



Assignment NO.7 Solutions

Digital Image Processing | Fall 1400 | Dr.Mohammadi

Teacher Assistant : Samin Heydarian

Student name : **Amin Fathi**

Student id : **400722102**

هیستوگرام الگوهای دودویی محلی *LBP81* (نسخه یکنواخت و مستقل از چرخش) را برای دو تصویر زیر به صورت جداگانه محاسبه و مقایسه کنید (در صورت نیاز برای حاشیه تصویر از حالت **reflect** استفاده کنید)

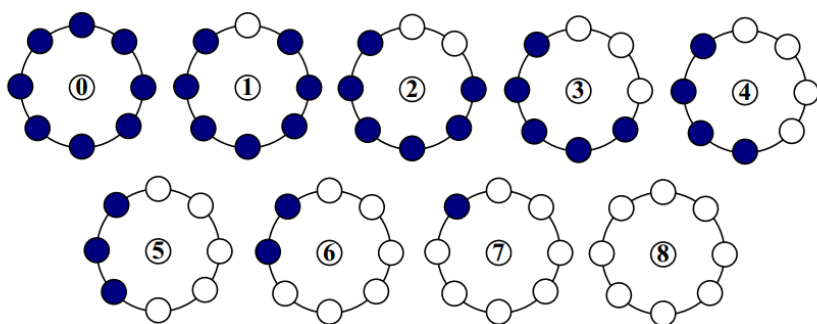
۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳
۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳
۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳
۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳	۷۳
۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵
۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵
۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵
۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵	۸۵

[illegible]

ابتدا تصویر ۱ reflect padding می دهیم

[illegible]

حال با استفاده از متد زیر (LBP یکنواخت مستقل از چرخش) ماتریس جدید را به دست می آوریم .(دایره های توپور قراردادی به معنای ۱ و دایره های توخالی قراردادی به معنای صفر هستند)



0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0
0	0	0	0	0	0	3	0

وجود عدد 0 به این معناست که با ناحیه flat و تقریبا هم رنگ (بزرگی رنگ درایه نسبت به درایه های اطرافش بیشتر یا برابر باشد) رو به رو هستیم .

وجود عدد 3 به معنای امکان وجود لبه است (افقی یا عمودی یا مورب) با توجه به شکل ماتریس و جود ستونی از 3 ها میتوان تشخیص داد که در شکل با لبه ی افقی رو به رو هستیم .

حال تصویر دوم را reflect padding می دهیم .

73	73	73	73	73	73	73	73	73	73
73	73	73	73	73	73	73	73	73	73
73	73	73	73	73	73	73	73	73	73
73	73	73	73	73	73	73	73	73	73
73	73	73	73	73	73	73	73	73	73
85	85	85	85	85	85	85	85	85	85
85	85	85	85	85	85	85	85	85	85
85	85	85	85	85	85	85	85	85	85
85	85	85	85	85	85	85	85	85	85
85	85	85	85	85	85	85	85	85	85

حال ماتریس نگاشت یافته را به دست می آوریم

0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	3	3	3	3	3	3
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

وجود عدد 0 به این معناست که با ناحیه flat و تقریباً هم رنگ (بزرگی رنگ درایه نسبت به درایه های اطرافش بیشتر یا برابر باشد) رو به رو هستیم .

وجود عدد 3 به معنای امکان وجود لبه است (افقی یا عمودی یا مورب) با توجه به شکل ماتریس و جود سطری از 3 ها میتوان تشخیص داد که در شکل با لبه ی عمودی رو به رو هستیم .

Problem 2

تابع ضرر **Cross Entropy** یکی از توابع ضرر مناسب برای مسائل دسته بندی است. برای آشنایی بیشتر با توابع ضرر و توابع فعالسازی لایه آخر برای حالت‌های مختلف مسائل دسته‌بندی، این [لینک](#) را مطالعه کرده و سپس به سوالات زیر پاسخ دهید:

الف) این تابع (**Cross Entropy**) برای چه نوع مسائل دسته بندی ای مناسب است؟

ب) کمترین مقدار این تابع چه مقداری است؟ این مقدار مربوط به چه حالتی از خروجی شبکه است؟

ج) بیشترین مقدار این تابع چه مقداری است (در حالت حدی)؟ این مقدار مربوط به چه حالتی از خروجی شبکه است؟

د) مقدار اولیه این تابع در ابتدای آموزش شبکه چه مقداری است؟ فرض کنید تعداد کلاسها (برچسب های صحیح) برابر با C است و مقادیر امتیاز این کلاسها نزدیک به یکدیگر هستند .

ه) اگر یک شبکه داشته باشیم که لایه آخر آن شامل 4 نورون خروجی باشد، مقادیر خواسته شده در جدول را محاسبه کنید. \hat{y} پیش بینی شبکه، y برچسب صحیح داده شده و $ABCD$ 4 رقم آخر شماره دانشجویی شما است. برای مثال اگر شماره دانشجویی شما ۴۰۰۷۲۱۲۳۴ باشد؛ $C = 3, B = 2, A = 1$ و $D = 4$ هستند.

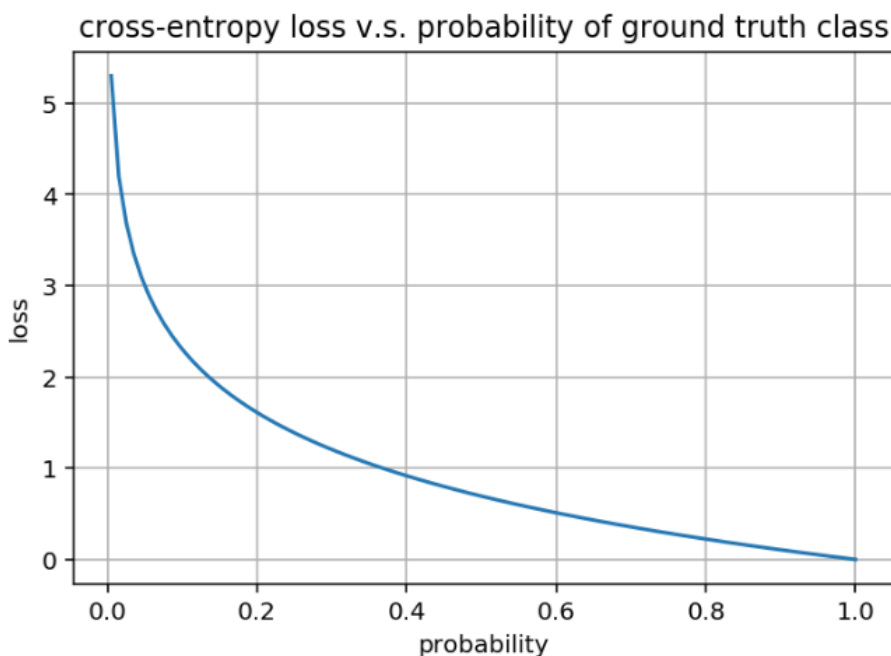
الف) Cross Entropy برای مسایل Classification ای که در آن ها باید داده را به چند کلاس تقسیم کنیم و هر کدام از کلاس ها تنها امکان پذیرش یک لیبل خاص خود را دارند مناسب است ؛ همچنین ورژن binary این تابع برای مسایل Classification های باینری ، یا چند کلاسه با چند لیبل (غیر انحصاری) به کار می رود .

$$\text{Cross entropy} = - \sum_i^M y_i \log(\hat{y}_i)$$

Where \hat{y} is the predicted value, y is the true value and M is the number of classes

ب) کمترین مقدار برابر است با 0 ؛ این مقدار برای زمانی است که مقدار احتمال پیش بینی شده برای کلاس مد نظر دقیق برابر است با 1 ، در واقع احتمالات موجود در داده آموزشی با احتمالات پیشبینی شده برابر است ، که در این صورت مقدار لگاریتم برابر صفر شده و حاصل نهایی طبق فرمول برابر صفر می شود .

ج (بیشترین مقدار این تابع به سمت بی نهایت میل می کند ، فرض کنید احتمال به دست آمده در پیش بینی برای کلاس A برابر است با 10^{-1000} و مقدار مورد نظر برای این کلاس 1 بوده است . چنانچه این مقدار را در فرمول قرار دهیم مقدار تابع برابر خواهد شد با 1000 ، واضح است که هرچه مقدار احتمال کلاس مد داده ورودی کم و کم تر شود مقدار Cross entropy به بینهایت میل خواهد کرد .



د (مقدار اولیه این تابع چنانچه احتمال برابری برای کلاس ها در نظر بگیریم $(\frac{1}{c})$ برابر است با $-\log \frac{1}{c}$

(۵)

\hat{y}	Softmax(\hat{y})	y	Cross Entropy Loss
[2,1,0,2]	[0.4 ,0.15 ,0.05 , 0.4]	[0, 0, 0, 1]	0.39
		[0, 0, 1, 0]	1.3
		[0, 1, 0, 0]	0.82
		[1, 0, 0, 0]	0.39

Problem 3

لطفاً به سوالات زیر پاسخ دهید:

الف) تعداد پارامترهای شبکه زیر را محاسبه کنید (محاسبات خود را برای هر لایه به طور دقیق یادداشت کنید)

```
model = Sequential()
model.add(Input(shape=(500, 7)))
model.add(Conv1D(filters=16, kernel_size=3, activation="relu"))
model.add(MaxPool1D())
model.add(Conv1D(filters=32, kernel_size=5, activation="relu"))
model.add(MaxPool1D())
model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation="relu"))
model.add(MaxPool1D())
model.add(Flatten())
model.add(Dense(units=128, activation="relu"))
model.add(Dense(units=5, activation="softmax"))
```

در لایه input پارامتر نداریم .

در لایه conv1d داریم :

the number of parameters for Conv1D (without biases) is : $\text{kernel_size} * \text{input_depth} * \text{number_filters}$. With biases, you add the number of filters to your previous result

$$\text{Param} = 3 * 7 * 16 + (16) = 352$$

$$\text{Output shape} = ((\text{previous output} - \text{kernel}) / s + 1, \text{ number of filters}) = (498, 16)$$

در لایه MaxPool داریم :

$$\text{Param} = 0$$

$$\text{Output shape} = (492 // 2, 16) = (249, 16)$$

در لایه Conv1d داریم :

$$\text{Param} = 5 * 16 * 32 + (32) = 2592$$

$$\text{Output shape} = (245, 32)$$

در لایه MaxPool داریم :

$$\text{Param} = 0$$

$$\text{Output shape} = (245 // 2, 32) = (122, 32)$$

در لایه Conv1d داریم :

$$\text{Param} = 5 * 32 * 64 + (64) = 10304$$

$$\text{Output shape} = (118, 64)$$

در لایه MaxPool داریم :

$$\text{Param} = 0$$

$$\text{Output shape} = (118//2, 64) = (59, 64)$$

در لایه Flatten داریم :

$$\text{Param} = 0$$

$$\text{Output shape} = (59*64) = (3776)$$

در لایه Dense داریم :

```
param_number = output_channel_number * (input_channel_number + 1)
```

$$\text{Param} = (3776+1) * 128 = 483456$$

$$\text{Output shape} = (128)$$

در لایه Dense داریم :

$$\text{Param} = (128 + 1) * 5 = 645$$

$$\text{Output shape} = (5)$$

$$\text{Total Params} = 654 + 483456 + 10304 + 2592 + 352 = 497349$$

که نتایج به دست آمده با اعداد به دست آمده از طریق کد همخوانی دارد .

Model: "sequential_2"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d_5 (Conv1D)	(None, 498, 16)	352
max_pooling1d_5 (MaxPooling 1D)	(None, 249, 16)	0
conv1d_6 (Conv1D)	(None, 245, 32)	2592
max_pooling1d_6 (MaxPooling 1D)	(None, 122, 32)	0
conv1d_7 (Conv1D)	(None, 118, 64)	10304
max_pooling1d_7 (MaxPooling 1D)	(None, 59, 64)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 3776)	0
dense_4 (Dense)	(None, 128)	483456
dense_5 (Dense)	(None, 5)	645

=====
Total params: 497,349

Trainable params: 497,349

Non-trainable params: 0

منابع :

[How to Calculate the Number of Parameters in Keras Models | by Yong Cui | Towards Data Science](#)

[python - Size of output of a Conv1D layer in Keras - Stack Overflow](#)

۳) لایه کانولوشنال دو بعدی و سه بعدی را مقایسه کرده و کاربرد لایه **Conv3d** را ذکر کنید .

CONV3D برای فیلم بهتر است در حالی که **CONV2D** برای تصویر بهتر است ، **CONV3D** علاوه بر پارامترهای تصویر ، زمان را هم دخیل میکند .

منبع :

[machine learning - What are the differences between Convolutional1D, Convolutional2D, and Convolutional3D? - Data Science Stack Exchange](#)