

СЕКЦИЯ №2. ОСНОВНЫЕ ПРИОРИТЕТЫ И НАПРАВЛЕНИЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ СТРАН В XXI ВЕКЕ

IJTIMOIY TARMOQ YOZISHMALARINI BAHOLASH BO‘YICHA QILINGAN ISHLAR TAHLILI VA NATIJALAR TAQQOSLAMASI

Babomuradov Ozod Jo‘rayevich
Jizzax shahridagi QFU filiali, professor
babomuradob@icloud.com

Kuyliyeva F.A.
Toshkent davlat agrar universiteti
qoyliyevaferuza@gmail.com

Annotatsiya: Maqolada ijtimoiy tarmoqlardagi matnli va multimodal kontentni (post, sharh, meme va h.k.) avtomatik baholash bo‘yicha so‘nggi ishlanmalar tahlil qilinadi. Heyt-spich va maqsadli guruhni aniqlash, sentiment va aspektli sentiment tahlili, umumiy tasnif vazifalarida qo‘llangan modellar (klassik ML, chuqur o‘rganish, transformerlar va multimodal arxitekturalar) hamda ularning ko‘rsatkichlari solishtiriladi. Tadqiqotlar natijalarida transformer va multimodal yondashuvlar ustunlik qilayotgani, o‘zbek tiliga oid resurslar (korpus, modeli, embeddinglar) yetishmasligi esa asosiy cheklov ekani qayd etilgan.

Kalit so‘zlar: ijtimoiy tarmoq, heyт-spich, sentiment tahlil, multimodal, transformer, BERT, RoBERTa, XLM-R, BERTbek.

АНАЛИЗ ПРОВЕДЁННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ И СРАВНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ОЦЕНКИ СООБЩЕНИЙ В СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ

Бабомурадов Озод Жўраевич
Профессор филиала КФУ в г. Джизак
babomuradob@icloud.com

Куйлиева Ф.А.
Ташкентский государственный аграрный университет
qoyliyevaferuza@gmail.com

Аннотация: В статье анализируются последние разработки, по автоматической оценке, текстового и мультимодального контента (посты, комментарии, мемы и т.п.) в социальных сетях. Рассматриваются модели, применяемые в задачах выявления хейт-спича и целевых групп, анализа сентимента и аспектного сентимент-анализа, а также общих задач классификации (классические ML-модели, глубокое обучение, трансформеры и мультимодальные архитектуры), и проводится сравнение их показателей. По результатам исследований отмечается, что трансформерные и мультимодальные подходы демонстрируют лучшие результаты, в то время как основным ограничением остаётся нехватка ресурсов для узбекского языка (корпуса, моделей, эмбедингов).

Ключевые слова: социальные сети, хейт-спич, сентимент-анализ, мультимодальность, трансформер, BERT, RoBERTa, XLM-R, BERTbek.

ANALYSIS AND COMPARISON OF RESULTS IN THE EVALUATION OF SOCIAL NETWORK MESSAGES

Babomuradov Ozod Jo‘rayevich
Professor, KFU branch in Jizzakh
babomuradob@icloud.com

Kuylieva F.A.
Tashkent State Agrarian University
qoyliyevaferuza@gmail.com

Annotation: This paper analyzes recent developments in the automatic evaluation of textual and multimodal content (posts, comments, memes, etc.) on social networks. It reviews models used in hate speech and target group detection, sentiment and aspect-based sentiment analysis, and general

classification tasks (classical ML models, deep learning, transformer-based and multimodal architectures) and compares their performance. The results show that transformer and multimodal approaches outperform others, while the main limitation remains the lack of Uzbek-language resources (corpora, models, embeddings).

Keywords: social networks, hate speech, sentiment analysis, multimodal, transformer, BERT, RoBERTa, XLM-R, BERTbek.

Kirish. Ijtimoiy tarmoqlarda foydalanuvchilar tomonidan yaratilayotgan matn hajmi so‘nggi yillarda keskin o‘shish tendensiyasini namoyon etmoqda. Twitter, Facebook, Instagram, Telegram kabi platformalarda kundalik ravishda millionlab postlar, fikrlar va izohlar yaratilayotgani ma‘lum. Bu jarayon insonlarning fikrlari, ehtiyojlari va jamiyatdagi umumiy kayfiyatni anglash imkonini yaratsa-da, bir vaqtning o‘zida katta hajmdagi ma‘lumotni tahlil qilishda jiddiy qiyinchiliklarni ham keltirib chiqarmoqda.

Shu sababli, ijtimoiy tarmoqlardagi kontentni avtomatik tarzda tahlil qilish, ya‘ni “ijtimoiy kayfiyatni o‘lchash” (sentiment analysis), “toksik yoki nafrat nutqini aniqlash” (toxic/hate speech detection), “feyk yoki manipulyativ axborotni filtrlash” hamda “kontentni avtomatik moderatsiya qilish” kabi vazifalarga bo‘lgan ehtiyoj ortib bormoqda. Bu sohada mashinali o‘qitish (Machine Learning) va tabiiy tilni qayta ishlash (Natural Language Processing, NLP) usullaridan foydalanish asosiy yo‘nalishga aylangandi.

Quyida keltirilgan 10 ta ilmiy ish ([1]–[10]) doirasida ijtimoiy tarmoq matnlarini tahlil qilish uchun ishlatilgan turli modelllar, ma‘lumot to‘plamlari (datasets) va baholash natijalari tizimli ravishda taqqoslanadi. Ushbu tahlil orqali har bir modelning afzalliklari va cheklanishlari, ma‘lumotlarni tayyorlash jarayonida qo‘llanilgan usullar, hamda aniq vazifalar uchun qaysi arxitektura samaraliroq ekani bo‘yicha umumiy xulosalar shakllantiriladi.

Bundan tashqari, tadqiqotlarda qo‘llanilgan modelllar ichida an‘anaviy usullar (Logistic Regression, SVM, Naïve Bayes) bilan bir qatorda, zamonaviy transformerlar (BERT, RoBERTa, XLM-R, mBERT va DeBERTa) asosidagi modelllar ham o‘rganiladi. Ularning natijalari F1, Accuracy, Precision va Recall kabi standart metrikalar bo‘yicha taqqoslanadi. Shu tariqa, ushbu tahlil nafaqat nazariy jihatdan, balki amaliyotda — masalan, ijtimoiy tarmoqlardagi nafrat nutqini aniqlash yoki milliy tildagi kontentni filtrlash tizimlarini yaratishda - qo‘llanilishi mumkin bo‘lgan aniq tavsiyalarni ham taqdim etadi.

Qilingan ishlar tavsifi. [1] Multimodal meme tahlilida nafratli nutq va maqsadni aniqlash. Tadqiqotda nafratli nutq (hate speech) va uning yo‘nalishini (target detection) aniqlash vazifasi multimodal yondashuv asosida yechilgan. Matn qismi uchun RoBERTa modeli, tasvir qismi uchun esa Swin Transformer V2 qo‘llanilgan. Har ikki modeldan olingan embeddinglar (vektor ifodalar) MLP (Multi-Layer Perceptron) orqali birlashtirilib, yagona multimodal klassifikator yaratilgan. Natijada faqat matnli model bilan olingan ko‘rsatkichlarga nisbatan sezilarli yuqori samaraga erishilgan:

- Hate Speech macro-F1 = 87.27%
- Target macro-F1 = 80.05%

Bu ish multimodal tahlil nafaqat matnning, balki kontekstni aks ettiruvchi vizual belgilarni ham nafratni anglashda muhim ekanini isbotlaydi. Shuningdek, model meme kontentidagi iro niya va yopiq ma‘nolarni ham samarali anglay olgan.

[2] Rossiya–Ukraina urushi davridagi memelarda CLIP asosidagi tahlil

Bu tadqiqotda muhim siyosiy voqealar chog‘ida tarqalgan memelar tahlil qilingan. Maqsad — nafratli nutqni va uning yo‘nalishini matn-rasm uyg‘unligida aniqlash. SHuning uchun CLIP (Contrastive Language–Image Pretraining) asosidagi arxitekturalar qo‘llanilgan. Matn uchun RoBERTa va XLM-R, tasvir uchun Swin Transformer va ViT (Vision Transformer) encoderlari birlashtirilgan. Fuzija usullari orasida:

- Erta fuzija (early fusion) — matn va tasvir vektorlarini boshlang‘ich bosqichda birlashtirish,
- Kech fuzija (late fusion) — har ikki kanal natijalarini kechroq birlashtirish,
- Cross-attention — semantik uyg‘unlikni kuchaytirish uchun o‘zaro diqqat mexanizmida foydalanish.

Natijalar avvalgi ish bilan deyarli mos:

- Hate F1 \approx 87.27%, Target F1 \approx 80.05%.

Bu CLIP turdagi arxitekturalar multimodal tahlilda inson darajasidagi tushunish qobiliyatini taqdim etishi mumkinligini ko‘rsatdi.

[3] Offensiv (haqoratomuz) matnlarni transformerlar va klassik modellar bilan taqqoslash

Bu ishda ingliz va bengal tillaridagi offensiv kontentni aniqlash bo'yicha qiyosiy tahlil o'tkazilgan. Qo'llanilgan modelllar:

- Transformerlar: RoBERTa, BERT, mBERT, XLM-R
- Klassik usullar: SVM, Random Forest, Logistic Regression

Ma'lumotlar balanssiz bo'lgani uchun tadqiqotchilar data augmentation va class reweighting usullaridan foydalanganlar.

Natijalar:

- EN (ingliz tili): $F1 = 0.813$

- BN (bengal tili): $F1 = 0.716$

Shu orqali aniqlanganki, transformer modellar kontekstni yaxshiroq anglaydi va klassik usullardan ustun. Ammo balanssiz ma'lumotlarda ba'zi modellar "not-offensive" sinfiga og'ish bergan. Bu fairness va balanslashning muhimligini ko'rsatadi.

[4] O'zbek tili uchun monolingval BERTbek modeli

Ushbu ish o'zbek tili uchun maxsus BERTbek modelini yaratishga bag'ishlangan. Model BERT-base arxitekturasi asosida qurilgan bo'lib:

- 12 qavat,
- 12 head,
- 768 hidden razmer.

Prepreyning bosqichida MLM (Masked Language Modeling) va NSP (Next Sentence Prediction) vazifalari ishlatilgan. Trening ma'lumotlari: O'zbekcha Vikipediya, yangiliklar korpusi va forumlar.

Natijalarga ko'ra, BERTbek ayniqsa LOC (joy nomi) va TIME (vaqt) entitillarini aniqlashda yuqori natija ko'rsatgan. Biroq, kirill va lotin yozuvlari aralash holatda xatoliklar ko'paytirgan. Bu holat o'zbek tilida yozuv birliklarini ta'minlashning muhimligini isbotlaydi. Modelning lokallashganligi esa umumiy F1 natijani ko'p tilli modellaridan yuqori qilgan.

[5] Restoran sharhlariga asoslangan sentiment tahlil

Bu ishda 3,500 ta restoran sharhi va 6,100 ta jumla tahlil qilingan. Maqsad — ijobiy va salbiy fikrlarni avtomatik tarzda aniqlash.

Qo'llanilgan usullar:

- Xususiyatlar: TF-IDF, n-gram, POS teglari
- Modellar: KNN, Logistic Regression, SVM

Aniqlik darajasi turli aspektlar bo'yicha 72% – 88% oralig'ida bo'lgan. Masalan, xizmat sifati bo'yicha yuqori, ovqat mazasi bo'yicha past ko'rsatkich kuzatilgan. Natijalardan kelib chiqadiki, klassik modelllar ham ma'lum domenlarda yaxshi ishlashi mumkin, ammo umumiy kontekstni anglashda ular transformerlardan ortda qoladi.

[6] Mashinali, chuqur va transformer asosidagi modellarni qiyosiy tahlil

Bu tadqiqotda turli tasnif vazifalarida (sentiment tahlil, nafratli nutq, spam aniqlash va h.k.) modelllar qiyosiy baholangan.

Qo'llanilgan usullar:

• An'anaviy ML: Naive Bayes, SVM, Logistic Regression — TF-IDF va Bag-of-Words (BoW) asosida;

- Chuqur o'rganish (DL): RNN, LSTM, CNN;
- Transformerlar: mBERT, XLM-R, RoBERTa.

Natijalardan kelib chiqqaniga ko'ra:

- Klassik ML modellari tezkor, resurs tejimkor va kichik ma'lumotlarda yaxshi ishlagan;
- Chuqur o'rganish va transformer modellar katta ma'lumotlarda yuqori aniqlik va kontekstni yaxshiroq anglash imkoniyatini bergan.

Shu bilan birga, labellash muammolari (ya'ni ma'lumotlarni qo'lda to'g'ri belgilashdagi xatolar va nomukammalliklar) sababli natijalarda noaniqlik kuzatilgan. Shu sababli mualliflar cross-lingual transfer learning — ya'ni boshqa tillarda o'qitilgan modelni o'zbek tili korpusiga moslashtirish usulini tavsiya etganlar. Bu usul ancha samarali deb topilgan, ayniqsa ma'lumot yetishmovchiligi sharoitida.

[7] Google Play sharhlari tahlili — transformer va klassik modeller qiyosi

Bu ishda 27,985 ta sharh va 43,712 ta jumla tahlil qilingan bo'lib, ular Google Play platformasidan olingan. Maqsad — foydalanuvchilar fikrlarini ijobiy va salbiy deb avtomatik baholash. Qo'llanilgan modelllar:

- ML: TF-IDF asosidagi SVM, Logistic Regression, Random Forest;
- DL va transformerlar: CNN, LSTM, mBERT, XLM-R, BERTbek.

Natijalar bo'yicha:

- Transformer modellari (ayniqsa XLM-R va BERTbek) Accuracy / Macro-F1 = 80–85% gacha ko'rsatgan;

- Klassik modelllar (SVM, LR) 70–75% oralig'ida qolgan.

Tahlilchilar fikricha, yuqori natijalarning sababi — transformerlar kontekstual ma'noni chuqur tushunish qobiliyatiga ega ekani. Shu bilan birga, ma'lumotda shikoyat, shukronalik va iro niya aralash holatda uchraganligi ayrim xatoliklarga sabab bo'lgan. Shuningdek, BERTbek modeli o'zbek tilida yozilgan sharhlarda mBERTdan ustun chiqqan.

[8] Uzum Market sharhlarida sentiment tahlil (o'zbek tilida)

Bu ishda mahalliy Uzum Market platformasidan olingan foydalanuvchi fikrlari tahlil qilingan. Datasets tarkibida yuzlab turli mahsulotlar (texnika, kiyim, kosmetika va h.k.) bo'yicha sharhlar jamlangan.

Fine-tune qilingan modelllar:

- BERTbek, mBERT, XLM-R, DistilBERT

Natija:

- Accuracy = 78.62%

- F1-score = 78.80%

Tahlilda aniqlanganki, ma'lumotlarni yaxshiroq tozalash, balanslash va teglashda aniqlikni oshirish orqali natija yanada yuqorilashi mumkin. Xatoliklarning asosiy sababi — foydalanuvchi bahosi (masalan, "5 yulduz") va matn mazmuni (masalan, salbiy fikr) orasidagi ziddiyat bo'lgan. Bu holat modelni chalkashtirgan.

Mualliflar kelajakda emozia va iro niya aniqlay oladigan multitask transformer modellar samarali bo'lishi mumkinligini qayd etganlar.

[9] YouTube o'zbekcha film sharhlarida emodzilar ta'siri

Bu tadqiqotda nafaqat matn, balki emodzi (emoji) elementlari ham tahlilga qo'shilgan. Matnlar o'zbekcha filmlar videosharhlaridan olingan.

Qo'llanilgan modelllar: k-NN, SVM, Random Forest, va qo'shimcha ravishda POS-teglar hamda emoji xususiyatlari kiritilgan.

Natijalar qiyosida emodzilar qo'shilgan holda aniqlik darajasi oshgan:

- Random Forest Accuracy = 85.25%

- Emoji qo'shilishi bilan taxminan +5% yutuq qayd etilgan.

Bu tadqiqot shuni ko'rsatdiki, ijtimoiy tarmoqlardagi foydalanuvchilar fikrini anglashda emodzilar so'zlar qadar muhim rol o'ynaydi.

[10] Google Mapsdagi restoran sharhlari — aggyutinativ tilga moslashtirilgan tahlil

Bu ishda 4500 ijobiy va 3710 salbiy restoran sharhlari tahlil qilingan. Til — o'zbekcha, manba — Google Maps.

Ma'lumotlar chuqur tozalangan: punctuation, stop-so'zlar, URL va raqamlar olib tashlangan, aggyutinativ til xususiyatlariga mos stemming va lemmatization amalga oshirilgan.

Qo'llanilgan modelllar: CNN, RNN, Logistic Regression, SVM.

Natijalar:

- Eng yaxshi konfiguratsiyada Accuracy = 91%

- Eng yuqori natija CNN modeli orqali olingan

Tahlil natijalariga ko'ra, to'g'ri ma'lumot tayyorlash va normalizatsiya natijaning sifatini belgilaydigan hal qiluvchi omil hisoblanadi.

Xulosa: Keltirilgan tadqiqot va amaliy natijalar shuni ko'rsatadiki, ijtimoiy tarmoqlardagi yozishmalarni tahlil qilish va baholash sohasida transformerlar (ayniqsa BERT, RoBERTa, XLM-R, mBERT va BERTbek) hamda multimodal arxitekturalar (masalan, matn, audio va video ma'lumotlarni birlashtiruvchi modellar) eng yuqori samarani bermoqda. Bu usullar kontekstni chuqur anglash, ma'noni saqlab qolish va tilning nozik nyuanslarini aniqlashda an'anaviy modellaridan ancha ustundir.

Biroq, yuqori natijaga erishish uchun quyidagi jihatlar hal qiluvchi ahamiyatga ega:

1. Ma'lumotlarga to'g'ri ishlov berish (preprocessing) — yozishmalardan spam, reklama, URL va emodzilar olib tashlash, hamda kirill-lotin transliteratsiyasini bir xil formatga keltirish modelning to'g'ri o'rganishi uchun zarur.

2. Ma'lumotlar balansini ta'minlash (balancing) — xavfli va xavfsiz sinflar orasidagi nomutanosiblikni bartaraf etish modelning holislik va aniqlik ko'rsatkichlarini yaxshilaydi.

3. Domenra moslashtirish (domain adaptation) — modelni aynan o'zbek ijtimoiy tarmoqlari uslubiga moslashtirish natijani keskin oshiradi. Shu bois, BERTbek kabi monolingval modellar yoki mahalliy korpuslarda qayta o'qitilgan variantlar ko'p tilli modellariga nisbatan yuqori natija beradi.

4. Inferens samaradorligi (efficiency) — amaliy tizimlarda faqat aniqlik emas, balki ish tezligi, xotira sarfi va hisoblash resurslarini tejash ham muhim. Bu ayniqsa onlayn tahlil tizimlarida ahamiyatli.

5. Adolat va holislik (fairness) — model turli guruhlar yoki dialektlarga nisbatan bir xil ishlashini ta'minlash lozim. Buning uchun fairness-metrikalar orqali doimiy monitoring o'tkazish tavsiya etiladi.

Xulosa qilib aytganda, ijtimoiy tarmoq yozishmalarini tahlil qilishda zamonaviy transformerlar va multimodal modellar yetakchi o'rinni egallaydi, ammo ularning samaradorligi ma'lumot sifati, balans, lokallashtirish va inferens optimallashtirishga bevosita bog'liq. Shu jihatlar inobatga olinsa, o'zbek tili uchun maxsus tayyorlangan modellar nafaqat aniqlik, balki ishonchlik va tezkorlik nuqtai nazaridan ham ilg'or natijalarni ko'rsatadi.

Adabiyotlar ro'yxati

1. Wang, 2024 — "CLTL @ Multimodal Hate Speech Event Detection" (CASE@EACL 2024, system paper).
2. Thapa (overview), 2024 — "Extended Multimodal Hate Speech Event Detection during Russia–Ukraine War" (CASE 2024, overview).
3. Mandl (overview), 2024 — "HASOC 2024: Hate-Speech Identification in English & Bengali" (CEUR/ACM DL).
4. BERTbek: A Pretrained Language Model for Uzbek — Kuriyozov et al., 2024 (SIGUL @ LREC-COLING)
5. UzABSA: Aspect-Based Sentiment Analysis for Uzbek — Matlatipov et al., 2024 (SIGUL).
6. "IJTIMOIY TARMOQ MATNLI YOZISHMALARINI TASNIFLASH TEXNOLOGIYALARI" — Taniberdiyev, 2024 (CyberLeninka).
7. A case study of the Uzbek language Google Play reviews — Yusufu et al., 2025 (Information Processing & Management, Elsevier).
8. Uzum Market Sentiment (dataset) — HuggingFace, 2024–2025 (praktik UGC resurs)
9. Investigating the Effect of Emoji in Opinion Classification of Uzbek Movie Review Comments — I. Rabbimov, I. Mporas, V. Simaki, S. Kobilov (2020).
10. Uzbek Sentiment Analysis based on Local Restaurant Reviews — S. Matlatipov, J. Rajabov, E. Kuriyozov, G. Matlatipov (2022).

KICHIK MAKTABGACHA YOSHDAGI BOLALARNI SENSOR RIVOJLANISHIGA MASHGULOTLARDA INNOVATSION YONDASHUV

Jumasheva Gulnara Xamidullaevna

NDPI p.f.d., professor, Maktabgacha ta'lim kafedrası mudiri

gulnarajumasheva007@gmail.com

Bayimbetova Manzura Salamat qızı

Ajiniyoz nomidagi NDPI 1-kurs magistri

bayimbetovamanzura@gmail.com

Annotatsiya: Maqolada kichik maktabgacha yoshdagi bolalarni sensor rivojlanishiga mashgulotlarda innovatsion yondashuv muomalasini shakillantirishda ta'limning izma-izlik va uzluksizlik tamoyillari muammosiga bag'ishlangan. Maqolada kichik maktabgacha yoshdagi bolalarni sensor rivojlanishiga mashgulotlarda innovatsion yondashuvda qoraqalpoq xalqi ruxiy dunyosi, dunyoqarashi haqida bolalarning nutqi va fikrlashlarini rivojlantirishda sensor rivojlanishda tayanch va milliy g'oyalar asosida tayyorlangan nazariy va uslubiy ishlanmalar (qullanmalar) zarurligi haqida aytiladi.

Kalit so'zlar: maktabgacha ta'lim, ta'lim sohasi, ijtimoiy-iqtisodiy sharoitlar, kichik maktabgacha yoshdagi bolalar, sensor rivojlanish, mashgulot, innovatsion yondashuv.

ИННОВАЦИОННЫЙ ПОДХОД К ЗАНЯТИЯМ, НАПРАВЛЕННЫМ НА СЕНСОРНОЕ РАЗВИТИЕ ДЕТЕЙ МЛАДШЕГО ДОШКОЛЬНОГО ВОЗРАСТА

Джумашева Гульнара Хамидуллаевна

Доктор педагогических наук (NDPI), профессор, заведующая кафедрой
дошкольного образования

gulnarajumasheva007@gmail.com