DubuceZi 2023

- Razmatramo afinu transformaciju zadanu sljedećom jednadžbom: q = W · p
 + b. Zadatci:
 - (a) Napišite parcijalne derivacije izlaza po ulazu te izlaza po svim parametrima.
 - (b) Za zadanu transformaciju implementirajte sučelje Layer po uzoru na drugu laboratorijsku vježbu. Implementirani sloj treba moći raditi s grupama podataka različitih dimenzija.

a)
$$q = Wp + b$$
 izlaz po ulazu: $\frac{\partial q}{\partial p} = W$ po parametrima: W i b
$$\frac{\partial q}{\partial W} = p$$

$$\frac{\partial q}{\partial b} = 1$$

b)

```
class Layer(nn.Module):
    def __init__(self, W, b):
        self.W = W
        self.b = b

def forward(self, p):
        self.p = p
        return p @ self.W.T + self.b

def backward_params(self, grads):
        dq_dW = grads.T @ self.p
        dq_db = np.sum(grads, axis=0)
        return dq_dW, dq_db

def backward_inputs(self, grads):
        return grads @ self.W
```

DubuceZi 2023

- 2. Razmatramo klasifikacijski model s arhitekturom:
- konvolucijski sloj bez nadopunjavanja: 16 jezgara 7 × 7, korak 2, aktivacija ReLU;
- sažimanje maksimumom 2 × 2, korak 2;
- konvolucijski sloj bez nadopunjavanja: 32 jezgre 3 × 3, korak 1, aktivacija ReLU;
- sažimanje maksimumom 2 × 2, korak 2;
- pretvaranje u vektor;
- potpuno povezani sloj dimenzije 10 te aktivacija softmaks;

Svi slojevi imaju pomak (eng. bias). Na ulaz mreže dovodimo RGB slike veličine 62 × 62 piksela.

- (a) Napišite dimenzije ulaznih i izlaznih tenzora za svaki sloj.
- (b) Koliko ukupno parametara ima zadani model?
- (c) Kolika su receptivna polja izlaza prvog i drugog sloja sažimanja? Pomoć: receptivno polje računamo s obzirom na piksele ulazne slike.
- (d) Je li ovaj model prikladan za proizvoljnu prostornu dimenziju ulaza? Ako jest, dokažite to tako da provedete unaprijedni prolaz za proizvoljne dimenzije ulaza (nije potrebno računati stvarne mape značajki već dokaz ostvariti preko prikaza prostornih i semantičkih dimenzija mapa značajki). Ako nije, predložite minimalne promjene u arhitekturi tako da bude.

Formule:

$$egin{aligned} n_{ ext{out}} &= \left\lfloor rac{n_{ ext{in}} + 2p - k}{s}
ight
floor + 1 \ J_{ ext{out}} &= J_{ ext{in}} imes s \ r_{ ext{out}} &= r_{ ext{in}} + (k-1) imes j_{ ext{in}} \end{aligned}$$

sloj	param	tenzor	rf	Jin
Slika		3 imes 62 imes 62	1×1	1
Conv 7x7	$16\times 3\times 7\times 7+16$	16 imes28 imes28	7 imes 7	1
ReLU	_	16 imes28 imes28	7 imes 7	2
Pool 2	_	16 imes 14 imes 14	9 imes 9	2
Conv 3x3	16 imes 32 imes 3 imes 3 + 32	32 imes 12 imes 12	17 imes 17	4
ReLU		32 imes 12 imes 12	17 imes 17	4
Pool 2	_	32 imes6 imes6	21 imes 21	4
Flatten	_	1152	21 imes 21	8
FC1	$1152\times 10+10$	10	62 imes 62	8
Softmax	_	10	62 imes 62	8

b) Parametri: 18538

c) 9×9 i 21×21

d) Nije moguce, treba koristiti adaptive pooling ili global polling prije potpuno povezanog sloja

DubuceZi 2023 3

- 3. Razmatramo običnu povratnu neuronsku mrežu koja klasificira nizove dvobitnih binarnih brojeva prema tome nalazi li se u nizu više parnih ili neparnih brojeva. Razredu 0 pripadaju nizovi koji imaju više (ili jednako) parnih nego neparnih brojeva, a razredu 1 nizovi koji imaju više neparnih brojeva. Primjerice niz 00, 01, 10, 11,00 sadrži tri parna i dva neparna broja, te zbog toga pripada razredu 0.
 - (a) Odredite sve parametre i prikladne aktivacijske funkcije obične povratne neuronske ćelije i odgovarajućeg izlaznog sloja tako da model ispravno klasificira opisane nizove. Ulaz u mrežu $\boldsymbol{x}^{(t)}$ neka bude binarni vektorstupac s dva elementa.
 - (b) Napišite jednadžbu ažuriranja stanja Vaše povratne ćelije, kao i jednadžbu izlaznog sloja i kriterij za određivanje razreda.
 - (c) Koliko ukupno parametara ima Vaš model?
 - (d) Demonstrirajte ispravnost Vašeg modela na sljedećem testnom nizu: 00, 10, 11.

DubuceZi 2023 4

$0\Rightarrow$ više ili jednako parnih $1\Rightarrow$ više neparnih

formule:

$$h^t = W_{xh}x^{(t)} + W_{hh}h^{(t-1)} + b_h$$
 $o^t = \sigma(W_{hy}h + b_o)$

parametri:

$$W_{xh}=egin{bmatrix} 0 \ 2 \end{bmatrix}, \quad W_{hh}=egin{bmatrix} 1 \end{bmatrix}, \quad b_h=-1 \ W_{hy}=1, \quad b_0=0 \ \end{pmatrix}$$

kriterij:

$$O^{(t)} > 0.5 \Rightarrow 1$$
 $O^{(t)} \leq 0.5 \Rightarrow 0$

$O^{**} \geq 0.3 \Rightarrow$

c)

$$W_{x_h} = 2, \quad W_{h_h} = 1, \quad b = 1 \ W_{hy} = 1, \quad b_o = 1 \ 2 + 1 + 1 + 1 + 1 = 6 ext{ parametara}$$

d)

DubuceZi 2023

4. Razmatramo sijamsko učenje ugrađivanja u metrički latentni prostor primjenom kvadratnog kontrastnog gubitka. Ugrađivanje provodimo jednim konvolucijskim slojem s korakom jedan bez nadopunjavanja. Trenutni parametri konvolucijskog sloja su:

$$w = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}, \quad b = -0.1$$

Na ulazu su dva pozitivna podatka:

$$x_{p1} = \begin{bmatrix} 1.0 & 1.0 & 1.3 & 1.0 & 1.0 & 1.3 \end{bmatrix}, \quad x_{p2} = \begin{bmatrix} 3.3 & 3.3 & 2.7 & 3.3 & 3.3 & 2.7 \end{bmatrix}$$

Zadatci:

- (a) Napišite jednadžbe modela i gubitka za pozitivne i negativne parove.
- (b) Provedite unaprijedni prolaz i izračunajte gubitak.
- (c) Odredite gradijente s obzirom na parametre modela.

$$L_{pos} = \|f_{ heta}(x_q) - f_{ heta}(x_p)\|^2$$

$$rac{\partial L_{pos}}{\partial f_n} = 2 \cdot (f_p - f_q)$$

$$egin{aligned} L_{neg} &= \max(0, m - \|f_{ heta}(x_q) - f_{ heta}(x_n)\|^2) \ rac{\partial L_{neg}}{\partial f_n} &= 2 \max(0, m - \|f_q - f_n\|) \cdot rac{f_q - f_n}{\|f_q - f_n\|} \end{aligned}$$

$$egin{aligned} ext{model: conv1D (kernel_size} &= 3, ext{stride} = 1) \ W &= \left[rac{1}{3} & rac{1}{3} & rac{1}{3}
ight] & b = -0.1 \ x_{p1} &= \left[1 & 1 & 1.3 & 1 & 1 & 1.3
ight] \ x_{p2} &= \left[2.3 & 3.3 & 2.7 & 3.3 & 3.3 & 2.7
ight] \end{aligned}$$

b)

$$egin{aligned} f_{ heta}(x_{p1}) &= x_{p1} * W + b = egin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ f_{ heta}(x_{p2}) &= x_{p2} * W + b = egin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} \ L_{pos} &= \|f_{ heta}(x_{p1}) - f_{ heta}(x_{p2})\|^2 \ &= 16 \end{aligned}$$

c)

^ -

$$rac{\partial L_{pos}}{\partial f_{p1}} = 2 \left(f_{p1} - f_{p2}
ight) = egin{bmatrix} -4 & -4 & -4 \end{bmatrix}$$

$$rac{\partial L_{pos}}{\partial f_{p2}} = 2 \left(f_{p2} - f_{p1}
ight) = egin{bmatrix} 4 & 4 & 4 \end{bmatrix}$$

$$rac{\partial L_{pos}}{\partial W} = rac{\partial L_{pos}}{\partial f_{v1}} rac{\partial fp_1}{\partial W} + rac{\partial L_{pos}}{\partial fp_2} rac{\partial fp_2}{\partial W}$$

$$egin{aligned} rac{\partial L_{pos}}{\partial f p_1} \cdot rac{\partial f p_1}{\partial W} &= x_{p1} \star egin{bmatrix} -4 & -4 & -4 \ &= egin{bmatrix} -17.2 & -18.4 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$egin{aligned} rac{\partial L_{pos}}{\partial f p_2} \cdot rac{\partial f p_2}{\partial W} &= x p_2 \star egin{bmatrix} 4 & 4 & 4 \end{bmatrix} \ &= egin{bmatrix} 50.4 & 50.4 & 48 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$egin{aligned} rac{\partial L_{pos}}{\partial W} &= egin{bmatrix} 33.2 & 33.2 & 29.6 \end{bmatrix} \ rac{\partial L_{pos}}{\partial b} &= rac{\partial L_{pos}}{\partial f_{p1}} \cdot egin{bmatrix} 1 \ 1 \ 1 \ 1 \end{bmatrix} + rac{\partial L_{pos}}{\partial f_{p2}} \cdot egin{bmatrix} 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \end{bmatrix} = [0] \end{aligned}$$

- 5. Razmatramo utjecaj regularizacije normom vektora parametara modela na minimum funkcije gubitka. Na slici 1 prikazane su izokonture neregularizirane funkcije gubitka J, te točka njenog minimuma w^* . Zadaci:
 - (a) Na odvojenim grafovima ucrtajte izokonture odgovarajuće norme parametara modela u slučajevima kada koristimo L_1 i L_2 regularizaciju.
 - (b) Na istim grafovima ucrtajte točke w_1,w_2,w_3,w_4 koje odgovaraju minimumu regularizirane funkcije gubitka za sljedeće parametre regularizacijskog faktora $\lambda:\lambda_1=0<\lambda_2<\lambda_3<\lambda_4=\infty$. Podsjetnik: funkcija gubitka s regularizatorom Ω oblika je $J+\lambda\cdot\Omega(\Theta)$
 - (c) Po kojoj osi očekujemo veći pomak točke minimuma u slučaju regularizacije? Zašto?

NE RADIMO REGULARIZACIJU

DubuceZi 2023