



Agenda

Modelos com imagens



Modelos com imagens



Modelos com imagens

- Tarefas
 - Detecção
 - Segmentação
 - Classificação
 - Pose estimation
 - OBB
- Tracking
- Ajuste fino de um modelo
- Análise de desempenho: Matriz de confusão, erro e curva ROC



Detecção

Detecção é a tarefa que envolve detectar objetos em uma imagem ou *frame* de vídeo e desenhar *bouding boxes* ao seu entorno.

Os objetos detectados são classificados em diferentes categorias

Os modelos podem detectar objetos únicos ou múltiplos em uma única image ou frame

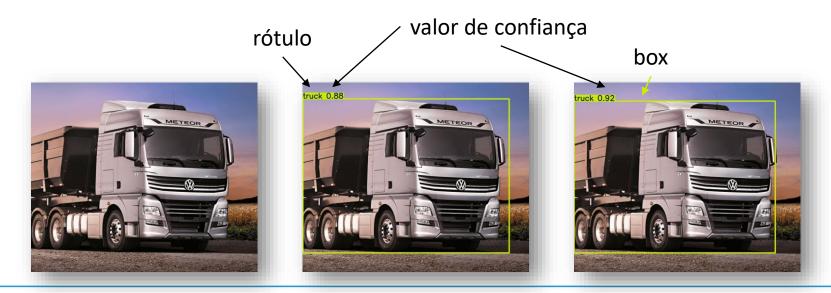
Entrada: imagem

Saída: bounding boxes para cada objeto, o rótulo associado e o valor de confiança para cada box



Detecção

Detecção é a tarefa que envolve detectar objetos em uma imagem ou *frame* de vídeo e desenhar *bouding boxes* ao seu entorno.





Detecção

Detecção é a tarefa que envolve detectar objetos em uma imagem ou *frame* de vídeo e desenhar *bouding boxes* ao seu entorno.

Quando usar?

Identificação de objetos de interesse sem a necessidade de conhecer onde o objeto está exatamente ou o seu formato.





Segmentação

Segmentação é a tarefa que envolve segmentar uma imagem em diferentes regiões baseado no seu conteúdo. A cada região é associado um rótulo baseado em seu conteúdo.

Vai além da detecção. Identifica os objetos e segmenta-os do resto da imagem
Os modelos podem segmantar objetos únicos ou múltiplos em uma única image ou *frame*

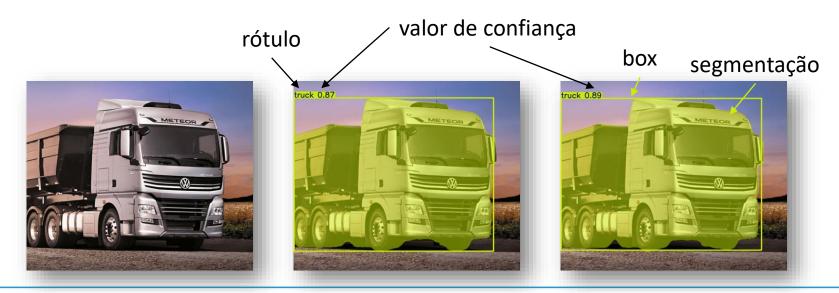
Entrada: imagem

Saída: conjunto de máscaras ou contornos que delimita cada objeto, um rótulo associado a uma classe e os valores de confiança



Segmentação

Segmentação é a tarefa que envolve segmentar uma imagem em diferentes regiões baseado no seu conteúdo. A cada região é associado um rótulo baseado em seu conteúdo.





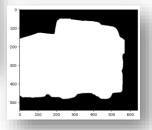
Segmentação

Segmentação é a tarefa que envolve segmentar uma imagem em diferentes regiões baseado no seu conteúdo. A cada região é associado um rótulo baseado em seu conteúdo.

Quando usar?

Segmentação é útil quando é necessário saber não apenas onde o objeto está em uma imagem, mas também, seu formato exato.







Classificação

Classificação é uma tarefa que envolve classificar uma imagem em diferentes categorias. É a tarefa mais simples entre detecção, segmentação e classificação.

A classificação é feita na imagem inteira, não apenas em partes dela

Entrada: imagem

Saída: rótulo único e o valor de confiança



Classificação

Classificação é uma tarefa que envolve classificar uma imagem em diferentes categorias. É a tarefa mais simples entre detecção, segmentação e classificação.





Classificação

Classificação é uma tarefa que envolve classificar uma imagem em diferentes categorias. É a tarefa mais simples entre detecção, segmentação e classificação.

Quando usar?

Útil quando precisa apenas da classe de pertencimento da imagem.





Pose

Pose Estimation ou detecção de pontos chave/pose envolve detectar pontos específicos em uma imagem ou *frame* de vídeo.

Os pontos detectados (keypoints) são usados para rastreamento de movimento ou estimação de pose. Localização dos pontos em uma imagem, como junções, *landmarks* ou característica importante.

Entrada: imagem

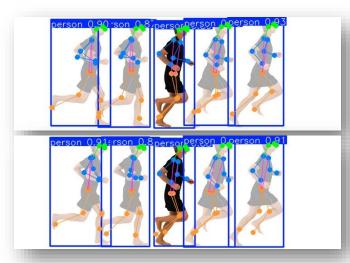
Saída: conjunto de pontos que representa os *keypoints* de um objeto na imagem, rótulo e confiança de cada ponto



Pose

Pose Estimation ou detecção de pontos chave/pose envolve detectar pontos específicos em uma imagem ou *frame* de vídeo.







OBB – Oriented Bouding Box

Oriented Bounding Box está associado ao processo de detecção de objetos em imagens, porém com informação extra de angulação para localizar objetos de forma mais acurada.

O box é ajustado exatamente aos objetos na imagem.

Entrada: imagem

Saída: conjunto de bounding box rotacionados, rótulo de classe e valor de confiança



OBB – Oriented Bouding Box

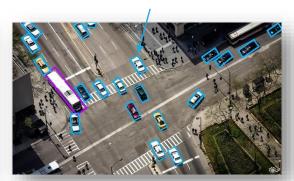
Oriented Bounding Box está associado ao processo de detecção de objetos em imagens, porém com informação extra de angulação para localizar objetos de forma mais acurada.

box

oriented box









Tracking

Tracking ou rastreamento de objetos é uma tarefa crítica para manutenção da identificação do objeto detectado, enquanto ele estiver na cena.

O principal desafio é manter o ID único em casos drásticos de oclusão dos objetos. Os modelo estão aptos a *tracking* de objetos únicos ou múltiplos.

Entrada: sequência de imagens/frames

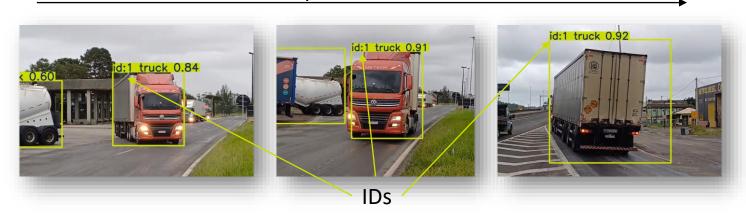
Saída: saídas consistentes com as de detecção de objetos, com a informação extra do ID do objeto



Tracking

Tracking ou rastreamento de objetos é uma tarefa crítica para manutenção da identificação do objeto detectado, enquanto ele estiver na cena.

Sequência de frames





Tracking

Tracking ou rastreamento de objetos é uma tarefa crítica para manutenção da identificação do objeto detectado, enquanto ele estiver na cena.

Quando usar?

Não há limitações para *tracking*. Aplicações como monitoramento de segurança, análise em tempo real, são comuns em diferentes contextos.





Ajuste fino de um modelo, ou transferência de aprendizado (*Transfer Learning*) permite usar o conhecimento adquirido de um modelo para resolver um problema diferente.

O modelo não é treinado *from scratch*Otimização de tempo, recurso e, frequentemente, melhorando o desempenho

Por que utilizar?

Transferir o aprendizado, utilizar as características aprendidas em um conjunto de dados grande, em um conjunto menor. "Conjunto de dados grande" é geralmente um conjunto massivo, como ImageNet.

ImageNet: 1000 classes

1.281.167 imagens para treinamento

50.000 para validação

100.000 para teste.



Ajuste fino de um modelo, ou transferência de aprendizado (*Transfer Learning*) permite usar o conhecimento adquirido de um modelo para resolver um problema diferente.

O modelo não é treinado from scratch

Otimização de tempo, recurso e, frequentemente, melhorando o desempenho

Onde utilizar?

O conceito pode ser aplicado em várias áreas. Entretanto é particularmente usado para visão computacional e processamento de linguagem natural.



Ajuste fino de um modelo, ou transferência de aprendizado (*Transfer Learning*) permite usar o conhecimento adquirido de um modelo para resolver um problema diferente.

Etapa 1 - Pré-treinamento

Treinamento envolve todas as camadas

Etapa 2 – Fine Tuning

Treinamento envolve, geralmente, somente as camadas finais.

O que é aprendido nas camadas iniciais de uma rede convolucional?



Ajuste fino de um modelo, ou transferência de aprendizado (*Transfer Learning*) permite usar o conhecimento adquirido de um modelo para resolver um problema diferente.

O processo de transferência de aprendizado:

- 1. Reduz o tempo de treinamento
- 2. Necessita de menos dados para treinamento
- 3. Possui uma generalização melhorada
- 4. Otimiza o processo de implementação e desenvolvimento de modelos em produção



Matriz de Confusão

A matriz de confusão é geralmente utilizada para dar maiores informações sobre o desempenho do classificador.

- A matriz de confusão contabiliza o número de classificações corretas e incorretas para cada uma das *K* classes existentes.

Parâmetros:

$$C = \begin{bmatrix} C_{ii} & C_{ij} \\ C_{ji} & C_{jj} \end{bmatrix}$$

Sendo:

 C_{ij} indica quantos padrões da classe i foram designados à classe j

 C_{ji} indica quantos padrões da classe j foram designados à classe i

Na diagonal principal, temos o número de classificações corretas



Matriz de Confusão

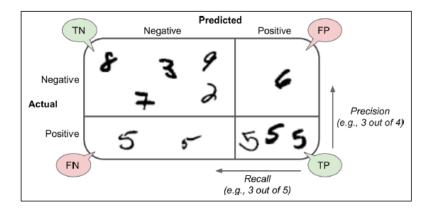
TP – True Positive: Número de exemplos da classe positiva classificados corretamente

TN – True Negative: Número de exemplos da classe negativa classificados corretamente

FP – False Positive: Número de exemplos da classe

negativa classificados como positivos

FN – False Negative: Número de exemplo da classe positiva classificados como negativos



 N_+ é o número de padrões pertencentes à classe positiva = TP + FN N_- é o número de padrões pertencentes à classe negativa = FP + TNN é o número total de padrões = TP + FN + FP + TN



Matriz de Confusão

Algumas métricas mais concisas podem ser mais interessantes:

Acurácia:

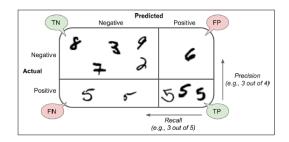
$$acur\'{a}cia = \frac{TP + TN}{N}$$

Precisão (acurácia das predições positivas):

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall (taxa das instâncias positivas que foram corretamente detectadas):

$$recall, TPR, sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$





Matriz de Confusão

Algumas métricas mais concisas podem ser mais interessantes:

Taxa de Falso Negativo (exemplo positivos classificados incorretamente):

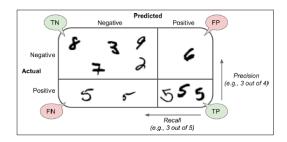
$$FNR = \frac{FN}{TP + FN}$$

Taxa de Falso Positivo (exemplo negativos classificados incorretamente):

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

Taxa de erro:

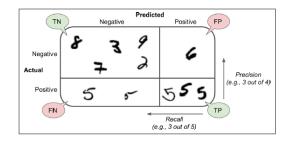
$$erro = \frac{FP + FN}{N}$$





Matriz de Confusão

Algumas métricas mais concisas podem ser mais interessantes:



F1-Score (média harmônica de precisão e recall):

Especialmente útil para classes com distribuição não balanceada.

$$F1 \, score = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}} = \frac{TP}{TP + \frac{FN + FP}{2}}$$



Matriz de Confusão

Exemplo:

$$acur\'{a}cia = \frac{TP + TN}{N} = \frac{3+5}{11} = 0,72$$

$$erro = \frac{FP + FN}{N} = \frac{1+2}{11} = 0,27$$

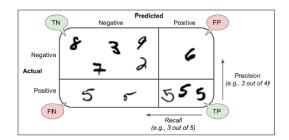
$$precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{3}{3+1} = 0,75$$

$$recall, TPR, sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{3}{3+2} = 0,6$$

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN} = \frac{2}{3+2} = 0,4$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} = \frac{1}{5+1} = 0,16$$

$$F1 \, score = \frac{TP}{TP + \frac{FN + FP}{2}} = \frac{3}{3 + \frac{2+1}{2}} = 0,66$$





Matriz de Confusão

Condiserações:

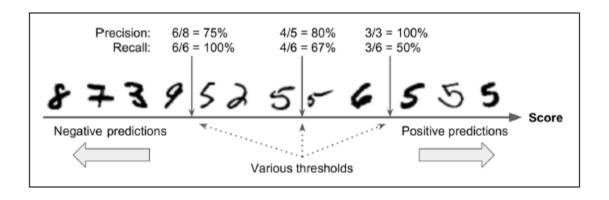
- Se um classificador tiver um alto valor para FN, ele não classifica corretamente o que deveria ser classificado, ou seja, sua **sensibilidade** é BAIXA.
- Se um classificador tive um alto valor de FP, ele classifica elementos que não deveriam ser classificados, ou seja, sua especificidade e a sua **precisão** são BAIXAS.
- **Precisão** = 1 significa que, para uma determinada classe, cada exemplo classificado realmente pertence a ela. *Entretanto*, isso não dá informações a respeito de quantas amostras desta classe foram classificadas de forma incorreta.
- **Recall** = **1** indica que todos os exemplos de uma classe foram classificados corretamente. *Porém, isso não traz informações a respeito de quantos exemplos associados a outras classes foram classificados como esta mesma classe.*



Matriz de Confusão

Condiserações:

• O tradeoff Recall x Precision



• Recall e Precision costuman ser analisadas em conjunto. O *F-score*, como já apresentado, é uma média harmônica ponderada entre estas duas métricas. Quando o fator de ponderação é 1 (um), tem-se o *F1-score*. *Assim*, *valores de F1 próximos de 1 indicam que o classificar tem uma boa performance*, tanto na *Precision* quanto no *Recall*

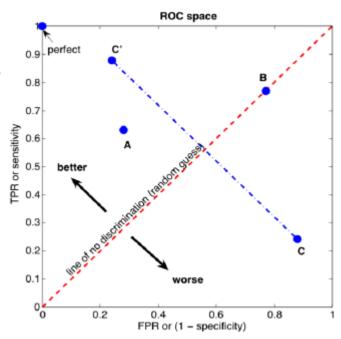


Curva ROC

A curva ROC (Receiver Operating Characteristic) é outra ferramenta muito comum para classificadores binários (ou as versões OvO ou OvA).

Basicamente, a curva ROC é um gráfico 2D com o eixo vertical definido como TPR (True Positive Rate) e o eixo horizontal definido como FPR (False Positive Rate).

- Os pontos apresentados no gráficos, como, A, B, C, cada um apresenta uma análise diferente do modelo.
- O ponto marcado como "perfect" é o modelo perfeito, ideal

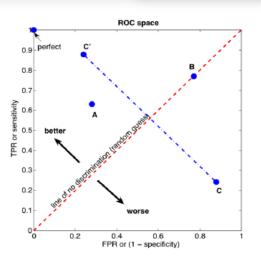




Curva ROC

Algumas análises importantes:

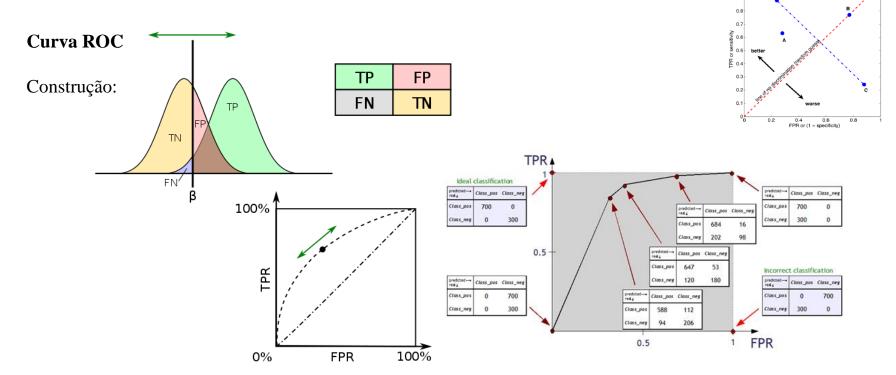
- →Quanto maior o recall (TPR), mais falsos positivos (FPR) o classificador produz
- →Um bom classificador está tão longe da linha aleatória possível
- → A linha diagonal está associada a um classificador aleatório.
- →Quanto mais a direita na curva, menos seletivo é o modelo.
- →Quanto mais a esquerda na curva, mais seletivo é o modelo.
- →O objetivo é encontrar o valor ideal para o projeto, assim como na análise Recall x Precision





ROC space

Análise de desempenho: Matriz de confusão, erro e curva ROC





Curva ROC

Área sobre a curva (AUC)

Analisar a curva dá vários insights importantes, mas, para efeito de comparação entre modelos é importante uma métrica, uma valor único que traduza o comportamento da curva.

O ROC AUC (ROC Area Under the Curve) é este valor:

- Se igual a 1, temos um classificador perfeito
- Se igual a 0,5, temos um classificador aleatório

A análise é simples: o modelo com maior valor de ROC AUC é comparativamente melhor.



Curva ROC

Vantagens:

- Análise de diferentes métricas de desempenho independente do limiar
- Auxílio ao estudo de diferentes limiares para lidar com problemas de classes com tamanhos discrepantes

Desvantagens:

- Apropriada para problemas de classificação binária
- Para multi classes, deve-se utilizar a estratégia OvA e plotar várias curvas ROC



Análise de desempenho: Mean Average Precision

mAP – mean Average Precision

Mede de forma balanceada, *precision* e *recall*, fornecendo um bom entendimento de como o modelo identifica e localiza objetos em imagens e vídeos.

Relembre os conceitos:

Precision: se um modelo tem uma precisão alta, indica que os objetos encontrados tem grande chance de estarem corretos.

Recall: se uma modelo tem um recall alto, indica que o modelo é bom em encontrar a maioria dos objetos presentes na imagem.



Análise de desempenho: Mean Average Precision

mAP – mean Average Precision

Desta forma, mAP sintetiza as duas métricas calculando a **precisão média** entre **diferentes níveis de recall**.

- 1. Para cada categoria de objetos, faz-se um ranking dos valores de confiança
- 2. Precision e Recall são computados para vários valores de limiares de confiança (Precision-Recall Curve)
- 3. Average Precision é computada como área sobre a curva
- 4. mAP é obtido pela média dos valores de AP entre todas as classes



inatel



inateloficial



ascominatel



inatel.tecnologias



company/inatel



Inatel

Inatel - Instituto Nacional de Telecomunicações Campus em Santa Rita do Sapucaí - MG - Brasil Av. João de Camargo, 510 - Centro - 37540-000 +55 (35) 3471 9200 Escritório em São Paulo - SP - Brasil WTC Tower, 18º andar - Conjunto 1811/1812 Av. das Nações Unidas, 12.551 - Brooklin Novo - 04578-903 +55 (11) 3043 6015