

Анна Чижик*

Санктпетербуршки државни универзитет

<https://orcid.org/0000-0002-4523-5167>

Катарина Чокрлић**

Università di Bologna

<https://orcid.org/0009-0003-8027-3403>

МЕТОДОЛОШКИ ОКВИР ЗА АНАЛИЗУ СЕНТИМЕНТА У ДИГИТАЛНОМ УРБАНОМ ДИСКУРСУ: КА ПРИМЕНИ У МУЗЕЈСКОЈ КОМУНИКАЦИЈИ И РАДУ КУСТОСА

У чланку се представља метода за аутоматску процену сентимента и идентификацију тема у кратким текстовима преузетим са друштвених мрежа. У оквиру истраживања формирана су два скупа података, на којима се тестирају и обучавају модели. Представљени су модел примарних емоција, који служи као основа за оцену емоционалне обојености порука, и формула која прикупља резултате различитих алгоритама у јединствену вредност ради процене обојености. За моделовање тема примењује се LDA алгоритам, прилагођен специфичностима текстова. Циљ методе је идентификација и анализа динамике расположења у различитим друштвеним и тематским сферама, а нарочито њена примена у музејском контексту.

Кључне речи: сентимент анализа, контекстуална анализа, друштвене мреже, дигитални дискурс, урбани дискурс, музејска пракса, изложбене праксе

1. УВОД

Технолошки развој друштвених мрежа, који се огледа у увођењу удобних интерфејса и оријентацији на мобилне уређаје, довео је до формирања стабилне комуникацијске праксе засноване на константном присуству појединаца у онлајн окружењу. Данас свака друштвена мрежа нуди три типа комуникације:

* afrancuzova@mail.ru

** katarina.cokrljic@gmail.com

„један ка једном“ (приватно дописивање), „један ка многима“ (објава) и „многи ка многима“ (коментари испод објаве). Последња два типа чине јавни сегмент друштвених медија, у оквиру ког појединци, који су раније били само потрошачи информација, почињу да учествују у њеној јавној интерпретацији, трансформацији и ширењу.

Дакле, трендови у јавном расположењу се у великој мери заснивају на комуникативним актима „многи према многима“: понашање појединца је одређено реакцијама групе са којом се идентификује. Ова структура интеракције генерише колективни консензус о израженим ставовима: теме и емоције које преовлађују у дискурсу постепено постају основа на којој се формирају емоционални, когнитивни и вредносни трендови. Стога је важно пратити промене у темама и боји јавних порука као индикатора ширих друштвених трендова и јавног расположења. Развијени ансамбл метода анализе расположења, у комбинацији са приступом заснованим на темама, омогућава нам да идентификујемо ове промене и тиме прецизније интерпретирамо динамику социокултурног пејзажа.

У случају објава и коментара, основу комуникацијске размене чине кратке текстуалне поруке корисника; мултимедијални елементи (слике, видео, аудио) могу пратити текст, али имају искључиво пратећу функцију. Специфичности дискурса друштвених мрежа одређују карактеристике тих текстова: јавне поруке корисника обично су емоционално обојене и контекстуално зависне, односно њихова интерпретација захтева познавање претходног исказа или актуелног информативног контекста. Такве поруке најчешће настају као израз индивидуалне жеље, али пошто су упућене ка друштвеној групи (студентима, суграђанима, навијачима и сл.), окидач који претвара пасивног потрошача у активног преносиоца информације повезан је са ефектом идентификације појединца са дотичном заједницом и њеном комуникацијском агендом.

Сваки текст који се појављује у јавном сегменту друштвених медија тако уноси свој допринос у формирање вектора друштвеног расположења и трендова јавног мишљења. Због тога су овакви текстови вредан извор емпиријских података за спровођење примењених истраживања: омогућавају увид у теме које највише интересују појединце (и друштвене групе са којима се идентификују), као и праћење динамике расположења у различитим друштвеним и тематским сферама.

У том контексту, потреба за аутоматизованим извлачењем података о тематици и емоционалној обојености порука у друштвеним мрежама постаје све актуелнија. Таква анализа се може реализовати применом методе обраде природног језика (NLP). Међутим, како је већ наведено, текстови из јавног сегмента друштвених мрежа имају више специфичних особина: по правилу су кратки, често им недостаје строга логичка структура, садрже елементе разговорног језика и нестандардизоване језичке конструкције, а релевантан

контекст се неретко налази ван самог текста. То умањује ефикасност стандардних метода и захтева њихову адаптацију специфичностима говора друштвених медија.

Циљ овог истраживања је развој метода који омогућава решавање два задатка: идентификацију тематике кратких корисничких порука и процену њихове емоционалне обојености. Посебна се пажња посвећује другој компоненти — емоционалном стању, јер је у оквиру овог рада интерес усмерен не толико на бинарну класификацију („позитивно/негативно“), колико на праћење динамике друштвеног расположења и интересовања за одређене теме.

Ово подразумева проширење стандардних приступа анализе расположења кроз интеграцију модела примарних емоција, као и употребу ансамбла метода са различитим аналитичким акцентима (лексичким, семантичким, прагматичким).

Предложена метода се тестира на два емпиријска скупа података: (1) поруке које се односе на доживљај урбаног простора (градске групе) и (2) текстови посвећени музејским темама и културним догађајима (платформе повезане са културном агендом). Избор тематски различитих корпуса се објашњава потребом да се провери отпорност предложене методе у анализи различитих типова јавних дигиталних порука.

2. ПОДАЦИ

2.1 Полазна хипотеза и логика прикупљања података

Друштвене мреже шире друштвени простор. То се дешава зато што онлајн-комуникација омогућава спонтано настајање нових друштвених група и мрежа интеракције. Са те тачке гледишта, сваку поруку корисника можемо посматрати као микро податак о емоционалној и вредносној процени друштвене стварности. У целини, велики број таквих порука формира афективно поље друштвене средине. Стога збирна NLP-анализа ових текстова омогућава процену колективног емоционалног контекста.

Када прикупљамо податке из јавног сегмента друштвених мрежа, појединца посматрамо у односу на друштвену групу којој припада у тренутку дискусије. Текстови садрже две компоненте – емоционална боја и контекст на који се односи. Тако свака јавна порука у друштвеној мрежи пружа информацију о томе како се појединци осећају у оквиру одређене теме или друштвене области. Истовремено, појединци причају међусобно без посебног разлога, који би их подстакао да о конкретној теми размисле имајући у виду предрасуде (како то бива у случају социолошког упитника).

У циљу упознавања са тематском структуром дискурса друштвених мрежа, спроведено је почетно прикупљање и анализа података. Разматрани су постови из више група друштвене мреже «ВКонтакте» које су усмерене на догађаје из свакодневног живота (изложбе, концерти, комуналне теме, саобраћај

итд.). Званични медијски извори свесно нису укључени у узорак. На тај начин је омогућен приступ ка онлајн интеракцији, основаној на хоризонталној комуникацији (главни циљ истраживања) и искључене сметње које долазе из формализованог медијског дискурса, карактеристичног за вертикалне комуникативне моделе.

Анализа је показала да се садржај објава и коментара најчешће односи на једну од четири врсте локација у свакодневици градског становника: место становања, школа/универзитет, посао и слободно време. Из тога произилазе два основна почетна маркера: локација (на пример, део града) и друштвена улога (нпр. «ја сам ученик», «ја сам родитељ»). Они омогућавају да се реконструише контекст поруке, одреди тема и процени емоционална обојеност. Тако се формира ентитет «локација – друштвена сфера – емоција», који омогућава да се на структуриран начин бележи друштвено расположење са маркерима друштвеног осећања.

Међутим, у овој фази истраживања појавило се значајно одступање од ове логике, повезано је са културном сфером. Култура је део друштвене стварности и у теорији може бити описана у наведеним координатама. Али у пракси, у културним темама се често укрштају различите друштвене улоге (нпр. «ја одмарам», «ја сам туриста», «ја сам ученик»). Поред тога, просторни параметар овде постаје нејасан, јер тема може имати надтериторијални значај. Такође, културни дискурс често није везан за текућу агенду: људи расправљају о уметности, филозофским темама или историјским освртима.

Због тога је донета одлука да се прикупи засебан корпус текстова из културне области, и то преко платформе Telegram, где је видљива велика активност у културним јавним групама и четовима. Telegram слабије структурира комуникацију на основу географије — локација се не наводи у интерфејсу, а заједнице се формирају по теми, а не по месту. Локација се понекад спомиње у објавама, али не прави контекстуалну позадину и није фактор који би уређивао комуникацију.

Због тога је при избору групе фокус стављен на независне Telegram-групе које се баве изложбама, визуелним праксама, културним догађајима и односом према музејском простору. Према нашој хипотези, анализа ових текстова може открити доминантне теме и њихову сезонску динамику, као и реконструисати афективне профиле перцепције (нпр. интересовање, надахнуће, меланхолију или иронију). Тако да, у случају културне сфере, претпоставља се структурирање података преко «тема – емоција», без ослоња на локацију и друштвену улогу.

Технички гледано, то значи да коначни метод подразумева разгранату логику у анализи обојености. Два скупа података треба да чине основу за низ експеримената. Додатни фокус на културну сферу навео је на размишљање, да ли идентификација тематских и емоционалних паттерна перцепције унутар културног дискурса може послужити као основа за прилагођавање одлука

кустоса, планирање догађаја и усклађивање комуникативних стратегија са стварним очекивањима и реакцијама публике.

2.2 Опис скупа података

Прикупљање података и истраживање су спроведени у две фазе.

У првој фази прикупљени су текстуални подаци са друштвене мреже «ВКонтакте». Циљ ове фазе био је добијање репрезентативног скупа порука који обухвата комуникацију корисника у свим кључним друштвеним сферама. Као истраживани регион изабран је Санкт Петербург (Русија) – велики град, међутим компактнији од Москве, са јаснијом логиком свакодневних кретања становника и функционисања инфраструктуре. То је омогућило спровођење контроле квалитета података уз учешће стручњака. Додатни аргумент за избор овог региона било је постојање развијене мреже онлајн-група у оквиру одабране друштвене мреже, које се могу повезати са градским рејонима. Треба напоменути да Санкт Петербург има званично утврђену поделу на рејоне, што омогућава коришћење локације као аналитичког параметра.

Одлучено је да се прикупе подаци за 2023. годину, јер она није била обележена великим кризним догађајима који би пореметили структуру свакодневне онлајн-комуникације. Значајни догађаји тог периода већ су прошли фазу јавне реакције, док је фаза друштвеног замора тек следила. Период од 12 месеци сматра се репрезентативним временским интервалом који омогућава праћење промена у друштвеном расположењу и анализу годишњих трендова.

Као просторни маркер узет је рејон. Одабир заједница вршен је ручно, узимајући у обзир инфраструктуру сваког дела града. Пратиле су се не само опште групе са локацијском везом, већ и групе школа, вртића, библиотека, амбуланти, друштвених организација, одборника, администрација, спортских клубова итд. Свака група унета у евиденцију је анализирана са становишта редовне активности објављивања. Понашање пратилаца испитивано је узајамним односом лајкова и објава, јер је било важно одабрати групе са стварном активном међусобном интеракцијом. На основу ових критеријума одабрано је 412 јавних група, у просеку 25 по рејону. Објаве су се појављивале 1-2 пута дневно, а број коментара по објави варирао је од 3 до 20, у зависности од теме.

Када је реч о друштвеним сферама (усмерености група), у свим рејонима задржана је следећа пропорција: 10% – опште групе (званична група рејона и неколико група грађана), 10% – омладинске групе («ја сам адолесцент»), 20% – групе родитеља («ја сам родитељ»), 20% – школе и универзитети («ја сам ученик/студент»), 20% – комуналне теме и инфраструктура («ја овде живим»), 20% – спорт и култура («ја се одмарам»). Просечна дужина коментара износи 42 речи (под сваком објавом је 10-15 коментара), а просечна дужина објаве је 41 реч. Укупно је прикупљено 88.720 коментара испод 53.136 објава.

Донета је одлука да се објаве (као почетак дискусије) филтрирају на основу количине коментара под њима. Ако је објава имала мање од 5 коментара, сваки дужине испод 30 карактера, она се брисала из анализираног скупа података. На тај начин елиминисане су кратке фразе («супер!», «фантастично!» и слично) и добијени су садржајнији подаци. Како је циљ био процена опште емоционалне боје, сви коментари уз једну објаву третирани су као једна целина.

У другој фази истраживања прикупљен је додатни корпус посвећен културној сфери. Циљ је био тестирање стабилности методе на подацима за које није могуће применити ни просторну логику, ни логику улога при оцењивању обојености. Такође је испитиван практични потенцијал методе у контексту музејске области. При овом прикупљању намерно је изостављена веза са конкретним градом, јер се претпоставља да се трендови друштвеног расположења у сфери културе формирају изван регионалног нивоа.

Па тако, други корпус прикупљан је у апликацији Telegram, која подржава јавне групе. У почетни узорак ушло је 56 група које прате културну агенду. Званични музејски налози били су намерно изостављени. Фокус је био на независним групама које објављују најаве, осврте на изложбе, размишљања о уметности, визуелне селекције и линкове ка културним догађајима. Број пратилаца по групи кретао се између 3.000 и 30.000. За други корпус изабрана је 2024. година. Помоћу таквог временског раскорака избегло се преклапање са првим корпусом и проверена је временска отпорност методе.

Приликом анализе активности корисника пажња је посвећена густини и садржајности коментара. За даљи рад одабране су две групе (@muspatrol и @vmuzeu) које су показале највећи ниво активности публике. Ово је омогућило рад не само са оригиналним објавама, већ и са коментарима који их прате (размена мишљења). Укључивање дискурса корисника било је неопходно за пуну процену емоционалне реакције и тематске структуре у динамици. Укупно је прикупљено 12.500 текстова, а након чишћења (уклањање безначајних порука и оних краћих од 30 карактера) коначни корпус обухвата 8.673 поруке.

Оба скупа података обрађена су у следећим етапама: 1) токенизација; 2) уклањање специјалних знакова, емотикона, линкова и интерпункције; 3) уклањање стоп-речи; 4) нормализација токена (лематизација).

3. МЕТОДА

У фази развоја методе коришћен је први скуп података. Он је доступан у отвореном репозиторијуму пројекта – <https://github.com/petersburg-mood-project>.

3.1 Приступ моделовању тема текстуалних података

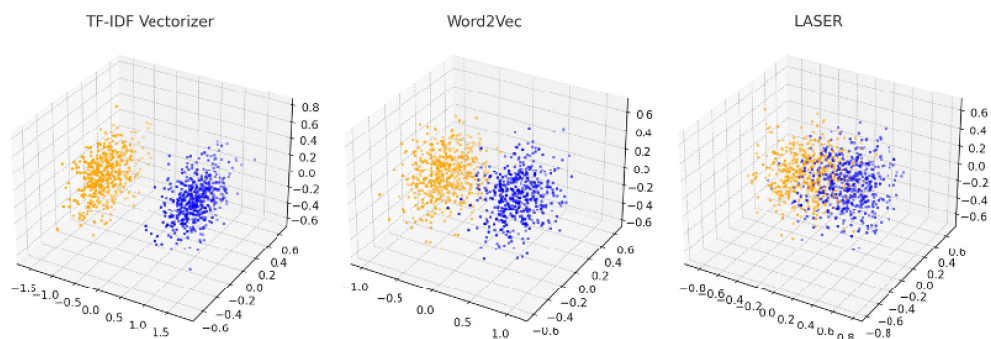
Да бисмо утврдили који метод векторизације најбоље одговара специфичним текстовима са друштвених мрежа, тестирали смо доле поменута

три приступа и упоредили њихову способност да забележе информацију која разликује текстове по одређеним обележјима. У ту сврху коришћена је кластеризација података. Овај процес омогућава да се прикаже како вектори могу да одражавају закономерности у подацима, издвајајући групе текстова са сличним карактеристикама.

За векторизацију текстова су биле примењене три методе:

- TF-IDF са биграммима,
- Word2Vec (параметри: size = 100, sg = 1, min_count = 1, window = 5),
- и унапред обучени LASER, модел за руски језик (на бази PyTorch).

Затим је примењен алгоритам К-средњих ($k = 2$) да се провери како свака метода издваја структурне групе у векторском простору. Резултати експеримента (Сл. 1) показали су да је TF-IDF најпогоднији за векторизацију текстова из друштвених мрежа, јер боље региструје неопходне разлике између порука.



Слика. 1: Анализа раздвојивости класа коришћењем 3D компресије векторског простора уз помоћ алгоритма PCA

Следећи задатак који је био пред нама је стварање алгоритма моделирања тема који би нас приближио, при опредељењу теме текста, ка концепту идентификације друштвених улога, чија је логика већ била описана.

Тестирана су два стандардна приступа:

- LDA (Latent Dirichlet Allocation), метода тематског моделовања, која распоређује речи по темама на основу вероватноће;
- LSA (Latent Semantic Analysis), који користи разлагање матрице речи и докумената ради откривања скривених семантичких веза између речи.

Циљ експеримента био је да се утврди колико су ови модели осетљиви на кратке текстове писане у разговорном стилу.

У оквиру нашег истраживања донета је следећа методолошка одлука:

- за тематско моделирање користи се текст саме објаве (као почетак дискусије),

— сви коментари на ту објаву посматрају се као целина и анализира се њихова укупна емоционална боја.

Ова одлука заснива се на хипотези да нас интересује општа тема и обојеност читаве дискусије, а не став појединачног аутора. Постови са мање од 5 коментара краћих од 30 знакова били су искључени из скупа података. То је омогућило уклањање кратких и нерелевантних реплика и обезбедило бољу садржајну равнотежу података.

Серија експеримената (Chizhik & Sadokhin, 2024) показала је да је за наше податке LDA модел (Jelodar et al., 2019) прикладнији за тематско моделирање.

Затим су спроведени тестови метода векторизације у комбинацији са LDA моделом. Ови експерименти су показали да спајање LDA и TF-IDF омогућава добијање интерпретабилнијих тема. Насупрот томе, повезивање LDA са LASER моделом довело је до преклапања тема и мање јасне категоризације садржаја.

Поред тога, спроведени су експерименти са модулom за анализу обојености «Dostoevsky» (Bureaucratic Labs, 2021). У овом случају LASER модел је показао високу ефикасност у препознавању и тумачењу емоционалне боје текста, док је TF-IDF дао мање стабилне резултате. То је довело до одлуке да се у нашој методи користе две различите векторизације: TF-IDF за моделовање тема, а LASER за анализу обојености.

Примена TF-IDF у оквиру LDA модела подразумева претварање текстуалних података у векторе, где тежина сваке речи добија вредност у складу са њеном учешћом у конкретном документу (TF) и обрнуто, тиме колико ретко се налази у целој колекцији докумената (IDF), што помаже да се смањи утицај речи које се често понављају, али су мање информативне. Овакво представљање побољшава квалитет издвајања тематика помоћу модела LDA пошто се више пажње даје уникатним и важним за тематике речима, истовремено опште речи добијају мању тежину.

За TF-IDF су изабрани следећи параметри: `max_features=2000`, `max_df=0.95`, `min_df=2`. На овако припремљеним векторима обучен је LDA модел. Током обучавања задана је количина тема – 11, јер је при томе постигнута највећа кохерентност. Модел је издвојио групе речи (теме) које се често налазе заједно у текстовима. Из тих 11 тема биле су издвојене следеће генерализације: «Животиње», «Школа/образовање», «Посао», «Комунални проблеми», «Одмор», «Проблеми у рејону», «Саобраћај», «Породица», «Спорт», «Град», «Култура».

3.2 Приступ анализи обојености текстова

При процени стандардних приступа анализи обојености постало је јасно да они не одражавају неопходну дубину емоционалне информације: ни бинарна класификација, ни скалирање по поларитету не омогућавају бележење емотивних стања појединаца која су неопходна за корелацију са категоријом друштвеног расположења. Због тога је одлучено да се у основу алгоритма интегрише модел базичних емоција.

Као основа узет је неуропсихолошки модел емоција, који су развили истраживачи са Универзитета у Глазгову (Jack, Garrod, & Schyns, 2014), а који дефинише четири основне класе емоционалних стања. Модификујући овај модел за потребе сопствене методологије, уведен је концепт емоционалног градијента, што је омогућило прецизније дефинисање унутрашњег интензитета емоције уз коришћење стандардних класификација базичних емоција прихваћених у психологији и културологији (Ekman, 1999).

Обојеност је на крају анализирана по шестостепеној скали: радост, туга, бес, страх, заинтересованост (когнитивна укљученост) и неутрално стање. Приликом креирања сопствене скале базичних емоција, узета је у обзир потреба за декомпозицијом сваке класе на њена саставна емоционална стања. Класа «радост» обухвата инспирацију, одушевљење и смирену радост; «туга» – чамотињу, досаду и носталгију; «бес» – раздражљивост и љутњу; «страх» – анксиозност и забринутост; «заинтересованост» обједињује радозналост и иронију. На тај начин постигнута је прецизнија интерпретација емоционалног контекста анализираних текстова са друштвених мрежа. Коначни циљ је био да издвојена емоционална позадина коментара служи, са једне стране, као показатељ тога како се друштво осећа, а са друге – као инструмент за анализу емоционалног односа према различитим тематским областима и за идентификацију афективних трендова.

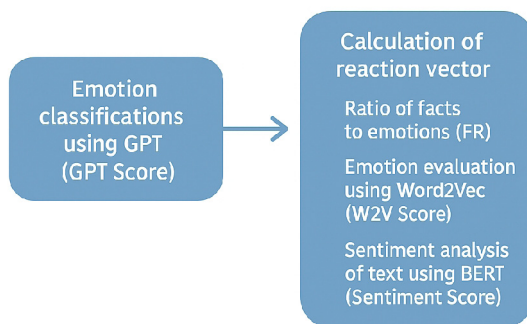
За прецизније одређивање емоционалне класе развијена је формула која комбинује различите приступе процени обојености текста:

$$\text{Final Emotion Score} = \text{GPT Score} - (\text{FR} \times \text{W2V Score} \times \text{Sentiment Score}).$$

У формули је примењена комбинација алгоритама: Word2Vec за анализу семантичке сличности речи са кључним емоционалним индикаторима, BERT за класификацију опште боје текста и ruGPT-3 за одређивање вероватноће припадности текстова једној од шест разматраних класа емоција. Интеграција ових метода омогућила је да се у исто време узму у обзир контекст, боја и прецизна емоционална нијанса текста. То је значило да се за сваки текст прво одређивала највероватнија емоција помоћу GPT модела, који је враћао емоционалну класу и нумеричку оцену сигурности у ту класификацију (GPT Score). Затим је израчунат вектор реакције – производ три метрике: тематске релевантности (FR), семантичке блискости (W2V Score) и емоционалне усмерености (Sentiment Score). Све компоненте су се рачунале у односу на емоцију коју је предложио GPT модел. Формула претпоставља да резултат великог језичког модела (GPT Score) одражава интегрисано прагматичко-контекстуално тумачење емоција, док комбинација $\text{FR} \times \text{W2V Score} \times \text{Sentiment Score}$ описује лексичко-семантичку напуњеност текста емоционалним елементима. Одузимање ових компоненти компензује случајеве када висока фреквенција емоционалних речи (лексички ниво) није праћена стварном емоционалном обојеношћу у контексту - на

пример, код ироније, цитата или неутралних порука са експресивном лексиком. Дакле, разлика између две мере служи за балансирање између површинске емоционалности и контекстуалног значења, пружајући стабилнију процену емоционалне боје. Ова разлика се тумачи не као једноставна аритметичка операција, већ као средство компензације између нивоа анализе: контекстуалног (GPT) и лексичко-семантичког (W2V, Sentiment). Када је тестирана на оба корпуса, управо је ова конфигурација показала најмање флукуације у коначним вредностима при промени тематског контекста и стилских карактеристика порука, што потврђује њену адекватност и концептуалну валидност.

Слика 2 приказује шему по којој, ослањајући се на формулу, ради ансамбал алгоритма.



Слика. 2: Шема функционисања методе за процену обојености

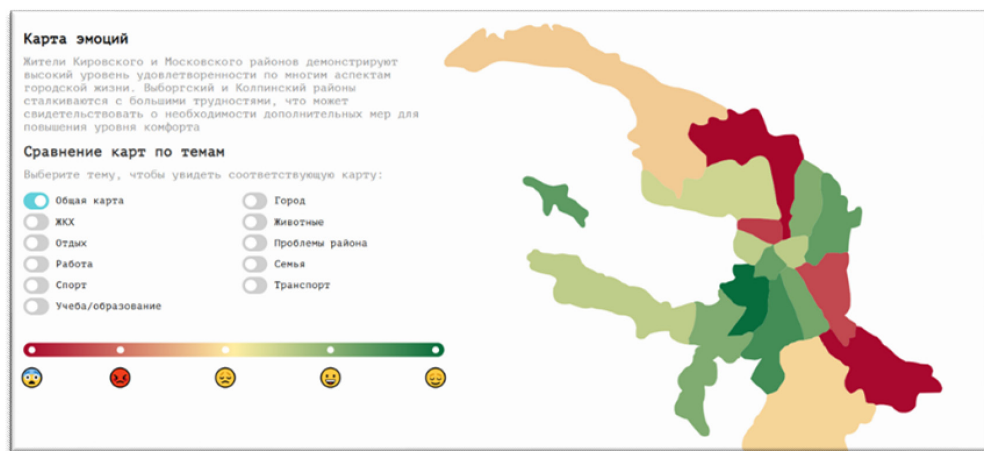
За процену тачности развијене методе коришћен је ручно обележени сегмент података (10 хиљада редова) и метрика F1-score. Ова метрика представља хармоничну средину између прецизности и одзива, и омогућава процену уравнотежености алгоритма, узимајући у обзир и false positives, и false negatives грешке.

F1-мера је показала вредност 0,91, што указује на висок ниво тачности примењеног алгоритма за анализу обојености.

4. ПРИМЕНА МЕТОДЕ НА КОРПУСУ КУЛТУРНЕ СФЕРЕ

Добијени резултати показали су да јавне објаве на друштвеним мрежама и коментари испод њих приказују појединца у директној међусобној вези са друштвеном групом. То значи да се емоционално стање појединца бележи узимајући у обзир узајамни утицај других људи који припадају друштвеној групи са којом се он идентификује. На тај начин, метода отвара могућности за анализу друштвеног расположења и фактора који на њега утичу (локацијска веза и повезаност са друштвеном сфером).

Као апроксимација добијен је општи приказ емоционалног спектра за Санкт Петербург, као и мапа, која из њега произлази, са диференцијацијом по друштвеним сферама (Слика 3). Мапа је доступна на адреси: <https://petersburg-mood-project.github.io/spbmood-web/emotion-factor>.



Слика 3: Интерактивна мапа емоционалног спектра за Санкт Петербург

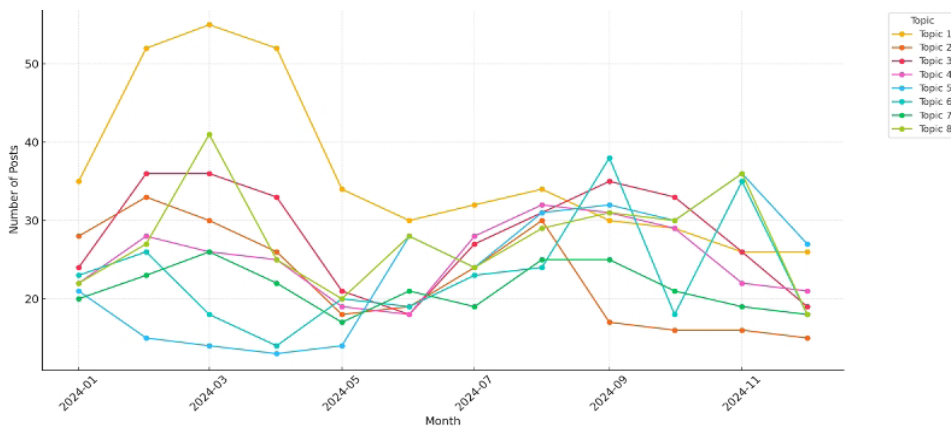
Следећа фаза истраживања била је тестирање скалабилности методе. Конкретно је било неопходно да се провери ефикасност коришћења развијеног модела базичних емоција. Такође је требало проверити хипотезу о томе да ли је метода отпорна на ситуације у којима се у тексту преклапају контексти неколико друштвених улога, као и на случајеве када маркер локације није применљив у претходно описаном смислу.

Из тог разлога, у наставку истраживања коришћен је други скуп података (културна сфера, објаве и коментари из апликације Telegram), који је доступан на адреси: <https://github.com/petersburg-mood-project/culture-telegram-data>.

За тематско моделовање у другом скупу података, као и раније, коришћен је модел LDA уз примену TF-IDF векторизације. Као што је и претпостављено, значајан део порука је имао преклопљене различите друштвене улоге («ја сам родитељ»/«ја сам туриста»/«ја се одмарам»/«ја учим»), што није омогућило директно повезивање добијених тема са друштвеним сферама као у првом скупу података.

Ипак, општа логика тематског моделирања остала је очувана. Број тема одређен је на основу метрике кохерентности (8 тематских кластера): најаве изложби (topic 1), савремена уметност и инсталације (topic 2), историја уметности и ретроспективе (topic 3), вести из музеја и светски културни догађаји (topic 4), вирални садржај (topic 5), визуелне селекције (topic 6), породични и едукативни програми (topic 7), објаве рефлексije (topic 8).

Издвојени тематски кластери анализирани су у временској ретроспективи (слика 4).



Слика. 4: Динамика помињања тематских кластера у Telegram групама културне усмерености (2024. година)

Анализа тематских кластера показала је да се културна сфера у великој мери фокусира на музеје као главни окидач. То може бити повезано са чињеницом да музеј представља стабилан елемент градске културне инфраструктуре, који обједињује и свакодневне праксе (посете, учешће у догађајима) и рефлексивне или когнитивне активности (дискусије о уметности, историји, визуелном искуству). Музеј као институција постаје погодна улазна тачка за изражавање личног става према култури у целини.

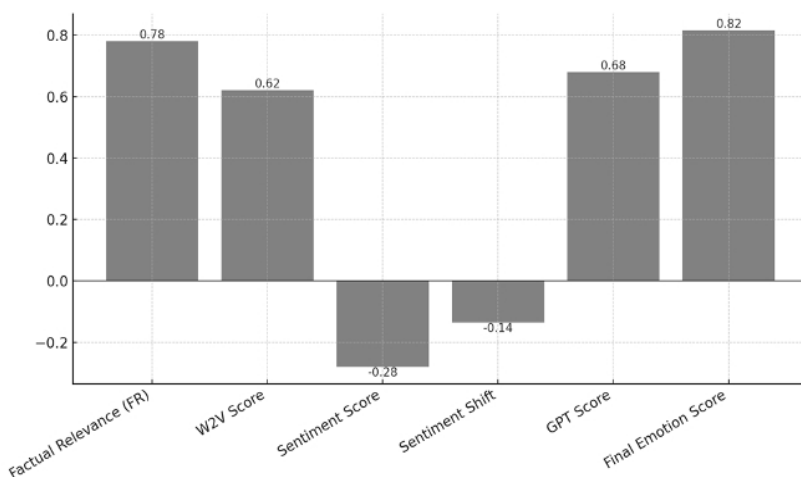
Приказани графикон илуструје како се интересовање за различите теме мења током године. Најаве изложби формирају стабилну информациону позадину и одређују ритам објава. Савремена уметност и инсталације добијају популарност у јесен, што указује на типично време за обнову културног искуства. Историјске и ретроспективне теме показују релативну стабилност, са мањим врховима у пролеће и јесен — вероватно је у тим периодима публика отворенија за рефлексiju. Тематика породичних и едукативних програма нагло се активира у марту, јуну и децембру, што се поклапа са школским распустима и периодима празника. Вирални садржај привлачи пажњу нерегуларно, али повремено изазива нагле врхове интересовања. Интеракција са визуелним селекцијама и естетски оријентисаним објавама расте током лета и зимских празника, што вероватно одражава сезонску потражњу за лакшим и визуелно богатим садржајем.

Током моделовања тема, једна тема показала је нетипичну динамику: појављивала се углавном на почетку и крају календарске године и имала умерен, али стабилан удео укупних порука. За интерпретацију ове теме спроведена

је додатна анализа уз помоћ лексичких индикатора и једноставне анализе обојености. Резултат је идентификација теме као рефлексивног садржаја (размишљања). Ова анализа показала је колико је важно знати не само о чему публика говори, већ и како она реагује: са ентузијазмом, иронијом, скепсом или дистанцом.

На тај начин долазимо до процене обојености као друге фазе методе. Као и у случају првог скупа података, сваки текст је векторизован коришћењем LASER модела. Затим је примењена формула која користи ансамбл алгоритама за процену обојености, као и развијени модел основних емоција. Детаљан опис рада формуле је био описан у поглављу 3.2.

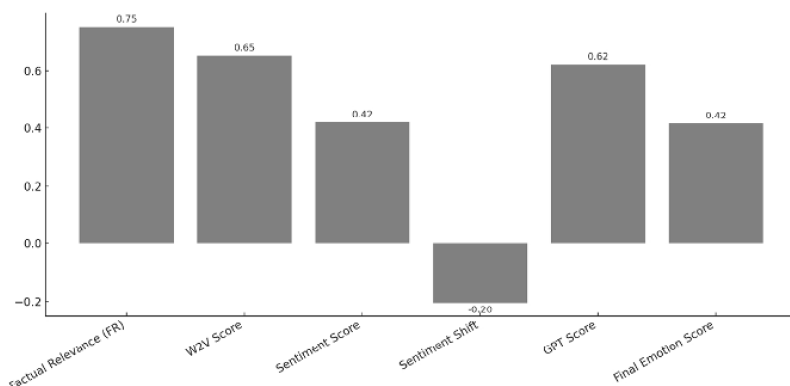
Рад са другим скупом података показао је важност коришћења ансамбла алгоритама. Њихова заједничка примена повећала је тачност класификације, помажући у повезивању сложених емоционалних конструкција и нијанси значења са одговарајућом класом. Испод (Слика 5) је приказан допринос сваке метрике коначној оцени на примеру једног од текстова из овог скупа података («ова изложба се осећа као шетња кроз шуму: расејано светло, тихи амбијентални звуци и слике које као да дишу тишином»).



Слика. 5: Илустрација прорачуна класе обојености текста (класа «заинтересованост» детектована као највероватнија)

GPT модел је иницијално доделио највећу вероватноћу класи «заинтересованост» (0.68), при чему је друга по вероватноћи класа – «радост» – заостајала свега 0.06. Израчунавање вектора реакције значајно је повећало сигурност класификатора у избору коначне класе.

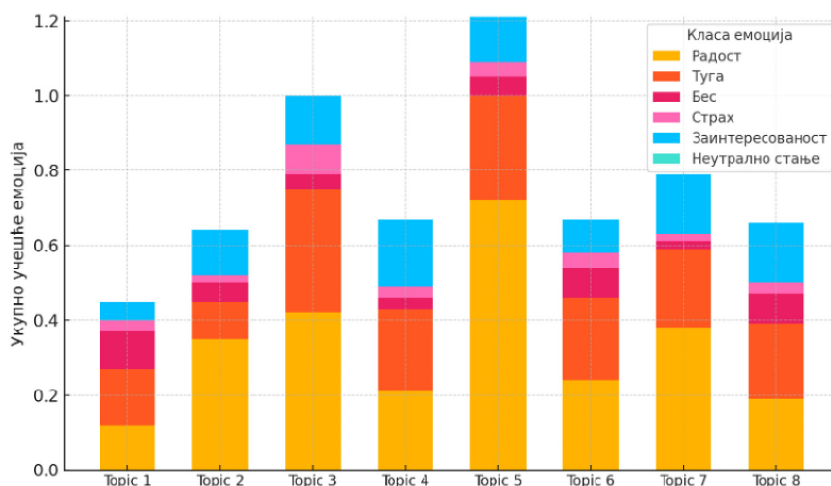
На слици 6 приказане су метрике за другу по вероватноћи класу обојености текста («радост»).



Слика. 6: Илустрација прорачуна вероватноће класе обојености (за класу „радост”)

На тај начин, коришћење ансамбла алгоритама и вектора реакције омогућило је повећање тачности процене обојености и боље урачунавање сложених емоционалних нијанси у тексту. Ово се посебно показало важним у случајевима када је разлика између две највероватније класе била минимална, као у приказаном примеру.

Затим смо анализирали емоционалне профиле узимајући у обзир тематске кластере, нарочито њихову динамику током времена (слика 7). Ово нам је омогућило да утврдимо које емоције преовлађују у различитим типовима порука и како су распоређене у информационом простору током целе године.



Слика. 7: Емоционални профиле по темама (прикупљено по основним класама)

Како се види на графику, теме повезане са савременом уметношћу и инсталацијама (Topic 2) чешће су праћене емоцијама страха, интересовања и радости. Визуелне селекције (Topic 6) углавном изазивају радост и задржавају се близу неутралног стања. Ретроспективне објаве (Topic 3) и рефлексивне публикације (Topic 8) показују тежњу ка класи „туга”.

Добијене расподеле по емоционалним класама и њихова временска динамика могу послужити као емпиријска основа за тумачење структуре афективног перцепцијског искуства појединаца унутар комуникативног простора који се формира око информационих трендова. Идентификовање стабилних емоционалних образаца омогућава апроксимацију збирног индивидуалног расположења у категорију друштвеног расположења. То, заузврат, ствара основу за прилагођавање наратива кустоса, оптимизацију облика којим се представља садржај и планирање догађаја, узимајући у обзир емоционалну ангажованост и динамику индивидуалних реакција.

У закључку напомињемо да је процена тачности рада методе за анализу обојености текста спроведена по истом принципу као и у претходној фази експеримената. Трећина података из датасета је ручно означена и коришћена за израчунавање F1-мере. Коначна вредност била је $F1 = 0.89$.

5. ДИСКУСИЈА

Током развоја формуле за процену обојености, иницијално је планирано да се GPT модел користи као извор тежинских коефицијената – додатна компонента поред осталих метрика. Међутим, у току тестирања показало се да управо GPT најстабилније одређује доминантну емоционалну класу, па је премештен у централни елемент формуле. Главно ограничење овог приступа остаје непрозирност модела („црна кутија”), што отежава тумачење језичких карактеристика које утичу на избор класе. Да бисмо проверили поузданост процена GPT-а, спроведена је стручна провера на ручно обележеном подскупу података. За мерење степена слагања између модела и стручних процена коришћена је метрика доследности Капа Коена која узима у обзир вероватноћу случајног поклапања и примењује се како би се оценила усаглашеност између два класификатора у случају фиксног броја категорија. Добијена вредност $\kappa = 0.74$ указује на висок ниво сагласности и потврђује ваљаност процена GPT-а у овој фази рада, што је омогућило да се користи као референтна тачка у методи ансамбла. Међутим, коришћење GPT-а као централне компоненте чини методу зависном од екстерног модела чије се понашање може променити. Ово доводи у питање стабилност резултата и захтева редовну проверу посебно када се имплементира у апликативним системима.

Разматрана је и могућност апсолутне вредности у формули како би се елиминисао утицај правца одступања између метрика. Међутим, анализа

је показала да знак одступања садржи значајну информацију – нарочито у идентификацији разлика између емоционалне интонације и семантичке релевантности текста. Стога апсолутна вредност није коришћена у коначној верзији формуле.

Подаци за оба корпуса су преузети из јавног сегмента друштвених мрежа; стога, не постоје директна етички проблеми повезани са коришћењем ових текстова. Ипак, извршили смо анонимизацију: нисмо сачували имена и надимке корисника, већ само идентификаторе порука/објава (како бисмо реконструисали редослед одговора, ако је потребно, и како бисмо могли даље анализирати контексте). Поред тога, корпуси су аутоматски обрађени како би се искључила помињања и ознаке унутар текстова. Ако се метода прошири, потенцијални ризици остају: (1) могућност реперсонализације приликом комбиновања са спољним изворима; (2) могуће присуство малолетника у јавним четовима; (3) присуство порука које садрже емоционално или друштвено осетљиве теме; (4) као резултат тога, могуће културне пристрасности; (5) активност ботова и координисане кампање способне да искриве природне сигнале. Тренутно су ови ризици минимизирани због теме анализе, која је фокусирана на културне и урбане контексте. У будућности, прва полазна тачка за развој методе биће анализа присуства стереотипа и др. у онлајн комуникацији.

Уопштено гледано, предложени приступ-ансамбл показао је стабилност, али захтева даље усавршавање у погледу интерпретабилности и прилагођавања различитим типовима улазних података.

6. ЗАКЉУЧЦИ

Развијени метод анализе тематике и обојености кратких корисничких порука показао је стабилност, тачност и могућност проширивања при примени на различите типове јавних података из друштвених мрежа. Провера приступа ансамбла за процену обојености показала је висок квалитет класификације. Вредности за оба скупа података биле су високе, имајући у виду да је модел радио са текстовима специфичног, разговорног дискурса онлајн-комуникације.

Предложени приступ омогућава боље разумевање механизма који леже у основи формирања колективних осећања у контекстима савремених комуникацијских пракси, где се интеракција гради према моделу „многи према многим“. Праћење промена у боји и теми јавних порука омогућава реконструкцију друштвених процеса који обликују савремени социокултурни контекст и помаже у прецизнијем повезивању динамике онлајн интеракција са променама у реалном друштвеном окружењу.

Сматрамо да је вредност рада пре свега у могућности практичне примене методе у разноликим реалним ситуацијама, не везаним искључиво за друштвено расположење. Та могућност је проверена на скупу података прикупљених у

Telegram. Рад са овим текстовима показао је да метода остаје стабилна чак и у условима преклапања друштвених улога и одсуства јасних географских маркера. Временска расподела емоционалних класа указује на осетљивост методе на сезонске и тематске варијације, као и на могућност реконструкције афективне структуре доживљаја културног садржаја.

Следећа фаза истраживања биће покушај повезивања онлајн-података са реакцијама посетилаца у музејском простору (офлајн). У том циљу биће тестиран систем QR кодова као алат за прикупљање података у физичком окружењу. Коначни циљ је интеграција онлајн и офлајн извора у јединствени аналитички модел. То ће омогућити коришћење идентификованих тема и емоционалних паттерна за формулисање хипотеза и дизајнирање офлајн-интеракција.

Литература:

- Bureaucratic Labs. (2021). Dostoevsky: Fast and reliable sentiment analysis for Russian language. GitHub. <https://github.com/bureaucratic-labs/dostoevsky>
- Chizhik, A. V., & Sadokhin, A. P. (2024). Experience of analyzing the social well-being of citizens: Correlation of characteristics of urban health infrastructure and tonality of texts from social networks (on the example of St. Petersburg) [in Russian]. *Bulletin of the Novosibirsk State University. Series: Linguistics and Intercultural Communication*, 22(1), 50–64. <https://doi.org/10.25205/1818-7935-2024-22-1-50-64>
- Ekman, P. (1999). Basic emotions. In T. Dalgleish & M. J. Power (Eds.), *Handbook of cognition and emotion* (pp. 45–60). John Wiley & Sons Ltd. <https://doi.org/10.1002/0470013494.ch3>
- Jack, R. E., Garrod, O. G. B., & Schyns, P. G. (2014). Dynamic facial expressions of emotion transmit an evolving hierarchy of signals over time. *Current Biology*, 24(2), 187–192. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2013.11.064>
- Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Jiang, X., Li, Y., Zhao, L., & Wu, M. (2019). Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: Models, applications, a survey. *Multimedia Tools and Applications*, 78, 15169–15211. <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6894-4>.

Anna Čížik
Katarina Čokrić

**METHOD FOR ANALYZING CITIZENS' SENTIMENT VIA ONLINE
DISCOURSE: APPLICATION TO MUSEUM COMMUNICATION
AND CURATORIAL WORK**

Summary

The paper presents a method for the automatic sentiment analysis and topic extraction of short texts taken from social networks. The purpose of the method is to identify and analyze the dynamics of social mood in various social and thematic spheres, in particular, its application in the museum context. A model of basic emotions is used for multiclass classification within the framework of sentiment analysis. It helps to determine the emotional gradient of discussions more accurately. The authors emphasize the necessity of topic modeling for structuring the identified emotional patterns. The LDA algorithm, adapted to the specifics of the texts, is used for topic modeling. The authors test their method on two datasets: a general dataset that includes posts and comments on them on all social spheres detectable in the city's social landscape; and a dataset related to the cultural sphere. The second dataset was collected in order to test the scalability of the method, as well as to demonstrate the real application of the method to an applied problem. The article describes the course of the experiment, including the rationale for the chosen ensemble of sentiment analysis algorithms.

Keywords: sentiment analysis, contextual analysis, social networks, online discourse, urban discourse, museum practice, exhibition practices