דוח מכין מעבדה 056 Deep Learning

נתנאל רוטשילד 204937841

שבי סבטן 305340713

1.

א. זיהוי כתב יד מתמונה – סיווג. תיוגים: ספרות ואותיות. דוגמה: תרגום מכתבים מצולמים לכתב דיגיטלי.

ב .מסנן דואר זבל - סיווג. תיוגים: זבל/לא זבל. דוגמה: מימוש תיבת spam.

ג .זיהוי דובר מקטע אודיו – סיווג. תיוגים: כלל הדוברים הידועים למערכת. דוגמה: האזנה לשיחות טלפון וזיהוי גורמי עניין.

ד .חיזוי שער מניה לאחר מספר ימים – רגרסיה. תיוגים: ערך ב-$ בין 0 לאינסוף. דוגמה: חיזוי שער מניה לאחר מספר ימים.

ה .חיזוי משך נסיעה בין שני יעדים – רגרסיה. תיוגים: ערך בדקות בין 0 לאינסוף. דוגמה: חיזוי משך נסיעה בין שני יעדים.

דוגמאות נוספות:

זיהוי פנים מצילום וידאו – סיווג. תיוגים: כל האנשים הידועים למערכת. דוגמה: זיהוי גורמים עוינים במצלמות אבטחה.

השלמת משפטים/מילים – סיווג. תיוגים: מילים. השלמת משפטים לפי הקשר וידע מקדים בכתיבת הודעות.

2.

$$f(x,a) = log(ax) => L(x) = ax$$

$$forward = f(x,a) = \log(ax)$$

$$backward_{in} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{dx} = \frac{1}{ax}\cdot a = \frac{1}{x}$$

$$backward_{par} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{da} = \frac{1}{ax}\cdot x = \frac{1}{a}$$

$$MSE(x,y) = (x-y)^2 => L(x,y) = x - y$$

$$forward = MSE(x,y) = (x-y)^2$$

$$backward_{in} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{dx} = 2(x-y)$$

$$backward_{y} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{da} = -2(x-y)$$

$$f(x) = \max(0,x)$$

$$forward = f(x)$$

$$backward_x = \frac{df}{dx} = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$$f(x,a,b) = (ax+b)^{\frac{1}{2}}$$

$$backward_{in} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{dx} = \frac{a}{2\sqrt{ax+b}}$$

$$backward_{par} = \frac{df}{dL}\frac{dL}{da} = \frac{x}{2\sqrt{ax+b}}$$

$$backward_b = \frac{df}{dL}\frac{dL}{db} = \frac{b}{2\sqrt{ax+b}}$$

3. מהפונקציה המטריצית הנתונה בשאלה :

$$f(X) = A^T X = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix}$$

ניתן לאמר שמתקיים :

$$f_1 = a_{11}x_1 + a_{21}x_2 + a_{31}x_3$$
$$f_2 = a_{12}x_1 + a_{22}x_2 + a_{32}x_3$$

ולכן פונקציית ה- BACKWARD של השכבה לפי הקלט X הינה:

$$\nabla_X f(X) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \end{pmatrix}$$

פונקציית ה- BACKWARD של השכבה לפי הפרמטרים הינה:

$$\nabla_A f = \begin{bmatrix} \nabla_{A_1} f_1 \\ \nabla_{A_2} f_2 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial a_{11}} & \frac{\partial f_1}{\partial a_{21}} & \frac{\partial f_1}{\partial a_{31}} \\ \frac{\partial f_2}{\partial a_{12}} & \frac{\partial f_2}{\partial a_{22}} & \frac{\partial f_2}{\partial a_{32}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ x_1 & x_2 & x_4 \end{pmatrix}$$

4.הנגזרת של $\sigma(z)$ הינה:

$$\sigma(z) = \frac{e^z}{1+e^z} \Rightarrow \frac{\partial \sigma(z)}{\partial z} = \frac{e^z(1+e^z) - e^z e^z}{(1+e^z)^2} = \frac{e^z}{(1+e^z)} - \frac{e^z}{(1+e^z)}\frac{e^z}{(1+e^z)} = \frac{e^z}{(1+e^z)}(1 - \frac{e^z}{(1+e^z)}) = \sigma(z)(1-\sigma(z))$$

5.נתון בשאלה :

$$f\left(x\right) = x^2 \Rightarrow \frac{\partial f}{\partial x} = 2x, x_0 = -1$$

א.עבור $\eta = 0.01$:

- צעד 0:

$$x_0 = -1$$

- צעד1:

$$x_1 = x_0 - 0.01 \cdot 2x_0 = -0.98$$

- צעד 2:

$$x_2 = x_1 - 0.01 \cdot 2x_1 = -0.9604$$

- צעד 3:

$$x_3 = x_2 - 0.01 \cdot 2x_2 = -0.9412$$

ב.עבור $\eta = 2$:

- צעד 0:

$$x_0 = -1$$

- צעד1:

$$x_1 = x_0 - 2 \cdot 2x_0 = 3$$

- צעד 2:

$$x_2 = x_1 - 2 \cdot 2x_1 = -9$$

- צעד 3:

$$x_3 = x_2 - 2 \cdot 2x_2 = 27$$

6.השוני ברשתות בא לידי ביטוי בשכבות הלינאריות אשר קודמות לשכבת האקטיבציה.אנו נתארת את השכבות הלינאריות באמצעות הסימונים הבאים :

$$A_0, A_1, A_2, A_3$$

עבור הרשת השנייה מתקבל בכניסה לשכבת האקטיבציה $A_3^T A_2^T A_1^T X$.

עבור הרשת הראשונה מתקבל בכניסה לשכבת האקטיבציה אותו הקלט.

7.הקוד ל-ADALINE בעבור סיווג האירוסים הינו:

```
function [W, error] = adaline(X, Y, num_epochs, lr0)
% [W, error] = adaline(X, Y, num_epochs, lr0)
%adaline Train a linear classifier using backpropogation
%
% Input:
%   X, Y - training set (X is an data_dim x num_samples matrix,
%                        Y is an 1 x num_samples vector)
%   lr - learning rate/step size (float)
%   num_epochs - max. number of epochs (int)
%
% Output:
%   w - weight vector
%   error - percent of training examples that were misclassified
dataDim = size(X,1);
numSamples = size(X,2);
m=1;
% Augment X to include a bias term
X = [X; ones(1,numSamples)];

% Initialize weights
W = 0.1*rand(dataDim+1, 1);

for n = 1:num_epochs
    for i = 1:numSamples

        Y_label = Y(i);                        % label of  data sample
        X_features = X(:,i);                   % features of  current data sample
        lr = lr0 / m;                          %determing the learning rate
        Y_prediction = W' * X_features;        %calculating our evaluation
        W = W - lr * X_features * ( Y_prediction - Y_label );   %updating W
    end
    plot_iris(X(1:2,:),Y, W)
end
Ypred= W' * X;
Ypred( Ypred < 0 ) = -1;
Ypred( Ypred > 0 ) = 1;
missmatch=Y-Ypred;
missmatch( missmatch ~= 0 ) = 1;
error = sum(missmatch)/numSamples;

end
```

.8

	מעבר קדמי	נגזרת לפי פרמטרים	נגזרת לפי הכניסה
שכבה ליניארית	$W^T X$	$\frac{\partial}{\partial W^T}(W^T X) = X$	$\frac{\partial}{\partial X}(W^T X) = W^T$

$\sigma(W^T X)(1-\sigma(W^T X))$	-	$\dfrac{e^{W^T X}}{1+e^{W^T X}}$	סיגמואיד
$\dfrac{1-y_i}{1-\pi_{i1}}-\dfrac{y_i}{\pi_{i1}}$	-	$y_i \log(\pi_{i1})-\sum_{i=1}^{n}(1-y_i)\log(1-\pi_{i1})$	NLL

9. פונקציית ה-SOFTMAX הינה:

$$softmax(o_i)=\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}} \qquad , \qquad p_i = softmax(o_i)$$

עבור $I=J$ נקבל:

$$\frac{\partial p_i}{\partial o_i}=\frac{\partial}{\partial o_i}\left(\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}\right)=\frac{e^{o_i}\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}-e^{o_i}e^{o_i}}{\left(\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}\right)^2}=\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}-\left(\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}\right)^2=p_i-p_i^2=p_i(1-p_i)$$

עבור $I \neq J$ נקבל:

$$\frac{\partial p_i}{\partial o_j}=\frac{\partial}{\partial o_j}\left(\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}\right)=\frac{-e^{o_i}e^{o_j}}{\left(\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}\right)^2}=-\frac{e^{o_i}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}\frac{e^{o_j}}{\sum_{k=1}^{N} e^{o_k}}=-p_i p_j$$