



[03] Implemente a função `acurácia()` , que deve calcular a acurácia a partir dos vetores `y` e `y_pred` .

```
In [28]: def acurácia(y, y_pred, limiar=0.5):
        """
        Retorna a acurácia a partir dos vetores y e y_pred
        Args:
            y: vetor com as classificações reais
            y_pred: vetor com as predições
        Retorna
            O valor da acurácia
        """
        vp, vn, fp, fn = classificar(y, y_pred, limiar)
        return round((vp + vn) / (vp + vn + fp + fn), 2)
```

[04] Implemente a função `precisão()` , que deve calcular a precisão a partir dos vetores `y` e `y_pred` .

```
In [27]: def precisão(y, y_pred, limiar=0.5):
        """
        Retorna a precisão a partir dos vetores y e y_pred
        Args:
            y: vetor com as classificações reais
            y_pred: vetor com as predições
        Retorna
            O valor da precisão
        """
        vp, vn, fp, fn = classificar(y, y_pred, limiar)
        if (vp + fp == 0):
            return .0
        return round(vp / (vp + fp), 2)
```

[05] Implemente a função `revocação()` , que deve calcular a revocação a partir dos vetores `y` e `y_pred` .

```
In [26]: def revocação(y, y_pred, limiar=0.5):
        """
        Retorna a revocação a partir dos vetores y e y_pred
        Args:
            y: vetor com as classificações reais
            y_pred: vetor com as predições
        Retorna
            O valor da revocação
        """
        vp, vn, fp, fn = classificar(y, y_pred, limiar)
        if (vp + fn == 0):
            return .0
        return round(vp / (vp + fn), 2)
```

[06] Implemente a função `fbeta()` , que deve calcular a métrica  $F$  a partir dos vetores `y` e `y_pred` e um valor de `beta` .

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\beta^2 \cdot \text{precision} + \text{recall}}$$

```
In [25]: def fbeta(y, y_pred, beta=1, limiar=0.5):
```

```

"""
Retorna a revocação a partir dos vetores y e y_pred
Args:
    y: vetor com as classificações reais
    y_pred: vetor com as predições
    beta: Tipicamente, 0.5, 1 ou 2
    limiar: Um valor de corte para a binarização
Retorna
    O valor da revocação
"""
p = precisão(y, y_pred, limiar)
r = revocação(y, y_pred, limiar)
if (p + r == 0):
    return .0
return round((1 + beta ** 2) * (p * r) / (beta ** 2 * p + r), 2)

```

**[07]** Implemente a função `taxa_erro()`, que deve calcular a taxa de erro ( $1 - \text{acurácia}$ ) a partir dos vetores `y` e `y_pred`.

```

In [24]: def taxa_erro(y, y_pred, limiar=0.5):
"""
Retorna a taxa de erro () a partir dos vetores y e y_pred
Args:
    y: vetor com as classificações reais
    y_pred: vetor com as predições
    limiar: Um valor de corte para a binarização
Retorna
    O valor da taxa de erro
"""
return round(1 - acurácia(y, y_pred, limiar), 2)

```

**[08]** Implemente a função `m_confusão()`, que deve imprimir os valores de VPs, VNs, FPs e FNs a partir dos vetores `y` e `y_pred`.

```

In [9]: def m_confusão(y, y_pred, limiar=0.5):
"""
Imprime os VPs, VNs, FPs e FNs
Args:
    y: vetor com as classificações reais
    y_pred: vetor com as predições
    limiar: Um valor de corte para a binarização
Retorna
    None. Não há retorno, uma vez que a função deve imprimir seus cálculos
"""
vp, vn, fp, fn = classificar(y, y_pred, limiar)
print("Matriz de Confusão")
cols = 15
print("+" + "=" * cols + "+")
print(f"| VP: {vp} | FP: {fp} |")
print("+" + "-" * cols + "+")
print(f"| FN: {fn} | VN: {vn} |")
print("+" + "=" * cols + "+")

```

```

In [13]: def linha_sep(cols, sep='-'):
print(f"+" + sep * cols + "+")

```

```

In [63]: def relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5):
p = precisão(y, y_pred, limiar)

```

```

r = revocação(y, y_pred, limiar)
a = acurácia(y, y_pred, limiar)
f1 = fbeta(y, y_pred, beta=1, limiar=0.5)
f2 = fbeta(y, y_pred, beta=2, limiar=0.5)
f05 = fbeta(y, y_pred, beta=0.5, limiar=0.5)
te = taxa_erro(y, y_pred, limiar)

print("Relatório de Desempenho")
cols = 80
linha_sep(cols, "=")
print(f"Acurácia: {a} | Taxa de Erro: {te} | Precisão: {p} | Revocação: {r}")
linha_sep(cols)
print(f"f1: {f1} | f2: {f2} | f.5: {f05}")
linha_sep(cols)
print("")
m_confusão(y, y_pred, limiar)

```

**[09]** Estude as métricas acurácia, taxa de erro, precisão, revocação, F1, F2, F0.5 para os seguintes vetores:

a)  $y=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]$  e  $y\_pred=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]$  :

Se o modelo não acertar nenhuma classificação, então a acurácia, precisão, revocação e as métricas  $f$  são 0.

In [64]:

```

y=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]
y_pred=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)

```

Relatório de Desempenho

```

=====
===+
Acurácia: 0.0 | Taxa de Erro: 1.0 | Precisão: 0.0 | Revocação: 0.0
+-----+
---+
f1: 0.0 | f2: 0.0 | f.5: 0.0
+-----+
---+

```

Matriz de Confusão

```

=====+
| VP: 0 | FP: 10 |
+-----+
| FN: 0 | VN: 0 |
+=====+

```

b)  $y=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]$  e  $y\_pred=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]$  :

Se o modelo não acertar nenhuma classificação, então a acurácia, precisão, revocação e as métricas  $f$  são 0. Esse segundo caso confirma que as métricas são 0 independentemente de erros aos VPs ou VNs.

In [65]:

```

y=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]
y_pred=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)

```

Relatório de Desempenho

```

=====
===+
Acurácia: 0.0 | Taxa de Erro: 1.0 | Precisão: 0.0 | Revocação: 0.0
+-----+
---+
f1: 0.0 | f2: 0.0 | f.5: 0.0

```

```

+-----+
---+

Matriz de Confusão
+=====+
| VP: 0 | FP: 0 |
+-----+
| FN: 10 | VN: 0 |
+=====+

```

c)  $y=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1]$  e  $y\_pred=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]$  :

*Acertar muitos VNs faz com que haja uma boa acurácia, mas isso não é refletido na precisão, revocação e nas métricas  $f$ .*

In [66]:

```

y=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1]
y_pred=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)

```

```

Relatório de Desempenho
+=====+
===+
Acurácia: 0.9 | Taxa de Erro: 0.1 | Precisão: 0.0 | Revocação: 0.0
+-----+
---+
f1: 0.0 | f2: 0.0 | f.5: 0.0
+-----+
---+

```

```

Matriz de Confusão
+=====+
| VP: 0 | FP: 0 |
+-----+
| FN: 1 | VN: 9 |
+=====+

```

d)  $y=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,0]$  e  $y\_pred=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]$  :

*Ao contrário do anterior, acertar muitos VPs faz com que o modelo tenha não somente uma boa acurácia, mas boa precisão e revocação também. Falsos positivos diminuem a precisão e afetam as métricas  $f2$  e  $f.5$  de modos diferentes. A redução da precisão não afeta  $f2$  tanto quanto  $f.5$ .*

In [67]:

```

y=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,0]
y_pred=[1,1,1,1,1,1,1,1,1,1]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)

```

```

Relatório de Desempenho
+=====+
===+
Acurácia: 0.9 | Taxa de Erro: 0.1 | Precisão: 0.9 | Revocação: 1.0
+-----+
---+
f1: 0.95 | f2: 0.98 | f.5: 0.92
+-----+
---+

```

```

Matriz de Confusão
+=====+
| VP: 9 | FP: 1 |
+-----+
| FN: 0 | VN: 0 |
+=====+

```

e)  $y=[1,1,1,0,0,0]$  ,  $y\_pred=[.8, .7, .8, .2, .3, .4]$  e  $limiar=.5$  :

Acertar todas as previsões leva todas as métricas aos seus máximos. No entanto, esse cenário não é realista.

In [68]:

```
y=[1,1,1,0,0,0]
y_pred=[.8, .7, .8, .2, .3, .4]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)
```

Relatório de Desempenho

```
+=====+
===+
Acurácia: 1.0 | Taxa de Erro: 0.0 | Precisão: 1.0 | Revocação: 1.0
+-----+
---+
f1: 1.0 | f2: 1.0 | f.5: 1.0
+-----+
---+
```

Matriz de Confusão

```
+=====+
| VP: 3 | FP: 0 |
+-----+
| FN: 0 | VN: 3 |
+=====+
```

f)  $y=[1,1,1,0,0,0]$  ,  $y\_pred=[.2, .7, .8, .2, .3, .4]$  e  $limiar=.5$  :

Falsos negativos diminuem a revocação, sem afetar a precisão.  $f2$  A redução da revocação não afeta  $f.5$  tanto quanto  $f2$ .

In [69]:

```
y=[1,1,1,0,0,0]
y_pred=[.2, .7, .8, .2, .3, .4]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)
```

Relatório de Desempenho

```
+=====+
===+
Acurácia: 0.83 | Taxa de Erro: 0.17 | Precisão: 1.0 | Revocação: 0.67
+-----+
---+
f1: 0.8 | f2: 0.72 | f.5: 0.91
+-----+
---+
```

Matriz de Confusão

```
+=====+
| VP: 2 | FP: 0 |
+-----+
| FN: 1 | VN: 3 |
+=====+
```

g)  $y=[1,1,1,0,0,0]$  ,  $y\_pred=[.8, .7, .8, .2, .3, .8]$  e  $limiar=.5$  :

Falsos positivos diminuem a precisão, sem afetar a revocação. A redução da precisão não afeta  $f2$  tanto quanto  $f.5$ .

In [70]:

```
y=[1,1,1,0,0,0]
y_pred=[.8, .7, .8, .2, .3, .8]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)
```

Relatório de Desempenho

```
+=====+
===+
Acurácia: 0.83 | Taxa de Erro: 0.17 | Precisão: 0.75 | Revocação: 1.0
+-----+
```

```
---+
f1: 0.86 | f2: 0.94 | f.5: 0.79
```

```
+-----+
---+
```

Matriz de Confusão

```
+=====+
| VP: 3 | FP: 1 |
+-----+
| FN: 0 | VN: 2 |
+=====+
```

h)  $y=[1,1,1,0,0,0]$  ,  $y_{\text{pred}}=[.2, .7, .8, .2, .3, .8]$  e  $\text{limiar}=.5$  :

*Em situações reais, não é possível classificar as instâncias perfeitamente. Inevitavelmente, instâncias positivas e negativas serão classificadas com probabilidades similares.*

*Independentemente da direção, movimentar um limiar irá reclassificar corretamente algumas corretamente ao mesmo tempo em que irá reclassificar outras erroneamente. Essa característica é o que faz com que haja na prática uma relação inversa entre a precisão e revocação.*

In [71]:

```
y=[1,1,1,0,0,0]
y_pred=[.2, .7, .8, .2, .3, .8]
relat_clf(y, y_pred, limiar=0.5)
```

Relatório de Desempenho

```
+=====+
===+
Acurácia: 0.67 | Taxa de Erro: 0.33 | Precisão: 0.67 | Revocação: 0.67
+-----+
---+
f1: 0.67 | f2: 0.67 | f.5: 0.67
+-----+
---+
```

Matriz de Confusão

```
+=====+
| VP: 2 | FP: 1 |
+-----+
| FN: 1 | VN: 2 |
+=====+
```