



Računarski fakultet

DIPLOMSKI RAD

**Slika je vredna 16x16 reči:
Vision Transformeri**

Vanja Kovinić

RN 42/2020

Mentor:

dr Nemanja Ilić

Komisija:

dr Nemanja Ilić

dr Nevena Marić

Beograd, septembar 2024.

Sadržaj

1	Uvod	1
1.1	Istorija i motivacija	1
1.1.1	Rani Razvoj u Računarskom Vidu	1
1.1.2	Uspon Dubokog Učenja	2
1.1.3	Ograničenja CNN-ova	2
1.1.4	Motivacija za uvođenje Vision Transformera	2
1.2	Konvolucione Neuronske Mreže (CNN)	3
1.2.1	Istorija CNN -ova	3
1.2.2	Ljudski vizuelni sistem kao inspiracija	4
1.2.3	Arhitektura CNN -ova	6
2	Transformeri	14
2.1	Istorija i razvoj	14
2.2	Motivacija za transformer arhitekturu	14
2.2.1	Rekurentne Neuronske Mreže (RNN)	15
2.2.2	Long Short-Term Memory Mreže (LSTM)	16
2.2.3	Prednost transformera	17
2.3	Arhitektura transformera	17
2.3.1	Enkoder	18

Apstrakt

Ovaj diplomski rad istražuje **Vision Transformere (ViT)**, nov pristup u oblasti računarskog vida koji koristi arhitekturu transformera prvobitno razvijenu za obradu prirodnog jezika. Prvi deo rada pruža detaljan pregled arhitekture transformera, uključujući ključne komponente kao što su ***self-attention mehanizam*** i **poziciono enkodovanje**, i diskutuje njihove svrhe i funkcionalnosti. Nakon toga, fokus se prebacuje na Vision Transformere, objašnjavajući kako se slike transformišu u **tokene** i obrađuju kroz **enkoder transformera** kako bi se primenili na rešavanje vizuelnih zadataka.

Rad zatim ulazi u praktične aspekte implementacije Vision Transformera, uključujući izbor i podešavanje **hiperparametara** za poboljšanje performansi. Izvršeno je i poređenje sa referentnim implementacijama, i predložen pristup za poboljšanje performansi. Prikazani su različiti eksperimenti, zajedno sa diskusijom njihovih rezultata, pružajući uvid u efikasnost i izazove povezane sa Vision Transformerima.

Na kraju, rad naglašava značaj Vision Transformera u oblasti računarskog vida, prikazujući njihov potencijal i ograničenja, kao i njihove praktične primene.

1 Uvod

"Pre otprilike 540 miliona godina, Zemlja je bila obavijena tamom. Ovo nije bilo zbog nedostatka svetlosti, već zato što organizmi još uvek nisu razvili sposobnost da vide. Iako je sunčeva svetlost mogla da proдре u okeane do dubine od 1.000 metara i hidrotermalni izvori na dnu mora isijavali svetlost u kojoj je život cvetao, nijedno oko nije se moglo naći u tim drevnim okeanima, nijedna retina, rožnjača ili sočivo. Sva svetlost i život nikada nisu viđeni. Koncept gledanja nije ni postojao tada i ova sposobnost nije ostvarena sve dok nije stvorena.

Iz nama nepoznatih razloga, trilobiti su se pojavili kao prva bića sposobna da spoznaju svetlost. Oni su prvi prepoznali da postoji nešto izvan njih samih, svet okružen višestrukim jedinkama. Radenje vida se smatra da je pokrenulo kambrijsku eksploziju, period u kojem se veliki broj vrsta životinja pojavljuje u fosilnom zapisu. Vid je započeo kao pasivno iskustvo, jednostavno propuštanje svetlosti, ali je ubrzo postao aktivniji. Nervni sistem je počeo da evoluira, vid je prešao u uvid, gledanje je postalo razumevanje, a razumevanje je dovelo do akcije, a sve to je dovelo do nastanka inteligencije.

Danas nismo više zadovoljni vizuelnom spoznajom koju nam je priroda dala. Radoznalost nas je navela da stvorimo mašine koje mogu da "vide" kao mi, pa čak i inteligentnije." - Li Fei-Fei [4]

1.1 Istorija i motivacija

1.1.1 Rani Razvoj u Računarskom Vidu

Koreni računarskog vida potiču iz ranih pokušaja da se razume i interpretira vizuelni podatak korišćenjem matematičkih modela i računara. U početku, istraživanja u oblasti računarskog vida fokusirala su se na jednostavne zadatke kao što su detekcija ivica, prepoznavanje objekata i osnovna obrada slika. Rane metode su se u velikoj meri oslanjale na ručnu izradu karakteristika (engl. *features*) slike i algoritme dizajnirane da imitiraju osnovne aspekte ljudskog vida.

1.1.2 Uspon Dubokog Učenja

Značajan preokret u računarskom vidu dogodio se sa pojavom **dubokog učenja**. **Konvolucione Neuronske Mreže (CNNs)**, koje su predstavili Yann LeCun i drugi [11] krajem 1980-ih i početkom 1990-ih, revolucionisale su ovu oblast uvođenjem automatskog ekstraktovanja karakteristika kroz slojeve koji se uče (engl. *learnable features*). **CNN**-ovi su pokazali izuzetne performanse u različitim zadacima klasifikacije slika, omogućavajući računarima da nauče složene reprezentacije vizuelnih podataka. Ovo otkriće je kasnije propaćeno uspehom modela kao što su **AlexNet** [9], **VGGNet** [14] i **ResNet** [5], koji su postavili nove standarde u izazovima prepoznavanja slika.

1.1.3 Ograničenja CNN-ova

Uprkos svom uspehu, **CNN**-ovi imaju inherentna ograničenja koja su motivisala potragu za novim pristupima. Jedan od značajnih nedostataka je njihova poteškoća u povezivanju udaljenih zavisnosti i globalnog konteksta unutar slike. **CNN**-ovi obično obrađuju slike kroz seriju lokalizovanih konvolucionih operacija, što može ograničiti njihovu sposobnost da razumeju odnose između udaljenih elemenata na slici.

1.1.4 Motivacija za uvođenje Vision Transformer

Pojava **Vision Transformer (ViT)** predstavlja odgovor na ova ograničenja. Inspirisani uspehom modela transformera u obradi prirodnog jezika (**NLP**), istraživači su pokušali da primene iste principe u računarskom vidu. Transformeri koriste *self-attention* mehanizam za povezivanje globalnih zavisnosti, što ih čini pogodnim za zadatke koji zahtevaju razumevanje složenih odnosa unutar vizuelnih podataka.

Vision Transformeri rešavaju nekoliko izazova sa kojima se suočavaju **CNN**-ovi. Pretvaranjem slika u sekvence parčića (engl. *image patches*) i primenom *self-attention* mehanizma preuzetim iz **transformera**, **ViT**-ovima mogu efikasnije modelovati globalni kontekst. Ovaj pristup omogućava **ViT**-ovima da postignu vrhunske performanse na različitim testovima klasifikacije slika i pokazuje njihov potencijal da unaprede oblast računarskog vida.

1.2 Konvolucione Neuronske Mreže (CNN)

1.2.1 Istorija CNN-ova

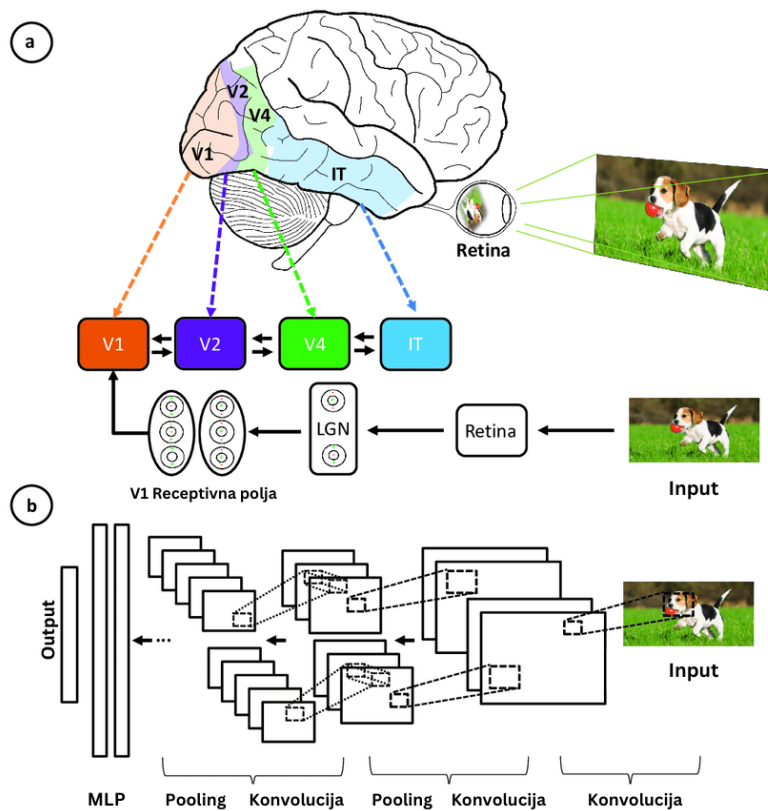
Konvolucione neuronske mreže su razvijene i prvi put korišćene oko 1980-ih. Tokom tog perioda, primarna primena **CNN**-ova bila je prepoznavanje rukom pisanih cifara, što je našlo praktičnu primenu u poštanskom sektoru za čitanje poštanskih i PIN kodova. Rani modeli **CNN**-ova, kao što je **LeNet** [10] koji je razvio Yann LeCun, pokazali su potencijal **CNN**-ova za zadatke prepoznavanja cifara.

Međutim, šira primena **CNN**-ova bila je ograničena značajnim izazovima. Duboki modeli učenja, uključujući **CNN**-ove, zahtevaju ogromne količine podataka za obuku i značajne računarske resurse, koji u to vreme nisu bili lako dostupni. Pored toga, *backpropagation* algoritam, koji je neophodan za obuku neuronskih mreža, bio je računarski skup. Ova ograničenja su ograničila upotrebu **CNN**-ova uglavnom na poštanski sektor, i tehnologija nije uspela da stekne širu primenu u oblasti mašinskog učenja.

Oživljavanje **CNN**-ova došlo je 2012. godine, kada su Alex Krizhevsky, zajedno sa Ilyom Sutskeverom i Geoffreyjem Hintonom, prepoznali potencijal dubokog učenja sa višeslojnim neuronskim mrežama. Ovo oživljavanje je pokrenuto nekoliko ključnih faktora: dostupnost velikih skupova podataka, kao što je **ImageNet** [2] skup sa milionima označenih slika, i značajna unapređenja u računarskim resursima, posebno **GPU**-ovima (engl. *graphics processing unit*). Ovi razvojni događaji omogućili su istraživačima da prevaziđu prethodna ograničenja i u potpunosti iskoriste mogućnosti konvolucionih neuronskih mreža.

1.2.2 Ljudski vizuelni sistem kao inspiracija

Arhitektura konvolucionih neuronskih mreža je analogna načinu na koji su neuroni u ljudskom mozgu povezani i inspirisana je organizacijom **vizuelnog korteksa**. Pojedinačni neuroni reaguju na stimulse samo u ograničenom delu vizuelnog polja poznatom kao **receptivno polje** (engl. *receptive field*). Ova polja se preklapaju kako bi se pokrilo čitavo vizuelno područje.



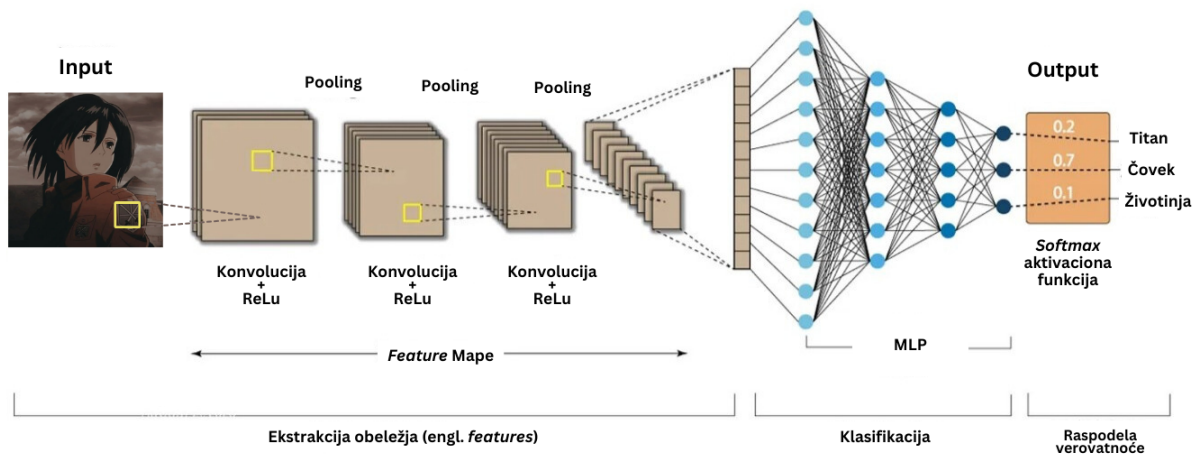
Slika 1: Paralela između organizacije vizuelnog korteksa i CNN arhitekture

Glavne sličnosti [8] između organizacije vizuelnog korteksa i arhitekture CNN-ova su:

- **Hijerarhijska arhitektura:** I CNN i vizuelni korteks imaju hijerarhijsku strukturu, gde se jednostavni oblici izvlače u početnim slojevima, a složeniji oblici se grade u dubljim slojevima. Ovo omogućava kompleksniju reprezentaciju vizuelnog inputa.
- **Lokalna povezanost:** Neuronu u vizuelnom korteksu su povezani samo sa lokalnim regionom inputa, a ne sa celim vizuelnim poljem. Slično tome, neuroni u sloju CNN-a su povezani samo sa lokalnim regionom inputa putem **konvolucione operacije**. Ova lokalna povezanost omogućava efikasnost.
- **Translaciona invarijantnost:** Neuronu vizuelnog korteksa mogu detektovati karakteristike bez obzira na njihovu lokaciju u vizuelnom polju. *Pooling* slojevi u CNN-u pružaju određeni stepen **translacione invarijantnosti**.
- **Višestruke *feature* mape:** Na svakoj fazi vizuelne obrade, izvlače se različite *feature* mape. CNN-ovi ovo imitiraju putem višestrukih jezgara (engl. *kernels*) koji detektuju različite karakteristike u svakom konvolucionom sloju.
- **Nelinearnost:** Neuronu u vizuelnom korteksu pokazuju osobine nelinearnosti. CNN-ovi postižu nelinearnost putem **aktivacionih funkcija**, koje se primenjuju nakon svake konvolucije.

1.2.3 Arhitektura CNN-ova

Arhitektura CNN-a biće prikazana na primeru klasifikacionog problema¹, gde je cilj modela da klasifikuje slike u jednu od P klasa, kao što je prikazano na slici 2.



Slika 2: Primer arhitekture CNN-a za klasifikaciju slika

Sastavni deo CNN-a su:

- **Konvolucionni slojevi**
- *Pooling* slojevi
- Višeslojni perceptron (engl. *Multi-Layer Perceptron* - MLP)

¹Gradivni elementi CNN-a su identični, bez obzira na to da li je u pitanju problem regresije ili druge prirode; jedina razlika leži u MLP sloju

Konvolucioni slojevi

1. Konvoluciona operacija

U **konvolucionom sloju**, osnovna operacija je **konvolucija** ulazne slike sa **kernelom** (poznatim i kao **filter**). Cilj ove operacije je detektovanje karakteristika kao što su ivice, teksture ili šare u ulaznim podacima.

Neka je ulazna slika predstavljena kao 2D matrica I sa dimenzijama $H \times W$, gde je H visina, a W širina slike (pogledati sliku 3). Neka je K 2D kernel sa dimenzijama $f \times f$, gde je f veličina kernela.

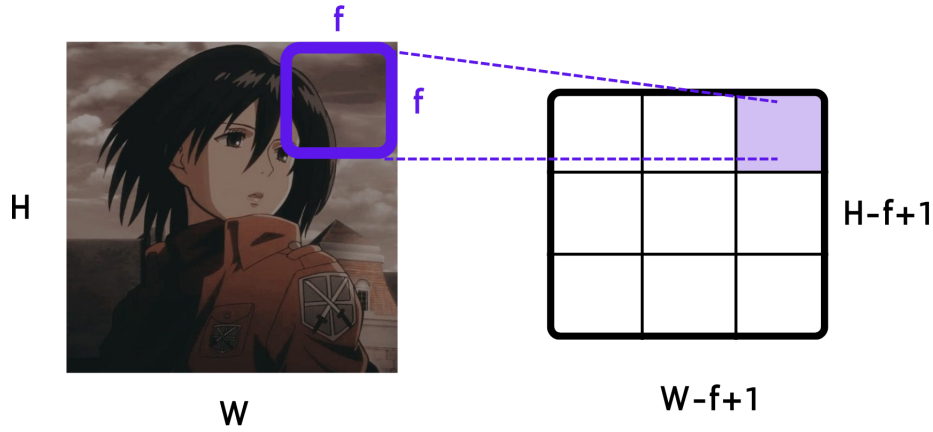
Konvolucija operacija se može matematički izraziti kao:

$$S(i, j) = \sum_{m=0}^{f-1} \sum_{n=0}^{f-1} I(i+m, j+n) \cdot K(m, n)$$

gde $S(i, j)$ predstavlja vrednost izlazne **feature** mape na poziciji (i, j) . Ovde, (i, j) označava poziciju na ulaznoj slici gde se primenjuje kernel.

2. Izlaz konvolucione operacije

Rezultat primene kernela na ulaznu sliku je *feature* mapa F sa dimenzijama $(H - f + 1) \times (W - f + 1)$, pod pretpostavkom da se ne koristi *padding*. Veličina *feature* mape je smanjena u odnosu na ulaznu sliku zbog klizne operacije kernela.



Slika 3: Dimenzije ulazne slike i *feature* mape u jednom konvolucionom sloju

3. Popunjavanje (engl. Padding)

Popunjavanje se koristi za kontrolu prostornih dimenzija izlazne *feature* mape. Popunjavanje dodaje dodatne piksele oko ivica ulazne slike. Neka je p veličina popunjavanja. Popunjena ulazna slika I' ima dimenzije $(H + 2p) \times (W + 2p)$.

Konvolucija operacija sa popunjavanjem može se izraziti kao:

$$S(i, j) = \sum_{m=0}^{f-1} \sum_{n=0}^{f-1} I'(i + m, j + n) \cdot K(m, n)$$

4. Korak (engl. Stride)

Korak određuje koliko piksela se filter pomera pri svakom koraku tokom konvolucije. Neka je s vrednost koraka. Korak utiče na dimenzije izlazne karakteristične mape. Sa korakom s , izlazna karakteristična mapa F ima dimenzije:

$$H_{\text{out}} = \frac{H - f + 2p}{s} + 1$$

$$W_{\text{out}} = \frac{W - f + 2p}{s} + 1$$

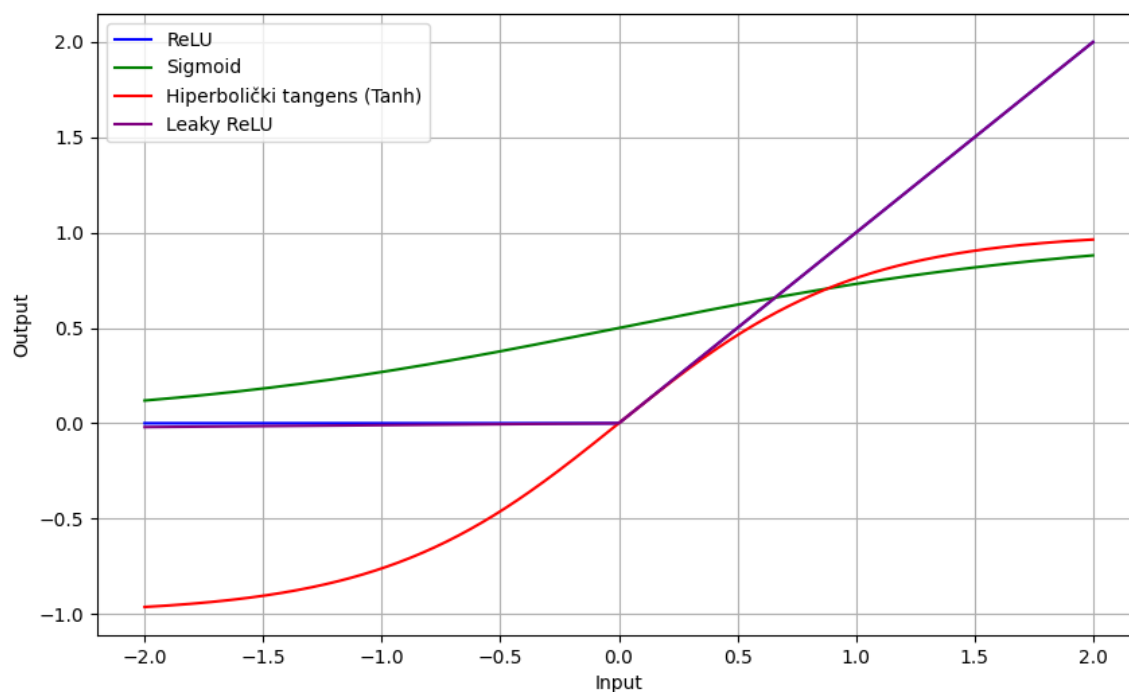
gde su H_{out} i W_{out} visina i širina izlazne *feature* mape, respektivno.

5. Aktivaciona Funkcija

Nakon konvolucione operacije, aktivaciona funkcija se primenjuje element po element da bi se uvela nelinearnost u model. Najčešća aktivaciona funkcija koja se koristi je **ReLU** (*Rectified Linear Unit*), definisana kao:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

gde je x ulaz u aktivacionu funkciju. Neke od najčešćih aktivacionih funkcija se mogu videti na slici 4.



Slika 4: Grafik najčešće korišćenih aktivacionih funkcija

Pooling slojevi

Pooling slojevi su još jedna ključna komponenta CNN-ova koja vrši operaciju uzorkovanja po određenoj strategiji kako bi se smanjile prostorne dimenzije ulazne *feature* mape, čime se smanjuje računarska složenost i sprečava prekomerno prilagođavanje (engl. *overfitting*). Najčešće korišćene operacije pooling-a su ***max pooling*** i ***average pooling***.

Pooling operacija

Pooling operacije se primenjuju na svaku *feature* mapu nezavisno. Ulazna *feature* mapa F ima dimenzije $H \times W$, gde je H visina, a W širina. *Pooling* operacija pomera prozor veličine $f \times f$ preko *feature* mape, sa korakom s .

Max Pooling

Kod *max pooling*-a, izlazna vrednost za svaki prozor je maksimalna vrednost unutar tog prozora. Matematički, za *feature* mapu F i *pooling* prozor veličine $f \times f$ sa korakom s , operacija *max pooling*-a se može izraziti kao:

$$M(i, j) = \max_{0 \leq m < f, 0 \leq n < f} F(s \cdot i + m, s \cdot j + n)$$

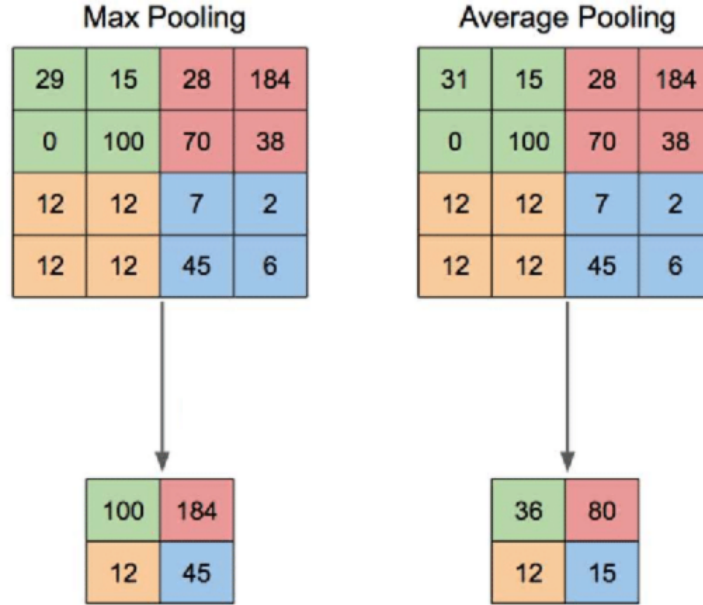
gde $M(i, j)$ predstavlja vrednost izlazne *feature* mape na poziciji (i, j) .

Average Pooling

Kod *average pooling*-a, izlazna vrednost za svaki prozor je prosečna vrednost unutar tog prozora. Matematički, za *feature* mapu F i *pooling* prozor veličine $f \times f$ sa korakom s , operacija *average pooling*-a se može izraziti kao:

$$A(i, j) = \frac{1}{f^2} \sum_{m=0}^{f-1} \sum_{n=0}^{f-1} F(s \cdot i + m, s \cdot j + n)$$

gde $A(i, j)$ predstavlja vrednost izlazne mape karakteristika na poziciji (i, j) .



Slika 5: Primer izvođenja *max pooling* i *average pooling* operacije

Izlaz Pooling-a

Dimenzije izlazne *feature* mape zavise od veličine prozora za pooling f i koraka s . Data ulazna *feature* mapa F sa dimenzijama $H \times W$, izlazna *feature* mapa O (bilo M za *max pooling* ili A za *average pooling*) ima dimenzije:

$$H_{\text{out}} = \frac{H - f}{s} + 1$$

$$W_{\text{out}} = \frac{W - f}{s} + 1$$

gde su H_{out} i W_{out} visina i širina izlazne *feature* mape, respektivno.

Višeslojni Perceptron (MLP)

Perceptron

Perceptron prima više ulaznih signala, primenjuje težine na njih, sabira ih i prosleđuje rezultat kroz aktivacionu funkciju kako bi proizveo izlaz (*slika 6*).

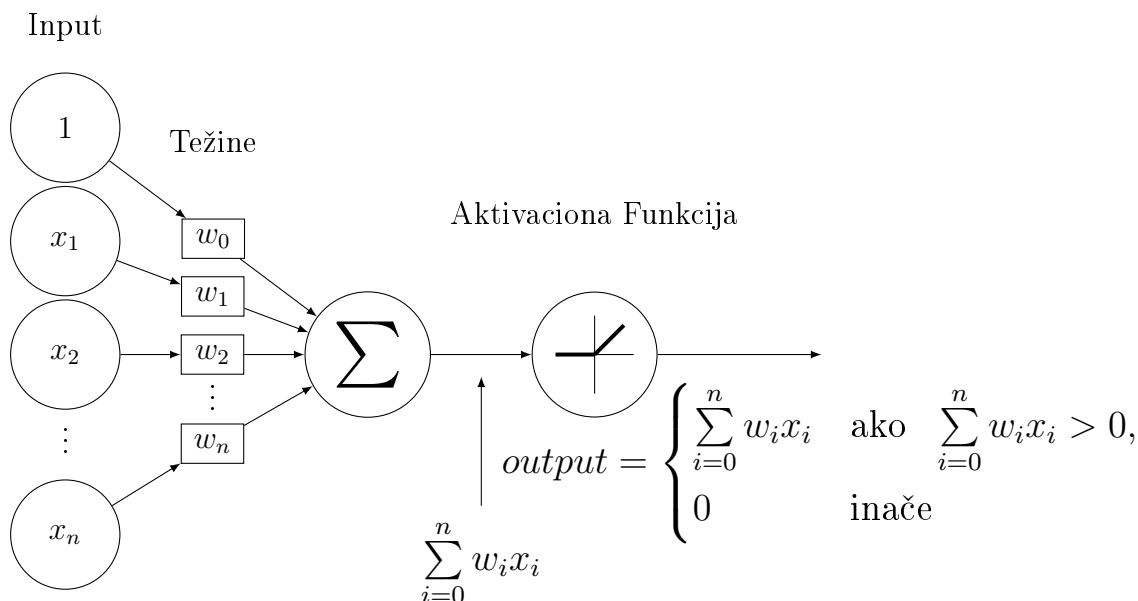
Za dat ulazni vektor $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ i odgovarajuće težine $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$, perceptron računa ponderisanu sumu na sledeći način:

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$$

gde je b (*bias*) slobodan član.

Izlaz y se zatim dobija primenom aktivacione funkcije $f(z)$. U našem primeru smo za aktivacionu funkciju koristili **ReLU** funkciju, koja se definiše na sledeći način:

$$y = \begin{cases} z & \text{ako } z > 0 \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$



Slika 6: Grafički prikaz perceptrona

Višeslojni Perceptron (MLP)

MLP je potpuno povezana veštačka neuronska mreža koja se sastoji od više slojeva perceptrona, obično uključujući ulazni sloj, jedan ili više skrivenih slojeva i izlazni sloj.

Za **MLP** sa L slojeva, ulaz u mrežu je $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$. Izlaz svakog sloja l se računa kao:

$$\mathbf{h}^{(l)} = f(\mathbf{W}^{(l)}\mathbf{h}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)})$$

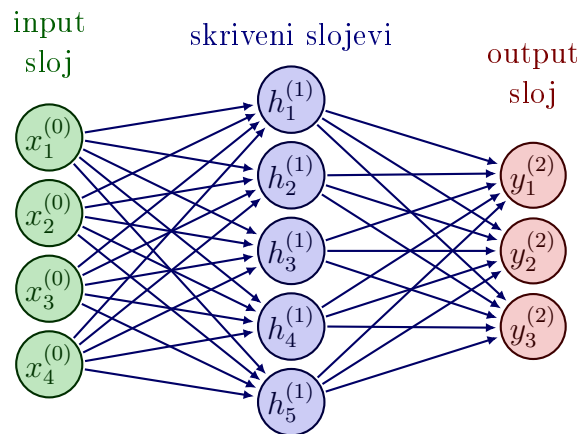
gde:

- $\mathbf{h}^{(0)} = \mathbf{x}$ je ulazni vektor,
- $\mathbf{W}^{(l)}$ i $\mathbf{b}^{(l)}$ su matrica težina i vektor pristrasnosti za sloj l ,
- f je aktivaciona funkcija (obično *ReLU*, *sigmoid* ili *tanh*).

Finalni sloj često koristi *softmax* funkciju za klasifikacione zadatke, koja pretvara izlaz u distribuciju verovatnoće za date klase:

$$\text{softmax}(\mathbf{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^P e^{z_j}}$$

gde je \mathbf{z} ulaz u softmax funkciju, a P je broj klasa.



Slika 7: Grafički prikaz **MLP**-a sa 4 ulazna, 5 skrivenih i 3 izlazna čvora

2 Transformeri

2.1 Istorija i razvoj

Model **Transformera**, predstavljen u seminalnom radu "*Attention is All You Need*" [15] od Vaswani-ja i saradnika 2017. godine, označio je značajan napredak u oblasti obrade prirodnog jezika (**NLP**). Pre toga, modeli kao što su *Recurrent Neural Networks* (**RNNs**) [13] i *Long Short-Term Memory Networks* (**LSTMs**) [6] bili su dominantne arhitekture za *sequence-to-sequence* zadatke. Međutim, ovi modeli su imali ograničenja, posebno sa udaljenim zavisnostima i paralelizacijom.

Transformeri su revolucionisali **NLP** uvođenjem nove arhitekture koja se u potpunosti zasniva na *self-attention* mehanizmu, eliminišući potrebu za rekurentnim slojevima. Ova inovacija je omogućila efikasnije treniranje i sposobnost da se bolje modeluju veze između udaljenih reči u sekvenci. Uvođenje transformera dovelo je do dramatičnog poboljšanja performansi na različitim **NLP** zadacima, kao što su mašinsko prevođenje, sažimanje teksta i odgovaranje na pitanja.

Njihov uspeh brzo je postao evidentan razvojem moćnih modela koji su ih koristili kao osnovu. Jedna od prvih značajnih primena bila je u mašinskom prevođenju, gde je transformer nadmašio prethodne najbolje modele na referentnim skupovima podataka. Ovaj uspeh je dodatno pojačan stvaranjem modela kao što su **BERT** (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) [3] i **GPT** (*Generative Pre-trained Transformer*) [12], koji su postavili nove standarde za različite **NLP** zadatke.

2.2 Motivacija za transformer arhitekturu

Pre pojave transformera, Rekurentne Neuronske Mreže (**RNN**) i *Long Short-Term Memory* mreže (**LSTM**) bile su primarni modeli korišćeni za zadatke sa sekvencijalnim podacima u **NLP**-u. Iako su ovi modeli bili donekle efikasni, imali su ograničenja naročito kod zadataka koji uključuju udaljene zavisnosti.

2.2.1 Rekurentne Neuronske Mreže (RNN)

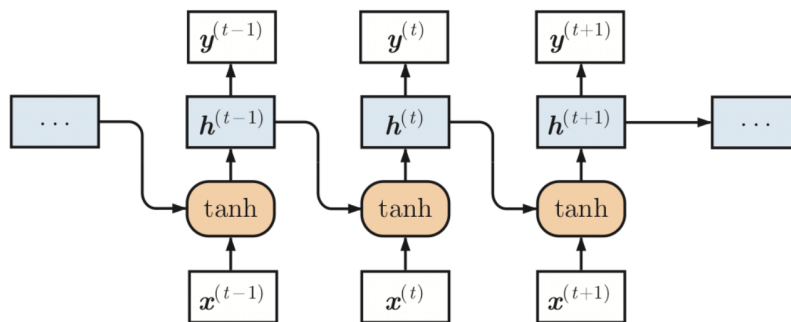
RNN-ovi procesiraju sekvence podataka održavanjem skrivenog stanja (engl. *hidden state*) koje čuva informacije o prethodnim elementima u sekvenci (slika 8). Skriveno stanje u vremenskom koraku t , označeno kao h_t , se računa kao:

$$h_t = f(W_{hh}h_{t-1} + W_{xh}x_t + b_h)$$

gde:

- x_t je ulaz u vremenskom koraku t ,
- W_{hh} i W_{xh} su matrice težina,
- b_h je bias termin,
- f je aktivaciona funkcija (npr. \tanh).

RNN-ovi pate od problema nestajućih i eksplodirajućih gradijenata (engl. *vanishing and exploding gradients*), što otežava efikasno učenje udaljenih zavisnosti. Gradijenti *loss* funkcije ili opadaju ili rastu eksponencijalno tokom propagacije unazad (*backpropagation*), što dovodi do slabog učenja udaljenih zavisnosti.



Slika 8: Prikaz rekurentne neuronske mreže

2.2.2 Long Short-Term Memory Mreže (LSTM)

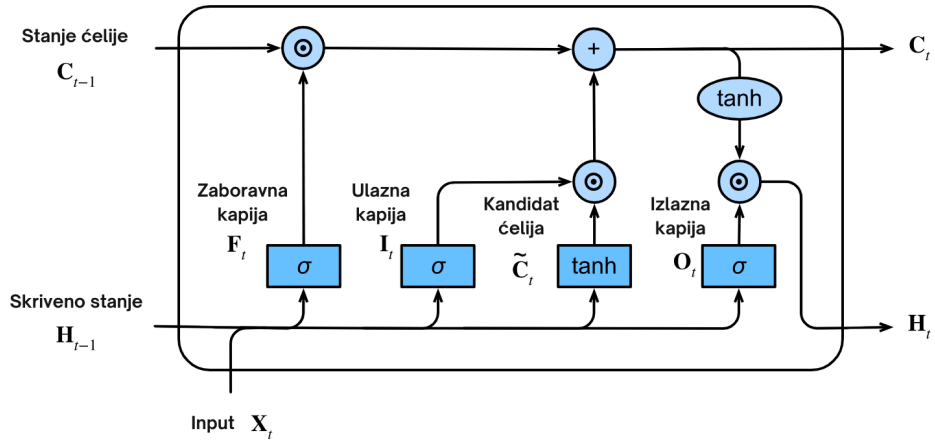
LSTM-ovi su uvedene da bi rešile neka od ograničenja **RNN**-ova. One uključuju memorijske ćelije i mehanizme za kontrolu protoka informacija, omogućavajući im da efikasnije hvataju udaljene zavisnosti. Ključne komponente **LSTM** ćelije uključuju ulaznu kapiju (i_t), zaboravnu kapiju (f_t), izlaznu kapiju (o_t) i stanje ćelije (c_t). Stanje ćelije se ažurira kao:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t$$

gde je \tilde{c}_t kandidat za stanje ćelije, obično računat kao:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c)$$

Iako **LSTM**-ovi ublažavaju neke probleme **RNN**-ova, i dalje se suočavaju sa izazovima u paralelizaciji i računskoj efikasnosti. Sekvencijalna priroda njihovog procesiranja znači da ne mogu efikasno koristiti paralelno računanje, što ograničava njihovu skalabilnost.



Slika 9: Prikaz arhitekture **LSTM** modela

2.2.3 Prednost transformera

Transformeri rešavaju ova ograničenja koristeći potpuno drugačiji mehanizam poznat kao ***self-attention*** mehanizam, koji omogućava efikasnu paralelizaciju i poboljšano rukovanje udaljenim zavisnostima. *Self-attention* mehanizam računa *attention* rezultate za svaki par elemenata u ulaznoj sekvenci, hvatajući zavisnosti bez obzira na njihovu udaljenost. Ovaj mehanizam omogućava transformer modelu da procesira sve elemente sekvence istovremeno, omogućavajući efikasnu paralelizaciju.

Pored toga, korišćenje ***multi-head attention*** mehanizma dodatno poboljšava sposobnost modela da hvata različite aspekte odnosa između elemenata u sekvenci.

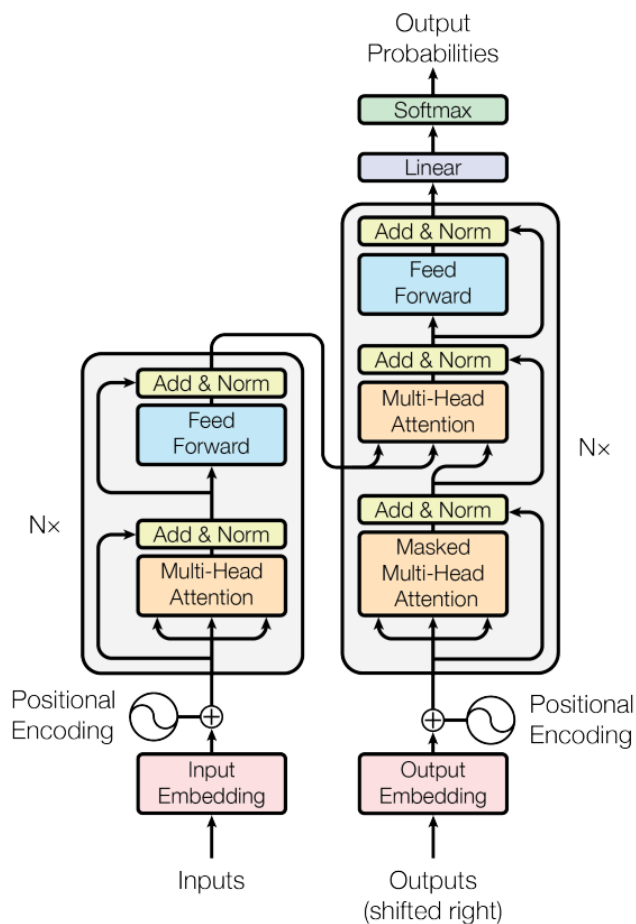
Korišćenjem *self-attention* i *multi-head attention* mehanizama, transformeri prevazilaze ograničenja **RNN**-ova i **LSTM**-ova, pružajući značajna poboljšanja u performansama i efikasnosti za širok spektar **NLP** zadataka.

2.3 Arhitektura transformera

Arhitektura transformera sastoji se od dva glavna dela (*slika 10*):

- **Enkoder**
- **Dekoder**

Obe komponente su dizajnirane da rade zajedno u zadacima poput mašinskog prevođenja, gde enkoder obrađuje ulaznu sekvencu, a dekodeer generiše odgovarajuću izlaznu sekvencu.



Slika 10: Transformer arhitektura [15]

2.3.1 Enkoder

Enkoder je odgovoran za obradu ulazne sekvence i ekstrakovanje njenih reprezentacija.

Input Embedding

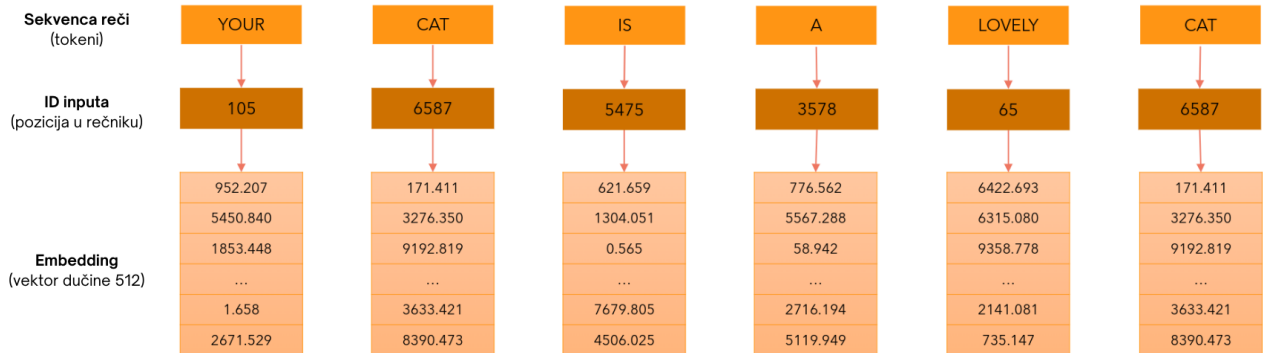
Pre nego što se bilo koja ulazna sekvenca može procesovati od strane transformera, ona mora biti konvertovana u kontinualnu vektorsku reprezentaciju. Ovo se postiže kroz *embedding* sloj, koji mapira svaki token ulazne sekvence u vektor fiksne veličine, označen kao d_{model} .

Za datu ulaznu sekvencu tokena $\{x_1, x_2, \dots, x_{\text{seq}}\}$, svaki token x_i se mapira u vektor za ugrađivanje $E(x_i)$ veličine d_{model} . Ova mapiranja se uče tokom procesa treniranja i obično se predstavljaju kao:

$$E : \{x_1, x_2, \dots, x_{\text{seq}}\} \rightarrow \mathbb{R}^{d_{\text{model}}}$$

Tako se ulazna sekvencu $\{x_1, x_2, \dots, x_{\text{seq}}\}$ transformiše u *embedding* matricu $X \in \mathbb{R}^{\text{seq} \times d_{\text{model}}}$, gde svaki red odgovara embedovanju određenog tokena u sekvenci:

$$X = \begin{bmatrix} E(x_1) \\ E(x_2) \\ \vdots \\ E(x_{\text{seq}}) \end{bmatrix}$$



Slika 11: Embedovanje tokena u vektorski prostor

Poziciono enkodovanje (engl. positional encoding)

Da bi model bio sposoban da prepozna redosled tokena u sekvenci, pozicioni vektori se dodaju na *embedding* vektore. Ovi vektori unose informaciju o poziciji svakog tokena, omogućavajući modelu da razlikuje tokene na osnovu njihove pozicije u sekvenci.

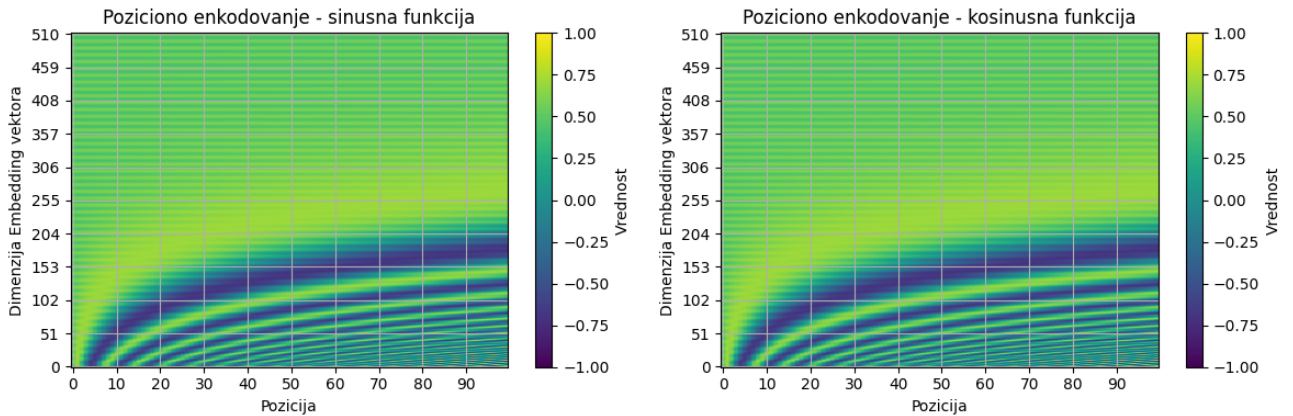
Pozicioni vektori mogu biti naučeni, kao što se uče i *embedding* vektori, ili mogu biti fiksni, zasnovani na unapred definisanim funkcijama. Autori transformera odlučili su da koriste fiksne vektore, koji su davali gotovo iste rezultate kao i naučeni, dok su pritom bili jednostavniji i lakši za interpretaciju.

Fiksni pozicioni vektori za svaku poziciju pos u sekvenci definirani su kao:

$$PE_{(pos,2i)} = \sin\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{\text{model}}}}\right)$$
$$PE_{(pos,2i+1)} = \cos\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{\text{model}}}}\right)$$

gde:

- pos je pozicija tokena u sekvenci.
- i je indeks dimenzije (od 0 do $d_{\text{model}}/2 - 1$).



Slika 12: Grafik pozicionog enkodovanja za sinusnu i kosinusnu funkciju

Korišćenje **sinusnih** i **kosinusnih** funkcija osigurava da su pozicioni vektori kontinualni i glatki, što pomaže u očuvanju relativnih pozicionih informacija.

Pored toga, ove funkcije imaju periodične osobine koje omogućavaju modelu da generalizuje na sekvence različitih dužina, jer slične pozicije proizvode slične pozicione vektore čak i u dugačkim sekvencama.

Ovi pozicioni kodovi se dodaju na *embedding* vektore:

$$X' = X + PE$$

gde je X' konačni ulaz u enkoder, koji kombinuje *embedding* vektor sa pozicionim vektorom. Ova kombinacija omogućava transformeru da iskoristi i sadržaj i redosled tokena u sekvenci, što omogućava efikasnije učenje i predikciju.

Self-Attention mehanizam

Self-attention mehanizam omogućava modelu da odredi značaj nekog tokena u ulaznoj sekvenci u odnosu na ostale ulazne tokene. Na taj način model može da modeluje zavisnosti između tokena, bez obzira na njihovu udaljenost u sekvenci, što predstavlja značajnu prednost u odnosu na tradicionalne rekurentne neuronske mreže (**RNN**).

Težine, odnosno *attention* vrednosti, predstavljaju koliko fokusa model treba da usmeri na ostale tokene prilikom obrade određenog tokena. Ove vrednosti se izračunavaju koristeći tri ključne komponente izvedene iz ulaznih *embedding* vektora:

- **Upit (Q, Query):** Predstavlja token koji trenutno obrađujemo.
- **Ključ (K, Key):** Predstavlja tokene u sekvenci sa kojima se upoređuje trenutni token.
- **Vrednost (V, Value):** Predstavlja stvarne informacije tokena koje će se koristiti kasnije u množenju.

Za svaki token u sekvenci, računamo vektore **Upita**, **Ključ** i **Vrednosti**:

$$Q = XW^Q, \quad K = XW^K, \quad V = XW^V$$

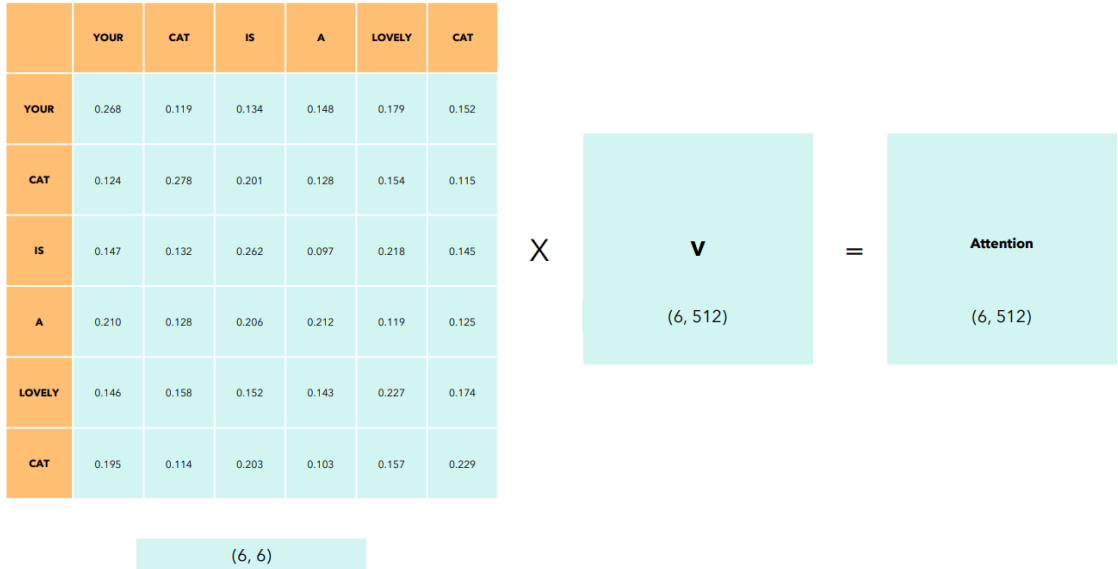
gde su:

- X matrica ulaznih *embedding* vektora dimenzija $\text{seq} \times d_{\text{model}}$,
- W^Q, W^K, W^V matrice težina dimenzija $d_{\text{model}} \times d_k$, $d_{\text{model}} \times d_k$, i $d_{\text{model}} \times d_v$,
- d_k i d_v dimenzije vektora **Upita**/**Ključ** i **Vrednosti**, često su $d_k = d_v = d_{\text{model}}/h$, gde je h broj *self-attention* glava (o čemu će biti reči u narednom odeljku).

Vrednosti pažnje za svaki par tokena izračunavaju se kao skalarni proizvod **Upita** trenutnog tokena sa **Ključem** drugog tokena, skaliran kvadratnim korenom dimenzije d_k , nakon čega sledi *softmax* funkcija koja normalizuje rezultate:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) V$$

Skaliranje sa $\sqrt{d_k}$ sprečava da skalarni proizvod postane prevelik, što bi moglo dovesti do vrlo malih gradijenata i sporog treniranja.



Slika 13: Prikaz *self-attention* mehanizma

Multi-Head Attention

Kako bi se uhvatili različiti tipovi odnosa između tokena, Transformer koristi *multi-head attention* mehanizam. Umesto da se izračuna jedan skup vektora **Upita**, **Ključ** i **Vrednosti**, ulaz se projektuje u više podprostora (glava), od kojih svaka ima svoj skup matrica težina (*Slika 14*). Ovo omogućava modelu da nauči različite aspekte odnosa između tokena.

Za svaku glavu i :

$$Q_i = XW_i^Q, \quad K_i = XW_i^K, \quad V_i = XW_i^V$$

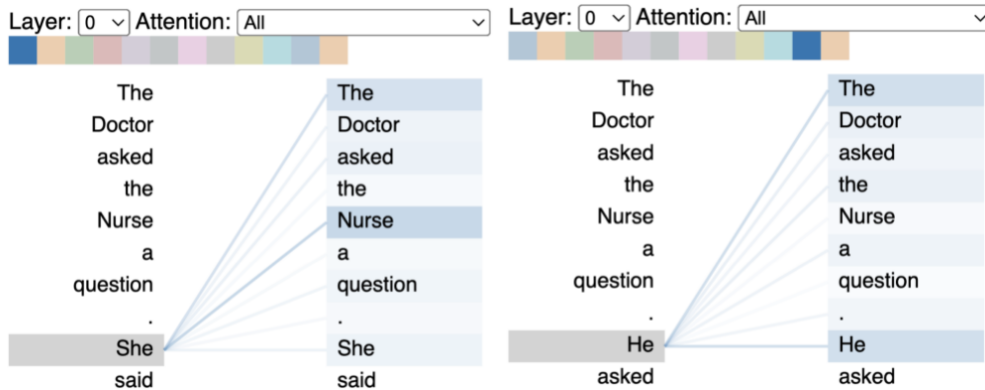
Svaka glava izračunava svoj izlaz pažnje:

$$\text{head}_i = \text{Attention}(Q_i, K_i, V_i)$$

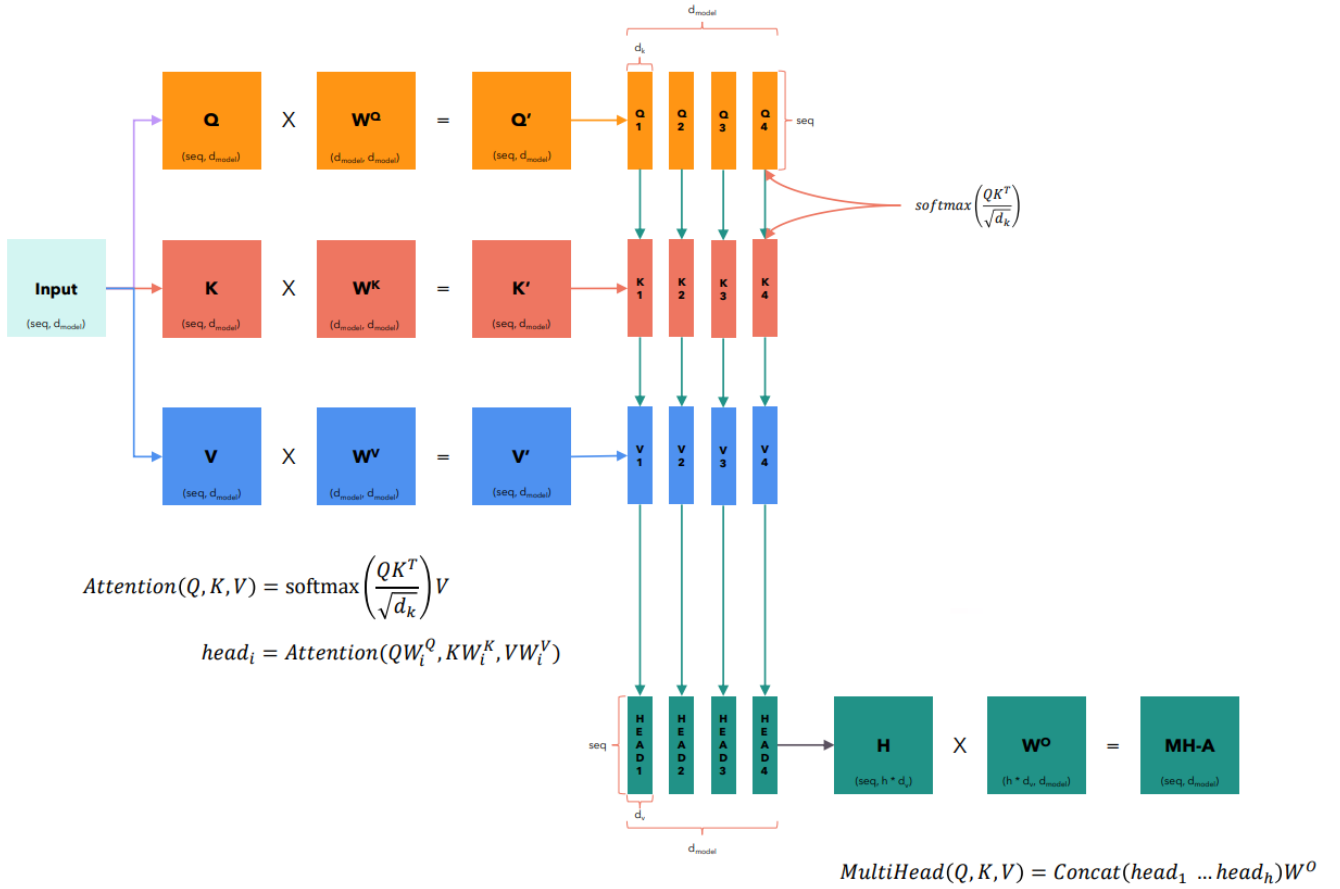
Izlazi svih glava se zatim konkatenuiraju i projektuju nazad na originalnu dimenziju d_{model} :

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W^O$$

gde je W^O matrica težina dimenzija $hd_v \times d_{\text{model}}$ (*slika 15*).



Slika 14: Vizuelizacija jedne glave *multi-head attention* mehanizma [1]

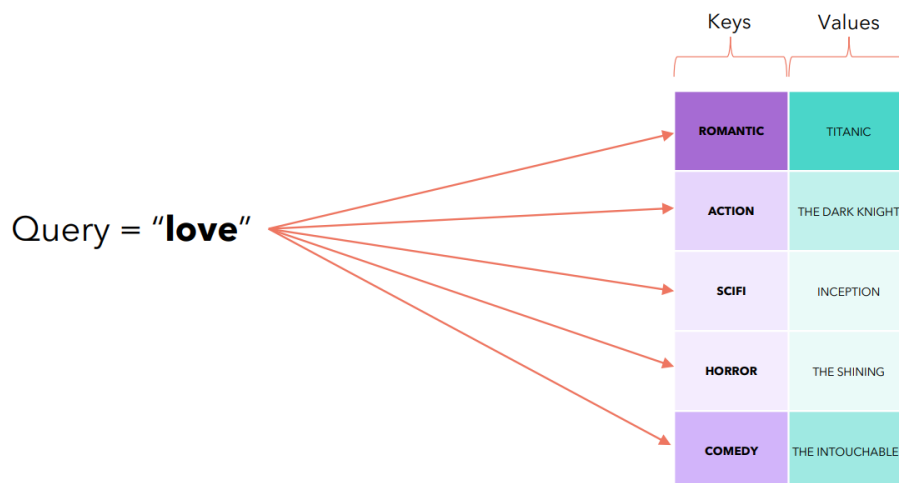


Slika 15: Grafik *multi-head attention* mehanizma [7]

Intuicija i Uticaj

Notacija K , Q i V inspirisana je konceptima ključ (key), upita (query) i vrednosti (value) iz sistema bazi podataka (Slika 16).

Self-attention mehanizam omogućava transformeru da razume kontekst reči u sekvenci gledajući druge reči u sekvenci, bez obzira na njihov položaj. Ovo je ključno za modelovanje udaljenih zavisnosti, čineći transformere posebno efikasnim u zadacima kao što su jezičko modeliranje, prevođenje i, kao što je to slučaj kod Vision Transformera, klasifikacija slika.



Slika 16: Koncepti ključa, upita i vrednosti vuku inspiraciju u bazama podataka [7]

Rezidualne Konekcije i Normalizacija Slojeva

Rezidualne konekcije i normalizacija slojeva su ključne tehnike koje poboljšavaju stabilnost i performanse tokom obuke.

Rezidualne konekcije (*skip* konekcije) omogućavaju da se ulaz sloja direktno doda njegovom izlazu, što pomaže u rešavanju problema nestajanja gradijenta. Ovo olakšava obuku dubljih mreža omogućavajući da gradijenti lakše teku kroz mrežu.

Formalno:

$$\text{Output} = \text{Layer}(x) + x$$

gde:

- x je ulaz u sloj.
- $\text{Layer}(x)$ je izlaz transformacije sloja.

Ovo dodavanje rezidualne konekcije omogućava modelu da očuva originalne informacije.

Normalizacija slojeva stabilizuje i ubrzava obuku normalizovanjem aktivacija duž svih dimenzija svakog uzorka ponaosob. Razlikuje se od *batch* normalizacije po tome što normalizuje svaki pojedinačni uzorak umesto duž cele serije.

Formalno:

$$\text{LayerNorm}(x) = \frac{x - \mu}{\sigma} \cdot \gamma + \beta$$

gde:

- x je ulazni vektor.
- μ i σ su srednja vrednost i standardna devijacija x .
- γ i β su parametri za skaliranje i pomeranje koje se uče.

U transformeru, normalizacija slojeva se primenjuje nakon rezidualne konekcije:

$$\text{Output} = \text{LayerNorm}(\text{Layer}(x) + x)$$

Ove tehnike osiguravaju da model efikasno trenira, održava stabilne gradijente i može koristiti dublje arhitekture mreže bez značajnih problema sa performansama.