ЎЗБЕКИСТОН РЕСПУБЛИКАСИ ФАНЛАР АКАДЕМИЯСИ МИНТАҚАВИЙ БЎЛИМИ ХОРАЗМ МАЪМУН АКАДЕМИЯСИ

ХОРАЗМ МАЪМУН АКАДЕМИЯСИ АХБОРОТНОМАСИ

Ахборотнома ОАК Раёсатининг 2016-йил 29-декабрдаги 223/4-сон қарори билан биология, қишлоқ хўжалиги, тарих, иқтисодиёт, филология ва архитектура фанлари бўйича докторлик диссертациялари асосий илмий натижаларини чоп этиш тавсия этилган илмий нашрлар рўйхатига киритилган

2024-2/4
Вестник Хорезмской академии Маъмуна
Издается с 2006 года

Хива-2024

Хоразм Маъмун академияси ахборотномаси: илмий журнал.-№2/4 (111), Хоразм Маъмун академияси, 2024 й. – 304 б. – Босма нашрнинг электрон варианти - http://mamun.uz/uz/page/56

ISSN 2091-573 X
Муассис: Ўзбекистон Республикаси Фанлар академияси минтақавий бўлими – Хоразм Маъмун академияси

МУНДАРИЖА
ФИЛОЛОГИЯ ФАНЛАРИ

UO'K: 81.33

CBOW NEYRON TARMOQLARI VOSITASIDA O`ZBEK TILI SO'ZLARINI BASHORATLASH

B.B.Elov, PhD, dots., Toshkent davlat o'zbek tili va adabiyoti universiteti, Toshkent
R.H.Alayev, PhD, O'zbekiston Milliy universiteti, Toshkent
Z.Yu.Xusainova, doktorant, Toshkent davlat o'zbek tili va adabiyoti universiteti, Toshkent
U.S.Yodgorov, o'qituvchi, Toshkent davlat o'zbek tili va adabiyoti universiteti, Toshkent

Annotatsiya. *Ushbu maqolada bir nechta so'zlarni o'z ichiga olgan matnga mos CBOW modelini shakllantirish usullari va unga oid bir necha sodda misollar keltiriladi. O'zbek tilidagi gapni bitta yashirin qatlamga ega asosiy neyron tarmog'iga uzatish, uni o'rgatish jarayoni va matematik modeli hamda korpus matnlaridagi so'zlarni raqamlashtirishda n=3 parametr orqali one-hot encoding vektori hosil qilish tavsiflangan.*

Kalit so'zlar: *O'zbek tili korpusi, Word2Vec, CBOW, so'zlarni joylashtirish, kontekstli so'zlar, matematik model, vazn qiymati, context words, maqsadli so'z, word embedding.*

Аннотация. *В этой статье приведены методы построения модели CBOW, включающие несколько слов и примеров, основанных на этой модели. Рассмотрены передача узбекского предложения в основную нейронную сеть, имеющую скрытый слой, процесс его получения и математическую модель, а также в процессе оцифровки построение вектора горячего кодирования через параметр n=3.*

Ключевые слова: *корпус узбекского языка, Word2Vec, CBOW, встраивание слов, контекстные слова, математическая модель, весовое значение, контекстные слова, целевое слово, word embedding.*

Abstract. *In this article there given methods of constructing CBOW model that include several words and examples based on that model. There examined transferring an Uzbek sentence to the main neural network that has a hidden layer, the process of acquiring it, and mathematical model and in the process of digitization construction of one-hot encoding vector through the n=3 parameter.*

Key words: *Uzbek language corpus, Word2Vec, CBOW, word embedding, context words, mathematical model, weight value, context words, target word, word embedding.*

Kirish. Word2vec – matndagi *kontekstual* va *semantik* o'xshashlikni aks ettiruvchi so'zlarning *taqsimlangan* va *uzluksiz* zich vektorli ko'rinishlarini yaratish uchun neyron tarmoqqa asoslangan model. Word2vec nazoratsiz model bo'lib, katta hajmdagi matn korpusi asosida so'zlarning lug'atini shakllantiradi; ushbu lug'atni ifodalovchi vektor maydonidagi har bir so'z uchun zich so'z

birikmalarini hosil qiladi. Odatda, Word2vec modelida so‘zni joylashtirish vektorlarining hajmini o‘rnatish imkoni bo‘lib, vektorlarning umumiy soni asosan lug‘at hajmiga teng bo‘ladi [1,2]. Word2vec metodining ikkita asosiy yondashuvi mavjud [3,4]:

1. Continuous bag-of-words (CBOW);
2. Skip-gram.

CBOW usuli

Continuous Bag of Words (CBOW) – bu NLPning so‘zlarni joylashtirishda ishlatiladigan mashhur usuli bo‘lib, tabiiy tildagi so‘zlar o‘rtasidagi semantik va sintaktik munosabatlarni qamrab oladi [5,6,7]. CBOW – neyron tarmoqqa asoslangan algoritm, u maqsadli so‘zni atrofidagi kontekst so‘zlarini hisobga olgan holda bashorat qiladi. Bu «nazoratsiz» o‘rganishning bir turi bo‘lib, u teglanmagan ma’lumotlarni o‘rgatadi va *hissiyotlarni tahlil qilish, matnni tasniflash* hamda *mashina tarjimasi* kabi turli NLP vazifalari uchun ishlatiladi, mumkin bo‘lgan so‘zlarni joylashtirishni oldindan tayyorlashqa qo‘llanadi. CBOW – bu katta hajmdagi ma’lumotlar to‘plamida o‘qitilishi mumkin bo‘lgan oddiy, samarali model bo‘lib, *matnni tasniflash* va *tabiiy tilni tushunish* vazifalari uchun yaxshi tanlovdir [7,8,9].

Maqolada bir nechta so‘zlarni o‘z ichiga olgan matnga mos CBOW modeli shakllantiriladi, bir nechta sodda misollar keltiriladi. Ammo CBOW modeli to‘liq imkoniyatidan foydalanish uchun odatda milliardlab so‘zlar bilan o‘qitiladi. Til korpusini Word2Vec modeli orqali o‘qitishda *bir so‘z* yoki *so‘z birikmalaridan* foydalanish mumkin. Word2Vec metodining bir so‘zli arxitekturasi uchun CBOWni amalga oshirish quyidagi bosqichlardan iborat:

Ma’lumotlarni tayyorlash: korpus matnlarini tokenizatsiyalash.

O‘quv ma’lumotlarini yaratish: korpusga mos lug‘atni shakllantirish, so‘zlarni **one-hot encoding** usuli orqali kodlash, so‘zlarni indekslash [10].

Modelni o‘qitish: bitta so‘zni one-hot encoding sonli formatda neyron tarmog‘iga uzatish, “yo‘qotilish”larni hisoblash orqali *xatolik darajasini* aniqlash va orqaga qaytish yordamida *og‘irliklarni sozlash*.

Natija: o‘qitilgan model yordamida so‘z vektorini hisoblash va o‘xshash so‘zlarni topish.

1. Ma’lumotlarni tayyorlash. Aytaylik, bizda quyidagi matn mavjud: *«men o‘zbek tilini yaxshi ko‘raman».*

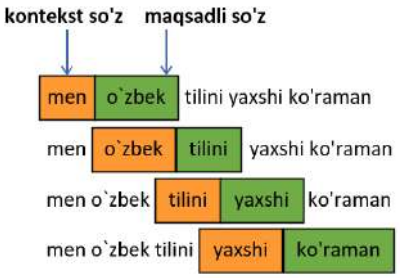
Yuqoridagi gapda bosh harflar va tinish belgilar mavjud emas. Shuningdek, berilgan matnda o‘zbek tilidagi nomuhim so‘zlar keltirilmagan. Katta hajmdagi til korpusi matnlari orqali CBOW modelini shakllantirishda *nomuhim so‘zlarni o‘chirish, sonlarni satr shaklga o‘tkazish, tinish belgilarini olib tashlash* va shunga o‘xshash matnni tozalash ishlarini bajarish kerak. Berilgan matn boshlang‘ich qayta ishlash bosqichidan so‘ng quyidagi tokenlar ro‘yxati hosil qilinadi:

["men", "o‘zbek", "tilini","yaxshi", "ko‘raman"]

2. O‘quv ma’lumotlarini yaratish. Berilgan matn asosida unikal so‘zlardan iborat lug‘atni shakllantirish lozim. Bizning misol matnimizda takroriy so‘z yo‘qligi sababli unikal lug‘at quyidagicha ko‘rinishga ega:

["men", "o‘zbek", "tilini","yaxshi", "ko‘raman"]

Keyingi qadamda bitta so‘zli CBOW modeli uchun o‘quv ma’lumotlarini tayyorlashda “**maqsadli so‘z” (target word)**ni matndagi berilgan so‘zdan keyin keladigan **kontekstli so‘z (context word)** so‘z sifatida aniqlaymiz, ya’ni berilgan so‘zga mos keyingi so‘zni bashorat qilamiz. Berilgan matnni oyna yordamida skanerlash orqali *kontekstli* va *maqsadli so‘zlar* juftliklari hosil qilinadi:



Masalan, "**men"** kontekst so'zi uchun maqsadli so'z "**o'zbek"** bo'ladi. Bizning misolimizda to'liq o'quv ma'lumotlari matni quyidagi ko'rinishga ega:

1-jadval.

O'quv ma'lumotlarini tayyorlash

O'qitish qadami	*Kontekst so'z*	*Maqsadli so'z*
#1	men	o'zbek
#2	o'zbek	tilini
#3	tilini	yaxshi
#4	yaxshi	ko'raman

One-hot encoding. CBOW algoritmi faqat sonli qiymatlarni qayta ishlashi sababli berilgan matndagi har bir so'zni raqamli qiymatlarga aylantirish lozim. Masalan, lug'atda birinchi bo'lib kelgan "**men"** so'zining kodlangan vektor qiymati: **[1,0,0,0,0]** bo'ladi. Lug'atda ikkinchi o'rinda turadigan "**o'zbek"** so'zi vektor sifatida **[0,1,0,0,0]** kabi kodlanadi.

2-jadval.

So'zlarni raqamlashtirish

	men	*o'zbek*	*tilini*	*yaxshi*	*ko'raman*
men	1	0	0	0	0
o'zbek	0	1	0	0	0
tilini	0	0	1	0	0
yaxshi	0	0	0	1	0
ko'raman	0	0	0	0	1

Yuqorida keltirilgan matnga mos kontekst-maqsadli so'zlarning umumiy to'plamini one-hot encoding shakliga o'tkazamiz:

3-jadval.

O'quv ma'lumotlarini kodlashtirish

O'qitish qadami	*Kontekst so'zni kodlashtirish*	*Maqsadli so'zni kodlashtirish*
#1	**[1,0,0,0,0]**	**[0,1,0,0,0]**
#2	**[0,1,0,0,0]**	**[0,0,1,0,0]**
#3	**[0,0,1,0,0]**	**[0,0,0,1,0]**
#4	**[0,0,0,1,0]**	**[0,0,0,0,1]**

Yuqoridagi 3-jadvalda kodlangan maqsadli so'z CBOW modeli uchun **Y** o'zgaruvchisi, kodlangan kontekst so'zi uchun **X** o'zgaruvchisiga mos keladi. Keyingi qadamda modelni o'qitish mumkin.

3. Modelni o'qitish

Keyingi qadamda ushbu o'quv ma'lumotlarini bitta yashirin qatlam bilan asosiy neyron tarmog'iga *uzatishimiz* va uni *o'rgatishimiz* kerak. Har qanday so'zning vektor o'lchami yashirin tugunlar soniga teng bo'ladi. Maqolada keltirilgan matn uchun maqsadli vektor o'lchami 3 ga teng bo'lsin. Masalan: "**men"** → [0.021, 0.096, 0.723].

n-o'lcham: bu *so'zni joylashtirish (word embedding)* o'lchovi bo'lib, obyekt, uning nomi, jins va hokazo parametrlarni ifofalaydi. Ushbu **n** parameter 10, 20, 100 va boshqa qiymatlarga teng bo'lishi mumkin [10, 11].

Ko'p hollarda katta hajmli til korpuslarni o'qitish uchun **n=300** bo'ladi. CBOW modelidagi neyron tarmoqlarini o'qitish ba'zi bosqichlarga bo'linadi [12,13]:

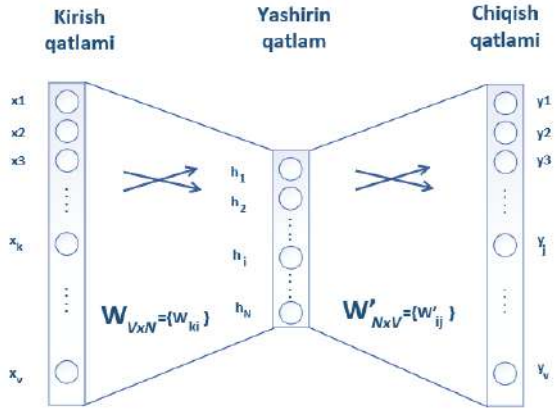
Model arxitekturasini yaratish.

Oldinga harakatlanish.

Xatoliklarni hisoblash.

Og'irlikni sozlash orqali orqaga qaytish.

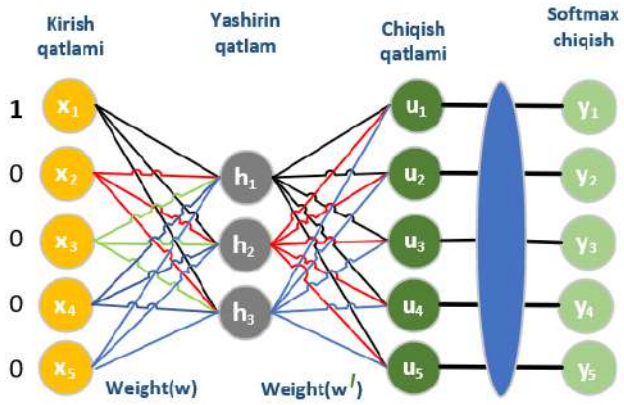
Oldinga harakatlanish bosqichidan oldin 1-rasmda keltirilgan kabi CBOW modeli arxitekturasini vektorli shaklda tushunishimiz kerak [7,14].



1-rasm. CBOW modeli arxitekturasi

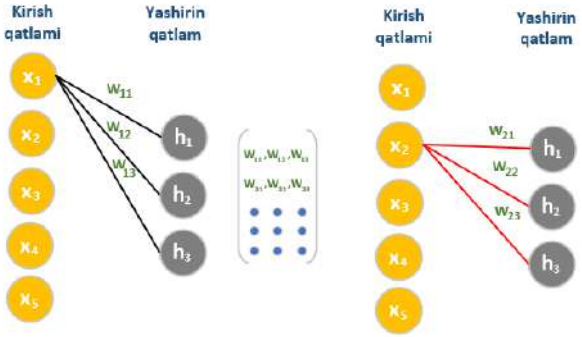
Model arxitekturasini yaratish

Quyida "**men o'zbek tilini yaxshi ko'raman"** matni uchun CBOW modeli ishlashini ko'rib chiqamiz. Aytaylik, bizda kontekst so'zi **"men"** va maqsadli so'z "**o'zbek"** bo'lsin. Og'irlikning qiymati **X=(1,0,0,0)** bo'lgan holda, "**men"** so'zi modelga uzatilganda, **y=(0,1,0,0)** ga teng bo'ladi. Bizning misolda "**o'zbek"** so'zi uchun hisoblash amalga oshiriladi.



2-rasm. n=3 ga mos CBOW modeli arxitekturasi

Keyingi qadamda **w** yashirin qatlam uchun vazn matritsasini shakllantiramiz.



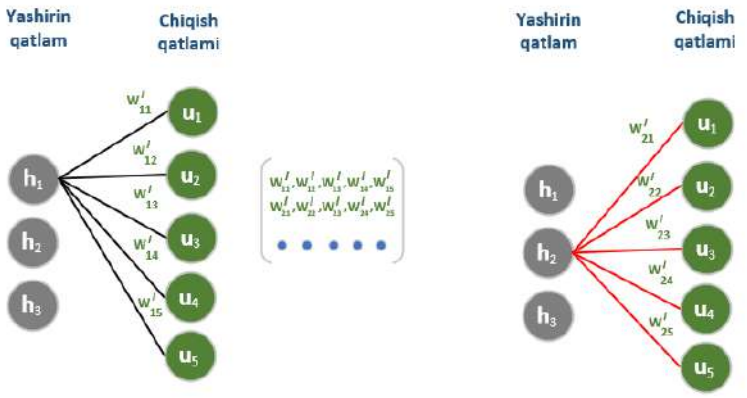
3-rasm. Yashirin qatlam uchun vazn matritsasini yaratish

Yuqoridagi 3-rasmda birinchi ikkita kirish tugunlar **(x_1,x_2)** uchun vaznli matritsani hosil qilish keltirilgan. Yuqorida keltirilgan tarzda **x_2,x_3,x_4** va **x_5,** kirish tugunlari uchun vazn matritsasi qiymatlari hisoblangach, **[3x5] (NxV)** o'lchamga ega bo'ladi. Bu yerda,

- **N:** *ichki/yashirin qatlamlar soni;*
- **V:** *berilgan korpusga mos unikal lug'at hajmi.*

Keyingi qadamda **w'** chiqish qatlam uchun vazn matritsasi shakllantiriladi.

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix}$$



4-rasm. Yashirin qatlam uchun vazn matritsasini hosil qilish

Shunday qilib, yuqoridagi 4-rasmda keltirilgan usulga o‘xshash tarzda barcha yashirin tugunlar uchun vazn matritsasi shakllantirilgach, uning o‘lchami **[5x3] (VxN)** turlicha bo‘lishi mumkin.

$$w' = \begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & w'_{13} & w'_{14} & w'_{15} \\ w'_{21} & w'_{22} & w'_{23} & w'_{24} & w'_{25} \\ w'_{31} & w'_{32} & w'_{33} & w'_{34} & w'_{35} \end{bmatrix}$$

Yuqorida keltirilgan amallar bajarilganidan so‘ng, CBOW modelining yakuniy shakli quyidagi ko‘rinishga ega bo‘ladi:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & w'_{13} & w'_{14} & w'_{15} \\ w'_{21} & w'_{22} & w'_{23} & w'_{24} & w'_{25} \\ w'_{31} & w'_{32} & w'_{33} & w'_{34} & w'_{35} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix} \textbf{softmax} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix}$$

Bu yerda,

–**V** – *unikal lug‘at;*

–**N** – *yashirin qatlamlar soni.*

CBOW modeli arxitekturasini shakllantirgandan so‘ng oldinga harakatlanish bosqichiga o‘tish mumkin.

Oldinga harakatlanish bosqichi

Ushbu bosqichda yashirin qatlam matritsasi **(H)**ni shakllantirish lozim:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix}$$

Bu yerda,

$$h_1 = w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + w_{31}x_3 + w_{41}x_4 + w_{51}x_5$$
$$h_2 = w_{12}x_1 + w_{22}x_2 + w_{32}x_3 + w_{42}x_4 + w_{52}x_5$$
$$h_3 = w_{13}x_1 + w_{23}x_2 + w_{33}x_3 + w_{43}x_4 + w_{53}x_5$$

Chiqish qatlami matritsasi **(U)** qiymatlari quyidagicha hisoblanadi:

$$\begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & w'_{13} & w'_{14} & w'_{15} \\ w'_{21} & w'_{22} & w'_{23} & w'_{24} & w'_{25} \\ w'_{31} & w'_{32} & w'_{33} & w'_{34} & w'_{35} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix}$$

Bu yerda,

$$u_1 = w'_{11}h_1 + w'_{21}h_2 + w'_{31}h_3$$
$$u_2 = w'_{12}h_1 + w'_{22}h_2 + w'_{32}h_3$$
$$u_3 = w'_{13}h_1 + w'_{23}h_2 + w'_{33}h_3$$
$$u_4 = w'_{14}h_1 + w'_{24}h_2 + w'_{34}h_3$$
$$u_5 = w'_{15}h_1 + w'_{25}h_2 + w'_{35}h_3$$

Keyingi qadamda, *softmax qatlami* ***(y)*** qiymatlari hisoblanadi:

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix} \textbf{softmax} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix}$$

Bu yerda,

$$y_i = softmax(u_i), \;\; i = 1..5$$

Yuqoridagi formulalardan har bir sinf uchun **softmax** ehtimollikni hisoblash mumkin. Softmax funksiyasi [0..1] oralig'idagi qiymatlarni qabul qilganligi sababli eksponentlardan foydalanadi. Quyida softmax funksiyasining faqat bitta (birinchi) chiqishi keltirilgan:

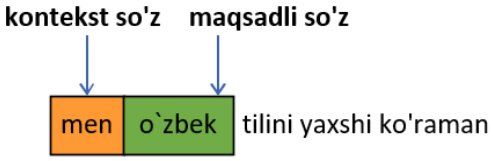
$$y_1 = \frac{e^{u_1}}{(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})}$$

Demak, yuqoridagi tenglamani umumlashtirilgan holda quyidagi formulani yozishimiz mumkin:

$$y_1 = \frac{e^{j}}{\sum_{j=1}^{V} e^{j}}$$

Xatoliklarni hisoblash

CBOW modelida oldinga harakatlanish amalga oshirilganidan so'ng model xatoliklarini hisoblashimiz, mos ravishda og'irliklar **(w, w')**ni yangilashimiz lozim. Model xatosini hisoblash uchun *haqiqiy qiymatni taxmin qilingan qiymat* bilan taqqoslash kerak. Bitta so'zli CBOW modelida kontekstli so'zdan keyingi so'z – maqsadli so'z hisoblanadi.



CBOW modelida xatoni hisoblash uchun quyidagi tenglamadan foydalaniladi:

$$E = -\log(w_t|w_c)$$

Bu yerda,

$w_t - maqsaqli\ so'z;$

$w_c - kontekstli\ so'z.$

Shunday qilib, endi birinchi iteratsiya uchun xato/zararni hisoblaymiz. Birinchi iteratsiya uchun "**o'zbek"** maqsadli so'z va uning pozitsiyasi **2** ga teng.

$$E(y_2) = -\log(w_{y_2}|w_{x_1}) = -log\frac{e^{u_2}}{(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})}$$
$$= -\log(e^{u_2}) + \log(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})$$
$$= -u_2 + \log(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})$$

Yuqoridagi tenglamani umumlashtirish orqali quyidagi tenglama hosil qilinadi:

$$E = -u_{j*} + \log \sum_{j=1}^{V} e^{u_j}$$

Bu yerda, j* – chiqish qatlamidagi maqsadli so'zning indeksi.

Modelning birinchi iteratsiyasida maqsadli so'zning indeksi **2** ga teng. Shunday qilib, CBOW modelining birinchi iteratsiyasi uchun "**o'zbek"** so'zi gapda 2-pozitsiyada joylashgani uchun **j*=2** bo'ladi.

Og'irlik sozlash orqali orqaga qaytish

Berilgan matn uchun CBOW modelidagi *oldinga harakatlanish va xatoliklarni hisoblash* bosqichlari amalga oshirilganidan so'ng vazn matritsalarini sozlash orqali **orqaga qaytish (back propagation)** bosqichi bajariladi. Orqaga qaytish bosqichini bajarish uchun og'irlik matritsalarini (**w** va **w'**) yangilash talab qilinadi. Og'irlikni yangilash uchun har bir vazngа nisbatan yo'qotish

qiymatini hisoblash, tegishli vazn bilan ko'paytirish talab etiladi. Bu usul **gradient descent** deb nomlanadi.

Ikkinchi **w'** vaznni yangilash uchun quyidagi misolni ko'rib chiqamiz. Ushbu bosqichda barcha neyronlarning vaznini yangilash uchun yashirin qatlamdan foydalanamiz:

1-qadam. w'_{11} ga nisbatan **E** gradiyentini hisoblash:

$$\begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & w'_{13} & w'_{14} & w'_{15} \\ w'_{21} & w'_{22} & w'_{23} & w'_{24} & w'_{25} \\ w'_{31} & w'_{32} & w'_{33} & w'_{34} & w'_{35} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix} \textbf{softmax} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix}$$

$$\frac{dE(y_1)}{dw'_{11}} = \frac{dE(y_1)}{du_1}, \frac{du_1}{dw'_{11}}$$

Natijada,

$$E(y_1) = -u_1 + \log(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})$$

$$\frac{dE(y_1)}{du_1} = -\frac{du_1}{du_1} + \frac{d(\log(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5}))}{du_1}$$

$$= -1 + \frac{d(\log(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5}))}{d(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})}, \frac{d(e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5})}{du_1}$$

Ushbu tenglamada bir qator hisoblashlarni amalga oshiramiz:

$$\frac{dE(y_1)}{du_1} = -1 + \frac{1}{e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5}} * u_1$$

$$= -1 + \frac{u_1}{e^{u_1} + e^{u_2} + e^{u_3} + e^{u_4} + e^{u_5}} = -1 + y_1$$

Yuqoridagi tenglamalarni umumlashtirish orqali quyidagi tenglamani hosil qilamiz:

$$\frac{dE}{du_j} = -\frac{d(u_{j*})}{du_j} + \frac{d(\log \sum_{j=1}^{V} e^{u_j})}{du_j} = (-t_j + y_j) = e_j$$

Izoh: $t_j = \begin{Bmatrix} 1, & agar\ t_j = t_{j*} \\ 0, & aks\ holda \end{Bmatrix}$

Yuqoridagi tenglamada $\boldsymbol{t_j}$ qiymatning haqiqiy natijasi, $\boldsymbol{y_j}$ – taxmin qilingan natija, $\boldsymbol{e_j}$ – xatolik miqdori hisoblanadi. Shunday qilib, birinchi iteratsiya uchun,

$$\frac{dE(y_1)}{du_1} = e_1$$

$$\frac{du_1}{dw'_{11}} = \frac{d(w'_{11}h_1 + w'_{21}h_2 + w'_{31}h_3)}{dw'_{11}} = h_1$$

Yuqoridagi tenglamalardan foydanalanib, asosiy ko'paytma qiymatini hisoblash mumkin:

$$\frac{dE(y_1)}{dw'_{11}} = \frac{dE(y_1)}{du_1}, \frac{du_1}{dw'_{11}} = e_1 h_1$$

Demak, umumlashtirilgan yakuniy tenglama quyidagi ko'rinishga ega:

$$\frac{dE}{dw'} == e * h$$

2-qadam. $\boldsymbol{w'_{11}}$ vazn qiymatini yangilash:

$$new(w'_{11}) = w'_{11} - \frac{dE(y_1)}{dw'_{11}} = w'_{11} - e_1 h_1$$

1 va 2-qadamlarga o'xshash tarzda w'_{12}, w'_{13} ... w'_{35} qiymatlarni yangilash mumkin.

Keyingi qadamda **w** vaznni yangilash lozim.

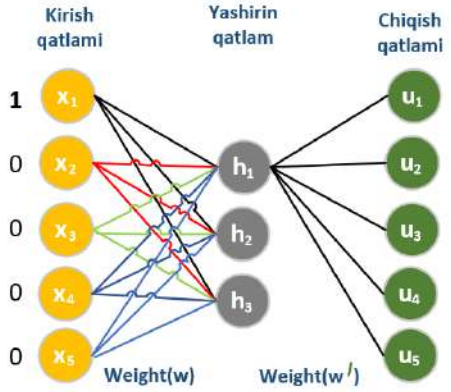
1-qadam. $\boldsymbol{w_{11}}$ ga nisbatan **E** gradiyentini hisoblash:

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & w'_{13} & w'_{14} & w'_{15} \\ w'_{21} & w'_{22} & w'_{23} & w'_{24} & w'_{25} \\ w'_{31} & w'_{32} & w'_{33} & w'_{34} & w'_{35} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix} \textbf{softmax} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix}$$

Mazkur orqaga qaytish bosqichida kirish qatlamidan yashirin qatlamgacha bo‘lgan barcha vazn qiymatlari (w_{11}, w_{12} ... w_{53}) yangilanadi. Ushbu maqolada faqat bitta w_{11} vazn uchun hisoblashlar keltiriladi:

$$\frac{dE}{dw_{11}} = \frac{dE}{dh_1}, \frac{dh_1}{dw_{11}}$$

E orqali $h_1, u_1, u_2, u_3, u_4, u_5$ qiymatlar yangilanadi.



5-rasm. Vazn matritsasini yangilash

Bu yerda,

$$\frac{dE}{dh_1} = \left(\frac{dE}{du_1}, \frac{du_1}{dh_1}\right) + \left(\frac{dE}{du_2}, \frac{du_2}{dh_1}\right) + \left(\frac{dE}{du_3}, \frac{du_3}{dh_1}\right) + \left(\frac{dE}{du_4}, \frac{du_4}{dh_1}\right) + \left(\frac{dE}{du_5}, \frac{du_5}{dh_1}\right)$$
$$= ew'_{11} + ew'_{12} + ew'_{13} + ew'_{14} + ew'_{15}$$

u_1 va h_1 lar uchun,

$$\frac{du_1}{dh_1} = \frac{d(w'_{11}h_1 + w'_{21}h_2 + w'_{31}h_3)}{dh_1} = w'_{11}$$

h_1 xatolikka mos tarzda $\frac{du_2}{dh_1}, \frac{du_3}{dh_1}, \frac{du_4}{dh_1}, \frac{du_5}{dh_1}$ qiymatlar yuqoridagi tenglamada o‘xshash tarzda hisoblanadi.

$$\frac{du_1}{dw_{11}} = \frac{d(w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + w_{31}x_3 + w_{41}x_4 + w_{51}x_5)}{dw_{11}}$$

va nihoyat,

$$\frac{dE}{dw_{11}} = \frac{dE}{dh_1}, \frac{dh_1}{dw_{11}} = (ew'_{11} + ew'_{12} + ew'_{13} + ew'_{14} + ew'_{15}) * x$$

2-qadam. w_{11} vazn qiymatini yangilash:

$$new(w_{11}) = w_{11} - \frac{dE}{dw_{11}} = w_{11} - (ew'_{11} + ew'_{12} + ew'_{13} + ew'_{14} + ew'_{15}) * x$$

1 va 2-qadamlarga o‘xshash tarzda w_{12}, w_{13} ... w_{54} vazn qiymatlarini yangilash mumkin.

CBOW usuli tahlili

Korpus matnlarini yuqorida keltirilgan o‘qitish jarayoni orqali modellashtirgandan so‘ng *modelni sozlash* va *to‘g‘ri og‘irliklar*ni o‘rnatish kerak. Modelni o‘qitish jarayonining yakunida birinchi vazn matritsasini ko‘rib chiqamiz.

Masalan: “**men o‘zbek tilini yaxshi ko‘raman”.**

Yuqoridagi matnga mos o‘qitish modelimizning birinchi og‘irligi:

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix}$$

“men” so‘ziga mos vazn qiymatlari **$[w_{11}, w_{12}, w_{13}]$** dan iborat.

$$\begin{matrix} men \\ o'zbek \\ tilini \\ yaxshi \\ ko'raman \end{matrix}\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} \end{bmatrix}$$

Endi yakuniy tenglamalarni hosil qilamiz:

1. Oldinga harakatlanish boshqichi tenglamalari:

$$h = wx, \qquad u = w'h$$

$$y_j = softmax(u_j) = \frac{e^j}{\sum_{j=1}^{V} e^j}$$

$$E = -\log(w_t|w_c) = -u_{j*} + log\sum_{j=1}^{V} e^{u_j}$$

2. Orqaga harakatlanish boshqichi tenglamalari:

2.1. w'_{11} vazn qiymatini yangilash:

$$\frac{dE}{dw'} = e * h$$

$$new(w'_{11}) = w'_{11} - \frac{dE(y_1)}{dw'_{11}} = w'_{11} - e_1 h_1$$

Umumiy tenglama:

$$\frac{dE}{dw'} = (wx) \oplus e$$

$$new(w') = w'_{old} - \frac{dE}{dw'}$$

2.2. w_{11} vazn qiymatini yangilash:

$$\frac{dE}{dw_{11}} = (ew'_{11} + ew'_{12} + ew'_{13} + ew'_{14} + ew'_{15}) * x$$

Umumiy tenglama:

$$\frac{dE}{dw} = x \oplus (w'e)$$

$$new(w) = w_{old} - \frac{dE}{dw}$$

Xulosa. Word2vec modeli Google kompaniyasi tomonidan ishlab chiqilgan; so‘zlarning kontekstual va semantik o‘xshashlikini aks ettiruvchi hamda raqamli vektorli ko‘rinishlarini yaratish uchun neyron tarmoqqa asoslangan bashoratlash modelidir. So‘zlarning raqamli vektor ko‘rinishi ularning semantik ma’nosini va so‘zlar o‘rtasidagi munosabatlarni qamrab oladi hamda NLP algoritmlariga matn ma’lumotlari bilan samarali ishlash imkonini beradi. Word2vec nazoratsiz model bo‘lib, katta hajmdagi matn korpusini o‘z ichiga olishi, mumkin bo‘lgan so‘zlarning lug‘atini yaratishi va ushbu lug‘atni ifodalovchi vektor maydonidagi har bir so‘z uchun zich so‘z birikmalarini yaratishi mumkin. Bugungi kunda Word2vec metodining CBOW va Skip-gram kabi ikkita asosiy yondashuvi mavjud. CBOW modeli neyron tarmog‘iga asoslangan algoritm bo‘lib, maqsadli so‘zni uning atrofidagi kontekst so‘zlarini hisobga olgan holda bashorat qiladi. CBOW usuli qo‘shni (kontekst) so‘zlaridan maqsadli so‘zni taxmin qilishga harakat qiladi. CBOW modeli sayoz neyron tarmog‘i bo‘lib, nazorat ostidagi o‘rganish algoritmi yordamida o‘qitiladi. Ushbu maqolada til korpusini bitta so‘zli CBOW modeli orqali o‘qitishning 4-bosqichli matematik modeli keltirildi. Katta hajmdagi til korpusi matnlari orqali CBOW modelini shakllantirishda birinchi navbatda nomuhim so‘zlarni o‘chirish, sonlarni satr shaklga o‘tkazish, tinish belgilarini olib tashlash va shunga o‘xshash matnni tozalash ishlarini bajarish lozim. Maqolada n=3 bo‘lgan hol uchun CBOW modeli arxitekturasi keltirilgan bo‘lib, oddiy neyron tarmog‘i orqali o‘zbek tilidagi matnni o‘qitish jarayonining matematik modeli keltirildi. Modelni o‘qish jaronida yuzaga keladigan xatoliklarni qayta ishlash usullari, vazn matritsasini shakllantirishning matematik tenglamalari keltirildi. Neyron tarmog‘i orqali o‘qitilgan matnga mos softmax ehtimollikni hisoblash tenglamalari keltirilgan bo‘lib,

w va **w'** og'irliklarni sozlash orqali CBOW modelidagi orqaga qaytish bosqichi misollar orqali tavsiflandi. Natijada, korpus matnlarini o'qitish jarayoni orqali modellashtirgandan so'ng modelni sozlash va og'irliklarni to'g'ri o'rnatish usullari haqida fikr-mulohaza yuritildi. CBOW modeli – bu NLP vazifalarga sezilarli hissa qo'shadigan so'zlarni joylashtirish usuli. CBOW modelining nazariy asoslarini tushunish, amaliy tatbig'ini o'rganish; afzallik va cheklovlarini tushunish orqali tabiiy tilga ishlov berish, ma'lumot olish va AIning boshqa ilovalarini ishlab chiqish imkonini beradi. NLP tadqiqotlari rivojlanishi bilan CBOW va boshqa so'zlarni joylashtirish modellari rivojlanishda davom etadi, bu esa mashinaga inson tilini tushunish, ular bilan yanada samarali ishlash imkonini beradi.

FOYDANALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:

1. Tan, M., Zhou, W., Zheng, L., & Wang, S. (2012). A Scalable Distributed Syntactic, Semantic, and Lexical Language Model. *Computational Linguistics*, *38*(3). https://doi.org/10.1162/COLI_a_00107

2. Sabharwal, N., & Agrawal, A. (2021). Introduction to Word Embeddings. In *Hands-on Question Answering Systems with BERT*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-6664-9_3

3. Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2006). Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. *Neural Information Processing Systems*, *1*.

4. Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013 - Workshop Track Proceedings*.

5. Onishi, T., & Shiina, H. (2020). Distributed Representation Computation Using CBOW Model and Skip–gram Model. *2020 9th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI),* 845–846. https://doi.org/10.1109/IIAI-AAI50415.2020.00179

6. B.Elov, Z.Xusainova, N.Xudayberganov. (2022). Tabiiy tilni qayta ishlashda Bag of Words algoritmidan foydalanish. *O'zbekiston: til va madaniyat (Amaliy filologiya), 2022, 5(4).* 31-45

7. Elov B., Aloyev N., Xusainova Z., Yuldashev A. O'zbek tili korpusi matnlarini qayta ishlash Word2Vec, GloVe, ELMO, BERT usullari // Труды XI Международной конференции «Компьютерная обработка тюркских языков» «TURKLANG 2023». Бухара, 20-22 октября 2023 г.

8. Feng, Y., Hu, C., Kamigaito, H., Takamura, H., & Okumura, M. (2022). A Simple and Effective Usage of Word Clusters for CBOW Model. *Journal of Natural Language Processing*, *29*(3). https://doi.org/10.5715/jnlp.29.785

9. B.ELov, Sh.Khamroeva, Z.Xusainova (2023). The pipeline processing of NLP. *E3S Web of Conferences 413, 03011, INTERAGROMASH 2023.* https://doi.org/10.1051/e3sconf/202341303011

10. Rodríguez, P., Bautista, M. A., Gonzàlez, J., & Escalera, S. (2018). Beyond one-hot encoding: Lower dimensional target embedding. *Image and Vision Computing*, *75*. https://doi.org/10.1016/j.imavis.2018.04.004

11. Elov B., Hamroyeva Sh., Matyakubova N., Yodgorov U. One-hot encoding and Bag-of-Words methods in processing the uzbek language corpus texts // Труды XI Международной конференции «Компьютерная обработка тюркских языков» «TURKLANG 2023». Бухара, 20-22 октября 2023 г.

12. Vrbanec, T., Meštrović, A. (2020). Corpus-based paraphrase detection experiments and review. In *Information (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 5). https://doi.org/10.3390/INFO11050241

13. Faouzi, H., El-Badaoui, M., Boutalline, M., Tannouche, A., & Ouanan, H. (2023). Towards amazigh word embedding: Corpus creation and word2vec models evaluations. *Revue d'Intelligence Artificielle*, *37*(3). https://doi.org/10.18280/ria.370324

14. Liu, B. (2020). Text sentiment analysis based on CBOW model and deep learning in big data environment. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, *11*(2). https://doi.org/10.1007/s12652-018-1095-6