



Identification of sarcasm in texts for sentimental analysis

Khasanboy RAKHIMOV¹

Andijan State University, Namangan State Institute of Foreign Languages

ARTICLE INFO

Article history:

Received August 2024

Received in revised form

10 September 2024

Accepted 25 September 2024

Available online

25 October 2024

Keywords:

sentiment analysis,
social media platforms,
NLP,
sarcasm,
deep learning algorithm,
multi-task learning,
polarity,
tokenization.

ABSTRACT

Humanity has discovered various ways to express emotions. Depending on the context of speech, these emotions are sometimes accompanied by sarcasm, particularly when expressing intense feelings. Over the past few decades, social media platforms such as Facebook, Instagram, TikTok, Twitter, and YouTube have become popular tools for people to share such strong emotions and personal thoughts with wide audiences. Through techniques like sentiment analysis, this data can be valuable in various fields, including business, marketing, production, behavioral analysis, and public management during ecological or biological crises, as well as in times of war.

Most current research treats sentiment and sarcasm classification as two separate tasks, approaching each as an independent text classification problem. In recent years, studies using deep learning algorithms have significantly improved the effectiveness of these independent classifiers. However, one of the main challenges these approaches face is their inability to accurately classify sarcastic statements as negative. Taking this into account, we argue that recognizing sarcasm enhances sentiment classification, and vice versa. In this work, we demonstrate that these two tasks are interrelated. This paper proposes a multi-task learning framework that leverages deep neural networks to model this interrelation, aiming to improve the overall effectiveness of sentiment analysis.

2181-3701/© 2024 in Science LLC.

DOI: <https://doi.org/10.47689/2181-3701-vol2-iss4/S-pp95-104>

This is an open-access article under the Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.ru>)

Sentiment tahlil uchun matnlardagi kinoyalarni aniqlash

ANNOTATSIYA

Kalit so'zlar:

sentiment analizi,

Insoniyat o'z his-tuyg'ularini ifoda etishning turli xil usullarini topgan. Nutq vaziyatidan kelib chiqib, bu hislar ba'zan kinoya bilan

¹ Basic Doctoral Student, Andijan State University, Intern Teacher, Namangan State Institute of Foreign Languages.

ijtimoiy media platformalari,
NLP,
kinoya(sarcasm) ,
deep learning algorithm,
multi-task learning,
polaritet,
tokenizatsiya

qo'shilib keladi, ayniqsa kuchli tuyg'ularni namoyon qilayotganda. So'nggi o'n yillar mobaynida, Facebook, Instagram, TikTok, Twitter va You Tube kabi ijtimoiy tarmoq platformalari odamlar ana shunday kuchli his-tuyg'ulari, shaxsiy fikr-mulohazalarini ifoda qilib , ko'plab auditoriyalar bilan baham ko'rish uchun mashhur vositalarga aylandi. Sentiment analiz kabi mos ajratib olish texnikalari bilan, bu ma'lumotlar biznes, marketing, ishlab chiqarish, xulq-atvor analizi, ekologik va biologik kulfatlar yoki urushlar davrida omma boshqaruvi kabi ko'plab jabhalarda foydali bo'la oladi. Hozirgi izlanishlarning aksariyati ularni ikkita alohida topshiriqlar sifatida qabul qiladi. Aksariyat sentiment va sarkazm klassifikatsiya yondashuvlari mustaqil ravishda matnni tasniflash muammosi sifatida ko'rib chiqilgan. So'nggi yillarda chuqur o'rganish algoritmlaridan foydalanib qilingan tadqiqot ishlari bu mustaqil klassifikatorlarning samaradorligini sezilarli darajada oshirgan. Bu yondashuvlar tomonidan duch kelinadigan eng katta muammolardan biri bu - ular kinoyali gaplarni to'g'ri tarzda salbiy deb tasniflay olmasliklarida edi. Buni inobatga olgan holda, biz kinoyani aniqlashni bilish sentiment klassifikatsiyasiga yordam berishini va aksincha ekanligini da'vo qilamiz. Bizning ishimiz ushbu ikki topshiriqlar o'zaro bog'liq ekanligini ko'rsatdi. Ushbu maqola sentiment analizining umumiy samaradorligini oshirish maqsadida ushbu o'zaro bog'liqlikni modellashtirish uchun chuqur neytral tarmoqlardan foydalanadigan multi-task learningga asoslangan ramkani taklif qiladi.

Выявление иронии в текстах для сентиментального анализа

Ключевые слова:

анализ тональности,
платформы социальных
сетей,
NLP,
сарказм,
алгоритмы глубокого
обучения,
обучение с несколькими
задачами,
поляриность,
токенизация.

АННОТАЦИЯ

Человечество нашло множество способов выражения эмоций, которые, в зависимости от ситуации, могут сопровождаться сарказмом, особенно при передаче сильных чувств. За последние десятилетия социальные платформы, такие как Facebook, Instagram, TikTok, Twitter и YouTube, стали популярными каналами для выражения эмоций и личных размышлений широкой аудитории. С помощью методов анализа тональности эти данные находят применение в таких сферах, как бизнес, маркетинг, производство, анализ поведения и управление обществом в условиях экологических и биологических катастроф или военных конфликтов. Большинство современных исследований рассматривают анализ тональности и сарказма как две отдельные задачи текстовой классификации. В последние годы благодаря алгоритмам глубокого обучения удалось существенно повысить эффективность этих классификаторов. Однако одна из ключевых проблем заключается в том, что такие подходы часто не способны корректно классифицировать

саркастические высказывания как негативные. В связи с этим мы утверждаем, что умение распознавать сарказм улучшает классификацию тональности и наоборот, поскольку эти задачи взаимосвязаны. В данной статье предложена модель на основе обучения с несколькими задачами (multi-task learning), использующая глубокие нейронные сети для моделирования взаимосвязи между классификацией тональности и сарказма, что повышает общую эффективность анализа тональности.

Datareportal sayti ma'lumotlariga qaraganda, 2024-yilda dunyo bo'ylab internetdan foydalanuvchi soni 5.35 milliard kishini yoki dunyo aholisining taxminan 66.2 foizini tashkil etmoqda. Bu yil davomida internet foydalanuvchilari soni 1.8 foizga o'sib, jami 97 million yangi foydalanuvchi 2023 yilda internetdan birinchi marta foydalangan. Jami umumiy miqdorning 90% i ijtimoiy media foydalanuvchilari hisoblanadi [1]. Instagram, Facebook, TikTok kabi ijtimoiy media platformalari bizning hayotimizning ajralmas qismiga aylandi. Biz bu ijtimoiy media platformalari orqali tadbirkorlik, ishbilarmonlik voqealaridan tortib, shaxsiy fikr va his-tuyg'ularimizni ham deyarli hammasini baham ko'ramiz. Bundan tashqari, ijtimoiy media deyarli real vaqt rejimida axborot olish uchun ommabop va ishonchli platforma ham hisoblanadi. Odamlar ijtimoiy mediada boshqa foydalanuvchilardan olingan va baham ko'rilgan ma'lumotlarga katta ishonch bilan qaraydilar. Boshqacha qilib aytganda, odamlar bir-birlarini ijtimoiy media platformalari orqali xabardor qilib, ularga ta'sir ko'rsata oladilar. Bu jamiyatga ijtimoiy, siyosiy va iqtisodiy jihatdan sezilarli ta'sir ko'rsatadi. O'zbekistonda ham so'nggi paytlarda biznesmenlar o'z mahsulotlarini iste'molchilarining ehtiyojlarini tushunish va o'z mahsulotlarini yoki xizmatlarini reklama qilish uchun yuqorida sanab o'tilgan ijtimoiy platformalar bilan bir qatorda turli sayt va ilovalarni ham yuritishmoqda. Ular Yandex Go, Uzum Market, ZoodMall, OLX kabi ilovalar orqali iste'molchilar ko'rishni istagan narsalarini tanlash va qanday munosabat bildirishini to'liq nazorat qilishadi. Birgina mahsulot haqidagi sharh iste'molchilar xatti-harakatiga va qaror qabul qilishiga ta'sir qilishi mumkin. Natijada, kompaniyaning muvaffaqiyati va muvaffaqiyatsizligi ommaga oshkor qilinib, ijtimoiy media platformalari orqali tez va keng tarqaladi. Masalan, Podium tomonidan o'tkazilgan bir tadqiqotga ko'ra, internet foydalanuvchilarining 93% i xaridlari va qarorlariga mijozlar sharhlari ta'sir qiladi [2]. Shunday ekan, agar kompaniya o'z mijozlarining fikrlari bilan tezroq hamnafas bo'lsa, raqobatchilariga qarshi muvaffaqiyatli strategiya ishlab chiqishda ko'proq ustunliklarda ega bo'ladi. Tanganing ikki tomoni bor deganlaridek, faqatgina ishlab chiqaruvchilar emas, xaridorlar ham o'z navbatida bunday qulayliklardan ,aynan bildirilgan emotsional fikrlar bilan tovarni yoki xizmatni sotib olishdan avval tanishish, yoki haqqoniy fikrlarini erkin ifoda etish orqali kompaniyadan sifatli xizmatni talab qila olish imkoniyati tufayli manfaaddordir. Ijtimoiy mediaga yana bir ta'sir COVID-19 pandemiyasi tarqalganida kuzatildi. 2019-yil dekabr oyida paydo bo'lgan ushbu pandemiya 2022-yil oktyabr holatiga ko'ra 619 milliondan ortiq kishiga yuqib, 6,55 milliondan ortiq odamning hayotiga zomin bo'ldi. Bu odamlar orasida yuqtirib olishdan qo'rqish va kundalik hayoti haqida katta tashvish va stressni keltirib chiqardi. Amerika Psixologiya Assotsiatsiyasi ma'lumotlariga ko'ra, AQSh kattalari COVID-19 pandemiyasining dastlabki kunlaridan beri eng yuqori stress darajasini qayd etishgan, va bunga sabab bo'lgan stressning 80% i COVID-19 tufayli bo'lgan uzaytirilgan stressdan

iborat [4]. Ijtimoiy media odamlar uchun o'zini tanitishning eng tezkor yo'llaridan biriga aylandi va shu sababli ijtimoiy tarmoqlardagi axborot olami ularning fikr-mulohazalarini aks ettiruvchi ma'lumotlar bilan to'ldirilmoqda. Albatta, ushbu fikr-mulohazalarni tahlil qilish ularning his-tuyg'ulari va kayfiyatini aniqlashning to'g'ridan-to'g'ri yo'li hisoblanadi [5]. Sentimental analiz bu tahlilning asosini tashkil qiladi. Yaqinda sentiment analiz o'zining ahamiyatini ko'rsatib, COVID-19 pandemiyasi davrida odamlarning his-tuyg'ularini tushunishda muhim rol o'ynadi. Bu hukumatga COVID-19 bilan bog'liq odamlarning xavotirlarini tushunishda va shunga mos ravishda tegishli choralarni ko'rishda yordam berdi [14].

*Sentiment analiz (sentimental analysis) - bu odamlarning hayollari, hissiyot va tuyg'ularini analiz qilish, ya'ni hayol, his va tuyg'ularni, ijobiy, salbiy va neytral kategoriyalariga ajratish texnikasidir.

Sentiment analiz (hissiy tahlil, fikrlarni tagiga yetish) – bu tabiiy tilni qayta ishlash (NLP)da matnni tahlil qilish va kompyuter lingvistikasi texnikalaridan foydalanib, tuzilmagan matndan subyektiv ma'lumotlarni aniqlash, ajratish va tasniflash jarayoni [6]. Bu jumlar ularning ma'nosidan olingan so'z belgilari yordamida polaritetini aniqlashga qaratilgan [7, 8]. Natijada, sentiment analiz turli postlar va sharhlar kabi tuzilmagan ma'lumotlar manbalaridan foydali ma'lumotlarni olish uchun muhim texnika hisoblanadi va bu texnika internetdagi mahsulot sharhlaridan fikrlarni olish uchun keng qo'llaniladi [9]. Shu paytgacha sentiment analizni bir qator boshqa sohalarida, masalan, fond bozorini bashorat qilish [10] va terrorchilik hujumlariga javoblarda ham qo'llanilgan [11]. Bundan tashqari, sentiment analiz va tabiiy til ishlab chiqarish sohalarining o'zaro kesishuvi tadqiqotlari sentiment analizning qo'llanilishiga oid bir qator muammolarni, masalan, ko'p tillilikni qo'llab-quvvatlash [12] va kinoyani aniqlash kabi masalalarni muhokama qilgan.

Kinoya (sarcasm) - ostida salbiy niyat yotgan ijobiy gap deb ta'riflanadi. U ikki xil ma'noda qo'llaniladi: 1. Masxaralash, kulish uchun asl ma'nosidan boshqa, majoziy ma'noda aytilgan so'z, gap; qochirim, istehzo, piching, kesatiq ifodasi. 2. ad. Uslubiy vosita: badiiy asardagi inkor etish usullaridan biri bo'lib, biror shaxs yoki narsa ustidan kesatiq, qochiriq vositasida yashirin kulishdan iborat [13].

Avtomatlashtirilgan tahlilning ko'plab yutuqlari bilan birga cheklovlari ham mavjud bo'lib, ular tabiiy tilning noaniqligi va post qilingan kontentning xususiyatlari tufayli amalga oshirish murakkabligiga olib keladi. Shu muammolar ta'sirida, o'zbekcha durdona asarlar avtomatik tarjimada o'z qiymatini yo'qotib, yaroqsiz holga kelishi mumkin. Ijtimoiy tarmoqlardagi postlarni o'rganish ham avtomatik tahlil turidagi cheklovlarning bir misoli bo'lib, ular odatda hashtaglar, emotsiyalar va havolalar bilan birga keladi, bu esa ifodalangan kayfiyatni aniqlashni qiyinlashtiradi. Bundan tashqari, avtomatlashtirilgan texnikalar katta hajmdagi belgilangan postlar to'plamini yoki kayfiyat qiymatlari bilan bog'liq hissiy so'zlar lug'atini talab qiladi. Insonlardan farqli o'laroq, mashinalar matndagi subyektivlikni, masalan, kinoyali kontekstni tushunishda qiynaladi [15]. Odamlar ko'pincha kinoyali matnlarda o'zining salbiy his-tuyg'ularini ifodalash uchun ruhlantiruvchi so'zlarni ishlatishadi. Bu holat kinoyali his-tuyg'ularni tahlil qilish modellari uchun aldanishiga olib kelishi mumkin, agar model aynan kinoyani hisobga oladigan tarzda ishlab chiqilmagan bo'lsa. Alaloqibat, kinoyali jumalarda ishlatiladigan atamalar xilma-xilligini hisobga olganda, his-tuyg'ularni tahlil qilish modelini o'rgatish murakkablashadi.

Kinoyali matnlarning noto'g'ri tasniflanishi natijasida jumlaning polariteti o'zgarib ketishi mumkinligini hisobga olgan holda, ushbu maqolaning asosiy maqsadi mavjud his-tuyg'ular tahlili modelining aniqligini oshirish va yanada aqlli ma'lumotlarni ajratib olish uchun kinoya aniqlashning his-tuyg'ular tahliliga ta'sirini o'rganishdir. Bu ilmiy maqolamiz orqali ikki xil maqsadni ko'zladik. Birinchidan, his-tuyg'ular tahlili va kinoya aniqlashni yanada o'rinli va aniqroq ma'lumotlarni ajratib olish uchun birlashtiruvchi umumiy ramka yaratamiz. Boshqa tomondan, model murakkabligini kamaytirish va samaradorligini oshirish uchun his-tuyg'ular tahlili va kinoya aniqlashni bir vaqtning o'zida o'rgatuvchi chuqur multi-vazifa o'rganishni taklif qilamiz.

His-tuyg'ular tahlilining ildizlarini Ikkinchi jahon urushigacha bo'lgan qo'lyozma hujjatlar orqali kuzatish mumkin, bu davrda asosiy e'tibor asosan siyosatga qaratilgan edi. 2000-yillarning o'rtalaridan boshlab, Internetdagi turli mazmundagi subyektiv ma'lumotlarni qazib olish uchun Tabiiy Tilni Qayta Ishlash (NLP) texnologiyalaridan foydalanib, his-tuyg'ular tahlili faol tadqiqot yo'nalishiga aylandi. His-tuyg'ular tahlili modellari uchun an'anaviy mashinani o'rganish algoritmlaridan tortib, chuqur o'rganish algoritmigacha bo'lgan turli xil usullar taklif etilgan. Masalan, mashinani o'rganish yordamida his-tuyg'ular tahlili 1980-yillargacha aksariyat tabiiy tilni qayta ishlash(NLP) algoritmlari murakkab qo'lda yozilgan qoidalar majmuasiga asoslangan edi. Shundan so'ng, tabiiy tilni qayta ishlash sohasida mashinani o'rganish algoritmlari joriy etilishi bilan inqilob yuz berdi. Dastlabki ishlarda his-tuyg'ularni ijobiy va salbiy toifalarga ajratish usuli asosida klassifikatsiya qilish amalga oshirilgan, masalan [7], his-tuyg'ularni klassifikatsiya qilishda uchta mashinani o'rganish algoritmi qo'llanilgan. Ushbu algoritmlar:

1. Support Vector Machine (SVM),
2. Naïve Bayes klassifikatori
3. Maximum Entropy algoritmi

Klassifikatsiya jarayoni n-gram usuli yordamida amalga oshirilgan; bu usulda unigram, bigram va ikkala usulning kombinatsiyasi qo'llangan. Shuningdek, mashinani o'rganish algoritmlarini kiritish uchun bag-of-words (BOW) paradigmasidan ham foydalanilgan. Tadqiqotlar natijasida ularning ishlash samaradorligi istiqbolli ko'rsatkichlar bergan.

Hujjat darajasidagi his-tuyg'ularni tahlil qilish uchun so'zlar orasidagi sintaktik munosabatlardan foydalanilgan [16]. Ushbu maqolada SVM algoritmi uchun xususiyat sifatida xizmat qiluvchi sub-sekanslar va bog'liqlik daraxtlari jumladan hosil qilingan. Unigram, bigram, so'zlar ketma-ketligi va bog'liqlik ham har bir jumladan ajratib olinib, tahlil uchun ishlatilgan. Shunga o'xshash boshqa bir ishda esa so'z vektorlarini o'rganish va keyinchalik semantik termin (hujjat ma'lumoti) va boy his-tuyg'u mazmunini olish uchun nazoratsiz va nazoratli usullar aralashmasidan foydalanilgan [17].

Yuqori darajadagi n-gram frazalarni past darajadagi o'lchovli semantik latent fazo bilan birlashtiruvchi mexanizm taklif qilingan [18]. Bu mexanizm his-tuyg'ularni tasniflash funksiyasini aniqlash uchun ishlatilgan. Ular shuningdek, latent fazo parametrlarini baholaydigan va tasniflash vazifasiga yo'naltirilgan diskriminatsion tizim yaratish uchun SVM dan foydalanganlar. Ushbu usul ikkilik tasniflash va ko'p ballik his-tuyg'ular tasnifini amalga oshirishi mumkin, bu his-tuyg'u ballari to'plamidagi prognozlashni o'z ichiga oladi.

Entropiya bilan vaznlashgan genetik algoritm (EWGA) va SVM yordamida his-tuyg'ularni tasniflash usuli taklif etilgan[19]. Sintaktik va stilistik xususiyatlardan iborat turli xil xususiyatlar to'plami baholangan. Stilistik jihatdan, bu usul so'z uzunligi taqsimoti,

lug'at boyligi va maxsus belgilar chastotasini o'lcaydi. Genetik algoritmdan foydalanishdan oldin turli xil his-tuyg'u atributlariga vaznlar beriladi, bu esa his-tuyg'ularni tasniflashni optimallashtirishga xizmat qiladi. Modelni tasdiqlash uchun SVM va o'n marta krossvalidatsiya texnikasi qo'llanilgan va istiqbolli natijalar olingan.

So'nggi yillarda deep learning algoritmini keng qabul qilindi, chunki u an'anaviy, vazifaga xos xususiyatlarni ishlab chiqishni talab qilmaydi, bu esa uni his-tuyg'ularni tahlil qilish uchun kuchliroq alternativaga aylantiradi. Aynan shu algoritm tomonidan hujjatlarning o'xshashligini aniqlash uchun chuqur neyron tarmoqdan foydalanadigan arxitektura taklif qilingan [20]. Arxitekturasini T&C dan olingan ko'plab bozor yangiliklari yordamida maqolalarning vektorli shakllarini yaratishga o'rgatilgan. Belgilangan hujjatlar orasida kosinus o'xshashligi, hujjatlarning polaritetini hisobga olib, lekin mazmunini e'tiborsiz qoldirgan holda hisoblangan. Taklif etilgan usul maqolalarning o'xshashlik baholashida ajoyib natijalarni ko'rsatdi.

Hujjat darajasida his-tuyg'ularni tahlil qilish uchun esa ketma-ketlikni modellashtiruvchi neyron tarmoq taklif qilingan bo'lib, asosan vaqtga bog'liq xususiyatga ega mijozlar sharhlariga e'tibor qaratilgan [21]. Ularning usuli mahsulot va foydalanuvchilarni taqsimlangan holda ifodalashni o'rganish uchun qayta takrorlanuvchi neyron tarmoqni (RNN-GRU) o'rgatdi. Tayyor ifodalar keyinchalik his-tuyg'ularni tasniflash uchun mashinani o'rganish klassifikatoriga yuborilgan. Hosil bo'lgan usul Yelp va IMDb dan olingan uchta ma'lumotlar to'plamida sinovdan o'tgan. Har bir baholash reyting bali bo'yicha tenglangan va tarmoqni o'rgatish uchun orqaga qaytarish algoritmi Adamning stoxastik optimizatsiyasi yordamida yo'qotish funksiyasini hisoblash uchun ishlatilgan. Simulyatsiya natijalari mahsulot va foydalanuvchilarni taqsimlangan holda o'rganishning ketma-ketlik modellashtirishi hujjat darajasidagi his-tuyg'ularni tasniflash samaradorligini oshirishini ko'rsatdi.

[22]-da esa jumla darajasida his-tuyg'ularni tahlil qilish uchun Uzun-Qisqa Muddatli Xotira (Deep Recurrent Neural Network- (RNN-LSTM)) dan tashkil topgan chuqur qayta takrorlanuvchi neyron tarmoq (RNN) taklif qilingan, chunki so'zlarni kiritish vakili, his-tuyg'u bilimlari, his-tuyg'u o'zgartiruvchi qoidalar, statistik va lingvistik bilimlarni o'z ichiga olgan yagona xususiyat to'plamiga asoslangan his-tuyg'ular tahlili oldin o'rganilmagan edi. Ushbu kombinatsiya ketma-ketlikni qayta ishlash imkonini bergan va an'anaviy usullarning ayrim kamchiliklarini bartaraf etgan. [23]-da esa real vaqt rejimidagi nozik his-tuyg'ularni tahlil qilish uchun ConvNet-SVMBoVW deb nomlangan gibril chuqur o'rganish usuli taklif etilgan. Gibril polaritetni hisoblash uchun agregatsiya modeli yaratilgan va vizual kontentning his-tuyg'usini bashorat qilish uchun bag-of-visual-word (BoVW) ni o'rgatish uchun SVM ishlatilgan.

Taklif etilgan usullar nafaqat his-tuyg'ularni besh darajada (juda ijobiy, ijobiy, neytral, salbiy va juda salbiy) nozik darajada tahlil qilish imkonini berdi, balki mavjud usullardan ham yuqori natijalarni ko'rsatdi. [24] tomonidan o'tkazilgan tadqiqotda arab tilidagi onlayn avtomobil va ko'chmas mulk sharhlari ma'lumotlar to'plamidagi his-tuyg'ular tahlil qilingan. Ular Bi-LSTM (Yo'nalishli Uzun-Qisqa Muddatli Xotira), LSTM, GRU, CNN (Konvolyutsion Neyron Tarmoqlar) va CNN-GRU kabi chuqur o'rganish algoritmlarini BERT so'z embedding modeli bilan birlashtirgan holda ishlatganlar. Ko'chmas mulk ma'lumotlar to'plamida taxminan 6,434 fikr, avtomobil ma'lumotlar to'plamida esa 6,585 ga yaqin fikr mavjud edi. Har ikkala ma'lumotlar to'plamidagi yozuvlarga uch xil his-tuyg'u turi (salbiy, ijobiy va aralash) berilgan. BERT va LSTM bilan

birga ishlatilganda, avtomobil ma'lumotlar to'plamida eng yuqori F1 ball 98,71% ni tashkil etdi. Boshqa tomondan, ko'chmas mulk uchun CNN bilan birga ishlatilganida maksimal F1 ball 98,67% ga yetdi.

So'nggi vaqtlarda multi-task learning chuqur o'rganish tadqiqotlarida katta e'tiborga sazovor bo'ldi. Multi-task learning bitta umumiy model orqali bir nechta vazifalarni bir vaqtda bajarish imkonini beradi. [25]-da CNN va RNN asosida multi-vazifa o'rganish yondashuvi taklif qilingan. Ushbu model avtomatlashtirilgan sitata tahlilini yaxshilash va bir vaqtda o'rgatish uchun sitata his-tuyg'usini klassifikatsiya qilish (CSC) va sitata maqsadini klassifikatsiya qilish (CPC) ni birgalikda o'rgatadi va shuningdek, trening ma'lumotlari yetishmasligi va vaqt talab qiluvchi xususiyatlarni ishlab chiqish muammosini bartaraf etadi. Kinoyani aniqlash orqali mustaqil his-tuyg'ularni tasniflovchi modelni yaxshilash usuli taklif qilingan bo'lib [26], bizning taklif qilgan metodimizga o'xshashdir. Bu usulda ikkita aniq o'rgatilgan model talab qilinadi: his-tuyg'u modeli va kinoya modeli. Kinoyani aniqlash uchun xususiyatlarni ajratishda asosiy so'z xususiyatlari, Unigram va 4 Boaziz xususiyatlari, jumladan, tinish belgilari bilan bog'liq xususiyatlar, his-tuyg'u bilan bog'liq xususiyatlar va leksik va sintaktik xususiyatlar qo'llangan. Kinoya aniqlash uchun Random Forest algoritmi, his-tuyg'ularni klassifikatsiya qilish uchun esa Naïve Bayes algoritmi ishlatilgan. Model 80.4% aniqlik, 91.3% qaytaruvchanlik va 83.2% aniqlik natijalarini ko'rsatdi. Baholash natijalari kinoyani aniqlash his-tuyg'ularni tahlil qilish natijalarini taxminan 5.49% ga yaxshilanishini ko'rsatdi. Ushbu bo'limda N-gram, Gibrid MLT va Chuqur o'rganish usullari kabi his-tuyg'ular tahlili bo'yicha tadqiqotchilar tomonidan qo'llanilgan turli texnikalar kiritilgan. Shuningdek, ma'lumotlar to'plamini tanlash va ma'lumotlarni raqamli vektor shakliga aylantirish, yuqori natijalar olish uchun tadqiqotchilar tomonidan qadam sifatida amalga oshiriladi. Turli usullardan olingan aniqlik ko'rsatkichlari yuqori bo'lib, masalan, N-gram usuli SVM yordamida 94,6% aniqlikka erishgan [18], va gibrid MLT usuli EWGA va SVM gibridi yordamida 91,7% ga yetgan [19]. Ushbu chuqur o'rganish usullarining aksariyati an'anaviy usullardan yuqori natijalarni ko'rsatdi. Biroq, bu usullarda ba'zi kamchiliklarni ham kuzatish mumkin. Ilgari muhokama qilinganidek, kinoyali kontekst his-tuyg'ularni tasniflashda muhim rol o'ynaydi. Agar tizim kinoyani hisobga olmasa, kinoyali matn ijobiy tvit sifatida tasniflanadi, bu esa noto'g'ri tasniflanishga olib keladi. Ko'proq aniq natijalar olish uchun bu noto'g'ri tasniflanishni hal qilish uchun qo'shimcha qadam talab qilinadi. Yaqin o'n yillik o'tmishimizda mashinani o'rganish va chuqur o'rganish usullaridan foydalanib, matnga asoslangan hujjatlarni yuklab olish va tushunish sohasida muhim yutuqlarga erishildi. Biroq, mavjud texnikalarda tillarning o'ziga xosligi, masalan, his-tuyg'ularni ifodalashda kinoya ishlatilishi kabi cheklovlar mavjud. Ushbu masala [26] har bir vazifa uchun ikkita aniq o'rgatilgan model yordamida hal qilingan. Bu usul yanada aniqroq his-tuyg'ular tahlilini taqdim etadi, lekin yuqori murakkablik, uzoqroq ishlov berish vaqti va haddan tashqari o'rganishga moyillik bilan keladi. Maqola orqali biz kinoyani aniqlash orqali his-tuyg'ular tasnifini yaxshilovchi to'liq ramkani taklif qilamiz. Model murakkabligini va ishlov berish vaqtini kamaytirish uchun biz ramkada multi-task learningdan foydalanamiz.

<i>Bosqich</i>	<i>Tushuntirish</i>
Ma'lumotlarni yig'ish (Data Acquisition)	Sentiment va Kinoya ma'lumotlar to'plamlari kirish ma'lumotlari sifatida qo'llaniladi.
Oldindan ishlov berish (Pre-Processing)	Ma'lumotlarga ishlov berish jarayonlari quyidagilarni o'z ichiga oladi: ➤ Tokenizatsiya: Matnni so'zlarga ajratish. ➤ So'zlarni normalizatsiya qilish: So'z shakllarini standartlashtirish. ➤ Shovqinli so'zlarni olib tashlash: Keraksiz so'zlarni olib tashlash. ➤ Tin belgilari olib tashlash: Punktuatsiyalarni olib tashlash. ➤ Keraksiz so'zlarni olib tashlash: Umumiy so'zlarni (masalan, "va", "lekin") olib tashlash. ➤ Stemming: So'zlarni ildiz shakliga keltirish.
Ko'p vazifali o'rganish tarmog'i (Multi-Task Learning Network)	Neyron tarmoq bir vaqtning o'zida sentiment va kinoyani aniqlash vazifalarini bajaradi.
Ko'p qatlamli perseptron qatlami (Multi-Perceptron Layer)	Bu tarmoq ikki bo'limga bo'linadi: ➤ Sentiment tasnifi: Matnning sentimentini aniqlash (ijobiy, salbiy, neytral). ➤ Kinoya tasnifi: matnda kinoya mavjudligini aniqlash
Baholash (Evolution)	Model samaradorligi Tasdiqlash aniqligi va Tasdiqlash yo'qotilishi kabi mezonlar bilan baholanadi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:

1. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-the-state-of-internet-adoption>
2. Huang, C., Wang, Y., Li, X., Ren, L., Zhao, J., Hu, Y., Zhang, L., Fan, G., Xu, J., Gu, X., Cheng, Z., Yu, T., Xia, J., Wei, Y., Wu, W., Xie, X., Yin, W., Li, H., Liu, M., & Cao, B. (2020). Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan China. *The Lancet*, 395(10223), 497–506. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(20\)30183-5](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(20)30183-5)
3. American Psychological Association. (n.d.). APA: U.S. adults report highest stress level since early days of the COVID-19 pandemic. American Psychological Association. Retrieved October 6, 2022, from <https://www.apa.org/news/press/releases/2021/02/adults-stress-pandemic>
4. Online Reviews Stats & Insights. Podium. (n.d.). Retrieved October 6, 2022, from <https://www.podium.com/resources/podium-state-of-online-reviews>.
5. De Choudhury, Munmun, Counts, & Scott. (2012). The nature of emotional expression in social media: measurement, inference and utility. Human Computer Interaction Consortium (HCIC).
6. Zhao, J., Liu, K., & Xu, L. (2016). Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions. *Computational Linguistics*, 42(3), 595–598. https://doi.org/10.1162/coli_r_00259
7. Pang, B., & Lee, L. (2004). A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts. In: *Proceedings of the 42nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics–ACL '04*. <https://doi.org/10.3115/1218955.1218990>
8. Turney, P. D. (2001). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics–ACL '02*. <https://doi.org/10.3115/1073083.1073153>
9. Dave, K., Lawrence, S., & Pennock, D. M. (2003). Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In: *Proceedings of the Twelfth International Conference on World Wide Web - WWW '03*. <https://doi.org/10.1145/775152.775226>
10. Khadjeh Nassirtoussi, A., Aghabozorgi, S., Ying Wah, T., & Ngo, D. C. (2014). Text mining for market prediction: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 41(16), 7653–7670. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.06.009>
11. Burnap, P., Williams, M. L., Sloan, L., Rana, O., Housley, W., Edwards, A., Knight, V., Procter, R., & Voss, A. (2014). Tweeting the terror: Modelling the social media reaction to the Woolwich terrorist attack. *Social Network Analysis and Mining*. <https://doi.org/10.1007/s13278-014-0206-4>
12. Hogenboom, A., Heerschop, B., Frasincar, F., Kaymak, U., & de Jong, F. (2014). Multi-lingual support for lexicon-based sentiment analysis guided by semantics. *Decision Support Systems*, 62, 43–53. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.03.004>
13. O'zbek tilining izohli lug'ati sayti: <https://izoh.uz/word/kinoya>
14. Arunachalam, R., & Sarkar, S. (2013). The new eye of government: Citizen sentiment analysis in social media. In: *Proceedings of the IJCNLP 2013 Workshop on Natural Language Processing for Social Media (SocialNLP)*, 23–28.

15. Diana, M., & MA, G. (2014). Who cares about sarcastic tweets? Investigating the impact of sarcasm on sentiment analysis. *Lrec 2014 Proceedings*.
16. Matsumoto, S., Takamura, H., & Okumura, M. (2005). Sentiment classification using word sub-sequences and dependency sub-trees. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. [https:// doi.org/ 10. 1007/ 11430 919_ 37](https://doi.org/10.1007/11430919_37)
17. Maas, A., Daly, R. E., Pham, P. T., Huang, D., Ng, A. Y., & Potts, C. (2011). Learning word vectors for sentiment analysis. *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 142–150.
18. Bessalov, D., Bai, B., Qi, Y., & Shokoufandeh, A. (2011). Sentiment classification based on supervised latent N-gram analysis. *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Information and Knowledge Management - CIKM '11*. [https:// doi. org/ 10. 1145/ 20635 76. 20636 35](https://doi.org/10.1145/2063576.2063635)
19. Abbasi, A., Chen, H., & Salem, A. (2008). Sentiment analysis in multiple languages: Feature selection for opinion classification in web forums. *ACM Transactions on Information Systems*, 26(3), 1–34. [https:// doi. org/ 10. 1145/ 13616 84. 13616 8520](https://doi.org/10.1145/1361684.136168520).
- Yanagimoto, H., Shimada, M., & Yoshimura, A. (2013). Document similarity estimation for sentiment analysis using neural network. *2013 IEEE/ACIS 12th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*. [https:// doi. org/ 10. 1109/ icis. 2013. 66078 25](https://doi.org/10.1109/icis.2013.6607825)
21. Chen, T., Xu, R., He, Y., Xia, Y., & Wang, X. (2016). Learning user and product distributed representations using a sequence model for sentiment analysis. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 11(3), 34–44. [https:// doi. org/ 10. 1109/ mci. 2016. 25725 39](https://doi.org/10.1109/mci.2016.2572539)
22. Abdi, A., Shamsuddin, S. M., Hasan, S., & Piran, J. (2019). Deep learning-based sentiment classification of evaluative text based on multi-feature fusion. *Information Processing & Management*, 56(4), 1245–1259. [https:// doi. org/ 10. 1016/ j. ipm. 2019. 02. 018](https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.02.018)
23. Kumar, A., Srinivasan, K., Cheng, W.-H., & Zomaya, A. Y. (2020). Hybrid context enriched deep learning model for fine-grained sentiment analysis in textual and visual semiotic modality social data. *Information Processing & Management*, 57(1), 102141. [https:// doi. org/ 10. 1016/ j. ipm. 2019. 102141](https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.102141)
24. Yafoz, A., & Mouhoub, M. (2021). Sentiment analysis in Arabic social media using deep learning models. *2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics SMC*. [https:// doi. org/ 10. 1109/ smc52 423. 2021. 96592 45](https://doi.org/10.1109/smc52423.2021.9659245)
25. Yousif, A., Niu, Z., Chambua, J., & Khan, Z. Y. (2019). Multi-task learning model based on recurrent convolutional neural networks for citation sentiment and purpose classification. *Neurocomputing*, 335, 195–205. [https:// doi. org/ 10. 1016/ j. neucom. 2019. 01. 021](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.01.021)
26. Yunitasari, Y., Musdholifah, A., & Sari, A. K. (2019). Sarcasm detection for sentiment analysis in Indonesian tweets. *IJCCS Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, 13(1), 53. [https:// doi. org/ 10. 22146/ ijccs. 41136](https://doi.org/10.22146/ijccs.41136)