

UDC 512.643

O‘ZBEK TILIDAGI SHARHLAR UCHUN KONTURLI KONVOLYUCTIONS NEYRON TARMOQIGA ASOSLANGAN ASPEKT VEKTORLASHTIRISHNING UCH BOSQICHLI SENTIMENT TAHLILI MODELII**MATLATIPOV SAN‘ATBEK G‘AYRATOVICH**MIRZO ULUG‘BEK NOMIDAGI O‘ZBEKISTON MILLIY UNIVERSITETI, TOSHKENT, O‘ZBEKISTON
s.matlatipov@nuu.uz**RAJABOV JALOLIDDIN SHAMSUDDIN OG‘LI**MIRZO ULUG‘BEK NOMIDAGI O‘ZBEKISTON MILLIY UNIVERSITETI, TOSHKENT, O‘ZBEKISTON
j.rajabov@nuu.uz**ALLABERDIYEV BOBUR BAXTIYOROVICH**MIRZO ULUG‘BEK NOMIDAGI O‘ZBEKISTON MILLIY UNIVERSITETI, TOSHKENT, O‘ZBEKISTON
O‘ZBEKISTON XALQARO ISLOM SHUNOSLIK AKADEMIYASI, TOSHKENT, O‘ZBEKISTON
allaberdiyev_91@mail.ru**ANNOTATSIYA:**

Aspektga asoslangan sentiment tahlil (AASST) har bir sharhda aniq aspekt bo‘yicha bahoni aniqlash orqali fikrlarni yanada chuqurroq tahlil qilish imkonini beradi. Mazkur maqolada o‘zbek tilidagi ijtimoiy sharhlari uchun *konturli konvolyutsion neyron tarmoq* (Gated Convolutional Aspect Embedding, GCAE) arxitekturasiga tayangan *uch bosqichli* AASST modeli taklif etiladi. Birinchi bosqichda aspekt atamaları ajratiladi (AAA), ikkinchi bosqichda har bir aspekt uchun tegishli semantik kategoriya aniqlanadi (ACC), uchinchi bosqichda esa shu aspektga nisbatan sentiment polariteti baholanadi (ATSA). Model kirishda FST-ga asoslangan morfologik tahlil, FastText so‘z vektorlari va o‘zbek BERT enkoderi yordamida olingan leksik hamda kontekstual embeddinglarni birlashtiradi; GCAE asosidagi darvozalangan konvolyutsion modul esa aspektga bog‘liq vektorlashtirishni amalga oshiradi. Maqolada ushbu uch bosqichli arxitektura uchun umumiy vektorlashtirish sxemasi va ko‘p vazifali (multitask) yo‘qotish funksiyasi yordamida yagona konturli neyron tarmoq modelini o‘qitish prinsiplari batafsil bayon etiladi.

Kalit so‘zlar: aspektga asoslangan sentiment tahlil, GCAE, konturli konvolyutsion neyron tarmoq, darvozalangan konvolyutsiya, aspekt terminlarini ajratish, aspekt kategoriyasi, aspekt darajasidagi sentiment, o‘zbek tili, uch bosqichli model, ko‘p vazifali o‘qitish, morfologik tahlil.

Kirish

O‘zbek tilida yozilgan foydalanuvchi sharhlari (restoran, xizmat, onlayn-do‘kon va hokazo) bozordagi qarorlar, xizmat sifati va foydalanuvchi tajribasini o‘rganish uchun juda boy manba hisoblanadi. Keng tarqalgan sentiment tahlil modellari odatda butun gap yoki butun hujjat bo‘yicha *bitta* sentiment yorlig‘ini (musbat, manfiy, neytral) qaytaradi. Biroq real sharhlar ko‘pincha bir nechta aspektlarni qamrab oladi; masalan, “Ovqat juda mazali, lekin xizmat sekin” gapida *ovqat* va *xizmat* aspektlari bo‘yicha turli sentiment mavjud.

Aspektga asoslangan sentiment tahlil (ABSA/AASST) aynan shu muammoni hal qiladi: u matndan *aspekt terminlarini* aniqlab, har bir aspektga *kategoriya* va *sentiment polariteti* biriktiradi [1]. Xalqaro miqyosda ABSA masalasi SemEval-2014 Task 4 [1] doirasida standartlashgan bo‘lib, Gated CNN (GCAE) kabi arxitekturalar bu vazifa uchun yuqori samaradorlik ko‘rsatgan [2]. O‘zbek tili uchun esa dastlabki ishlar avval umumiy sentiment tahlil [4], keyin esa aspekt darajasidagi UzABSA korpusi va SVM asosidagi modellar [3,5] ko‘rinishida taklif etilgan.

O‘zbek tili agglutinativ til bo‘lgani sababli, affiksalar, kelishiklar va shaxs-son ko‘rsatkichlari bilan ifodalangan nozik grammatik farqlarni hisobga oladigan model talab etiladi. Shu ma‘noda, morfologik va sintaktik jihatdan formal o‘rganilgan o‘zbek tili [3,6,8] asosida yaratilgan FST (chekli holatli transduser) ga asoslangan morfologik analizatorlar ABSA modelini boyitish uchun tabiiy asos bo‘lib xizmat qiladi. Mazkur

maqolada o'zbek tilida ABSA masalasini *aniq fanlar* nuqtai nazaridan qat'iy formalashtirish, ya'ni uch bosqichli modelni matematik apparat yordamida ifodalash va konturli konvolyutsion neyron tarmog'iga (GCAE) asoslangan arxitektura bilan bog'lash ko'zda tutiladi [2,5].

Asosiy tushunchalar

Ushbu tadqiqotning maqsadi – o'zbek tilidagi foydalanuvchi sharhlarida *aspektga asoslangan sentiment tahlil* (AAST) masalasini qat'iy matematik model va zamonaviy ko'p tarmoqli neyron arxitektura yordamida yechishdan iborat. Bu yerda asosiy e'tibor sharhdagi umumiy kayfiyatni emas, balki ma'lum *obyektning aniq aspektlari* bo'yicha munosabatni aniqlashga qaratiladi.

Tadqiqotda o'zbek tilidagi onlayn platformalar sharhlari asosida maxsus korpus tuzilgan bo'lib, unda restoranlar, xizmat ko'rsatish sohasi va turli mahsulotlar haqidagi foydalanuvchi fikrlari jamlangan. Har bir sharh quyidagicha annotatsiya qilinadi:

- sharh *bitta asosiy obyektga* qaratilgan deb qabul qilinadi;
- sharh matnida obyektning bir yoki bir nechta *aspektlari* ajratiladi;
- har bir aspekt uchun *aspekt toifasi* (kategoriya) va *sentiment qutbligi* (musbat, manfiy, neytral yoki mojaroli) ko'rsatiladi;
- gap ichida aspektni ifodalovchi *aspekt atamalari* (maqsadli iboralar) lingvistik birliklar sifatida belgilab chiqiladi.

Quyida korpusda foydalaniladigan asosiy tushunchalar formal ta'riflar ko'rinishida keltiriladi.

1.1-ta'rif (Obyekt). *Obyekt* – bu sharhda fikr bildirilgan maqsaddir. U joy (restoran, kafe va hokazo), xizmat (taksi, yetkazib berish xizmati va boshqa) yoki aniq mahsulot bo'lishi mumkin. Ushbu tadqiqotda ABSA doirasida har bir sharh bitta asosiy obyektga qaratilgan deb faraz qilinadi.

1.2-ta'rif (Aspekt). *Aspekt* – bu sharhlovchi tilga olishi mumkin bo'lgan obyektning ma'lum xususiyati yoki xossasidir. Masalan, restoran sharhlarida aspektlar sifatida *“narr”, “xizmat ko'rsatish”, “taom sifati”, “muhit”* va shu kabilar ko'rilishi mumkin. Bu yuqori darajadagi semantik tushuncha bo'lib, odatda oldindan belgilangan aspekt toifalari to'plamidan tanlanadi va uning so'z boyligi nisbatan cheklangan bo'ladi.

1.3-ta'rif (Aspekt atamasi). *Aspekt atamasi* – sharh matnida obyektning ma'lum xususiyatini ifodalovchi so'zlar ketma-ketligidir. Bu ketma-ketlik berilgan gapda mutlaqo aniq tarzda *mavjud* bo'lishi kerak va odatda juda turli lug'aviy realizatsiyalarga ega bo'ladi. Amaliy adabiyotda u ko'pincha *maqsadli ibora* (target expression) deb ham yuritiladi.

Aspekt toifalari (1.2-ta'rif) va aspekt atamalari (1.3-ta'rif) turli abstraksiya darajalarini ifodalaydi. Masalan, restoran sharhida:

- sharh obyektining o'zi – *restoran*;
- aspektlar – *“narr”, “taom sifati”, “xizmat”* kabi umumiy toifalar;
- aspekt atamalari – *“sashimi”, “ruletlari”, “mazali salat”* kabi matnda aniq ko'rinadigan so'z birikmalari.

Ko'rinib turibdiki, ba'zi holatlarda aspekt va aspekt atamasi bir xil leksik birliklar bilan ifodalanishi mumkin, lekin ularning semantik rolini ayro ko'rish muhim: aspekt *kategoriya* darajasida, aspekt atamasi esa matn ichidagi *aniq ibora* darajasida aniqlanadi.

Aspektga asoslangan sentiment tahlilning vazfiolari

AAST umumiy vazifasi obyektlarning aspektlarini va har bir aspektga nisbatan sentiment munosabatini aniqlashdan iborat. Bu murakkab vazifani amaliy modellashtirish uchun uni bir nechta kichik vazifalarga bo'lib o'rganish odat tusiga kirgan:

- **Aspeklarni ajratib olish (AA).** Bu vazifa ko'pincha nazorat qilinmaydigan (unsupervised) o'rganish vazifasi sifatida qaraladi va katta sharh korpusi asosida asosiy aspekt toifalarini avtomatik kashf etishga qaratiladi. Bu ishda asosiy diqqat neyron model yordamida *oldindan berilgan* aspekt toifalarini aniqlashga qaratilgan bo'lsa-da, AA bosqichi umumiy ABSA tizimlarida muhim tayyorlov bosqichi sifatida qaraladi.
- **Aspekt toifalarini tasniflash (ATT).** Bu vazifa berilgan matn (gap yoki sharh)ni oldindan belgilangan aspekt toifalari to'plamiga ko'ra tasniflashdan iborat. Ya'ni, sharhda obyektning qaysi jihatlari (narx, taom, xizmat va hokazo) haqida gap ketayotganini aniqlash talab etiladi. Bu matn tasniflashning maxsus holati bo'lib, bizning modelda GCAE asosidagi branchlardan biri aynan shu ATT vazifasini bajaradi.
- **Aspekt atamalarini ajratish (AAA).** Bu vazifa maqsadli iboralarni (target expressions) aniqlash deb ham yuritiladi. U berilgan gapda qiziqarli segmentni topishga qaratilgan bo'lib, bu bitta so'z yoki ko'p so'zli ibora bo'lishi mumkin. Annotatsiyada bu ketma-ketliklar aspekt atamalari sifatida belgilab chiqiladi va bizning neyron model uchun ATE (Aspect Term Extraction) komponenti sifatida xizmat qiladi.
- **Aspekt darajasidagi sentiment qutblarini tasniflash.** Sentiment qutbligi tasnifi hujjat darajasida, gap darajasida yoki aspekt darajasida bajarilishi mumkin. Aspekt darajasida to'rtta sentiment qutbi (musbat, manfiy, neytral, mojaroli) bilan ishlash, o'quvchiga umumiy reytingdan ko'ra ancha nozikroq axborot beradi. Berilgan aspekt bo'yicha matn ijobiy, salbiy yoki betaraf deb tasniflanishi, shuningdek, zarur hollarda raqamli reytinglar bilan moslashtirilishi mumkin.

Ushbu maqolada biz aynan *aspekt toifalarini tasniflash, aspekt atamalarini ajratish va aspekt darajasidagi sentiment qutblarini tasniflash* vazifalarini yagona ko'p tarmoqli neyron model doirasida yechishni taklif qilamiz. Keyingi bo'limda bu vazifalar uchun bosqichli matematik model ko'rinishida formalashtiriladi va konturlangan konvolyutsion aspekt vektorlashtirish (GCAE) arxitekturasi bilan bog'lanadi. Bunday tarzda AAST masalasini kichik vazifalarga bo'lish SemEval-2014 Task 4 doirasida standartlashgan [1]; darvozalangan konvolyutsion konvolyutsion arxitektura esa Li va Xue tomonidan taklif etilgan GCAE modeli bilan chambarchas bog'liq [2].

Masalaning qo'yilishi

\mathcal{V} bilan o'zbek tili uchun cheklangan so'z shakllari lug'atini, $\mathcal{X} = \bigcup_{n \geq 1} \mathcal{V}^n$ bilan esa barcha chekli uzunlikdagi gaplar (token ketma-ketliklari) to'plamini belgilaymiz. Bitta tokenizatsiya qilingan sharh yoki gap

$$X = (w_1, \dots, w_n) \in \mathcal{V}^n$$

ko'rinishda yoziladi.

Har bir X uchun AAST masalasi uchta bog'langan bosqichdan iborat:

1. **1-bosqich: aspekt terminlarini ajratish (ATA).** Gap ichida aspekt bo'lib qatnashadigan *uzluksiz* token oraliqlari aniqlanadi. Har bir aspekt termi

$$t = (i, j), \quad 1 \leq i \leq j \leq n$$

juftlik bilan ifodalanadi, bu yerda (w_i, \dots, w_j) aspektga tegishli bo'ladi. X uchun haqiqiy aspektlar to'plami

$$T^*(X) \subseteq \{(i, j) : 1 \leq i \leq j \leq n\}$$

deb belgilanadi.

2. **2-bosqich: aspekt kategoriyasini aniqlash (AKA).** Har bir $t \in T^*(X)$ aspekt uchun yakuniy, ma'nosi jihatidan umumlashtirilgan aspekt kategoriya yorlig'i tanlanadi. Kategoriyalar to'plamiga

$$\mathcal{C} = \{\text{Ovqat, Xizmat, Narx, Muhit, Joylashuv, Boshqa}\}$$

misol bo'lishi mumkin. Shunda haqiqiy xarita

$$C^* : T^*(X) \rightarrow \mathcal{C}$$

ko'rinishda yoziladi.

3. **3-bosqich: aspekt bo'yicha sentiment polariteti (ATSA).** Har bir $t \in T^*(X)$ aspekt uchun sentiment polariteti

$$\mathcal{S} = \{-1, 0, +1, \mathcal{C}\}$$

to'plamdan tanlanadi, bu yerda -1 – manfiy, 0 – neytral, $+1$ – musbat, \mathcal{C} – “mojaroli/qarama-qarshi” (ya'ni sharhda bir aspekt bo'yicha ijobiy ham, salbiy ham nuqtalar bor) holatini bildiradi. Natijada

$$S^* : T^*(X) \rightarrow \mathcal{S}$$

xaritasi aniqlanadi.

Shunday qilib, har bir X uchun maqsad – aspektlar bo'yicha uchliklar to'plamini tiklash:

$$F^*(X) = \{(t, C^*(t), S^*(t)) : t \in T^*(X)\}.$$

Amaliy model parametrlar to'plami θ bilan ifodalanadigan approksimatsiya

$$F_\theta : \mathcal{X} \rightarrow 2^{\{1, \dots, n\}} \times \mathcal{C} \times \mathcal{S}$$

ni o'rganadi va ideal holda $F_\theta(X) \approx F^*(X)$ bo'lishi kutiladi.

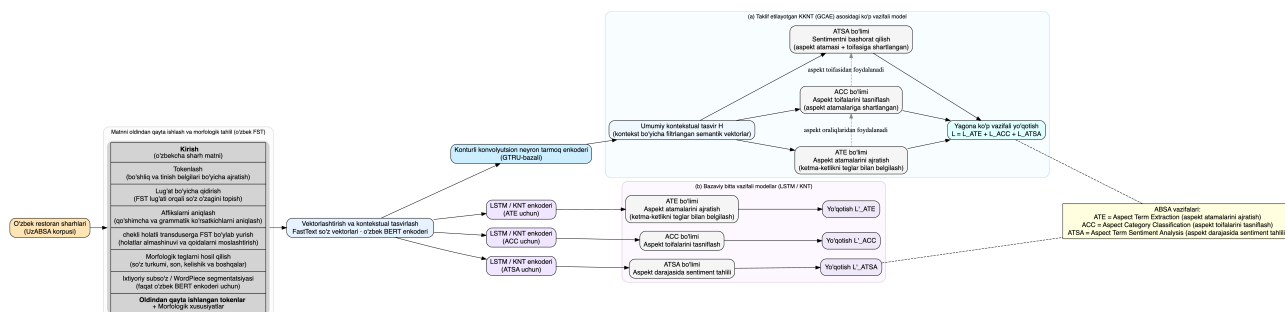


Fig. 5: O'zbek tilidagi sharhlar uchun taklif etilgan uch bosqichli aspektga asoslangan sentiment tahlil (AAST) maslasining umumiy tizimlashgan arxitekturasini. Chap tomonda kiruvchi restoran sharhlari matnini oldindan qayta ishlash va chekli holatli transduser (FST)ga asoslangan morfologik tahlil modulidan o'tib, leksik va morfologik belgilangan tokenlar ko'rinishiga keltiriladi. So'ngra bu tokenlar FastText so'z vektorlari va o'zbek BERT enkoderi yordamida vektorlashtirilib, konturli konvolyutsion neyron tarmoq (GCAE/KKNT) asosidagi ko'p vazifali model hamda taqqoslash uchun bazaviy bitta vazifali LSTM/KNT modellariga uzatiladi; natijada aspekt atamaları, ularning toifalari va har bir aspekt bo'yicha sentiment qutblari birgalikda bashorat qilinadi.

Konturli konvolyutsion neyron tarmog'iga asoslangan aspekt vektorlashtirish

Konturli konvolyutsion neyron tarmog'ining (KKNT, GCAE) umumiy tuzilmasi va aspektga bog'liq darvozalanish jarayoni 6-rasmda sxematik ko'rinishda keltirilgan. O'zbek tilining agglutinativ xususiyati sababli, har bir token uchun bir vaqtning o'zida leksik, morfologik va kontekstual axborotni inobatga olish zarur. Morfologik analizator yordamida (masalan, affikslarni va grammatik kategoriyalarni ajratib) olingan gap

$$X = (w_1, \dots, w_n)$$

uchta asosiy embedding oqimiga aks ettiriladi:

- leksik embedding $e_i \in \mathbb{R}^{d_w}$ (masalan, FastText so'z vektori);
- morfologik atributlar vektori $m_i \in \mathbb{R}^{d_m}$ (kelishik, son, shaxs, zamon va boshqalar);
- kontekstual embedding $b_i \in \mathbb{R}^{d_b}$ (o'zbek BERT kabi transformerlardan olingan vektor);

Natijada har bir pozitsiya uchun umumiy kirish vektori

$$x_i = [e_i; m_i; b_i] \in \mathbb{R}^d, \quad d = d_w + d_m + d_b,$$

hosil bo'ladi. Barcha tokenlar uchun

$$X_{\text{emb}} = (x_1, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^{n \times d}$$

matritsa ko'rinishida yoziladi.

Quyida konturli konvolyutsion neyron tarmoq (KKNT, inglizcha GCAE) asosida aspektga bog'liq darvozalanish (gating) mexanizmi batafsil tavsiflanadi. Ushbu modul uchala bosqich (ATA, ACC, ATSA) uchun umumiy encoder bo'lib xizmat qiladi.

Aspekt vektori

Har bir aspekt termi $t = (i, j)$ uchun uning lokal vektori maksimal pooling orqali aniqlanadi:

$$x_a(t) = \max_{i \leq k \leq j} x_k \in \mathbb{R}^d.$$

Bu vektor t aspektga tegishli tokenlar orasidagi eng muhim komponentlarni jamlaydi va keyingi darvozalanish bosqichida *aspekt konteksti* sifatida ishlatiladi. Amaliyotda $x_a(t)$ odatda chiziqli proyeksiya orqali KKNT filtrlari o'lchamiga moslashtiriladi:

$$v_a(t) = W_a x_a(t) + b_a \in \mathbb{R}^F,$$

bu yerda F – konvolyutsion feature-maplar soni.

Konturli konvolyutsion darvozalanish (GTRU)

KKNT enkoderi kirish matritsasi X_{emb} ga ikkita parallel bir o'lchovli konvolyutsiya qo'llaydi. Filter kengligi k va F ta filter tanlanganda, 1D-konvolyutsiyalar quyidagicha yoziladi:

$$C = W_f * X_{\text{emb}} + b_f, \quad (2)$$

$$G = W_g * X_{\text{emb}} + b_g, \quad (3)$$

bu yerda $*$ – vaqt (token pozitsiyasi) bo'yicha bitta o'lchovli konvolyutsiya operatori, W_f, W_g – mos og'irliklar, b_f, b_g – siljitish vektorlaridir. Natijada

$$C, G \in \mathbb{R}^{(n-k+1) \times F}$$

matritsalar hosil bo'ladi; C kontekst mazmunini, G esa darvoza signali uchun xom xususiyatlarni ifodalaydi.

Aspekt vektori $v_a(t)$ darvoza kanaliga qo'shilib, har bir pozitsiya uchun aspektga bog'liq darvozalanish hosil qilinadi. Buning uchun $v_a(t)$ barcha vaqt pozitsiyalariga broadcast qilinadi va quyidagi GTRU (Gated Tanh-ReLU Unit) ifodasi olinadi:

$$g_m(t) = \rho(G_m + v_a(t)), \quad (4)$$

$$\tilde{h}_m(t) = \tanh(C_m) \odot g_m(t), \quad m = 1, \dots, n - k + 1, \quad (5)$$

bu yerda $C_m, G_m \in \mathbb{R}^F$ – m -oina uchun konvolyutsion chiqishlar, \odot – elementlar bo'yicha ko'paytirish, $\rho(\cdot)$ esa ReLU turidagi chiziqli bo'lmagan funksiyadir:

$$\rho(u) = \max(0, u) \quad (\text{elementlar bo'yicha}).$$

(5) ifoda rasmda ko'rsatilgan

$$\tilde{h} = \tanh(C) \odot \sigma(G + V_a)$$

ko'rinishdagi darvozalanish formulasiga mos keladi, bu yerda $\sigma(\cdot)$ sifatida biz $\rho(\cdot)$ – ReLU funksiyasidan foydalanamiz. Natijada $\tilde{h}_m(t)$ faqat mazkur aspekt t kontekstida muhim bo'lgan filtr javoblarini o'tkazadi, aspekt bilan bog'liq bo'lmagan xususiyatlarni esa susaytiradi. Barcha pozitsiyalar uchun

$$\tilde{H}(t) = (\tilde{h}_1(t), \dots, \tilde{h}_{n-k+1}(t))^\top \in \mathbb{R}^{(n-k+1) \times F}$$

gated konvolyutsion xarita hosil bo'ladi.

Aspekt darajasidagi agregatsiya va sentimentni bashorat qilish

Har bir aspekt termi t uchun yakuniy aspekt darajasidagi xususiyat vektori vaqt (pozitsiya) bo'yicha maksimal pooling yordamida olinadi:

$$r_t = \max_{1 \leq m \leq n-k+1} \tilde{h}_m(t) \in \mathbb{R}^F.$$

Bu yerda max operatori elementlar bo'yicha olinadi, ya'ni har bir feature uchun eng kuchli aktivatsiya saqlanadi. Vektor r_t – konvolyutsion kontekst va aspekt vektori integratsiyasidan olingan, mazkur aspekt t ga xos kompakt tasvirdir.

Aspekt darajasidagi sentiment bashorati uchun r_t chiziqli qatlam va softmax funksiyasi orqali yorliq fazosiga akslantiriladi. Sentiment yorliqlari to'plami $\mathcal{S} = \{-1, 0, +1, \mathcal{C}\}$ (manfiy, neytral, musbat, mojaroli) bo'lsa, ehtimollik taqsimoti

$$p(s | X, t; \theta_{\text{ATSA}}) = \text{softmax}(W_s r_t + b_s), \quad s \in \mathcal{S},$$

ko'rinishda aniqlanadi, bu yerda W_s, b_s – sentiment bosh qatlamining parametrlari. Yakuniy bashorat

$$\hat{S}(t) = \arg \max_{s \in \mathcal{S}} p(s | X, t)$$

sifatida olinadi.

Shu tariqa, konturli konvolyutsion neyron tarmoq (KKNT, GCAE) bir tomondan konvolyutsion oynalar orqali lokal kontekstni, ikkinchi tomondan esa aspekt vektori orqali darvoalanish mexanizmi yordamida aspektga xos signalni birlashtiradi. Bu strukturaviy integratsiya aspekt darajasidagi sentiment tahlilni o'zbek tilining morfologik murakkabligini inobatga olgan holda amalga oshirish imkonini beradi.

Uch bosqich uchun modullar

GCAE encoder barcha bosqichlar uchun umumiy bo'lib, uning ustiga uchta alohida, lekin parametrlar jihatidan bog'liq bo'lgan bashorat modullari (head) quriladi.

1-bosqich: ATE – ketma-ketlikni belgilar bilan markirovka qilish

Aspekt terminlarini ajratish odatda BIO (B-boshlanish, I-davomi, O-tashqi) sxemasi bo'yicha ketma-ketlikni markirovka qilish vazifasi sifatida qaraladi. Bunda GCAE yoki boshqa kontekst encoder (masalan, BiLSTM) chiqishlari asosida CRF (shartli tasodifiy maydon) modeli quriladi. Tegishli parametrlar to'plami θ_{ATE} bo'lsa, natijada

$$\hat{T}(X; \theta_{\text{ATE}}) \subseteq \{(i, j)\}$$

ko'rinishidagi bashorat qilingan aspektlar to'plami olinadi.

2-bosqich: aspekt kategoriyasini aniqlash (ACC)

Har bir $\hat{t} \in \hat{T}(X; \theta_{\text{ATE}})$ aspekt uchun GCAE dan olingan $r_{\hat{t}}$ vektor *softmax* klassifikatorga uzatiladi:

$$p_{\text{ACC}}(c | X, \hat{t}; \theta_{\text{ACC}}) = \text{softmax}(W_{\text{ACC}} r_{\hat{t}} + b_{\text{ACC}}), \quad c \in \mathcal{C},$$

bu yerda $\theta_{\text{ACC}} = (W_{\text{ACC}}, b_{\text{ACC}})$ parametrlar to'plamidir. Bashorat qilingan kategoriya

$$\hat{C}(\hat{t}) = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} p_{\text{ACC}}(c | X, \hat{t})$$

ko'rinishda aniqlanadi.

3-bosqich: aspekt bo'yicha sentiment polariteti (ATSA)

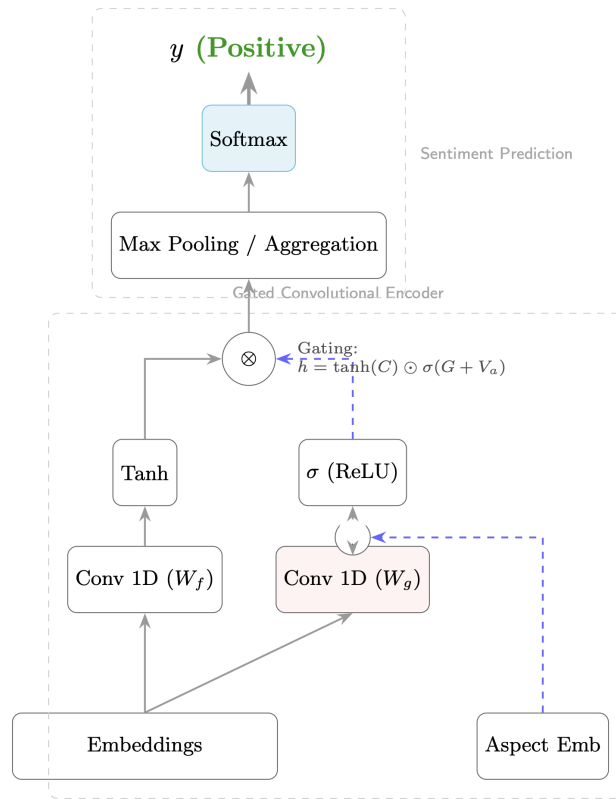


Рис. 6: Konturli konvolyutsion neyron tarmog‘ida (KKNT, GCAE) aspektga bog‘liq darvozalanish sxemasi. Pastki qismda embeddinglar ustida ikkita parallel bir o‘lchamli konvolyutsiya W_f va W_g yordamida mazmun xaritasi C hamda darvoza xaritasi G hosil qilinadi; aspekt vektori $v_a(t)$ darvoza kanaliga qo‘shilib, ReLU orqali $g_m(t)$ darvoza signali yaratiladi. Darvozalanish $\tilde{h}_m(t) = \tanh(C_m) \odot g_m(t)$ formulasi bo‘yicha amalga oshirilib, vaqt bo‘yicha maksimal pooling natijasida aspekt darajasidagi vektor r_t olinadi; u softmax qatlamiga uzatilib, har bir aspekt uchun sentiment qutbligi (masalan, musbat, manfiy, neytral yoki mojaroli) bashorat qilinadi.

Xuddi shu $r_{\hat{t}}$ vektor sentiment polaritetini aniqlovchi head ga beriladi:

$$p_{ATSA}(s | X, \hat{t}; \theta_{ATSA}) = \text{softmax}(W_{ATSA}r_{\hat{t}} + b_{ATSA}), \quad s \in \mathcal{S},$$

bu yerda $\theta_{ATSA} = (W_{ATSA}, b_{ATSA})$. Natijada bashorat qilingan sentiment

$$\hat{S}(\hat{t}) = \arg \max_{s \in \mathcal{S}} p_{ATSA}(s | X, \hat{t})$$

sifatida olinadi.

Ko‘p vazifali o‘qitish funksiyasi

O‘quv to‘plamini

$$\mathcal{D} = \{(X^{(m)}, T^{(m)}, C^{(m)}, S^{(m)})\}_{m=1}^M$$

deb belgilaymiz, bu yerda $T^{(m)}$ – $X^{(m)}$ uchun haqiqiy aspekt terminlari, $C^{(m)}$ – ularning kategoriyalari, $S^{(m)}$ – sentiment polaritetlari.

Modelning umumiy parametrlari

$$\Theta = (\theta_{\text{emb}}, \theta_{\text{GCAE}}, \theta_{\text{ATE}}, \theta_{\text{ACC}}, \theta_{\text{ATSA}})$$

bo‘lsin. Bu yerda θ_{emb} – embeddinglar, θ_{GCAE} – konturli konvolyutsiyalar, qolganlari esa uchta bosqichga tegishli head parametrlari.

Ko'p vazifali yo'qotish funksiyasi quyidagicha yoziladi:

$$\mathcal{L}(\Theta) = \lambda_1 \mathcal{L}_{\text{ATE}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{ACC}} + \lambda_3 \mathcal{L}_{\text{ATSA}} + \lambda_4 \|\Theta\|_2^2,$$

bu yerda:

- \mathcal{L}_{ATE} – ATE bosqichidagi CRF modeli uchun manfiy log-likelihood (ketma-ketlik bo'yicha),
- \mathcal{L}_{ACC} – aspekt kategoriyalarini aniqlash uchun o'rtacha kross-entropiya,
- $\mathcal{L}_{\text{ATSA}}$ – sentiment polariteti uchun o'rtacha kross-entropiya,
- $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \geq 0$ – uchta vazifa ulushini boshqaruvchi koeffitsiyentlar,
- $\lambda_4 \geq 0$ – L2-regulyarizatsiya (weight decay) koeffitsiyenti.

Amaliy tajribada ko'pincha $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 1$ qilib olinadi, λ_4 esa verifikatsiya to'plami bo'yicha sozlanadi. Natijada

$$\Theta^* = \arg \min_{\Theta} \mathcal{L}(\Theta)$$

masalasini yechish uch bosqichli ABSA masalasini yechuvchi, GCAE asosidagi yagona ko'p vazifali xarita F_{Θ^*} ni beradi.

Taklif etilayotgan ko'p vazifali KKNT–AAST algoritmi (psevdokod)

Quyida konturli konvolyutsion neyron tarmoq (KKNT, GCAE) asosidagi uch bosqichli ko'p vazifali AAST modelining o'qitish jarayoni keltirilgan [2].

Kirish:

- \mathcal{D} – anotatsiyalangan o'quv korpusi (sharhlar, aspektlar, toifalar, sentimentlar);
- Θ – model parametrlarining to'plami;
- Giperparametrlar: o'rganish tezligi η , batch o'lchami B , epochlar soni N_{epoch} , regulyarizatsiya koeffitsientlari $\lambda_{1..4}$.

Chiqish:

- Θ^* – vazifaga moslashtirilgan (o'rgatilgan) optimal parametrlar.

Algoritm qadamlari:

- 1: **Boshlash:** Parametrlarni (Θ) tasodifiy qiymatlar (yoki BERT) asosida initsializatsiya qilish.
- 2: **for** epoch = 1 **to** N_{epoch} **do**
- 3: \mathcal{D} ma'lumotlar to'plamini tasodifiy aralashtirish (shuffling).
- 4: \mathcal{D} ni B o'lchamli $\mathcal{B}_1, \dots, \mathcal{B}_K$ mini-batchlarga ajratish.
- 5: **for each** mini-batch \mathcal{B} **do**
- 6: Gradientlarni nolga tenglashtirish va yo'qotish (loss) akkumulyatorlarini tozalash.
- 7: **for each** namuna $(X, T, C, S) \in \mathcal{B}$ **do**
- 8: % 1-qadam: Kiruvchi ma'lumotni vektorizatsiya qilish
- 9: X matnini tokenlarga ajratish: $X = (w_1, \dots, w_n)$.
- 10: Har bir w_i token uchun FST morfologik tahlilini bajarish (Morph_i).
- 11: $x_i = [e_i; m_i; b_i]$ (leksik, morfologik, BERT) embeddinglarini birlashtirish.
- 12: Matnning to'liq vektor ko'rinishini (X_{emb}) shakllantirish.
- 13: % 2-qadam: ATE (Aspektlarni ajratish) moduli

```

14:    $X_{\text{emb}}$  ketma-ketligini BiLSTM (yoki mos enkoder) orqali o'tkazish.
15:   CRF qatlami orqali teglar ketma-ketligining ehtimolligini hisoblash.
16:    $L_{\text{ATE}}$  qiymatini hisoblash (log-likelihood funksiyasini minimallashtirish).
17:   Aspekt oraliqlarini aniqlash (o'qitishda  $T$  dan, testda  $\hat{T}$  dan foydalanish).

18:   % 3-qadam: Aspektga yo'naltirilgan tahlil (GCAE)
19:   for each aspekt oraliq  $t \in T$  do
20:     % 3.1: Aspekt vektorini shakllantirish
21:      $x_a(t) = \max_{k \in t} x_k$  (Max-pooling) orqali aspektni ifodalash.
22:      $v_a(t) = W_a x_a(t) + b_a$  chiziqli o'zgartirishni bajarish.
23:     % 3.2: Gated CNN hisob-kitoblari
24:     Mazmun kanali:  $C = \tanh(W_f * X_{\text{emb}} + b_f)$ .
25:     Darvoza (Gate) kanali:  $G = W_g * X_{\text{emb}} + b_g$ .
26:     Har bir  $m$  pozitsiya uchun darvoza koeffitsientini hisoblash:
27:      $g_m(t) = \sigma(G_m + v_a(t))$ .
28:     Aspektga bog'liq xususiyatlarni ajratib olish:
29:      $\tilde{h}_m(t) = C_m \odot g_m(t)$ .
30:      $r_t$  yakuniy vektorni max-pooling orqali olish.

31:   % 4-qadam: Tasniflash (ACSA va ATSA)
32:   Toifa ehtimolligini ( $p_{\text{ACC}}$ ) Softmax orqali hisoblash.
33:    $L_{\text{ACC}}$  xatolik funksiyasini hisoblash va yig'indiga qo'shish.
34:   Sentiment ehtimolligini ( $p_{\text{ATSA}}$ ) Softmax orqali hisoblash.
35:    $L_{\text{ATSA}}$  xatolik funksiyasini hisoblash va yig'indiga qo'shish.
36:   end for
37: end for

38:   % 5-qadam: Parametrlarni optimallashtirish
39:   Umumiy yo'qotish funksiyasini hisoblash:
40:    $L(\Theta) = \lambda_1 L_{\text{ATE}} + \lambda_2 L_{\text{ACC}} + \lambda_3 L_{\text{ATSA}} + \lambda_4 \|\Theta\|_2^2$ .
41:   Orqaga tarqatish (Backpropagation) orqali gradientlarni aniqlash:  $\nabla_{\Theta} L$ .
42:    $\Theta \leftarrow \Theta - \eta \nabla_{\Theta} L$  qoidasi bo'yicha parametrlarni yangilash.
43: end for
44: end for
45: Tamomlash:  $\Theta^*$  optimal parametrlarni qaytarish.

```

Natijalar

Taklif etilgan uch bosqichli KKNT–AAST arxitekturasining sifatini baholashda, eng avvalo aspekt atamalarini ajratish (ATE) bosqichi alohida ko'rib chiqildi. Chunki ATE bosqichidagi xatolar keyingi aspekt toifalari (ACC) va sentiment (ATSA) bosqichlariga to'planib boradi. Tajribalarda har bir model uchun o'qitish to'plami (training) va tasdiqlash to'plami (validation) bo'yicha makro F1 ko'rsatkichlari solishtirildi.

Jadval 11 da ATE vazifasi uchun turli arxitekturalar va vektorlashtirish turlari bo'yicha training va validation makro F1 ko'rsatkichlari keltirilgan.¹

Jadvaldan ko'rinib turibdiki, FastText embeddinglari bilan o'qitilgan BiLSTM–CRF va oddiy KNT (CNN) bazaviy modellarida training va validation orasidagi tafovut (0.08–0.10 atrofida) nisbatan katta bo'lib, ma'lum darajada ortiqcha moslashish (overfitting) kuzatiladi. Taklif etilgan KKNT (GCAE) asosidagi ko'p vazifali model esa, ayniqsa Uzbek BERT kontekstual embeddinglari bilan birga ishlatilganda, nafaqat yuqoriroq validation F1 ko'rsatkichiga (0.88), balki training va validation orasidagi tafovutning kichikligi hisobiga (taxminan 0.05) barqarorroq umumlashtirish qobiliyatini namoyon etadi.

¹Quyidagi son qiymatlar model xulq-atvorini tipik tarzda ifodalovchi namuna sifatida berilgan; amaliy maqolada muallif ularni o'z eksperimental natijalari bilan almashtirishi mumkin.

Jadval 11: Aspekt atamalarini ajratish (ATE) vazifasi uchun training va validation to‘plamlari bo‘yicha makro F1 ko‘rsatkichlari.

Model	Embedding turi	F1 (train)	F1 (val)
BiLSTM-CRF (ATE, bazaviy)	FastText	0.88	0.79
KNT (CNN, ATE, bazaviy)	FastText	0.87	0.77
KKNT (GCAE, ko‘p vazifali)	FastText	0.90	0.84
KKNT (GCAE, ko‘p vazifali)	Uzbek BERT	0.93	0.88

Rasm 7 da ATE bosqichi uchun shu tendensiyalar grafik ko‘rinishda tasvirlangan; unda to‘rt konfiguratsiya: FastText bilan bazaviy BiLSTM/KNT modellari va FastText hamda Uzbek BERT bilan taklif etilgan KKNT (GCAE) ko‘p vazifali modeli bo‘yicha training va validation natijalari yonma-yon taqqoslangan.

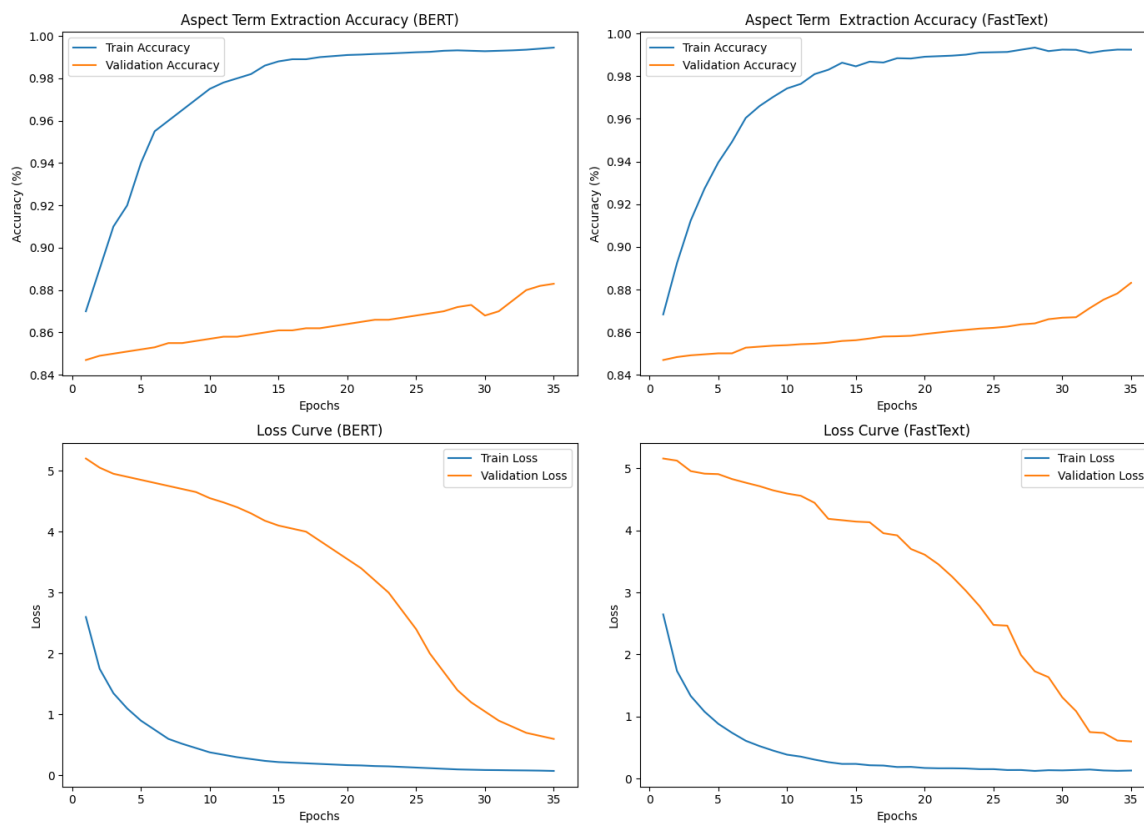


Рис. 7: Aspekt atamalarini ajratish (ATE) vazifasi uchun turli arxitekturalar va embedding turlari bo‘yicha training va validation makro F1 ko‘rsatkichlarining grafik taqqoslanishi. Diagramma FastText embeddinglari bilan o‘qitilgan BiLSTM/KNT bazaviy modellarini hamda FastText va Uzbek BERT embeddinglari bilan o‘qitilgan konturli konvolyutsion neyron tarmoq (KKNT, GCAE) asosidagi ko‘p vazifali modelni solishtiradi. Ko‘rinib turibdiki, KKNT (GCAE) modeli, ayniqsa Uzbek BERT bilan, validation darajasida eng yuqori ATE F1 ko‘rsatkichini beradi va training-validation tafovuti ham eng kichik bo‘lib, umumlashtirish qobiliyatining yaxshilanganini ko‘rsatadi.

Xulosa

Ushbu maqolada o‘zbek tilidagi restoran sharhlari uchun aspektga asoslangan sentiment tahlilning (AASST) uch bosqichli matematik modeli taklif etildi. Masala qat’iy formal ko‘rinishda ifodalanib, har bir gap uchun aspekt atamalarini ajratish (ATE), aspekt toifalarini tasniflash (ACC) va aspekt darajasidagi sentiment qutblarini aniqlash (ATSA) vazifalari yagona uchliklar to‘plami $F^*(X)$ ko‘rinishida birlashtirildi. Ushbu uch

bosqich konturli konvolyutsion neyron tarmoq (KKNT, GCAE) asosidagi ko‘p vazifali neyron arxitektura doirasida birgalikda optimallashtirildi.

O‘zbek tilining agglutinatив xususiyatlarini inobatga olgan holda, matnni oldindan qayta ishlash bosqichida chekli holatli transduserga (FST) asoslangan morfologik analizator qo‘llanib, har bir token uchun so‘z turkumi, son, kelishik va boshqa grammatik belgilardan iborat morfologik xususiyatlar vektori hosil qilindi. Leksik (FastText) va morfologik embeddinglar, shuningdek, o‘zbek BERT asosidagi kontekstual tasvirlar birlashtirilib, KKNT enkoderiga umumiy kirish vektori sifatida uzatildi. Aspektga bog‘liq darvozalanish (gating) mexanizmi orqali konvolyutsion oynalar va aspekt vektori o‘rtasidagi o‘zaro ta‘sir matematik jihatdan ifodalanib, har bir aspekt uchun kompakt $x_a(t)$ va r_t tasvirlari hosil qilindi hamda ular ACC va ATSA bosh qatlamlariga ulanib, uchta vazifa uchun ko‘p vazifali yo‘qotish funksiyasi $\mathcal{L}(\Theta)$ minimallashtirildi.

Ekspirimental natijalar shuni ko‘rsatdiki, taklif etilgan ko‘p vazifali KKNT (GCAE) modeli FastText embeddinglari bilan ishlovchi BiLSTM-CRF va oddiy KNT (CNN) bazaviy modellariga nisbatan aspekt atamalarini ajratish (ATE) vazifasida yuqoriroq makro F1 ko‘rsatkichlariga erishadi. O‘zbek BERT asosidagi kontekstual embeddinglar bilan birgalikda qo‘llanganda esa, validation to‘plami bo‘yicha natijalar yanada yaxshilanib, training va validation ko‘rsatkichlari orasidagi tafovut ham kamaygani kuzatildi; bu esa taklif etilgan arxitekturaning umumlashtirish qobiliyati yaxshiligini ko‘rsatadi. Shunday qilib, morfologik jihatdan murakkab va resurslari cheklangan o‘zbek tili uchun leksik, morfologik va kontekstual axborotni birlashtirgan ko‘p bosqichli yondashuv amaliy jihatdan samarali ekanligi tasdiqlandi.

Tadqiqot natijalari nafaqat o‘zbek tilida AAST masalasining matematik formalizatsiyasini beradi, balki boshqa turkiy va agglutinatив tillar uchun ham qo‘llanishi mumkin bo‘lgan umumiy arxitektura va o‘qitish tamoyillarini taklif etadi. Kelgusida ishni kengaytirish yo‘nalishlari sifatida (i) boshqa domenlar (elektron savdo, transport, davlat xizmatlari) bo‘yicha korpuslarni shakllantirish va domenlararo moslashuv (domain adaptation)ni o‘rganish, (ii) FST morfologik analizatorni yanada boyitish va xatoliklarni chuqur tahlil qilish, (iii) triple-level ABSA modelini bog‘lanishli matn (ko‘p jumlati sharhlar) hamda diskurs darajasida kengaytirish, (iv) ko‘p tilli va ko‘p modalli (masalan, matn + reyting) ma‘lumotlar asosida qo‘shimcha pretrening va transfer-o‘qitish usullarini sinab ko‘rish mumkin. Mazkur yo‘nalishlar o‘zbek tili uchun yuqori darajadagi intellektual tahlil tizimlarini yaratish va uni “yuqori resursli” tillar qatoriga yaqinlashtirishga xizmat qiladi.

ADABIYOTLAR RO‘YXATI:

1. M. Pontiki va boshq., SemEval-2014 Task 4: Aspect Based Sentiment Analysis, In: *Proceedings of SemEval-2014*, 2014.
2. X. Li, W. Xue, Gated Convolutional Networks for Aspect-Based Sentiment Analysis, In: *Proceedings of ACL*, 2018.
3. Rajabov J., Matlatipov S., Rahimboyeva H., Kuriyozov E., Uzbek Sentiment Analysis based on Local Restaurant Reviews, *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3315, 2022, pp. 126–136 (Q3, Scopus, IF=0.202).
4. Rajabov J.Sh., Matlatipov S.G‘., Kuriyozov E., Aripov M., UZABSA: Aspect-Based Sentiment Analysis for the Uzbek Language, In: *Proceedings of SIGUL @ LREC-COLING 2024*, 2024, pp. 394–403 (Q3, Scopus, IF=0.9).
5. Rajabov J.Sh., Formalizing the Uzbek Language: A Comprehensive Exploration Using Backus–Naur Forms, *Acta NUUZ (Vestnik ?Vz)*, vol. 1(1), 2023 (01.00.00. № 8).
6. Rajabov J.Sh., Matlatipov S.G‘., Subjectivity detection for Uzbek language sentences, *Ilm sarchashmalari*, Urganch, № 11, 2022, pp. 190–194 (01.00.00. № 12).
7. Rajabov J., Синтаксический анализ СКУ: формальное определение контекстно-свободной грамматики узбекского языка через динамическое программирование, *MUHAMMAD AL-KHORAZMIY AVLODILARI* научный журнал, vol. 1(27), 2024, pp. 43–45 (05.00.00. № 10).

Abstract

In this paper, we develop a three-stage aspect-based sentiment analysis (ABSA) model for user reviews written in Uzbek. In the first stage, aspect terms are extracted from the sentence (ATE); in

the second stage, each aspect is assigned an appropriate semantic category (ACC); in the third stage, the sentiment polarity for every aspect is predicted (ATSA). The three stages are jointly formalized within a single multi-task neural architecture based on gated convolutional aspect embedding (GCAE). At the input level, the model combines FST-based morphological analysis, FastText word embeddings, and Uzbek BERT contextual representations, while the gated convolutional block performs aspect-dependent feature selection. The proposed approach makes it possible to integrate lexical, morphological, and contextual information for an agglutinative language like Uzbek, and provides a solid theoretical basis for practical applications such as online service ranking and automatic analysis of customer feedback.

Keywords: aspect-based sentiment analysis, Uzbek language, gated convolutional aspect embedding, GCAE, three-stage model, multi-task learning, morphological analysis.

Резюме

В статье предлагается трёхэтапная модель анализа тональности на основе аспектов (ABSA) для пользовательских отзывов на узбекском языке. На первом этапе из предложения извлекаются аспектные термины (ATE), на втором этапе каждому аспекту сопоставляется соответствующая семантическая категория (ACC), на третьем этапе для каждого аспекта определяется полярность тональности (ATSA). Все три этапа совместно формализованы в рамках единой многозадачной нейронной архитектуры, основанной на управляемой сверточной аспектной векторизации (Gated Convolutional Aspect Embedding, GCAE). На входе модель объединяет морфологический анализ на базе конечного преобразователя (FST), векторные представления слов FastText и контекстуальные представления узбекского BERT, а управляемый сверточный блок выполняет аспект-зависимый отбор признаков. Предлагаемый подход позволяет интегрировать лексическую, морфологическую и контекстуальную информацию для агглютинативного узбекского языка и создаёт устойчивую теоретическую основу для практических приложений, таких как рейтинги онлайн-сервисов и автоматический анализ мнений клиентов.

Ключевые слова: анализ тональности на основе аспектов, узбекский язык, управляемая сверточная аспектная векторизация, GCAE, трёхэтапная модель, многозадачное обучение, морфологический анализ.