

Duboko učenje

provjera znanja 1. laboratorijske vježbe

1. Zadana je funkcija $f(x) = x^4 - 32x^2 + 64$.

- (a) Odredite prvu derivaciju funkcije f .
- (b) Napišite kod u Numpy-u koji traži minimum zadane funkcije gradijentnim spustom.
- (c) Napišite istovjetni kod u Pytorch-u, ali korištenjem automatske diferencijacije.
- (d) Ovisi li rezultat izvođenja Vaše funkcije o odabiru početne točke? Objasnite! Postoji li inicijalizacija koja čak ni uz neograničen broj iteracija neće rezultirati pronalaskom minima?

2. Neka je zadan skup D-dimenzionalnih linearno nerazdvojivih podataka te odgovarajući vektor indeksa C razreda, uz D=10 i C=3.

- (a) Napišite jednadžbe unaprijednog prolaza diskriminativnog modela za nadzirano učenje na zadanim podatcima. Model treba imati jedan potpuno povezani skriveni sloj aktiviran zglobnicom te izlazni sloj koji ima probabilističku interpretaciju.
- (b) Odredite funkciju $f(H)$ koja računa broj parametara modela u ovisnosti o dimenzionalnosti skrivenog sloja H . Odredite H za model maksimalnog kapaciteta, ukoliko je najveći dozvoljeni broj parametara 49.
- (c) Implementirajte model u Pytorchu primjenom komponente `nn.Sequential` i prikladnog gubitka. Napišite kod koji ispisuje gradiente gubitka po težinama prvog sloja u slučajnom podatku.

3. Razmatramo sljedeći inicijalizacijski kod za program strojnog učenja:

```
W1 = np.random.randn(D1, D)
b1 = np.random.randn(D1)
W2 = np.random.randn(C, D1)
b2 = np.random.randn(C)
X = my.get_data()      # shape: N,D
Y = my.get_labels()    # shape: N
```

Unaprijedni prolaz modela prikazan je sljedećim kodom:

```
s1 = X @ W1.T + b1
h1 = np.maximum(0, s1)
s2 = h1 @ W2.T + b2 + s1
p = softmax(s2)
L = - np.mean(np.log(p[range(N), Y]))
```

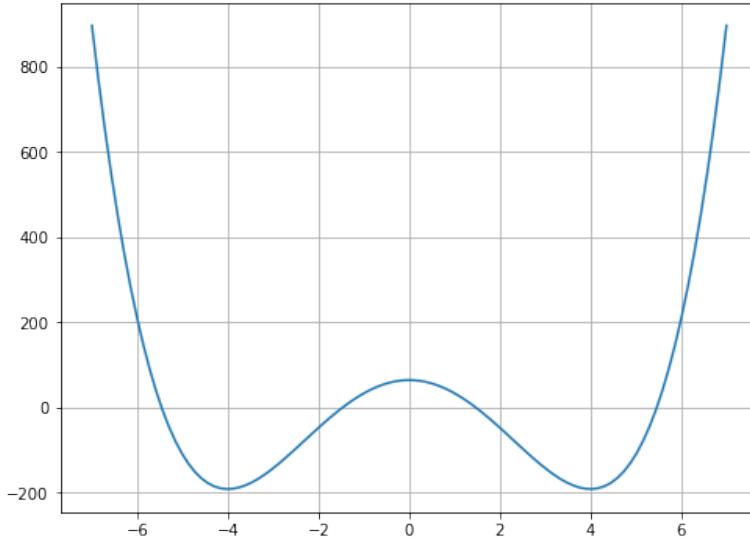
Predložite kod u numpyju za unutražni prolaz.

1. (a) (2.5 boda) graf funkcije se nije tražio

$$f(x) = x^4 - 32x^2 + 64 \quad (1)$$

$$f'(x) = 4x^3 - 32 \cdot 2x \quad (2)$$

$$f''(x) = 4x^3 - 64x \quad (3)$$



Slika 1: Prikaz funkcije $f(x)$.

- (b) Numpy (2.5 boda) :

```
def f(x):
    return x**4 - 32 * x ** 2 + 64

def d_f(x):
    return 4 * x ** 3 - 64 * x

x = -2
iters = 100
lr = 0.001
for i in range(iters):
    f_val = f(x)
    d_f_val = d_f(x)
    x = x - lr * d_f_val
    print(f"x={np.round(x,3)} f(x)={f_val}")
```

- (c) Pytorch (2.5 boda):

```
lr = 0.001
x = torch.tensor(-2.0, requires_grad=True)
optim = torch.optim.SGD([x], lr=lr)
iters = 100
for i in range(iters):
    f_val = f(x)
    optim.zero_grad()
    f_val.backward()
    optim.step()
    print(f"x={np.round(x.item(),3)} f(x)={f_val}")
```

- (d) (2.5 boda) Okej: Rezultat izvođenja funkcije ovisi o odabiru početne točke. Primjerice, uz neadekvatnu stopu učenja i inicijalizaciju velikim brojem, optimizacija može divergirati zbog prevelikih iznosa gradijenta.

Bolje: Funkcija u točki $x = 0$ ima lokalni maksimum u kojem je derivacija jednaka 0. Uz takvu inicijalizaciju optimizacija će sigurno biti neuspješna, jer je gradijent jednak nuli i zapravo nikada neće doći do ažuriranja.

Rješenje zadatka 2:

```
D=10
C=3

#####
# 2.a (5 bodova)

s1 = X@W1.T + b1
s2 = max(0, s1)
s3 = s2 @ W2.T + b2
y_hat = softmax(s3)

#####
# 2.b (5 bodova)

f(H, D, C) = D*H + H + H*C + C
f(H) = f(H, 10, 3) = 14H + 3

f(H) = 49 => H = floor((49-3)/14) = 3

#####
# 2.c (BONUS)

import torch
import torch.nn as nn

D = 10
C = 3
H = 3

model1 = nn.Sequential(
    nn.Linear(D, H),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(H, C)
)
loss1 = nn.CrossEntropyLoss()

model2 = nn.Sequential(
    nn.Linear(D, H),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(H, C),
    nn.LogSoftmax(dim=1)
)
loss2 = nn.NLLLoss()

model, loss = model1, loss1

y = torch.ones(1)
x = torch.randn(1, D)
out = model(x)
loss(out, y).backward()

print(f"Weight.grad:{model[0].weight.grad}")
print(f"Weight.grad:{model[0].bias.grad}")

# Prediction
model.eval()
y_hat = F.softmax(model(x), dim=1).max(dim=1)[1]
```

Rješenje trećeg zadatka:

```
# 2 boda
dLds2 = (p - np.eye(C)[y])*1/N # dL_i/ds2_i = p_i - Y^oh_i

# 2 boda
dLdW2 = dLds2.T @ h1           # dL_i/dW2_j: = dL_i/ds2_ij * ds2_ij/dW2_j:
dLdb2 = np.sum(dLds2, axis=0)   # dL_i/db2_j = dL_i/ds2_ij * ds2_ij/db2_j:

# 2 boda
dLdh1 = dLds2 @ W2            # dL_i/dh1_i = dL_i/ds2_i * ds2_i/dh1_i
# 3 boda
dLds1 = dLdh1 * (s1>0) + dLds2 # dL_i/ds1_ij = dL_i/dh1_ij * (s1_ij>0)
#                           + dL_i/ds2_ij

# 1 bod
dLdW1 = dLds1.T @ x
dLdb1 = np.sum(dLds1, axis=0);
```