MATNLARDAN XULOSA OLUVCHI MASTAT DASTURI

Karimov Nodirbek Nosirjon o‘g‘li
Namangan davlat universiteti, o‘qituvchi

Annotatsiya: Matnni qisqartirish jarayoni tabiiy tilni qayta ishlashda eng afzal va murakkab jarayon hisoblanib, o‘zbek tilidagi katta hajmdagi ma’lumotdan qisqa va aniq, tushunarli qismini olishni talab qiladi, shuning sababli u vaqtni ko‘p talab qiladigan, murakkab ish sarasiga kiradi. Matnni semantic tahlil qilgan holda prefeyzer qilib qisqartirish usullari har biri o‘ziga xos xususiyatga va qiyinchilikka ega, shu sababli yaxshiroq natijalarga erishish uchun yangi yondashuvlarni ishlab chiqish zarur. Chuqur o‘rganish (deep learning) metodlari yordamida tabiiy tilni qayta ishlash sohasida sezilarli o‘zgarishlar yuz berdi. Sentiment tahlili, matn tarjimasi va matn qisqartirish kabi sohalarda katta yutuqlar chuqur o‘rganishga asoslangan usullarni qo‘llash natijasida amalga oshirildi. Ushbu yutuqlarni amalga oshirishga olib kelgan metodologiyalar, ularning muvaffaqiyatiga sabab bo‘lgan asosiy omillardir. Biz bu usullarni matnni qisqartirish va tafsilotlarni tahlil qilishda qo‘llash uchun turli chuqur o‘rganish jarayonlarini ko‘rib chiqildi.

Kalit so’zlar: sun’iy intellekt, tabiiy tilni qayta ishlash, matndan xulosa olish, transformer model, MASTAT, avtomatik annotatsiya

Annotation: The text reduction process is considered the most preferred and complex process in natural language processing, requiring the extraction of short and clear, understandable parts from a large amount of information in the Uzbek language, therefore it is a time-consuming and complex task. Each of the methods for reducing text by preprocessing with semantic analysis has its own characteristics and difficulties, therefore, it is necessary to develop new approaches to achieve better results. Significant changes have occurred in the field of natural language processing using deep learning methods. Major achievements in areas such as sentiment analysis, text translation, and text reduction have been made as a result of the use of deep learning-based methods. The methodologies that led to these achievements are the main factors that contributed to their success. We reviewed various deep learning processes for applying these methods to text reduction and detail analysis.

Key words: artificial intelligence, natural language processing, text summarization, transformer model, MASTAT, automatic annotation

Аннотация: Процесс сокращения текста считается наиболее предпочтительным и сложным процессом в обработке естественного языка, требующим извлечения коротких и четких, понятных частей из большого объема информации на узбекском языке, поэтому это трудоемкая и сложная задача. Каждый из методов сокращения текста путем предварительной

ISSN 3030-3907

обработки семантическим анализом имеет свои особенности и трудности, поэтому необходимо разрабатывать новые подходы для достижения лучших результатов. Значительные изменения произошли в области обработки естественного языка с использованием методов глубокого обучения. Основные достижения в таких областях, как анализ настроений, перевод текста и сокращение текста, были достигнуты в результате использования методов, основанных на глубоком обучении. Методологии, которые привели к этим достижениям, являются основными факторами, способствовавшими их успеху. Мы рассмотрели различные процессы глубокого обучения для применения этих методов к сокращению текста и детальному анализу.

Ключевые слова: искусственный интеллект, обработка естественного языка, реферирование текста, трансформерная модель, MASTAT, автоматическая аннотация

Kirish

Hozirgi kunda inson hayotining barcha sohalarida, ayniqsa internetda juda ko'p ma'lumotlar mavjud. Muhim ma'lumotni mavjud ma'lumotlar bazasidan xulosa yaratish orqali ko'rib chiqish va ajratish mumkin. Matn mazmuni ko‘payishda davom etar ekan, matnni umumlashtirish uchun aqlliroq va takomillashtirilgan yechimlarni joriy etish orqali ushbu o'sishni boshqarish tadqiqot hamjamiyatiga yuk bo'lib qoldi. Ma'lumotlar o'sishining tezligi va hajmining ortishi bilan, katta hajmdagi matn hujjatlaridan zarur ma'lumotlarni olish ancha murakkablashadi. Bu ma'lumotlar ko'plab turli maqsadlar uchun zarur bo'lsa-da, ulardan samarali foydalanish uchun ularni tezda olish zarurati yuzaga keladi. Bunday holatlarda, avtomatik qisqartirish vositalari asosiy yechim sifatida qaraladi. Shuni hisobga olib, tadqiqot sohasida doimiy ravishda matnni avtomatik umumlashtirish (MASTAT) uchun yangi yondashuvlarni ishlab chiqishga talab ortib bormoqda. MASTAT - bu asl hujjatning eng muhim mazmunini yo'qotmasdan asl matn hujjatidan qisqaroq matn yaratish dasturiy ta’minotidir.

Maqolalar tahlili. Ushbu qo‘llanma matnni qisqartirish bo‘yicha chuqur o‘rganishga asoslangan turli texnikalarni tahlil qiladi. Ba'zi metodlar boshqa tillarda, masalan, bengali, vetnam va arab tillarida ham qo‘llanilgan. Vetnamcha matnni qisqartirishda nazoratli o‘rganish usulini Thu va boshqalar [3] taklif qilgan bo‘lib, u neyron tarmoqlariga asoslanadi. Ushbu metod so‘zlarni ikki to‘plamga ajratadi: otlar va boshqa so‘zlar to‘plamlari. Bu jarayon matritsaning o‘lchamini qisqartirishga olib keladi, natijada xususiyatlar bo‘limi samarali bo‘lishi mumkin. Thu [3] uch qatlamli feed-forward neyron tarmoqlaridan foydalangan. Ularning o‘zlarining yaratilgan vetnamcha matnlar korpusi mavjud bo‘lib, vetnamcha matnni qisqartirish bo‘yicha avvalgi tadqiqotlarning yo‘qligi sababli, taqqoslash

ISSN 3030-3907

tahlili uchun asosiy usul ishlatilgan. Foydalanilgan algoritm esa asosan ingliz tili uchun mo‘ljallangan bo‘lib, vetnamcha matnni qisqartirishda tilga xos hech qanday maxsus yondashuvlar qo‘llanilmagan. Abuobieda va boshqalar [4] tomonidan taklif etilgan qarshi asosli o‘rganish (OBL) yondashuvi evolyutsion qidiruvni sifatni yaxshilash bilan mustahkamlashga qaratilgan. OBL evolyutsion algoritm (EA)ni qo‘llab, ishlash samaradorligini oshiradi. EA hisoblash jarayonida oraliq holatlarni saqlaydi, bu esa OBLga qidiruv maydonining xulq-atvorini chuqurroq tushunishga yordam beradi. Taklif etilgan metod optimal yechimni ishlab chiqadi, evolyutsion algoritmni sozlash esa tasodifiy algoritmlarga nisbatan aniqroq natijalarga erishishga imkon yaratadi. Kabeer va boshqalar [5] Malayalam hujjatlari uchun qisqartmalarni yaratishda an’anaviy va grafga asoslangan texnikalarni qo‘llashni taklif qilganlar. Statistika usullari yordamida jumlaga vazn berib, uni saralash amalga oshiriladi, grafga asoslangan metod esa so‘zlar to‘plamidan jumlaning semantikasini chiqarishga yordam beradi. Grafni yaratishning birinchi bosqichida subyekt, predikat va ob'ektni ajratish jarayoni amalga oshiriladi, keyinchalik ushbu uch parametr asosida graflar tuziladi. Ushbu komponentlar yordamida sub-graflar yaratiladi va qisqartma hosil qilinadi. Hong va boshqalar [6] tomonidan taqdim etilgan logistika-regressiya asosidagi model, RegSum, kalit so‘zlarni aniqlash uchun regressiya metodidan foydalanadi. Ushbu metodda so‘zning vazni uning joylashuvi, pozitsiyasi, turi va nisbiy o‘rni hisobga olinadi. Inson tomonidan yaratilgan xulosa matnida mavjud bo‘lgan so‘zlar "oltin standart" kalit so‘zlari sifatida belgilab olinadi. Determinant nuqta jarayoni (DPP) esa R1 Skorida ko‘rsatilgan usulni ortda qoldiradi. Fatteh [7]. Minqing Hu va boshqalar tomonidan taklif qilingan matn qisqartirish vazifasi [8] an'anaviy matn qisqartirish usulidan farq qiladi, chunki u faqat mijozlar tomonidan bildirilgan mahsulot xususiyatlariga va bu fikrlarning ijobiy yoki salbiy ekanligiga e'tibor beradi. Klassik matn qisqartirishda esa sharhlarning asosiy nuqtalarini aniqlash maqsadida, ba'zi asl jumlalar tanlab olinadi yoki qayta yoziladi. Biroq, bu yondashuvda bunday usullar ishlatilmaydi. Li Zhuang va boshqalar tomonidan ishlab chiqilgan tizim [9] kinofilm sharhlari to'plamiga e'tibor qaratib, qisqartirishlarni amalga oshiradi. U, WordNet, statistik tahlil va kinolar haqidagi bilimlarni birlashtirgan ko'p bilimga asoslangan yondashuvni taklif etadi. Moawad va boshqalar tomonidan taklif qilingan yondashuv [10] bitta hujjatni qisqartirish uchun boy semantik graf yaratishni, ushbu grafni kamaytirishni va so'ngra kamaytirilgan grafdan abstrakt qisqartirishni ishlab chiqishni o'z ichiga oladi. Neyron tarmog'i modellariga asoslangan matn qisqartirish so'nggi yillarda katta mashhurlikka erishdi. Nallapati va boshqalar [11] Attentional Encoder-Decoder Rekurrent Neyron Tarmoqlari yordamida abstrakt qisqartirish tizimini

ISSN 3030-3907

modellashtirdilar. Ular o'zlarining tajribalarini DUC 2004 va CNN/Daily Mail to'plamlarida amalga oshirib, har bir manba hujjati uchun ko'p jumlali qisqartirishlardan iborat yangi ma'lumotlar to'plamini taklif qildilar. Alexander M. Rush va boshqalar tomonidan taklif qilingan metod [12] to'liq ma'lumotlarga asoslangan yondashuv bo'lib, unda har bir so'zni qisqartirishni yaratish uchun lokal e'tiborli modeldan foydalaniladi. Bu model kirish matniga asoslanib, so'zlarni generatsiya qiladi.

METOD. Deep learning (Chuqur o'rganish) — bu mashinani o'rganishning bir tarmog'i bo'lib, inson miyasi qanday ishlashidan ilhomlangan. "Chuqur" o'rganishning sababi, unda qarorlar qabul qilishda yordam beradigan turli vaznlarga ega bo'lgan bir nechta qatlamlardan iborat neyronlar mavjud. Chuqur o'rganishni ikki asosiy bosqichga bo'lish mumkin: o'rgatish (training) va chiqarish (inference).

So'nggi yillarda matnni qisqartirish vazifalari uchun bir qancha chuqur o'rganish modellarining taklif qilinishi muhim ahamiyatga ega. BERT (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2018) tabiiy til vazifalari uchun oldindan o'rgatilgan neyron tarmoq bo'lib, transformator asosidagi arxitekturasi bilan turli NLP benchmarklarida ilg'or natijalarni ko'rsatdi. BERT, kiritilgan matnning semantik va kontekstual ma'lumotlarini tahlil qilishda yuqori samaradorlikka erishganini isbotladi. RoBERTa (Liu va boshqalar, 2019) — BERT ning takomillashtirilgan versiyasi bo'lib, matn ketma-ketliklarini uzaytirish, dinamik maskalash va keyingi jumla prognozasi maqsadini olib tashlash orqali oldindan o'rgatish jarayonini yaxshilaydi. RoBERTa, BERT ga nisbatan matn qisqartirish vazifalarini bajarishda samarali ekanligini isbotlab, yuqori sifatli qisqartirishlarni yaratishda muvaffaqiyatga erishdi va bir nechta NLP benchmark testlarida zamonaviy natijalarga erishdi. BERT/Roberta modelining NLP vazifalaridagi a'lo darajadagi ishlashiga asoslanib, ushbu modelga asoslangan ko'plab kengaytma ishlari amalga oshirildi. BertSum (Liu, 2019) BERT pre-o'rgatilgan til modellari yordamida ekstraktiv qisqartirishlarning samaradorligini oshirishga qaratilgan. Ushbu yondashuv BERT ni katta matn ma'lumotlar to'plamida qayta o'rgatishni o'z ichiga oladi va qisqartirishlarni yaratish hamda ularni turli klassifikatorlar yordamida sinovdan o'tkazish jarayonini amalga oshiradi. BertSum, jumla Transformer qatlamidan foydalanib yaxshi natijalarga erishdi.

Ekstraktiv qisqartirishda, ba'zan butun jumlalarni chiqarish, keraksiz va takroriy ma'lumotlarni kiritilishiga olib kelishi mumkin. Zhou va boshqalar (Zhou, Wei, & Zhou, 2020) ekstraktiv qisqartirish metodini taklif qiladilar, bunda sub-jumlalar (subsentences) ekstraktiv birlik sifatida ishlatiladi. Ular, ekstraktiv matn qisqartirishda jumla tanlash uchun turli darajadagi aniqrog'lik — so'z, jumla va

ISSN 3030-3907

paragrafning ta'sirini o'rganib, samaradorlikni bir nechta benchmark ma'lumotlar to'plamida BERT-ga asoslangan model yordamida baholaydilar. Ularning natijalari jumla darajasida qisqartirishning so'z yoki paragraf darajasida qisqartirishga qaraganda samaraliroq ekanligini ko'rsatdi.

Yuan va boshqalar (Yuan, Wang, & Li, 2020) faktlarga asoslangan ekstraktiv qisqartirish uchun BERT asosidagi modellarni qo'llagan holda ierarxik grafik maska (hierarchical graph mask) yondashuvini taklif qiladilar. Ular jumlalarni bir nechta faktlarga ajratib, matndagi entitetlar va faktlar o'rtasidagi aloqalarni aniqlaydigan algoritmni ishlab chiqdilar. Keyin, neyron tarmog'i yordamida qisqartirishda kiritilishi kerak bo'lgan eng muhim faktlarni aniqlovchi ierarxik maska yaratadilar. Ushbu yondashuv, bir nechta benchmark ma'lumotlar to'plamlarida eng yaxshi natijalarga erishib, faktlarga asoslangan qisqartirishning samaradorligini namoyish etdi.

Ushbu yondashuvda BERT va chuqur neyron tarmoqlarini birgalikda qo'llagan holda matnni qisqartirihs jarayoni ko‘rib chiqildi. BERT modelini semantik tahlil yordamida qo‘llash transformator asosida ishlash hisoblanib, ikki tomonlama (bidirectional) o'qish orqali matnning semantik va kontekstual ma'lumotlarini o'rganadi. BERTning o'rgatish (Pre-training) jarayoni ikki qismdan iborat :

Masked Language Model (MLM): Bu vazifa yordamida BERT o'z-o'zini o'rgatadi va ba'zi so'zlarni yashiradi. Model, yashirilgan so'zlarni kontekstga asoslanib aniqlashga harakat qiladi.

$$P(w_i|w_1, w_2, \dots, w_{i-1}, [MASK]_{,wi+1}, \dots, w_n) \qquad \text{(MLM)}$$

Bu yerda w_i - yashirilgan so'z va model tomonidan boshqa so'zlar asosida uni aniqlashga harakat qilinadi.

1. **Next Sentence Prediction (NSP)**: BERT modelining boshqa vazifasi jumlalar orasidagi bog'lanishni o'rganishdir. Ushbu vazifa yordamida model ikki jumlaning bir-biriga to'g'ri kelishini aniqlaydi.

$$P(S_2|S_1) \qquad \text{(NSP)}$$

Bu yerda $S_1\ va\ S_2 -$ ikki jumla va model. Ushbu jumlalar bir-biriga mantiqiy ravishda bog’langanligini aniqlashga harakat qiladi.

Chuqur neyron tarmoqlari (ayniqsa, RNN va LSTM) matnni tahlil qilishda ishlatiladi, ularning asosiy maqsadi matnni qisqartirishni optimallashtirishdir. Bu yerda **Encoder-Decoder** arxitekturasi ishlatiladi, unda Encoder matnni kodlaydi, Decoder esa qisqartirishni yaratadi. har bir so'z x_i uchun encoder formulaga asosan yangi representatsiya h_i ni yaratadi:

$$h_i = f_{encoder}(x_1, x_2, \dots, x_i)$$

ISSN 3030-3907

Bu yerda $f_{encoder}$ - encoder tarmog'ining transformator yoki RNN qatlamlaridan olingan funksiyadir.

Decoder qismida esa Encoder tomonidan yaratilgan kodlangan vektorlar asosida qisqartirilgan matnni yaratadi. Decoderning har bir qadamida keyingi so'z y_i quyidagi formulaga asoslanib tahmin qilinadi:

$$y_i = f_{decoder}(h_1, h_2, \dots, h_i)$$

Bu yerda $f_{decoder}$ - decoder tarmog'ining neyron qatlamlaridan olingan funksiya.

BERT va Chuqur Neyron Tarmog'ini birgalikda qo‘llash jarayonining asosiy maqsadi, BERT yordamida matnning semantik ma'nosini o'rgatib, undan so'ng bu ma'lumotlarni chuqur neyron tarmog'iga (encoder-decoder) uzatishdir. BERT, matnni ikki tomonlama o'qish orqali barcha kontekstual xususiyatlarni o'rganadi va har bir so'z yoki jumlaga nisbatan semantik embeddinglarni hosil qiladi.

$$h_i^{BERT} = BERT(x_1, x_2, \dots, x_i)$$

Bu yerda h_i^{BERT} - BERT tomonidan yaratilgan semantik embeddinglar.

Chuqur Neyron Tarmog'i – Decoder.BERT tomonidan yaratilgan embeddinglar chuqur neyron tarmog'ining decoder qismini o'qitishda ishlatiladi. Decoder matndan muhim qismlarni ajratib, qisqartirishni yaratadi.

$$y_i = f_{decoder}(h_1^{BERT}, h_2^{BERT}, \dots, h_n^{BERT})$$

Bu yerda y_i - qisqartirishni yaratish uchun model tomonidan tahmin qilingan so'zlar.

BERT va chuqur neyron tarmog'ining kombinatsiya qilgan holda qo‘llashda **attention mexanizmi** juda muhim rol o'ynaydi. Attention mexanizmi modelga matnning muhim qismlariga e'tibor qaratish imkonini beradi. BERTda, bu mexanizm yordamida, matnning barcha qismlariga alohida e'tibor berilib, faqat kerakli qismlar tanlanadi.

$$\alpha_i = \frac{\exp\left(score(h_i, q)\right)}{\sum_{j=1}^{n} \exp\left(score(h_j, q)\right)}$$

Bu yerda α_i i-so'zni tanlash uchun e'tibor (attention) balansi, $score(h_i, q)$ - BERT embeddinglari bilan so'rov (query) o'rtasidagi moslikni hisoblashdir.

Matnning qisqartirishini yaratish uchun model quyidagi yakuniy formulani ishlatadi:

$$\tilde{y} = argmax_y P(y|h_1^{BERT}, h_2^{BERT}, \dots, h_n^{BERT})$$

Bu yerda $\tilde{y}$ −qisqartirish, h_i^{BERT} −BERT tomonidan yaratilgan embeddinglar va $P(y|h_1^{BERT}, h_2^{BERT}, \dots, h_n^{BERT})$ − model tomonidan chiqarilgan ehtimollik.

ISSN 3030-3907

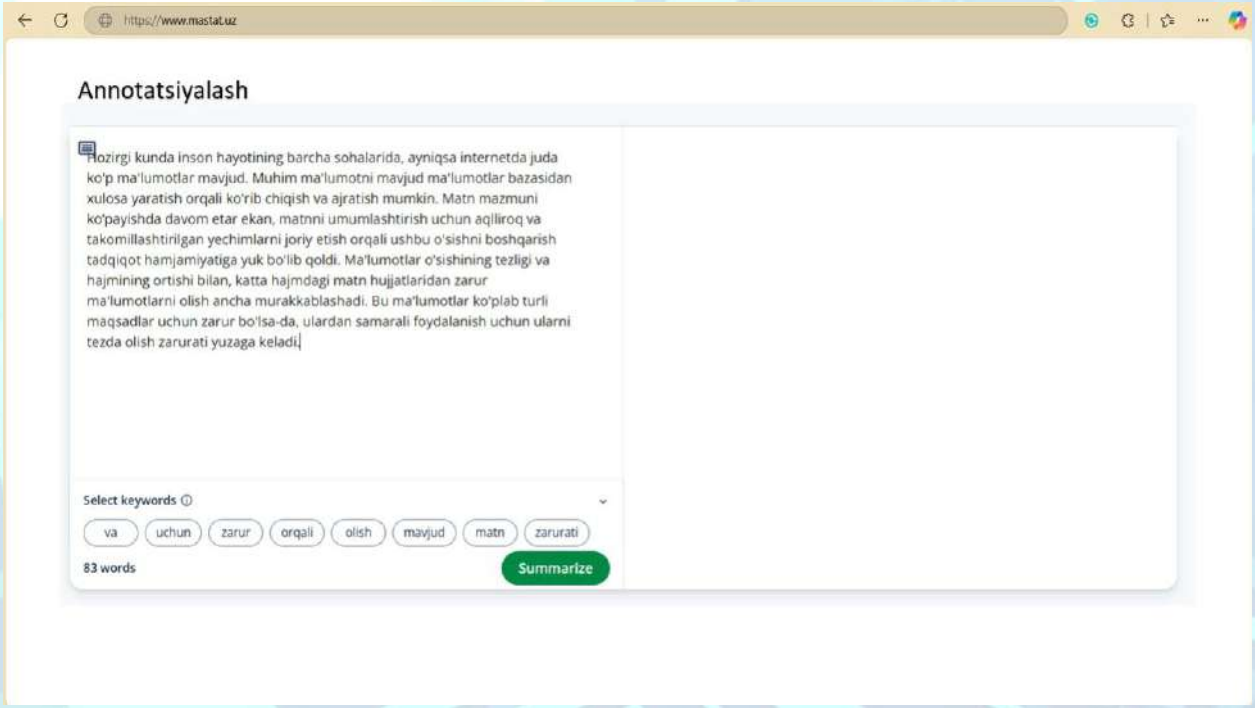
BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) asosan matnni tushunish uchun mo‘ljallangan va summarization uchun odatda qo‘shimcha qatlam yoki model (masalan, klassifikator yoki decoder) bilan birgalikda ishlatilib, matnni kontekstual vektorlar sifatida ifodalaydi va qaysi qismlar muhimligini aniqlashga yordam beradi.

Biz matnni $\boldsymbol{S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}}$ deb olsak, bu yerda $\boldsymbol{s_i}$ – i-jumla hisoblanadi va BERT har bir jumlani kontekstual vektorga aylantiradi: $h_i = BERT(s_i)$ –bu yerda $h_i \in \mathbb{R}^d$ –d-o‘lchamli vektor. Muhimlik scoreni hisoblash uchun qo‘shimcha qatlam (masalan, linear yoki softmax) qo‘llanilib, $score(s_i) = W \cdot h_i + b$ hisoblanadi. Bu yerda W – og‘irlik matritsasi, b–bias. Eng yuqori scorega ega bo’lgan jumlalar tanlanadi.

$$Summary = \{s_i | score(s_i) > \theta\}$$

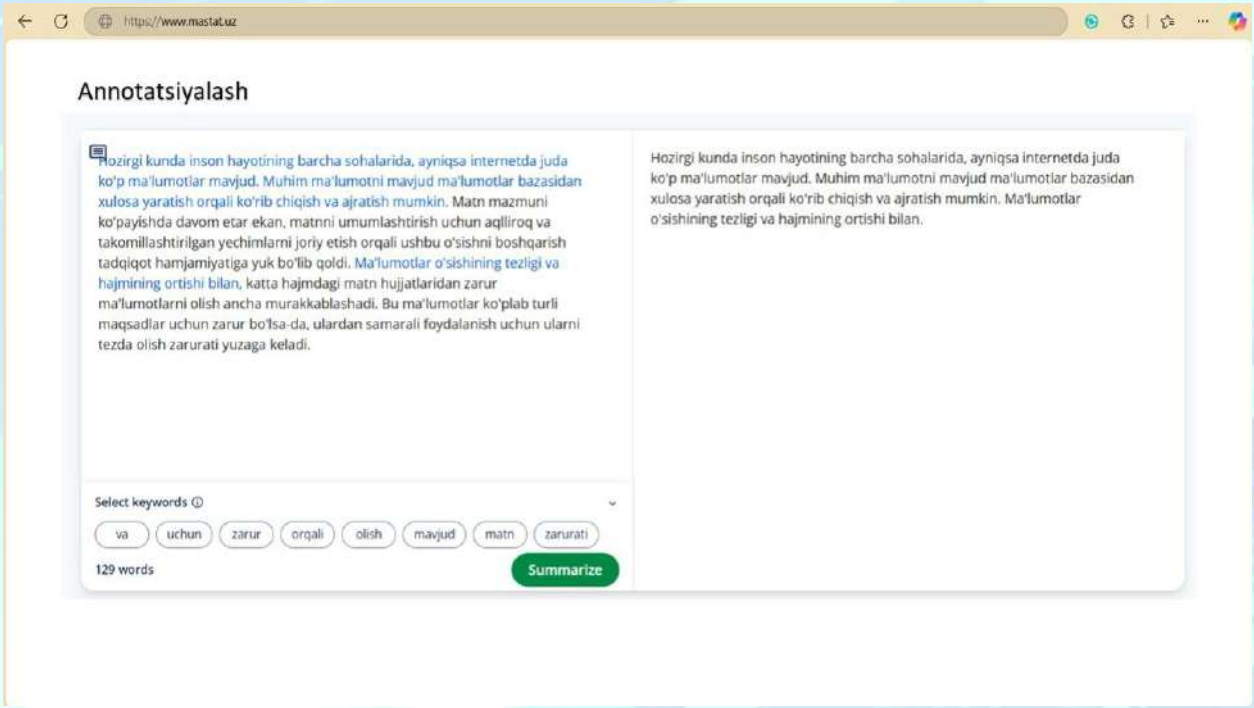
Bu yerda θ –muhimlik chegarasi.

BERT algortmi orqali exktraktiv usulda mattni qisqartish dasturiy ta’minotini ishlab chiqdik va uning ko ‘rinishi quyidagicha



Ko’rib turganizday katta hajmdagi ma’lumotdan qisqa va mazmunli natija olish mumki, matn sifatida pdf fayl yoki doc fayl yoki yangiliklarni olish mumkin

ISSN 3030-3907



Xulosa: BERT va chuqur neyron tarmoqlarining integratsiyasi matnni qisqartirishda yuqori samaradorlikka erishish imkonini beradi. BERT modelining semantik va kontekstual ma'lumotlarni o'zida aks ettiruvchi xususiyatlari, matnni chuqur o'rganish orqali yanada aniqroq qisqartirishlarni ishlab chiqish imkonini beradi. Chuqur neyron tarmog'i (encoder-decoder) BERT tomonidan yaratilgan matn vakillarini (embeddings) qo'llanib, qisqartirish jarayonini optimallashtiradi. Shuningdek, attention mexanizmi modelga matnning eng muhim qismlariga e'tibor qaratish imkonini berib, natijada yuqori sifatli qisqartirishlar ishlab chiqiladi. Bu yondashuv matnni qisqartirishda an'anaviy metodlarga nisbatan sezilarli samaradorlikni ta'minlaydi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR:

1. Gambhir, M.; Gupta, V. Recent automatic text summarization techniques: A survey. Artif. Intell. Rev. **2017**, 47, 1–66. [CrossRef]
2. Gupta, S.; Gupta, S.K. Abstractive summarization: An overview of the state of the art. Expert Syst. Appl. **2019**, 121, 49–65.
[CrossRef]
3. Thu, H.N.T.; Huu, Q.N.; Ngoc, T.N.T. A supervised learning method combine with dimensionality reduction in Vietnamese text
summarization. In Proceedings of the 2013 Computing, Communications and IT Applications Conference (ComComAp), Hong
Kong, China, 1–4 April 2013; pp. 69–73.
4. Abuobieda, A.; Salim, N.; Kumar, Y.J.; Osman, A.H. Opposition differential evolution based method for text summarization. In

ISSN 3030-3907

Proceedings of the Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems, Kuala Lumpur, Malaysia, 18–20 March
2013; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2013; pp. 487–496.
5. Kabeer, R.; Idicula, S.M. Text summarization for Malayalam documents—An experience. In Proceedings of the 2014 International
Conference on Data Science & Engineering (ICDSE), Chicago, IL, USA, 31 March–4 April 2014; pp. 145–150.
6. Hong, K.; Nenkova, A. Improving the estimation of word importance for news multi-document summarization. In Proceedings
of the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Gothenburg, Sweden,
26–30 April 2014; pp. 712–721.
7. Fattah, M.A. A hybrid machine learning model for multi-document summarization. Appl. Intell. 2014, 40, 592–600. [CrossRef].
8. M. Hu and B. Liu, "Mining and summarizing customer reviews," in *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 168–177, ACM, 2004.
9. L. Zhuang, F. Jing, and X.-Y. Zhu, "Movie review mining and summarization," in *Proceedings of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management*, pp. 43–50, ACM, 2006.
10. I. F. Moawad and M. Aref, "Semantic graph reduction approach for abstractive text summarization," in *2012 Seventh International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES)*, pp. 132–138, IEEE, 2012.
11. R. Nallapati, B. Zhou, C. Gulcehre, B. Xiang, *et al.*, "Abstractive text summarization using sequence-to-sequence rnns and beyond," *arXiv preprint arXiv:1602.06023*, 2016.
A. M. Rush, S. Chopra, and J. Weston, "A neural attention model for abstractive sentence summarization," *arXiv preprint arXiv:1509.00685*, 2015.

ISSN 3030-3907