

# ПРОГРАММИРОВАНИЕ CUDA C/C++, АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ И DEEP LEARNING

Лекция №6

Спасёнов Алексей



#### Метрики

- 1. Классификация
- 2. Регрессия
- 3. Кластеризация

При выборе алгоритма необходимо знать, какую метрику она оптимизирует



## Классификация

- 1. Accuracy
- 2. Precision
- 3. Recall
- 4. ROC-AUC
- 5. F-метрика
- 6. Logloss



## Регрессия

- 1. MAE
- 2. MSE
- 3. RMSE
- 4. RMSLE
- 5. R2



#### Классификация

Accuracy

Подсчитываем долю правильно предсказанных объектов Может быть использована в многоклассовой классификации

```
1. import numpy as np
```

```
2. target = np.array([1, 3, 2, 2, 3, 4, 1, 2])
```

```
3. pred = np.array([1, 3, 1, 2, 3, 2, 1, 2]) Результат:
```

```
4. print(np.equal(target, pred).sum()) 6
```

5. print(np.equal(target, pred).sum()/float(target.shape[0])) 0.75

Когда могут возникнуть проблемы?



#### Классификация

#### Accuracy

```
1. import numpy as np
2. target = np.array([1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 2])
3. pred = np.array([1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1])
4. print(np.equal(target, pred).sum())
5. print(np.equal(target, pred).sum()/float(target.shape[0]))
```

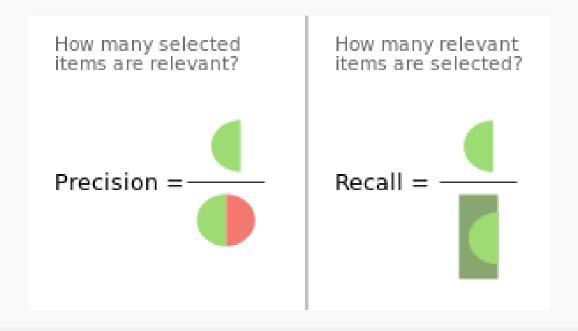
#### Результат:

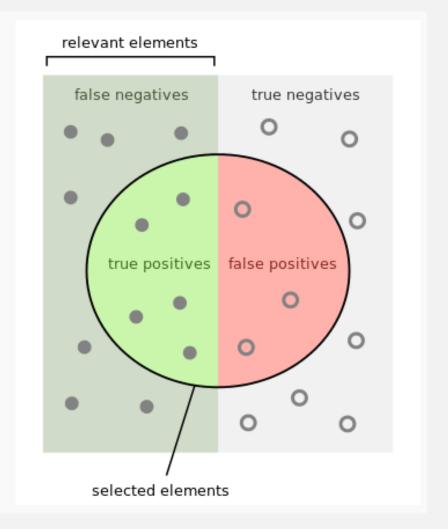
0.875



### Классификация

Precision, Recall Задачи бинарной классификации







#### Классификация

Precision, Recall

	Предсказали True	Предсказали False
Ожидали True	True Positive ( <i>tp</i> )	False Negative (fn)
Ожидали False	False Positive (fp)	True Negative ( <i>tn</i> )

Полнота 
$$Recall = \frac{tp}{tp + fn}$$

Recall: Какую часть из объектов класса 1 мы нашли?

**Точность** 
$$Precision = \frac{tp}{tp + fp}$$

Precision: Какая часть из тех объектов класса 1, которую мы нашли, действительно принадлежат этому классу?



#### Классификация

Precision, Recall

```
1. target = np.array([0, 1, 1, 0, 1, 1])
```

- 2. pred = np.array([1, 0, 1, 0, 1, 0])
- 3. print(recall(target, pred))
- 4. print(precision(target, pred))

#### Результат:

0.5 2/(2+2)

0.67 2/(2+1)

Recall: Какую часть из объектов класса 1 мы нашли?

Precision: Какая часть из тех объектов класса 1, которую мы

нашли, действительно принадлежат этому классу?



#### Классификация

Precision, Recall

```
1. target = np.array([0, 1, 1, 0, 1, 1])
```

- 2. pred = np.array([1, 1, 1, 1, 1, 1])
- 3. print(recall(target, pred))
- 4. print(precision(target, pred))

#### Результат:

0.1 4/(4+0)

0.67 4/(4+2)

Recall: Какую часть из объектов класса 1 мы нашли?

Precision: Какая часть из тех объектов класса 1, которую мы

нашли, действительно принадлежат этому классу?



Результат:

## Классификация

F1-score

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

```
1. target = np.array([0, 1, 1, 0, 1, 1])
```

- 2. pred = np.array([1, 0, 1, 0, 1, 0]) 0.57
- 3. print(f1\_score(target, pred))

1. target = np.array(
$$[0, 1, 1, 0, 1, 1]$$
) Результат:

- 2. pred = np.array([1, 1, 1, 1, 1, 1]) 0.8
- 3. print(f1\_score(target, pred))



### Классификация

F1-score

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

#### Skewness...

- 1. target = np.array([0, 1, 0, 0, 0])
- 2. pred = np.array([1, 1, 1, 0, 1, 0])
- 3. print(f1\_score(target, pred))
- 1. target = np.array([0, 1, 0, 0, 0])
- 2. pred = np.array([1, 1, 1, 1, 1, 1])
- 3. print(f1\_score(target, pred))

Результат:

0.4

Результат:

0.29



### Классификация

$$F_{\beta}$$
-score

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) * \frac{Precision * Recall}{(\beta^2)Precision + Recall}$$

$$0 < \beta < 1$$
 – предпочтение точности ( $Precision$ )

$$1 < \beta$$
 – предпочтение полноте ( $Recall$ )



#### Классификация

ROC - AUC

*ROC* - Receiver Operating Characteristic

AUC - Area Under the Curve

Определяет долю правильно отранжированных пар

$$TPR(Recall) = \frac{tp}{tp + fn}$$
 The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves Jesse Davis. Mark Goadrich

$$FPR = \frac{fp}{fp + tn}$$

Jesse Davis, Mark Goadrich

https://alexanderdyakonov.wordpress.com/2015/10/09/задачки-про-auc-roc/

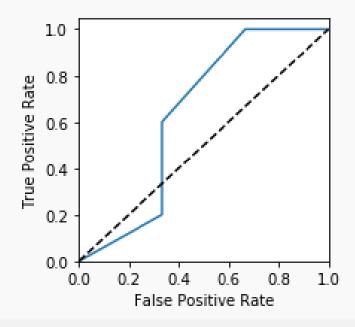


#### Классификация

ROC - AUC

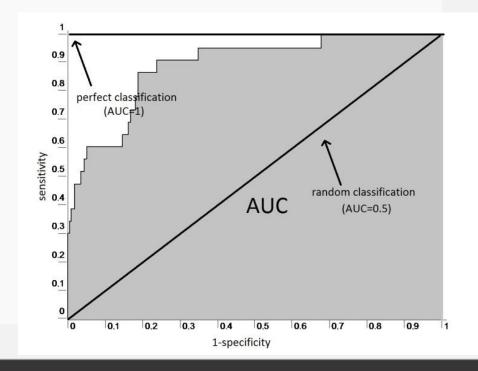
1. target = [0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0]

2. pred = [0.1, 0.3, 0.2, 0.4, 0.7, 0.8, 0.7, 0.8, 0.3, 0.4, 0.8]



$$TPR(Recall) = \frac{tp}{tp + fn}$$

$$FPR = \frac{fp}{fp + tn}$$





### Классификация

Logloss Чем сильнее ошибаемся, тем больше ошибка

$$logloss = -rac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}y_{ij}\log(p_{ij})$$

N —размер выборки, M — количество классов

$$logloss = -rac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i\log(p_i) + (1-y_i)\log(1-p_i)
ight)$$

https://www.kaggle.com/wiki/LogarithmicLoss



#### Регрессия

MAE

Mean Absolute Error

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |\widehat{y}_i - y_i|$$

Лучшее константное предсказание - медиана

Ŷ	Y
0.1	0
0.5	1
0.6	1
0.5	1
0.3	0

$$MAE = \frac{1}{5}(|0.1 - 0| + |0.5 - 1| + |0.6 - 1| + |0.5 - 1| + |0.3 - 0|)$$



#### Регрессия

MSE (Mean Squared Error)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\widehat{y}_i - y_i)^2$$

RMSE (Root Mean Squared Error)

$$RMSE = \sqrt[2]{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\widehat{y}_i - y_i)^2}$$

Лучшее константное предсказание - среднее



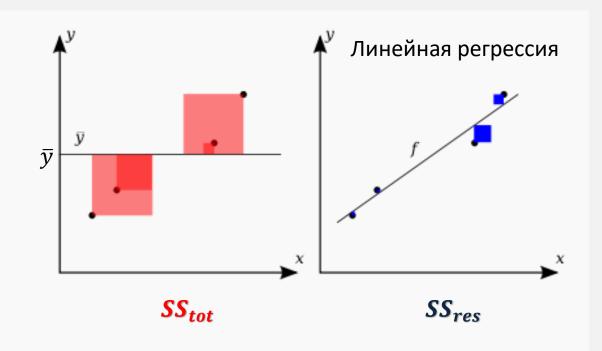
#### Регрессия

$$R2-score$$

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^{N} y_i$$

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})^2 - variance$$

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^{N} (y_i - f_i)^2$$



$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$



#### Контакты:

a.spasenov@corp.mail.ru
alex\_spasenov (Skype)

Спасибо за внимание!