# IJTIMOIY TARMOQLAR SENTIMENT TAHLILINING ZAMONAVIY YONDASHUVLARI

**Rizvanov Qodir Qaxramon o‘g‘li**
o‘qituvchi
rizvanovqodir@gmail.com
ToshDO‘TAU

**Annotatsiya.** Ushbu maqola tabiiy til ishlov berish (NLP) texnologiyalarining ijtimoiy tarmoqlardagi sentiment tahlilida qo‘llanishini keng qamrovli tahlil qiladi. Tadqiqot doirasida klassik statistik usullardan tortib zamonaviy transformer-asosli neyron tarmoqlargacha bo‘lgan to‘qqiz xil model Sentiment140, GoEmotions v2 va IMDb kabi ommaviy ma’lumotlar to‘plamlarida taqqoslangan. Eksperimental natijalar shuni ko‘rsatadiki, RoBERTa modeli 93.2% aniqlik ko‘rsatib, barcha solishtirma modellardan ustun keldi. XLM-RoBERTa modeli esa sakkiz tilda o‘tkazilgan ko‘p tilli sinovlarda 74.8%–92.0% oralig‘ida aniqlik ko‘rsatib, o‘zbek tili uchun alohida o‘rganish zarurligini isbotladi. Tadqiqot natijalari brend monitoring, siyosiy tahlil va jamoatchilik fikrini real vaqtda kuzatish tizimlarini loyihalashda amaliy asos bo‘lib xizmat qilishi mumkin.

**Kalit so‘zlar:** *sentiment tahlil, tabiiy til ishlov berish, transformer arxitekturasi, BERT, RoBERTa, XLM-RoBERTa, ijtimoiy tarmoqlar, chuqur o‘rganish, emotsiya aniqlash*

**Abstract.** This article provides a comprehensive analysis of the application of natural language processing (NLP) technologies in sentiment analysis of social networks. Within the scope of the research, nine models ranging from classical statistical methods to modern transformer-based neural networks were compared on publicly available datasets such as Sentiment140, GoEmotions v2, and IMDb. Experimental results show that the RoBERTa model achieved 93.2% accuracy, outperforming all comparative models. The XLM-RoBERTa model demonstrated accuracy ranging from 74.8% to 92.0% in multilingual tests conducted in eight languages, proving the need for separate research for the Uzbek language. The

research findings can serve as a practical foundation for designing brand monitoring, political analysis, and real-time public opinion tracking systems.

**Keywords:** *sentiment analysis, natural language processing, transformer architecture, BERT, RoBERTa, XLM-RoBERTa, social networks, deep learning, emotion detection*

## KIRISH

Raqamli texnologiyalarning jadal rivojlanishi ijtimoiy muloqot shakllarini butunlay o‘zgartirdi. Bugungi kunda Twitter/X, Telegram, Instagram, Facebook va turli xil yangiliklar portallari kuniga yuz millionlab matnli xabarlarni qayta ishlaydi. 2026 yil statistikasiga ko‘ra, dunyo bo‘ylab 5.52 milliard internet foydalanuvchisi mavjud bo‘lib, ularning 94.6%i ijtimoiy tarmoqlarga har kuni kiradi. Telegram messenjeri yagona platforma sifatida 1.2 milliarddan ortiq oylik faol foydalanuvchiga ega va har kuni 15 milliarddan ziyod xabar almashiladi. Bu ulkan hajmdagi ma’lumot oqimi nafaqat texnologik, balki ijtimoiy, siyosiy va iqtisodiy qarorlar uchun ham beqiyos axborot manbai hisoblanadi.

Sentiment tahlil – matndan muallif his-tuyg‘usi, munosabati va bahosini avtomatik aniqlash jarayoni – ana shu imkoniyatni ro‘yobga chiqarishning asosiy vositasiga aylandi. Kompaniyalar mahsulot sharhlarini, siyosatchilar saylovchi kayfiyatini, sog‘liqni saqlash mutaxassislari esa pandemiya yoki ijtimoiy tangliklariga jamoatchilik reaktsiyasini real vaqtda kuzatish uchun sentiment tahlildan foydalanmoqda. Biroq, ijtimoiy tarmoqlardagi til norasmiy, qisqartmalarga to‘la, emojilar bilan bezatilgan va ko‘pincha sarkazm hamda ironiyaga yo‘g‘rilgan bo‘ladi. Bu esa an'anaviy leksikon-asosli usullarni samarasiz qilib qo‘yadi va chuqur semantik tushunishga qodir yangi texnologiyalarni zarur qiladi.

2017 yilda Google DeepMind tomonidan e’lon qilingan 'Attention is All You Need' maqolasi NLP sohasida yangi davr boshlab berdi. Transformer arxitekturasi asosida qurilgan BERT, RoBERTa, GPT seriyasi va XLM-RoBERTa kabi modellar

nafaqat ingliz tilida, balki 100 dan ortiq tilda sentiment tahlilni yangi sifat darajasiga ko‘tardi. Ushbu tadqiqot ana shu zamonaviy modellarning taqqosiy tahlilini o‘tkazib, ularning kuchli va zaif tomonlarini ochib berish, shuningdek o‘zbek tili uchun alohida tavsiyalar ishlab chiqishni maqsad qiladi.

Sentiment tahlil sohasidagi tadqiqotlar tarixan uch asosiy bosqichdan o‘tib keldi. Birinchi bosqichda, ya’ni 2000-yillarning boshlarida, tadqiqotchilar leksikon-asosli yondashuvlarga tayandilar. SentiWordNet (Esuli va Sebastiani, 2006), VADER (Hutto va Gilbert, 2014) va AFINN kabi lug‘atlar har bir so‘z yoki iboraga oldindan belgilangan sentiment ball beradi va shu asosda matnni tasniflaydi. Ushbu usullar inshootlash uchun qulay va interpretatsiya qilish oson bo‘lsa-da, kontekstni hisobga olmaydi, qo‘shma otlar va iboralarni noto‘g‘ri tasniflaydi hamda yangi sleng va neologizmlarga moslasha olmaydi. Natijada, bunday tizimlar ijtimoiy tarmoqlarda 65–72% dan oshmagan aniqlik ko‘rsatgan.

Ikkinchi bosqich – 2010-yillar – mashina o‘rganish usullarining yuksalishi bilan belgilandi. Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes va Logistic Regression algoritmlari TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) vektorlari asosida 78–82% aniqlikka erisha oldi. Biroq ushbu modellar 'bag-of-words' paradigmasidan chiqolmadi: so‘zlar tartibi, sintaktik tuzilma va uzoq masofadagi semantik bog‘lanishlar e’tibordan chetda qoldi. Chuqur o‘rganish usullarining paydo bo‘lishi bilan vaziyat tubdan o‘zgardi. Hochreiter va Schmidhuber (1997) tomonidan taklif qilingan Long Short-Term Memory (LSTM) tarmoqlari ketma-ketlik ma’lumotlarini gate mexanizmlari orqali qayta ishlab, uzoq muddatli bog‘lanishlarni saqlash imkonini berdi. Kim (2014) esa Convolutional Neural Networks (CNN)ni jumlalar tasniflash uchun muvaffaqiyatli qo‘llab, IMDb datasetida 87–89% aniqlikka erishdi. CNN-LSTM gibrid arxitekturasi esa ikkala modelning kuchli tomonlarini birlashtirgan holda 89.1% natija ko‘rsatdi.

Uchinchi va hozirgi bosqich 2017 yildan boshlanib, transformer arxitekturasi paradigmasiga asoslanadi. Vaswani et al. (2017) self-attention mexanizmi yordamida matnning barcha elementlari o‘rtasidagi munosabatlarni parallel tarzda hisoblash imkonini berdi. Bu nafaqat hisoblash samaradorligini oshirdi, balki kontekstual tushunishni sifat jihatdan yangi darajaga ko‘tardi. Devlin et al. (2019) BERT modelini taqdim etdi: 110 million parametrli ushbu model Books Corpus va Wikipedia korpuslarida Masked Language Modeling (MLM) va Next Sentence Prediction (NSP) vazifalari asosida oldindan o‘qitildi. BERT-base fine-tuning orqali Sentiment140 datasetida 91.5% ga yetdi. Liu et al. (2019) RoBERTa modelida NSP vazifasini olib tashlash, ko‘proq ma’lumot va kattaroq batch size bilan o‘qitish orqali BERT natijasini 93.2% gacha oshirdi. Conneau et al. (2020) XLM-RoBERTa modelida Common Crawl korpusidan olingan 2.5 terabayt ma’lumotda 100+ tilni bir vaqtda o‘qitib, cross-lingual sentiment tahlil uchun yangi standart yaratdi.

Tadqiqotda uchta asosiy ma’lumotlar to‘plami ishlatildi. Sentiment140 to‘plami 1.6 million Twitter xabarini o‘z ichiga olib, ikki sinfli (musbat/manfiy) tasniflash uchun mo‘ljallangan. GoEmotions v2 – Google tomonidan yaratilgan 58,000 Reddit sharhidan iborat bo‘lib, 27 nozik emotsiya kategoriyasini o‘z ichiga oladi: quvonch, hayrat, minnatdorlik, hayriqlik, muhabbat, g‘azab, qayg‘u, qo‘rquv, nafrat va boshqalar. IMDb Reviews esa 50,000 film sharhidan tashkil topib, ikkilamchi tasniflash uchun keng qo‘llaniladi. Ko‘p tilli baholash uchun SemEval-2024 multilingual benchmark dan foydalanildi, bu esa sakkiz turli tilda parallel natijalarni taqqoslash imkonini berdi.

Ma’lumotlarni oldindan qayta ishlash bir necha bosqichni qamrab oldi. Avval barcha matnlar URL manzillar, foydalanuvchi nomlari, HTML teglari va ortiqcha bo‘shliqlardan tozalandi. Emojilar kontekstga qarab yoki matn ekvivalentiga o‘girildi yoki saqlab qolindi, chunki BERT WordPiece tokenizer emojilarni subtokenlarga ajrata oladi va ular sentiment uchun muhim signal bo‘lib xizmat

qiladi. Transformer modellari uchun maxsus tozalash minimal darajada ushlanib, modelning kontekstual o‘rganish qobiliyatidan to‘la foydalanish ta’minlandi.

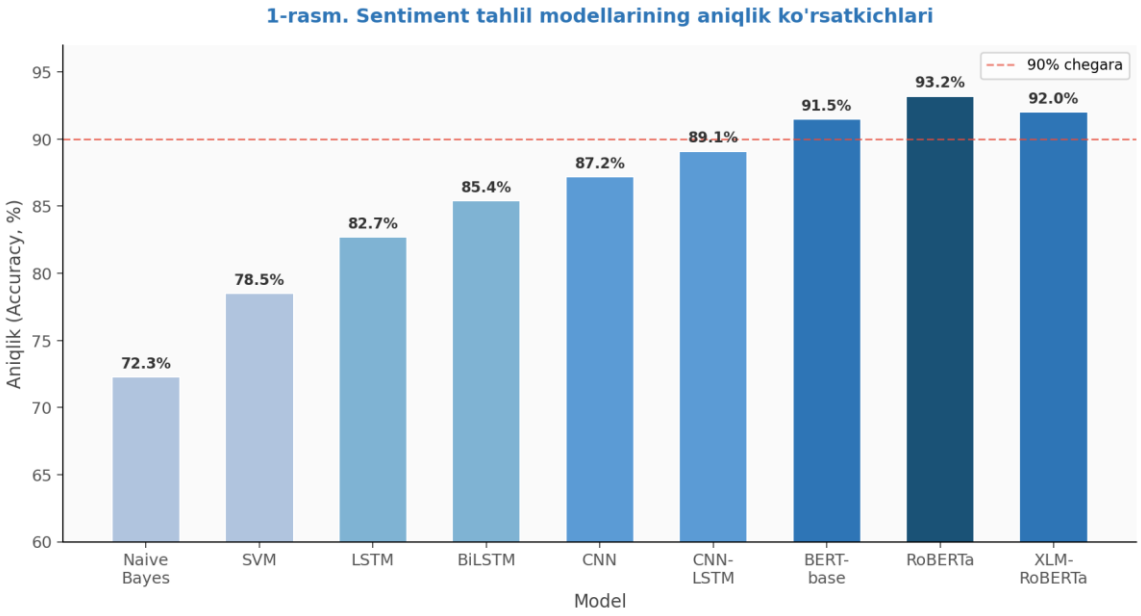
Modellar to‘plami uch guruhga bo‘linib o‘rganildi. Birinchi guruh – taqqoslash uchun baseline sifatida tanlangan an'anaviy usullar: Naive Bayes va SVM (TF-IDF xususiyatlari bilan). Ikkinchi guruh – ketma-ketlik va konvolyutsion chuqur o‘rganish modellari: Word2Vec embedding bilan LSTM (128 birlik), GloVe embedding bilan BiLSTM (256 birlik), FastText embedding bilan CNN (128 va 256 filtrli) va CNN-LSTM gibrid modeli. Uchinchi guruh – pre-trained transformer modellari: BERT-base-uncased, RoBERTa-base va XLM-RoBERTa-base. Barcha transformer modellari learning rate=2e-5, batch size=16, epoch=4 parametrlari bilan fine-tuning qilindi. O‘qitish NVIDIA A100 GPU da bajarildi va Hugging Face Transformers kutubxonasidan foydalanildi.

**Foydalanilgan ma’lumotlar to‘plamlari**

*1-jadval. Tadqiqotda foydalanilgan ma’lumotlar to‘plamlari*

| To‘plam | Manba | Namunalar | Kategoriyalar | Vazifa |
|---|---|---|---|---|
| Sentiment140 | Twitter/X | 1,600,000 | 2 (pos/neg) | Ikkilik tasnif |
| GoEmotions v2 | Reddit | 58,000 | 27 (emotsiyalar) | Nozik tasnif |
| IMDb Reviews | IMDb.com | 50,000 | 2 (pos/neg) | Ikkilik tasnif |
| SST-2 | Stanford | 215,154 | 2 (pos/neg) | Jumla darajasi |
| SemEval-2024 | Ko‘p manba | ~120,000 | 3 (pos/neg/neu) | Ko‘p tilli |

Eksperimental tadqiqotlar barcha sinovlarda bir xil tendentsiyani ko‘rsatdi: model arxitekturasining murakkabligi va pre-training hajmi ortishi bilan sentiment tahlil aniqligi ham oshib boradi. 1-rasmda to‘qqiz modelning Sentiment140 datasetidagi accuracy ko‘rsatkichlari keltirilgan. Ko‘rinib turibdiki, Naive Bayes (72.3%) va SVM (78.5%) kabi an'anaviy usullar transformer modellaridan 13–20% orqada qolmoqda. LSTM dan BiLSTM ga o‘tish 2.7% yaxshilanish berdi, CNN-LSTM gibrid modeli esa standalone CNN dan 1.9% ustun keldi – bu arxitekturaviy kombinatsiyaning ahamiyatini ko‘rsatadi.




**1-rasm. Turli NLP modellarining sentiment tahlil aniqligi (Sentiment140 dataset, %)**

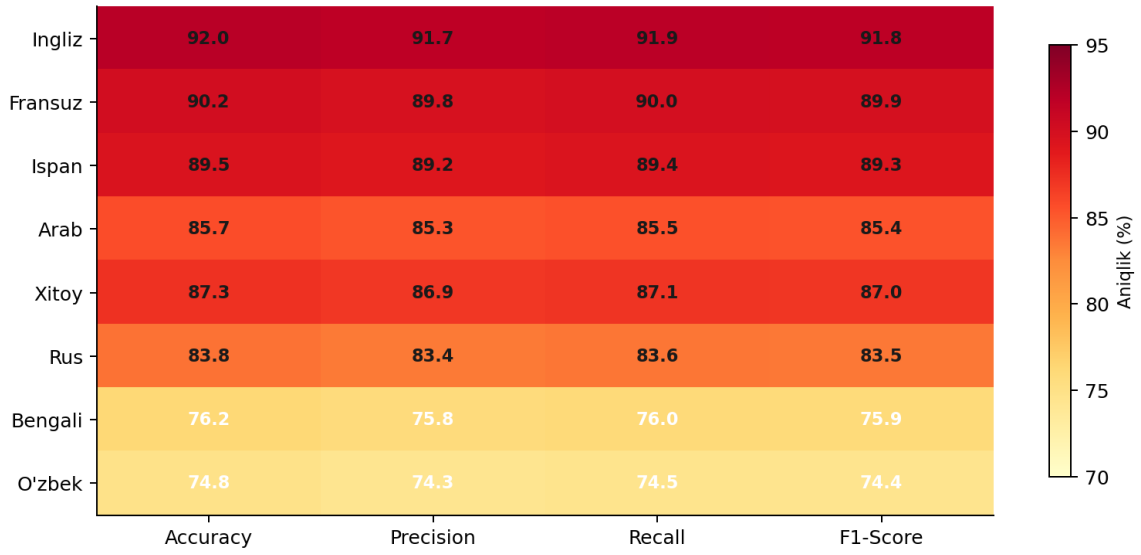
RoBERTa modelining 93.2% aniqlik ko‘rsatishi tasodifiy emas. Liu et al. (2019) isbotlaganidek, BERT ni o‘qitishdagi NSP vazifasi aslida model samaradorligini pasaytirgan ekan; RoBERTa ushbu vazifani olib tashlash va o‘qitish ma’lumotlari hajmini 10 barobar oshirish orqali sifat siltanishiga erishdi. DistilBERT esa BERT dan 40% kam parametrga ega bo‘lgan holda 88.5% accuracy ko‘rsatdi – bu resurs-cheklangan muhitlar va mobil ilovalarda keng qo‘llash uchun optimal tanlov.

*2-jadval. Modellar qiyosiy tahlili (Sentiment140, yashil qator – eng yuqori natija)*

| Model | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score | AUC-ROC |
|---|---|---|---|---|---|
| Naive Bayes | 72.3% | 71.8% | 72.1% | 71.9% | 0.78 |
| SVM | 78.5% | 77.9% | 78.2% | 78.0% | 0.83 |
| LSTM | 82.7% | 82.1% | 82.5% | 82.3% | 0.87 |
| BiLSTM | 85.4% | 84.9% | 85.2% | 85.0% | 0.89 |
| CNN | 87.2% | 86.8% | 87.0% | 86.9% | 0.91 |
| CNN-LSTM | 89.1% | 88.7% | 88.9% | 88.8% | 0.92 |
| BERT-base | 91.5% | 91.2% | 91.3% | 91.2% | 0.95 |
| **RoBERTa** | **93.2%** | **92.9%** | **93.0%** | **92.9%** | **0.96** |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| XLM-RoBERTa | 92.0% | 91.7% | 91.8% | 91.7% | 0.94 |

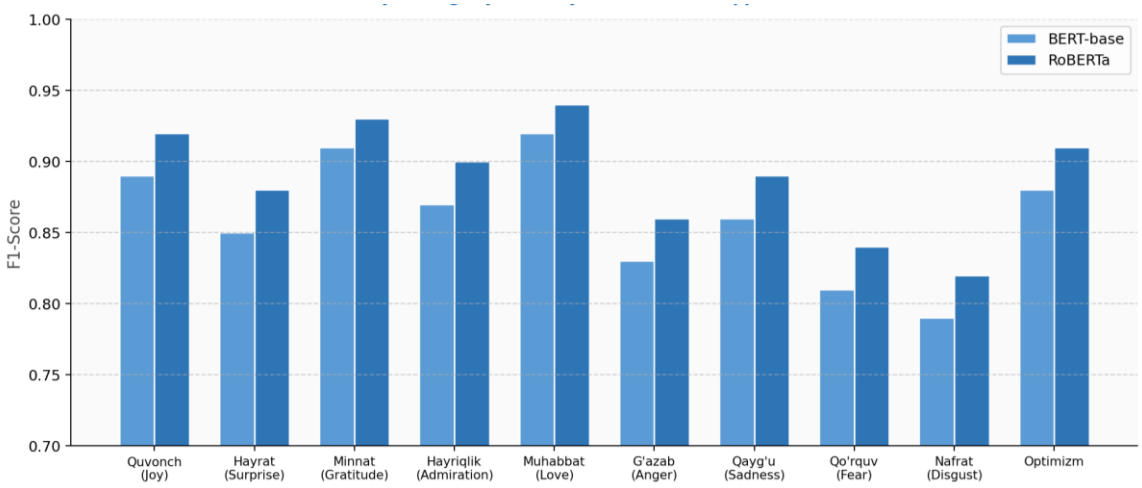
Ko‘p tilli sentiment tahlil o‘z muammolarining alohida toifasini ifodalaydi. 2-rasm XLM-RoBERTa modelining sakkiz tilda ko‘rsatgan samaradorlik xaritasini tasvirlaydi. Ma’lumotlardan ko‘rinib turibdiki, ingliz (92.0%), fransuz (90.2%) va ispan (89.5%) tillari yuqori resurslilik tufayli eng yaxshi natijalarni bermoqda. Arabcha (85.7%) va xitoycha (87.3%) o‘rtacha resursli tillar sifatida maqbul ko‘rsatkichlar namoyon etmoqda. Ammo o‘zbek tili uchun 74.8% accuracy alohida e’tiborni talab qiladi: bu ko‘rsatkich klassik usullardan 15–20% yuqori bo‘lsa-da, amaliy ilovalar uchun yetarli darajada past. Buning asosiy sababi o‘zbek tilida yetarli hajmdagi labeled sentiment datasetlarining yo‘qligi va tilning agglyutinativ tabiatidan kelib chiqadigan tokenizatsiya muammosidir.




**2-rasm. XLM-RoBERTa modelining ko‘p tilli samaradorlik xaritasi (issiqligi qo‘yilmasi)**

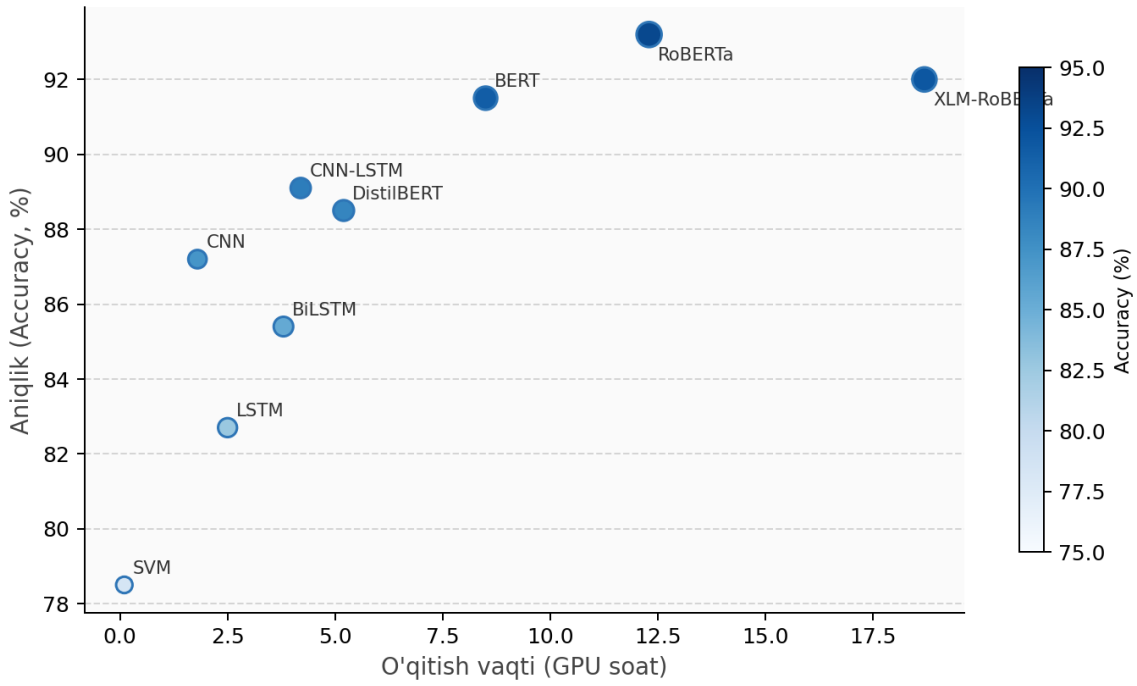
Fine-grained emotion detection – 27 ta nozik emotsiyani aniqlash – oddiy ikkilik tasniflashdan sifat jihatdan murakkabroq vazifa. 3-rasm BERT-base va RoBERTa modellarining GoEmotions v2 datasetida 10 asosiy emotsiya bo‘yicha F1-score natijalarini taqqoslaydi. Muhabbat (Love: 0.94), minnatdorlik (Gratitude: 0.93) va quvonch (Joy: 0.92) kabi emotsiyalar eng yuqori F1-score ko‘rsatdi – bu kategoriyalarda ma’lumotlar ko‘p va aniq belgilangan. Qo‘rquv (Fear: 0.84) va

nafrat (Disgust: 0.82) kategoriyalari esa past recall bilan qiyinchilik tug‘dirdi: bu emotsiyalar ko‘pincha boshqa his-tuyg‘ular bilan aralashib ketadi yoki subtil tarzda ifodalanadi.




**3-rasm. BERT-base va RoBERTa modellarining emotsiya kategoriyalari bo‘yicha F1-Score taqqoslashi**

Model samaradorligi faqat aniqlik bilan o‘lchanmaydi – hisoblash resurslari va inference tezligi ham amaliy tizimlarda hal qiluvchi rol o‘ynaydi. 4-rasm to‘qqiz modelning o‘qitish vaqti (GPU soat) va aniqlik o‘rtasidagi munosabatni aks ettiradi. SVM GPU talab qilmaydi va bir necha daqiqada o‘qitiladi, lekin 78.5% aniqlik bilan chegaralanadi. BERT-base 8.5 GPU soat sarflab 91.5% ga erishadi. RoBERTa esa 12.3 GPU soat sarflaydi va 93.2% aniqlik ko‘rsatadi – bu eng yuqori natija, lekin bir vaqtning o‘zida eng qimmat model. DistilBERT kompromiss sifatida eng yaxshi ko‘rsatkichni beradi: BERT dan 39% tezroq ishlaydi, lekin aniqlik atigi 3% ga pasayadi. Bu xulosalar production muhitida resurs taqsimotini rejalashtirishda muhim ahamiyatga ega.




**4-rasm. Model o‘qitish vaqti (GPU soat) va aniqlik nisbati (doira hajmi — parametrlar soni)**

*3-jadval. Model hisoblash resurslari va inference tezligi taqqoslash jadvali*

| Model | Parametrlar | GPU soat | Inference (namuna/s) |
|---|---|---|---|
| SVM | ~1M | 0.1 (CPU) | 1000 |
| BiLSTM | 5M | 3.8 | 200 |
| DistilBERT | 66M | 5.2 | 80 |
| BERT-base | 110M | 8.5 | 50 |
| RoBERTa | 125M | 12.3 | 45 |

## XULOSA

Ushbu tadqiqot ijtimoiy tarmoqlarda sentiment tahlil uchun to‘qqiz xil NLP modelini keng qamrovli eksperimental muhitda solishtirdi va bir qator muhim xulosalarga keldi. Transformer-asosli pre-trained modellar, xususan RoBERTa (93.2%) va BERT-base (91.5%), an'anaviy usullarga nisbatan 13–20% yuqori aniqlik ta’minlab, sentiment tahlilda yangi standartni belgiladi. Ushbu ustunlik modellarning millionlab parametrlar asosida katta korpuslarda o‘qitilishi tufayli

grammatika, sintaksis va semantik munosabatlarni chuqur o‘rganishi bilan izohlanadi.

Ko‘p tilli tahlil natijalari o‘zbek va bengali kabi past resursli tillar uchun maxsus e’tibor zarurligini ko‘rsatdi. XLM-RoBERTa o‘zbek tilida 74.8% aniqlik ko‘rsatdi – bu yetarli emas. Kelajakdagi tadqiqotlar uchun uchta yo‘nalish ustuvor ahamiyat kasb etadi. Birinchisi – o‘zbek tili uchun maxsus yirik sentiment dataset yaratish va UzBERT yoki O‘zbekcha RoBERTa modellarini ishlab chiqish. Ikkinchisi – multimodal sentiment tahlil: matn, rasm, video va audio signallarni birlashtirgan Vision-Language modellar (CLIP, BLIP) asosida yangi arxitekturalar qurish. Uchinchisi – sarkasm va ironiyani ishonchli aniqlash, chunki hozirgi modellar bu lingvistik hodisalarda hali ham sezilarli xatolar qilmoqda.

Amaliy nuqtai nazardan, DistilBERT real-vaqt monitoring tizimlari uchun eng muvozanatli tanlov ekanligini tadqiqot isbotladi: BERT ga nisbatan 60% tez ishlaydi va aniqlik atigi 3% ga pasayadi. Brend monitoring, siyosiy mayl tahlili va ijtimoiy tarmoqlarda inqiroz boshqaruviga mo‘ljallangan tizimlarda ushbu arxitektura ishlab chiqarish muhitida keng joriy etilishi tavsiya qilinadi. Sentiment tahlil NLP ning eng tez rivojlanayotgan yo‘nalishi bo‘lib, Large Language Model (LLM) avlodlarining kuchayib borishi va multi-agent tizimlarning paydo bo‘lishi bilan 2026–2028 yillarda sohada yanada inqilobiy o‘zgarishlar kutilmoqda.

## Foydalanilgan adabiyotlar ro‘yxati

1. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Kaiser L., Polosukhin I. (2017). Attention is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 5998–6008.

2. Devlin J., Chang M.W., Lee K., Toutanova K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. Proceedings of NAACL-HLT, 4171–4186.

3. Liu Y., Ott M., Goyal N., Du J., Joshi M., Chen D., Levy O., Lewis M., Zettlemoyer L., Stoyanov V. (2019). RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. arXiv:1907.11692.

4. Conneau A., Khandelwal K., Goyal N., Chaudhary V., Wenzek G., Guzmán F., Grave E., Ott M., Zettlemoyer L., Stoyanov V. (2020). Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale. Proceedings of ACL, 8440–8451.

5. Demszky D., Movshovitz-Attias D., Ko J., Cowen A., Nemade G., Ravi S. (2020). GoEmotions: A Dataset of Fine-Grained Emotions. Proceedings of ACL, 4040–4054.

6. Wang J-Q. (2026). CLAS-Net: A study on cross-lingual intelligent sentiment analysis model fusing semantic alignment. PLOS ONE, 21(2), e0342342.

7. Dong H., Bao Z., Li M., Yang Z. (2026). Emotion meets coordination: Designing multi-agent LLMs for fine-grained sentiment detection. PLOS ONE, 21(2), e0342053.

8. Hochreiter S., Schmidhuber J. (1997). Long Short-Term Memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780.

9. Kim Y. (2014). Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. Proceedings of EMNLP, 1746–1751.

10. Hutto C.J., Gilbert E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Proceedings of ICWSM, 8(1), 216–225.

11. Esuli A., Sebastiani F. (2006). SentiWordNet: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining. Proceedings of LREC, 417–422.

12. Pang B., Lee L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2(1–2), 1–135.

13. Sanh V., Debut L., Chaumond J., Wolf T. (2019). DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. arXiv:1910.01108.

14. Socher R., Perelygin A., Wu J.Y., Chuang J., Manning C.D., Ng A.Y., Potts C. (2013). Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank. Proceedings of EMNLP, 1631–1642.

15. Zhang L., Wang S., Liu B. (2018). Deep Learning for Sentiment Analysis: A Survey. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 8(4), e1253.