Meeting 6 - Komentāri par tekstu

Apmācības laiks nevis ātrums

Katru eksperimentu veiksi 10x reizes

appome 1s

Datu formātu attīstības vēsture

balstīties uz tiem kurus izmanto + etius, kurs nemez nemēzi

Ievads	3
Dziļā māšinmācīšanās	
Pamata arhitektūras	
Atpaka <mark>lizp</mark> latīšanās algoritms	9
Apmācāmo parametru optizācijas algoritmi	10
Metrikas	15
Hiperparametri	
Attēlu klasifikācija. salīdzināt ar tensorflow, CNTKsalīdzināt ar tensorflow,	17
PyTorch vide(static-graph-vs-dynamic-graph)	17
Metodoloģija	19
Datu ielādes metodes	19
Failu sistēma.	19
NumPy mmap	19
CuPy mmap. Fallu miscocis	19
HDF5	20
Zarr	20
Datu kopas	20
CIFAR10	20
Tiny ImageNet	20
Images with people wearing masks	20
Apmācības protokols Testēšanas protokols - vidējais epocha ātrums, kopējais	21
Rezultāti	22
	23
Secinājumi Moslovas, GPO Moslovas	24
Bibliografiia	25

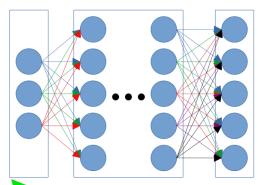
numurācija

ievads

Dziļā māšinmācīšanās

Pamata arhitektūras

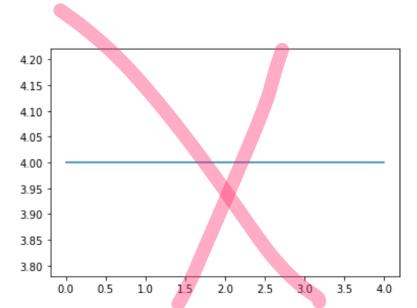
Makslīgais neironu tīkls sastāv no viena ieejas slāņa, viena vai dažiem slēptiem slāņiem, ka arī viena izejas slāņa. Katrs slānis satur vienu vai vairākus neironus. Tie ir saistīti ar blakusslāņu neironiem.



Eksistē tīkli, kuru neironi k pilnīgi saistīti ar visiem neironiem blakusslāņos, bet var būt saistīti tikai daļēji. Katrai saitei ir savs svaks un nobīde. Tie ir apmācamie parametri. Apmācīšanas procesa mērķis ir atrast tādus svarus un nobīdes visām saitēm, ar kuriem tīkls veidotu pareizus rezultātus izejas slānī.

Linārie slāņi

Stingras formāla teorija par to, kā atlasīt neironu tīkla slāņus un konfigurāciju neeksistē, un, lai gan vienīgais veids, kā noregulēt dažus hiperparametrus, ir tikai mēģinājumu un kļūdu metode (piemēram, meta-apmācība), taču joprojām pastāv dažas heiristikas, vadlīnijas un teorijas, kas joprojām var palīdzēt ievērojami samazināt piemērotu arhitektūru meklēšanas telpu.



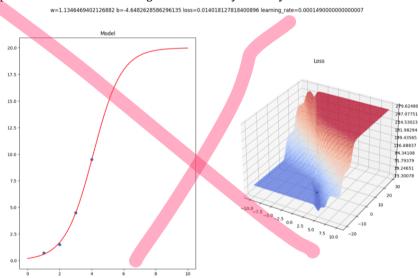
Šis slānis būtībā iemācās konstanti. Tas spēj apgūt nobīdi, novirzi, slieksni vai vidējo vērtību. Ja neironu tīklu izveidot tikai no šī slāņa un apmācit to, izmantojot datu kopu, vidējās kvadrātiskās kļūdas zudums liks šim slānim konverģēt uz izejas vidējo vērtību.

Piemēram, ja ir šāda datu kopa $\{1, 1, 2, 2, 3, 3\}$ un neironu tīkls tiek spiests to saspiest līdz unikālai vērtībai b, loģiskākā konverģence būs ap vērtību b=2 (kas ir datu kopas vidējais lielums, lai samazinātu zaudējumus līdz maksimumam. Jebkura vērtība, kas pārsniedz šo nobīdi, būs pozitīva,

$$\frac{\vec{\partial}}{\vec{\partial} \theta_0} \frac{\vec{\partial}}{1 + e^{-a}} = \frac{\vec{\partial}}{\vec{\partial} b} \frac{\vec{\partial}}{1 + e^{-a}} = \frac{\vec{\partial}}{\vec{\partial} a} \cdot \frac{\vec{\partial}}{\vec{\partial} b} = \frac{\vec{\partial}}{(1 + e^{-a})^2} \cdot 1 = \frac{\vec{\partial}}{1 + e^{-a}} \cdot (1 - \frac{\vec{\partial}}{1 + e^{-a}}) \cdot 1$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_1} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial a} \cdot \frac{\partial}{\partial W} = \frac{e^{-a}}{(1+e^{-a})^2} \cdot x = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot (1 - \frac{1}{1+e^{-a}}) \cdot x$$

Zuduma plakne lineāram modelim ar sigmoida aktivizācijas funkciju:



Kubiskajai funkcijai $b+W\cdot x^3$ bez aktivizācijas funkcijas, laba lieta šajā gadījumā zuduma funkcijas atvasinājums dW, db ir tas pats kā lineārajai funkcijai. Un dx ir:

bloka beigās dažādu ceļu izejas tiek savienotas.

PyTorch vide

PyTorch ir optimizēta mašīnmācīšanas bibliotēka, kura atvieglo darbu gan ar procesoru (CPU), gan ar videokārti (GPU). Programēšanas valoda ir Python.

Modeļa definēšanas piemērs PyTorch vidē:

```
self.layers = Sequential(
Linear(in_features=13, out_features=10, device=device),
Tanh(),
Linear(in_features=10, out_features=5, device=device),
LeakyReLU(),
Linear(in_features=5, out_features=1, device=device)
)

def forward(self, x):
y_prim = self.layers.forward(x)

return y_prim

at$kiribas starp

frameworks
```

18

Datu kopas

CIFAR10

Vidējais izmērs, min, max, median



Attēls 11: CIFAR-10 datu kopnes

8 bit^ajpeg^{rs}

CIFAR-10 datukopa satur 60 tūsktošus 32x32 krāsainas bildes, kuras ir sadalītas 10 klasēs, katrai klasei atbils 6000 bildes. Datukopa ir sadalīta uz 50000 bildēm apmācībai un 10000 bildēm pārbaudei.

Tiny ImageNet



Attēls 12: Tiny ImageNet datu kopnes attēlu piemērs

Šī datu kopa satur 100000 krāsainus attēlus, sadalītus 200 klasēs (pa 500 attēliem priekš katrai klasei) un samazinātus līdz 64x64 pikseļiem. Katra klase satur 500 apmācības, 50 validācijas un 50 testa attēlus.

Failu metodes: JPEG, citi formāti (JPEG2000 vai kaut kas netika sabojāts)

JPEG => PIL => ushort => float32

kas notiek, ja dataset dati tiek sagatavoti kā float16 nevis float32

- Apmācība ir svarīga, lai noskaidrotu kā mijiedarbojās datu ielādes metožu caching ar pytorch apmācības procesu
- 2. Pārbaudīt vai pareizi implemntēta datu ielādes metode

