni oʻrgatish uchun matnlardagi “juda”, “anchayin”, “bir oz” kabi subyektiv baholovchi soʻzlar uchun embedding vektorlarining attention mexanizmi orqali [CLS] vektorga taʼsirini oshirishga erishildi.
- Qoʻshimcha belgilar chiqishi. Transformerdan chiqqan vakil vektor shu bilan birga uchta mustaqil sigmoidal chiqish qatlamiga ham ulanadi. Ular mos ravishda `adr_flag`, `negation`, `speculation` va `sarcasm` binary belgilarini bashorat qiladi. Bu yerda `adr_flag` faqat dori aspektiga tegishli izohlarda maʼnoga ega boʻlsa-da, model umumiy matndan kelib chiqib u yoki bu nojoʻya taʼsir etishini topishi lozim. Negatsiya va taxmin belgilarini avtomatik aniqlash uchun modelni maxsus soʻz va iboralarga eʼtibor qarata olishini taʼminlandi.

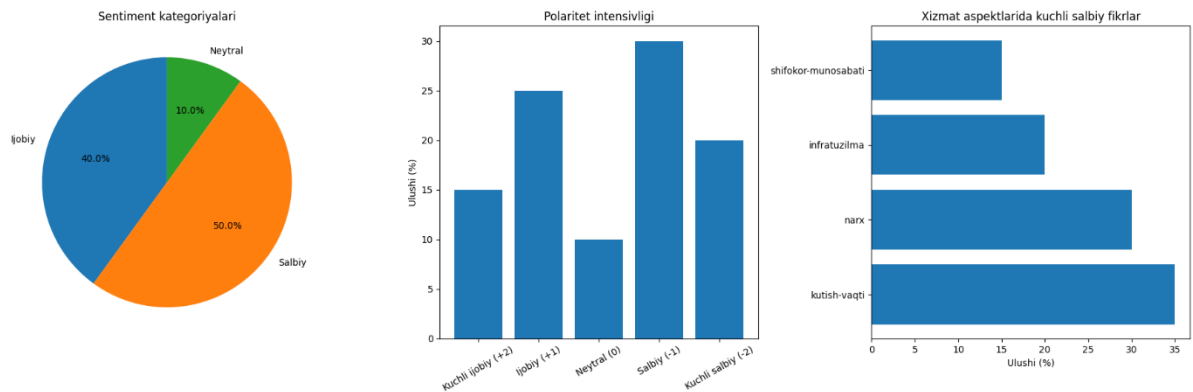
Modelni oʻqitish jarayonida “hech qanday” soʻzi qatnashgan misollar uchun `negation=1` tegi turli kontekstlarda koʻrsatib borildi. Kinoyani aniqlash esa eng murakkab vazifa boʻlib, sarkazm mavjud izohlar kamligi sababli model bu holatni

bevosita o'rganishi qiyin. Shuning uchun kinoya tegini aniqlash uchun alohida qo'shimcha qadam qo'llandi. Transformer chiqishidan olingan vakilni boshqa oddiy bir qatlamli tarmoq orqali o'tkazib, sarkazm uchun ayri klassifikator sifatida o'qitildi. Bunda kinoyali va kinoyasiz misollarni sun'iy oshirish (data augmentation) usuli qo'llanilib, kinoya ehtimoli yuqori bo'lgan qo'shimcha misollar bilan trening to'plami boyitildi.

Natijalar. *Korpus hajmi va tarkibi.* UzMedSentiment korpusi yakuniy holatda 95000 ta bemor izohini va ularga tegishli 120000 dan ortiq teglangan yozuvlarni o'z ichiga oladi. Yozuvlar soni izohlar sonidan ko'p, chunki ayrim izohlarda bir nechta aspekt mavjudligi sababli ular bir necha qatorga ajratilib teglangan. Har bir yozuvda yuqoridagi barcha ustunlar (aspect, sentiment, polarity_score) to'ldirilgan. Korpusdagi izohlarning o'rtacha uzunligi – 15 so'z atrofida, minimal – 3 so'z, maksimal – 40 so'zgacha. Izohlarning manbalar bo'yicha taqsimoti deyarli teng bo'lib, Telegram – 24000 ta (25.3%), Instagram – 23500 ta (24.7%), Forum – 23000 ta (24.2%), Veb-izohlar – 24500 ta (25.8%). Ushbu taqsimotdan ko'rinib turibdiki, turli platformalardan teng miqdorda ma'lumot olishga erishildi, bu esa modelga platformaga xos teglar, sleng, til uslubi bo'yicha universal xulosa chiqara olishiga yordam beradi. Izohlar tili barchasi o'zbekcha bo'lsa-da, biroq ~30% izohlar kirill yozuvida bo'lib, ular lotinga konvertatsiya qilingan.

Sentiment balanslanishi. Korpusdagi umumiy sentiment kategoriyalar taqsimoti quyidagicha: ijobiy ~40%, salbiy ~50%, neytral ~10%. Datasetda salbiy fikrlar salmoqliroq qismni egallaydi. Bu esa bemorlar ko'pincha norozilik yoki muammo bo'lsa yozishga moyilligidan dalolat beradi. Chunki yaxshi natijalarni ko'p hollarda odatdagidek qabul qilishadi. Shunga qaramay, ijobiy izohlar ham yetarlicha mavjud bo'lib, bu ko'pincha shifokorga minnatdorlik bildirish, xizmatdan mamnunlik kabi holatlar hisoblanadi. Neytral izohlar esa nisbatan kam, asosan savol-javob tarzidagi kommentlar yoki holat bayonidan iborat. Polaritet intensivligi bo'yicha taqsimot esa yanada qiziqarli bo'lib, salbiy izohlarning taxminan 20%i kuchli salbiy (-2) deb baholangan, keskin norozilik yoki juda yomon; qolgan 30% salbiy -1 darajasida, yengil yoki o'rta darajadagi shikoyatdan iborat. Ijobiyalarda esa kuchli ijobiy (+2) ulushi ~15%, oddiy ijobiy (+1) ~25% ni tashkil etdi. Demak, kuchli hissiyotni ifodalovchi fikrlar ham ko'p uchraydi. Shu bilan birga, tahlil natijalari ayniqsa kutish vaqti, narx va infratuzilma kabi xizmatga oid aspektlarda salbiy baholarning intensivligi yuqoriligini, ko'p hollarda bemorlar “juda uzun navbat”, “juda baland narx” kabi keskin norozilik bildirganini ko'rsatdi. Shifokor munosabati aspektida aksincha, ijobiy fikrlar kuchli ijobiy tarzda (“judayam e'tiborli shifokor”) ifodalangan. Bemorlar uchun eng og'riqli nuqtalar “uzoq kutish va

qimmat narxlar”, eng ko‘p qadrlanadigan jihat esa “shifokorning yaxshi muomalasi” ekanini ma’lumotlar tasdiqladi.

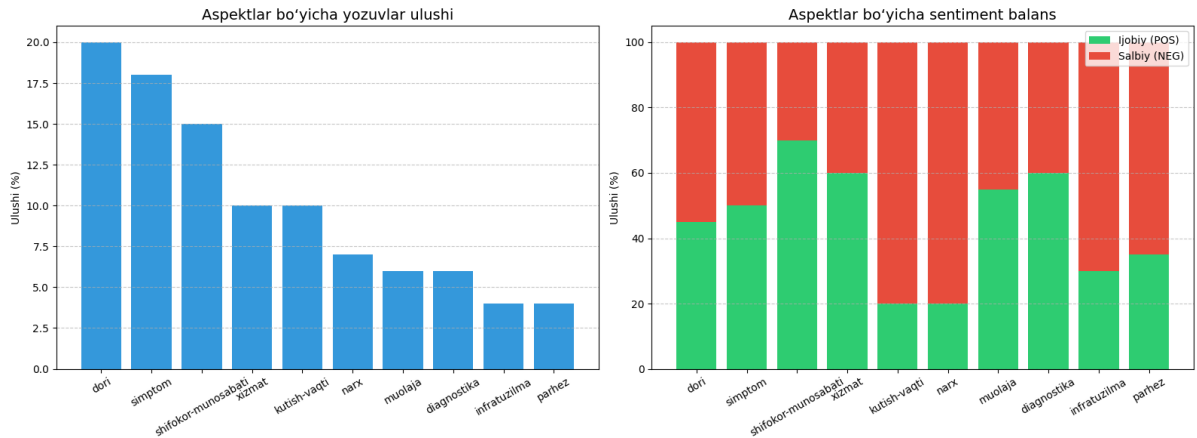


2-rasm. Korpusdagi umumiy sentiment kategoriyalar taqsimoti

Aspektlar bo'yicha taqsimot. Har bir aspekt toifasi bo'yicha nechta izoh yoki yozuv to'plangani tahlil qilindi. Eng ko'p uchragan aspektlar: dori (20% yozuvlar) va simptom (18%). Bu tabiiy hol, chunki ko'p bemorlar muayyan dori vositasi foyda berganligi yoki qanday simptomlari borligi haqida yozishadi. Keyingi o'rinlarda shifokor-munosabati (15%), xizmat (10%) va kutish-vaqti (10%) keladi. Narx, muolaja, diagnostika, infratuzilma, parhez aspektlari esa har biri 5–8% oralig'ida uchraydi. Aspektlar bo'yicha sentiment balansini ko'rsak, dori aspektidagi yozuvlarning 45% ijobiy bo'lsa, 55% salbiy. Bu shuni anglatadiki, dori vositalarining samarasizligi haqida salbiy fikrlar ijobiy ta'sirga doir fikrlardan ko'proq. Shifokor-munosabati aspektida esa aksincha – 70% ijobiy fikrlar, 30% salbiy, aksari bemorlar shifokorlarning yaxshi muomalasini qayd etgan va kam qismi muayyan shifokordan norozi bo'lgan. Kutish-vaqti va narx aspektlari ko'proq salbiy tomonda 80% NEG, xizmat esa nisbatan ijobiyroq 60% POS. Infratuzilma va parhez ko'pincha salbiy yoki neytral ko'rinishda bo'lib, bu jihatlar bo'yicha ko'p maqtovli gaplar uchramagan. Ushbu statistik tahlillar tibbiyot muassasalari uchun qaysi yo'nalishlar bemorlar nazarida muammoli ekani va qaysilari ijobiy qabul qilinishini ko'rsatib berishi mumkin.

Qo'shimcha belgilar statistikasi. Korpus bo'yicha $adr_flag = 1$ bo'lgan yozuvlar soni 12000 ta (10%). Demak, har o'ninchi izohda bemor dori bilan bog'liq noxush ta'sir haqida eslatgan. Ularning aksariyati dorining yengil nojo'ya ta'siri deb baholangan. Taxminan 70% (bosh og'rishi, uyquchanlik), 20% o'rta daraja (allergik toshma), 10% og'ir (anafilaktik shok kabi holatlar) qayd etildi. Negation yorlig'i bilan teglangan izohlar 5000 ta (5%), ya'ni bemorlar ayrim hollarda “men hech narsa sezmadim” kabi inkor gaplar bilan ijobiy fikr bildirganlar. Bularni avtomatik tizim to'g'ri talqin qilishi zarur. $speculation = 1$ holatlari 3000 ta (3%): asosan bemorlar

niyatni aniq bilmagan holda “ehtimol, ... narsa sabab bo‘ldi” deb yozganlar. sarcasm = 1 holatlari esa atigi 1500 ta (1.5%) bo‘lib, yuqorida keltirilgan misolda kabi kinoyali ifodalar kamdan-kam kuzatilgan. Shuni ta’kidlash kerakki, bu kuzatilgan hollarning har biri modellashirishda e’tiborga olingan va alohida tahlil qilingan.

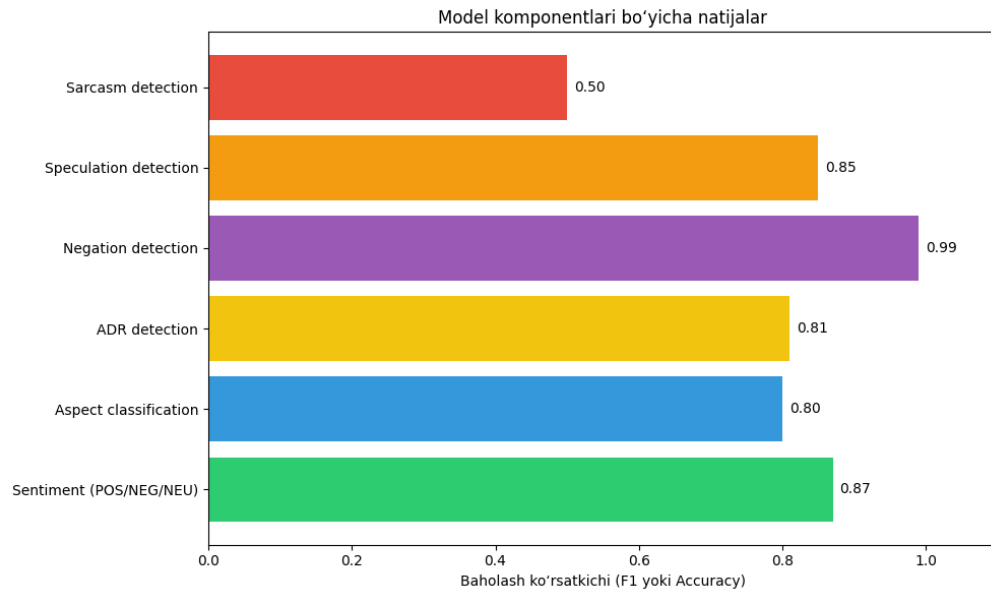


3-rasm. Aspektlar bo‘yicha yozuvlar ulushi va sentiment balans

Model natijalari. O‘qitilgan ko‘p vazifali sentiment tahlil modelimiz test to‘plamida qoniqarli natijalar ko‘rsatdi. Umumiy izoh darajasida sentiment klassifikatsiyasining aniqligi ~88%ni tashkil etdi. Uch toifali POS/NEU/NEG klassifikatsiya uchun makro F1-skori 0.87 bo‘lib, ayniqsa ijobiy va salbiy sinflarni ajratishda model deyarli adashmadi. Ular bo‘yicha $F1 > 0.90$, neytral sinfda esa biroz pastroq F1 0.75, chunki neytral namunalar oz va turlicha mazmunga ega edi. Aspekt kategorizatsiyasi bo‘yicha model to‘g‘ri aniqlash darajasi 10 ta sinf orasida 80% atrofida bo‘ldi. Ba’zi yaqin tushunchalar model uchun qiyinroq bo‘ldi: muolaja va diagnostika yoki xizmat va kutish-vaqti sinflarini chalkashtirgan hollar kuzatildi. Bu xato asosan izoh matnida ikkala aspektga oid jumlar bo‘lganda sodir bo‘lgan. Model bitta asosiy aspekt tanlashi kerak bo‘lgan chegaradosh holatlar yuzaga kelgan. Kelgusida izohlarni avtomatik ravishda bo‘laklash bilan ushbu aniqlikni oshirish mumkin.

Modelning `adr_flag`’ni aniqlashdagi F1-skori 0.81 ga teng bo‘ldi va dori qabuliga aloqador nojo‘ya ta’sirlarni model ancha yaxshi “ilg‘adi”. Bu borada xato asosan nojo‘ya ta’sir haqida umumiy gap ketganda yuz berdi (“Yon ta’sirlar ro‘yxatini o‘qib qo‘rqib ketdim” kabi gapda model ADR bor deb taxmin qilishi mumkin, lekin aslida bemor o‘zida yon ta’sir bo‘lganini aytmayapti. Bunday noaniq holatlarga model 1 deb xato natija chiqardi. Negatsiyani aniqlash deyarli 100% ga yaqin to‘g‘ri ishladi. Chunki “hech qanday”, “emas” kabi aniq kalit so‘zlarni model yaxshi o‘rgandi. Speculation aniqlash aniqligi 85%: ba’zan model noaniq ifodalarni e’tibordan chetda qoldirgan. Kinoyani aniqlash esa kutilganidek qiyin bo‘ldi. Biz qo‘llagan alohida kichik klassifikator F1 0.50 atrofida chiqdi va kinoyali

jumlalarning yarmisini model topa oldi. Kinoya misollari juda oz bo'lgani va ular lingvistik jihatdan turlicha bo'lgani bois, bu vazifa uchun ko'proq ma'lumot zarur.



4-rasm. Model natijalari

Modelni oddiy yondashuvlar bilan solishtirish. Dastlab transformerlarsiz mashinali o'qitish usullari ham sinab ko'rildi. TF-IDF matn xususiyatlarida logistik regressiya modeli sentimentni 75% aniqlik bilan ajratdi. Shuningdek, aspektlarni aniqlash uchun qo'lda tuzilgan lug'atlarga asoslangan oddiy qoidalar to'plami ("narx" so'zi chiqsa narx aspekti deb teglash kabi) 60% holatda to'g'ri ishladi. Taklif qilingan chuqur o'rganishga asoslangan model an'anaviy usullardan sezilarli darajada ustunlikka ega ekanini ko'rsatdi. Ayniqsa, model matn kontekstini inobatga olib, lug'atda bo'lmagan so'zlar yoki kontekst orqali aniqlanadigan ma'nolarni ham to'g'ri tushunganini test misollarida ko'rish mumkin. "Bu dorini ichsam boshim aylanadi" degan gapda ham "nojo'ya ta'sir" aniq so'zlari yo'q bo'lsa-da, model `adr_flag = 1` deb to'g'ri chiqardi. Bu natijalar modelning tildagi kuzatilmagan shablonlarni ham o'rgana olganini ko'rsatadi.

Natijalar tahliliga ko'ra o'zbek tilidagi bemor izohlarini avtomatik tahlil qilish orqali sog'liqni saqlashdagi muhim fikrlarni ajratib olish mumkin. Korpusdagi izohlarning ko'p qismi salbiy ekanini bemorlarning ko'proq muammo yuzaga kelgandagina fikr bildirishga moyilligidan deb izohlash mumkin. Bu holat xorijiy tadqiqot ishlarida ham kuzatilgan[22]. Greaves va boshqa tadqiqotchilar (2013) tadqiqotida ham onlayn bemor sharhlarida tanqidiy fikrlar salmoqli ekanligi ta'kidlangan[24]. Shuningdek, korpusda ijobiy izohlarning mavjudligi sog'liqni saqlash tizimida yaxshi tajribalar ham bemorlar tomonidan qadrlanishini anglatadi. Xususan, shifokorlarning yaxshi muomalasi, xizmat ko'rsatishning qulayligi kabi

jihatlar ko‘pincha ijobiy yoritilgan. Bu natija respublikamizdagi tibbiyot muassasalari uchun mijozlar mamnuniyati qaysi tomonlarda yuqori ekanini ham ko‘rsatib turibdi.

Aspektlar bo‘yicha olingan trendlar ham muhim xulosalarga olib keladi. “Kutish vaqti” va “narx” masalalari deyarli hamisha salbiy kontekstda tilga olingan. Demak, bemorlar navbat va tibbiy xizmatlarning qimmatligidan norozi. Bu sohalarida tizimli imkoniyatlar amalga oshirilmasa, bemorlarning umumiy qoniqish darajasi past bo‘lib qolaveradi. Aksincha, shifokor-munosabati va xizmat sifati (registratura, onlayn yozilish) ko‘proq ijobiy baholangan, bu esa so‘nggi yillarda tibbiyot muassasalarida joriy etilgan elektron navbat, onlayn ro‘yxatga olish kabi qulayliklar samara berayotganini ko‘rsatishi mumkin. Dori vositalari va ularning ta’siri borasidagi fikrlar aralash xarakterga ega: ayrim bemorlar dorilar yordam berganini yozsa, boshqalarida aksincha, kutgan samara bo‘lmagan yoki nojo‘ya ta’sirlar kuzatilganligini izohlarda keltirgan. Bu farmatsevtik ta’minot va individual kasallik xususiyatlari farqliligidan kelib chiqishi mumkin. Yig‘ilgan ma’lumotlar tahlili orqali qaysi dorilar yoki qaysi davolash usullari bo‘yicha ko‘proq shikoyatlar tushayotgani aniqlansa, tegishli mutasaddilar uchun signal bo‘lishi mumkin. Tizimdagi salbiy nuqtalarni bemorlar ovozidan bilib olish imkoni mavjud.

Ushbu tadqiqotda chuqur o‘rganish modeli ko‘p vazifali yondashuvi bilan o‘zini oqladi. Ayniqsa, negatsiya va taxmin kabi kontekstual til hodisalarini model mustaqil o‘rganib, to‘g‘ri aniqlay olishi diqqatga sazovordir. Albatta, ba’zi murakkab holatlar, jumladan kinoyali ifodalar, hozircha model uchun qiyinchilik tug‘dirmoqda. Bunday semantik jihatlarni aniqlash uchun katta hajmdagi teglangan ma’lumot to‘plash kerak bo‘ladi. Shuningdek, tilshunoslikda kinoyani aniqlash uchun qo‘llanadigan ba’zi qoidalarni yozma matnda modellarga o‘rgatish mushkul. Katta til modellari (LLM) yoki qo‘shimcha kontekst (muallifning avvalgi postlari yoki umumiy muhit)dan foydalanish kinoyani aniqlashga yordam berishi mumkin. Shu o‘rinda, 2023-yilda Fors tilida saraton bilan og‘riq bemorlar izohlarini tahlil qilish bo‘yicha o‘tkazilgan bir tadqiqotda ham sentiment tahlil modellari bilan birga qo‘lda tuzilgan lug‘atlar yordamida noaniq va kinoyali iboralarni aniqlashga harakat qilingan hamda kombinasiyalash yondashuvi yaxshi samara berganligi qayd etiladi[25]. Ushbu tadqiqotda ishlab chiqilgan modelni takomillashtirishda statistik yondashuvlarni qoidalarga asoslangan yondashuvlar bilan integratsiya qilish orqali samaradorligini oshirishga erishishimiz mumkin.

UzMedNER korpusini yaratishda asosan o‘zbek tilidagi matnlardan foydalanildi. Ammo yurtimizda rus tilida yoki aralash tilda (o‘zbekcha-ruscha) izoh qoldiruvchi foydalanuvchilar ham ko‘p. Hozirgi model bunday aralash yoki rus tilidagi matnlarni tahlil qila olmaydi. Kelgusida korpusni kengaytirish jarayonida rus tilidagi bemor izohlarini ham kiritib, modelni ko‘p tillilikka moslash mumkin. Bu

borada XLM-R modelining ko‘p tilliligi qo‘l keladi, faqat rus tilidagi andozalar ham o‘rgatilishi lozim bo‘ladi.

Shuningdek, UzMedNER modeli ayni paytda izohdagi asosiy sentiment va aspektni ajratmoqda, lekin izoh ichida bir nechta turli baho ifodalari bo‘lsa, ularni to‘liq qamrab olish uchun izohni ajratib tahlil qilish masalasi turadi. Bu jarayonni avtomatlashtirish uchun klasterlash yoki tematik modellardan foydalanish mumkin. Bemor izohini avval mavzular bo‘yicha ajratish, keyin har bir qismga alohida sentiment bahosi berish yo‘lini ishlab chiqish mumkin. Bu uzun va murakkab izohlar uchun foydali bo‘ladi.

Tadqiqotning ba’zi cheklovlarini ham ta’kidlab o‘tish lozim. Jumladan, teglangan korpus hajmini kengaytirish lozim. Hozirgi natijalar korpus doirasida yaxshi ko‘rsatkichlarga ega bo‘lsa-da, modelni katta hajmdagi matnlarda sinash kerak. Shuningdek, annotatsiya jarayonida subyektivlik mavjud bo‘lib, har bir annotator ayrim holatlarni turlicha baholagan bo‘lishi mumkin. Kappa ko‘rsatkichlari orqali muvofiqlik yuqori ekani qayd etildi, lekin inson faktorini butunlay inkor etib bo‘lmaydi. Hozircha model faqat yopiq test to‘plamida sinalib, real vaqt rejimida yangi, ko‘rilmagan ma’lumotlarda uning ishlashi biroz pasayishi mumkin. Shunga ko‘ra, amaliyotga joriy etishdan avval modelni doimiy ravishda yangi kelib tushayotgan izohlar bilan moslashtirib borish (fine-tuning) zarur bo‘ladi.

Ushbu tadqiqot o‘zbek tilida bemorlar fikrini avtomatik tahlil qilish bo‘yicha ilk qadam bo‘lib, u ko‘plab yangi savollar va imkoniyatlarni ochib bermoqda. Bunday izohlarni tahlil qilish sog‘liqni saqlash tashkilotlari uchun “bemor ovozi” eshitishning yangi yo‘li hisoblanadi. Agar muntazam ravishda yig‘iladigan onlayn mulohazalarni shu tarzda tahlil qilib borsa, vaqt o‘tishi bilan qaysi sohalarda o‘zgarishlar qilish kerakligi, qaysi klinikalar yoki shifokorlar ko‘p maqtov olayotgani yoki tanqidga uchrayotgani haqida ma’lumotlarga asoslangan qarorlar qabul qilish mumkin bo‘ladi. Shu sababli, kelgusida bunday tizimni real sharoitda sinab ko‘rish va integratsiya qilish rejalashtirilgan.

III. XULOSA

Ushbu tadqiqotda o‘zbek tilidagi bemor izohlarini ABSA usuli orqali sentiment tahlil qilish uchun maxsus ma’lumotlar to‘plami yaratildi va chuqur o‘rganishga asoslangan modeli taklif etildi. UzMedSentiment korpusi tarkibida bemorlarning turli onlayn platformalardagi 95000 dan ortiq izohlari teglar bilan boyitilib, ularda 10 ta aspekt kategoriyasi, 5 darajali sentiment shkalasi hamda qo‘shimcha lingvistik va klinik parametrlar (nojo‘ya ta’sir, negatsiya, taxmin, kinoya) belgilandi. Korpusning tahlili shuni ko‘rsatdiki, bemorlar eng ko‘p dori vositalar ta’siri va simptomlari haqida yozadilar, shuningdek xizmat sifati jihatidan navbat kutish va narxlardan norozi bo‘lish holatlari kuzatildi. Taklif qilingan multi-

task transformer modeli izohlardan bir vaqtning o'zida ularning mavzusini, aspektini, munosabatini, sentimentini va ayrim maxsus holatlarni avtomatik ajratib bera oldi. Model POS/NEG/NEU sentimentni 88% aniqlik bilan klassifikatsiya qildi, aspektlarni aniqlashda 80% aniqlikka erishildi. Shu bilan birga, tahlil jarayonini tizimli tasvirlash uchun BPMN axborot modelini ishlab chiqildi va unda bemor izohlarini yig'ishdan tortib tahlil natijalarini foydalanuvchiga yetkazishgacha bo'lgan bosqichlar ifodalandi.

Mazkur ish natijalari o'zbek tilida tibbiy matnlarni qayta ishlash borasida yangi yo'nalish ochib berdi deyish mumkin. Korpus va model kelgusida yanada takomillashtirilishi mumkin bo'lib, xususan, ko'proq izohlar qo'shish, turli dard turlari bo'yicha alohida tahlillar qilish, modellarga tibbiy bilim bazalarini integratsiya qilish kabi ishlar rejalashtirilgan. Shuningdek, ushbu yondashuvdan foydalanib, poliklinika va shifoxonalarning onlayn platformalariga ulangan monitoring tizimini yaratish imkoni mavjud. Bu tizim bemorlarning onlayn fikr-mulohazalarini kuzatib borib, rahbariyatga muammoli jihatlar haqida signal berib turadi. Bemor izohlarida mujassamlangan axborotni zamonaviy NLP vositalari orqali tahlil qilish mumkin. Natijalar shuni ko'rsatadiki, o'zbek tilida ham bunday tizimni yo'lga qo'yish uchun ilk qadamlar qo'yildi. Kelgusida bu yo'nalishdagi tadqiqotlar davom ettirilib, yanada mukammal modellar va kengroq qamrovli ma'lumotlar yordamida sog'liqni saqlashda bemor tajribasini yaxshilashga samarali hissa qo'shiladi.

ADABIYOTLAR

- [1]. Alexander G., Bahja M., Butt G.F. Automating large-scale health care service feedback analysis: sentiment analysis and topic modeling study // JMIR Medical Informatics. – 2022. – Vol. 10, No. 4. – Article e29385.
- [2]. Boltayevich E.B., Suyunova M., Nazarova S., Rakhmatullaev S., Rajabov T., Sohibova Z. Stages of Sentiment Analysis of Uzbek Texts Using the ABSA Method // Proceedings of the 10th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK). – IEEE, 2025. – pp. 1580–1584.
- [3]. Matlatipov S.G., Rajabov J., Kuriyozov E., Aripov M. UzABSA: Aspect-Based Sentiment Analysis for the Uzbek Language // Proceedings of the SIGUL Workshop @ LREC-COLING 2024. – 2024. – pp. 394–403.
- [4]. Gohil S., Vuik S., Darzi A. Sentiment analysis of health care tweets: review of the methods used // JMIR Public Health and Surveillance. – 2018. – Vol. 4, No. 2. – Article e5789.
- [5]. Zakkar M.A., Lizotte D.J. Analyzing patient stories on social media using text analytics // Journal of Healthcare Informatics Research. – 2021. – Vol. 5, No. 4. – pp. 382–400.

- [6]. Jelin E., Storset L.C., Norman R.M., Iversen H.H.H., Ellingsen-Dalskau L.H., Mæhlum P., Bjertnaes O. From words to action? A scoping review on automatic sentiment analysis of patient experience comments from online sources and surveys // *BMJ Health & Care Informatics*. – 2025. – Vol. 32, No. 1. – Article e101631.
- [7]. Wallace B.C., Paul M.J., Sarkar U., Trikalinos T.A., Dredze M. A large-scale quantitative analysis of latent factors and sentiment in online doctor reviews // *Journal of the American Medical Informatics Association*. – 2014. – Vol. 21, No. 6. – pp. 1098–1103.
- [8]. Cammel S.A., De Vos M.S., van Soest D., Hettne K.M., Boer F., Steyerberg E.W., Boosman H. How to automatically turn patient experience free-text responses into actionable insights: a natural language programming approach // *BMC Medical Informatics and Decision Making*. – 2020. – Vol. 20. – Article 97.
- [9]. Khanbhai M., Anyadi P., Symons J., Flott K., Darzi A., Mayer E. Applying natural language processing and machine learning techniques to patient experience feedback: a systematic review // *BMJ Health & Care Informatics*. – 2021. – Vol. 28, No. 1. – Article e100262.
- [10]. Hutto C., Gilbert E. VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text // *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. – 2014. – Vol. 8, No. 1. – pp. 216–225.
- [11]. Jurafsky D., Martin J.H. *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*. – Pearson Education, 2020. – 720 p.
- [12]. Hearst M.A., Dumais S.T., Osuna E., Platt J., Scholkopf B. Support vector machines // *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*. – 1998. – Vol. 13, No. 4. – pp. 18–28.
- [13]. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Polosukhin I. Attention Is All You Need // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. – 2017. – Vol. 30. – pp. 5998–6008.
- [14]. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // *Proceedings of NAACL-HLT 2019. – Association for Computational Linguistics, 2019. – pp. 4171–4186.*
- [15]. Khanbhai M., Anyadi P., Symons J., Flott K., Darzi A., Mayer E. Applying natural language processing and machine learning techniques to patient experience feedback: a systematic review // *BMJ Health & Care Informatics*. – 2021. – Vol. 28, No. 1. – Article e100262.

- [16].Gohil S., Vuik S., Darzi A. Sentiment analysis of health care tweets: review of the methods used // JMIR Public Health and Surveillance. – 2018. – Vol. 4, No. 2. – Article e5789.
- [17].Zakkar M.A., Lizotte D.J. Analyzing patient stories on social media using text analytics // Journal of Healthcare Informatics Research. – 2021. – Vol. 5, No. 4. – pp. 382–400.
- [18].van Buchem M.M., Neve O.M., Kant I.M., Steyerberg E.W., Boosman H., Hensen E.F. Analyzing patient experiences using natural language processing: development and validation of the AI-PREM // BMC Medical Informatics and Decision Making. – 2022. – Vol. 22, No. 1. – Article 183.
- [19].Azarpey A., Thomas J., Ring D., Franko O. Natural Language Processing of Sentiments Identified in Patient Comments Associated with Less Than Top-Rated Care // Journal of Patient Experience. – 2025. – Vol. 12. – Article 23743735251323677.
- [20].Walsh J., Cave J., Griffiths F. Spontaneously generated online patient experience of modafinil: a qualitative and NLP analysis // Frontiers in Digital Health. – 2021. – Vol. 3. – Article 598431.
- [21].AlMuhaideb S., AlNegheimish Y., AlOmar T., AlSabti R., AlKathery M., AlOlyyan G. Analyzing Arabic Twitter-Based Patient Experience Sentiments Using Multi-Dialect Arabic Bidirectional Encoder Representations from Transformers // Computers, Materials & Continua. – 2023. – Vol. 76, No. 1. – pp. 1–18.
- [22].Jelin E., Storset L.C., Norman R.M., Iversen H.H.H., Ellingsen-Dalskau L.H., Mæhlum P., Bjertnaes O. From words to action? A scoping review on automatic sentiment analysis of patient experience comments from online sources and surveys // BMJ Health & Care Informatics. – 2025. – Vol. 32, No. 1. – Article e101631.
- [23].Alkhnbashi O.S., Mohammad R., Hammoudeh M. Aspect-based sentiment analysis of patient feedback using large language models // Big Data and Cognitive Computing. – 2024. – Vol. 8, No. 12. – Article 167.
- [24].Greaves F., Ramirez-Cano D., Millett C., Darzi A., Donaldson L. Use of sentiment analysis for capturing patient experience from free-text comments posted online // Journal of Medical Internet Research. – 2013. – Vol. 15, No. 11. – Article e2721.
- [25].Yazdani A., Shamloo M., Khaki M., Nahvijou A. Use of sentiment analysis for capturing hospitalized cancer patients' experience from free-text comments in the Persian language // BMC Medical Informatics and Decision Making. – 2023. – Vol. 23, No. 1. – Article 275.

MODELLAR, ALGORITMLAR VA DASTURIY MAXSULOTLAR		
SPORTCHILARNING MUSHAK TOLIQLASHINI ANIQLASHDA GIBRID XUSUSIYATLAR VA MODIFIKATSIYALANGAN MLP NEYRON TARMOG'INING QO'LLANILISHI	<i>Xoldorov Sh.I.</i>	2
BEMOR IZOHLARIDA SENTIMENT TAHLIL UCHUN BPMN AXBOROT MODELII	<i>Elov B.B., Xusainova Z.Y.</i>	21
QON HUJAYRALARI TASVIRLARINI QAYTA ISHLASH VA TANIB OLIISH UCHUN GIBRID ALGORITIMLAR	<i>Tulaganova F.K.</i>	42
CALL-MARKAZLARI UCHUN INTELLEKTUAL NUTQ INTERFEYSLARINI ISHLAB CHIQLISH MODELLARI VA ALGORITMLARI TAHLILI	<i>Xujayarov I.Sh.</i>	56
KOMMUNIKATSION TARMOQ VA TIZIMLAR		
KATTA HAJMDAGI MA'LUMOTLARNI UZATISHDA BULUTLI INFRATUZILMADA BIRINCHI PAKETNI UZATISH KECHIKISHINI MATEMATIK MODELLASHTIRISH	<i>Djumanov J.X., Djurayev R.X., Botirov S.R.</i>	99
SIGNALLAR VA TASVIRLARGA ISHLOV BERISH		
KOMPYUTER KO'RISH TEXNOLOGIYALARI YORDAMIDA HAYDOVCHI HOLATINI REAL VAQT REJIMIDA ANIQLASH VA OGOHLANTIRUVCHI DASTURIY TIZIM	<i>Hamzayev J.F., Abdusalomov H. A.</i>	110
O'SIMLIK KASALLIKLARINI ANIQLASH UCHUN BARQARORLIK TAHLILI VA BAGGING ANSAMBL O'RGANISHIGA ASOSLANGAN XUSUSIYATLARNI AJRATIB OLIISHNING GIBRID YONDASHUVI	<i>Khudaiberdiyev M.X., Madrakhimov A.Kh., Muraeva Kh.M.</i>	125
MASHINALI O'QITISH UCHUN TISH KASALLIKLARINI ANIQLOVCHI INTELLEKTUAL TIZIM UCHUN BOSHLANG'ICH MA'LUMOTLARNI SHAKLLANTIRISH MODELII	<i>Temirova X.F.</i>	136
AXBOROT XAVFSIZLIGI		
BANK TIZIMIDA KIBERJINOYATLARNI ANIQLASHNING HUQUQIY MEXANIZMLARI: YEVIROPA ITTIFOQI VA QO'SHMA SHTATLARNING QIYOSIY TAHLILI	<i>Abdusolamov A.S., Yücel Oğurlu, Khojamurotov A. Sh., Egamberdiyev D., Mukhiddinov M.</i>	146

VEB VA SERVER DASTURIY TIZIMLARIDA SHIFRLASH HAMDA KALITLARNI BOSHQARISH SIYOSATLARINING STRUKTURAVIY MOSLIGINI TAHLIL QILISHNING TIZIMLI-NAZARIY MODEL	<i>Baratov J.R., Ulashev A.N.</i>	<i>157</i>
QISQA ILMIY MA'LUMOTLAR		
RAQAMLASHTIRISH SHAROITIDA AXBOROT- KUTUBXONA SOHASIGA KADRLAR TAYYORLASHNING IFLA QOIDALARI ASOSIDAGI MODEL	<i>Ganiyeva B.I.</i>	<i>175</i>