

Evaluation Methods for Image Segmentation

Hobot | Deep Learning | Zahra Amini

Telegram: @zahraamini_ai & Instagram:@zahraamini_ai & LinkedIn: @zahraamini-ai

<https://zil.ink/zahraamini>

Evaluation Methods for Image Segmentation

1. Accuracy or Pixel-wise Accuracy

2. Intersection over Union - IoU

3. Dice Coefficient

4. Mean IoU

1. Accuracy

Ground Truth

1	1	0	0
1	0	0	0
0	0	1	1
0	1	1	0

Prediction

1	0	0	0
1	0	1	0
0	0	1	1
0	1	0	0

: پیکسل‌هایی که واقعاً "شیء" هستند و به درستی به عنوان "شیء" پیش‌بینی شده‌اند

: پیکسل‌هایی که واقعاً "پس زمینه" هستند و به درستی به عنوان "پس زمینه" پیش‌بینی شده‌اند

: پیکسل‌هایی که واقعاً "پس زمینه" هستند ولی به اشتباه به عنوان "شیء" پیش‌بینی شده‌اند

: پیکسل‌هایی که واقعاً "شیء" هستند ولی به اشتباه به عنوان "پس زمینه" پیش‌بینی شده‌اند

$$\#TP = 5 ((1,1),(2,1),(3,3),(3,4),(4,2))$$

$$\#TN = 8 ((1,3),(1,4),(2,2),(2,4),(3,1),(3,2),(4,1),(4,4))$$

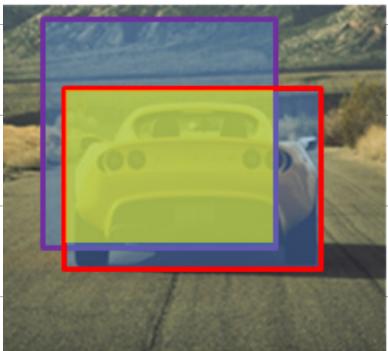
$$\#FP = 1 ([2,3])$$

$$\#FN = 2 ((1,2),(4,3))$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{5 + 8}{5 + 8 + 1 + 2} = 0.8125$$

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP = 3	FN = 5
	Negative	FP = 1	TN = 7

2. Intersection over Union - IoU



Intersection over union (IoU)

$$= \frac{\text{size of } \begin{array}{|c|} \hline \text{Yellow} \\ \hline \end{array}}{\text{size of } \begin{array}{|c|} \hline \text{Red} \\ \hline \end{array}}$$

: ناحیه‌ای که هم در پیش‌بینی و هم در واقعیت مشترک است : Intersection Area

: مجموع نواحی پیش‌بینی شده و ناحیه واقعی : Union Area

“Correct” if $\text{IoU} \geq 0,5$

Ground Truth

1	1	0	0
1	0	0	0
0	0	1	1
0	1	1	0

Prediction

1	0	0	0
1	0	1	0
0	0	1	1
0	1	0	0

#Intersection = 5 ((1,1),(2,1),(3,3),(3,4),(4,2))

#Union = 8 ([1,1], [1,2], [2,1], [2,3], [3,3], [3,4], [4,2], [4,3])

$$* \text{IoU} = \frac{T}{TP + FP + FN}$$

$$\text{IOU} = \frac{\text{Intersection Area}}{\text{Union Area}} = \frac{5}{8} = 0.625$$

3. Dice Coefficient

$$\text{Dice Coefficient} = \frac{\text{Intersection} \times 2}{\text{Prediction} + \text{Ground Truth}}$$

: تعداد کل پیکسل‌هایی که مدل به عنوان "شیء" پیش‌بینی کرده است Prediction

Ground Truth

1	1	0	0
1	0	0	0
0	0	1	1
0	1	1	0

Prediction

1	0	0	0
1	0	1	0
0	0	1	1
0	1	0	0

$$\#Intersection = 5 ((1,1),(2,1),(3,3),(3,4),(4,2))$$

$$\#Prediction = 6 ([1,1], [2,1], [2,3], [3,3], [3,4], [4,2])$$

$$\#Ground Truth = 7 ([1,1], [1,2], [2,1], [3,3], [3,4], [4,2], [4,3])$$

$$\text{Dice Coefficient} = \frac{\text{Intersection} \times 2}{\text{Prediction} + \text{Ground Truth}} = \frac{5 \times 2}{7 + 6} = \frac{10}{13} = 0.769$$

X X ✓
0 <= Dice Coefficient <= 1

4. Mean IoU

$$\text{Mean IoU} = \frac{1}{N} \sum \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}}$$

Ground Truth

1	1	0	0
1	2	0	0
0	2	2	2
0	0	2	0

Class #1

#Intersection = 3 ([1,1], [1,2], [2,1])

#Union = 3 ([1,1], [1,2], [2,1])

Prediction

1	1	0	0
1	2	0	0
0	0	2	2
0	2	2	0

$$\text{IOU} = \frac{\text{Intersection Area}}{\text{Union Area}} = \frac{3}{3} = 1$$

Class #2

#Intersection = 3 ([2,2], [3,3], [3,4])

#Union = 5 ([2,2], [3,2], [3,3], [3,4], [4,2])

$$\text{IOU} = \frac{\text{Intersection Area}}{\text{Union Area}} = \frac{3}{5} = 0.6$$

Class #0

#Intersection = 7 ([1,3], [1,4], [2,3], [2,4], [3,1], [4,1], [4,4])

#Union = 5 ([1,3], [1,4], [2,3], [2,4], [3,1], [4,1], [4,4], [4,2])

$$\text{IOU} = \frac{\text{Intersection Area}}{\text{Union Area}} = \frac{7}{8} = 0.875$$

$$\text{Mean IoU} = \frac{1 + 0.6 + 0.875}{3} = \frac{2.475}{3} = 0.825$$

معیار	کاربردها و مزایا	محدودیت‌ها
دقت (Accuracy)	ساده و سریع برای ارزیابی کلی مدل	در شرایط عدم توازن کلاس‌ها می‌تواند گمراحتنده باشد، زیرا ممکن است پیکسل‌های کلاس غالب به اشتباه مدل را دقیق نشان دهند.
تقاطع و اتحاد (IoU)	معیار دقیق برای ارزیابی تقسیم‌بندی، مناسب برای مقایسه دقیق مدل‌ها	می‌تواند در مواردی که تعداد کلاس‌ها نامتوازن است به تنها‌یی کافی نباشد.
ضریب دایس (Dice)	محبوب در کاربردهای پزشکی به دلیل حساسیت به ناحیه‌های کوچک، مشابه IoU ولی تأکید بیشتری بر ناحیه مشترک دارد	در شرایطی که مدل باید برای کلاس‌های مختلف ارزیابی شود، نیاز به محاسبه جداگانه دارد.
میانگین IoU (Mean IoU)	مناسب برای داده‌هایی با چندین کلاس، به ویژه در شرایط عدم توازن کلاس‌ها	نیاز به محاسبه جداگانه برای هر کلاس و سپس میانگین‌گیری دارد، که ممکن است در داده‌های بسیار بزرگ زمان بر باشد.

Bilinear Interpolation

برای محاسبه مقدار پیکسل‌های جدید در تصویرات هندسی مانند چرخش، مقیاس دهی

جابجایی یا هر نوع تبدیل دیگری شده است، استفاده می‌شود. این روش بر اساس مقادیر

چهار پیکسل همسایه (بالا، پایین، چپ، راست) یک پیکسل جدید را محاسبه می‌کند

فرض کنید ما یک تصویر داریم که قرار است مقیاس دهی (بزرگ‌تر یا کوچک‌تر) شود. حالا می‌خواهیم مقدار یک پیکسل جدید را در تصویر مقیاس‌داده شده محاسبه کنیم

a new pixel at coordinates (x', y')

$(x_1, y_1), (x_2, y_1), (x_1, y_2)$, and (x_2, y_2)

◊ dx_1 and dx_2 be the horizontal distances from x_1 and x_2 , respectively

◊ dy_1 and dy_2 be the vertical distances from y_1 and y_2 , respectively

$$P(x', y') = \frac{dx_2 \cdot dy_2 \cdot P(x_1, y_1) + dx_1 \cdot dy_2 \cdot P(x_2, y_1) + dx_2 \cdot dy_1 \cdot P(x_1, y_2) + dx_1 \cdot dy_1 \cdot P(x_2, y_2)}{(dx_1 + dx_2) \cdot (dy_1 + dy_2)}$$

P(1,1)=10

P(2,1)=20

P(1,2)=30

P(2,2)=40

Horizontal Distances:

$$dx_1 = x' - x_1 = 1.5 - 1 = 0.5$$

$$dx_2 = x_2 - x' = 2 - 1.5 = 0.5$$

Vertical Distances:

$$dy_1 = y' - y_1 = 1.5 - 1 = 0.5$$

$$dy_2 = y_2 - y' = 2 - 1.5 = 0.5$$

$$P(1.5, 1.5) = \frac{0.5 \cdot 0.5 \cdot 10 + 0.5 \cdot 0.5 \cdot 20 + 0.5 \cdot 0.5 \cdot 30 + 0.5 \cdot 0.5 \cdot 40}{(0.5 + 0.5) \cdot (0.5 + 0.5)} = 25$$

Dataset & Code Source:

<https://github.com/alandgabriel/LV-Segmentation-with-U-Net/tree/main>

Paper & GitHub:

<https://paperswithcode.com/paper/lhu-net-a-light-hybrid-u-net-for-cost>

<https://github.com/xmindflow/LHUNet>