

Registro de Métricas de Treinamento para o AccessEye:

Precision-Confidence Curve (Bounding Boxes x Segmentation)

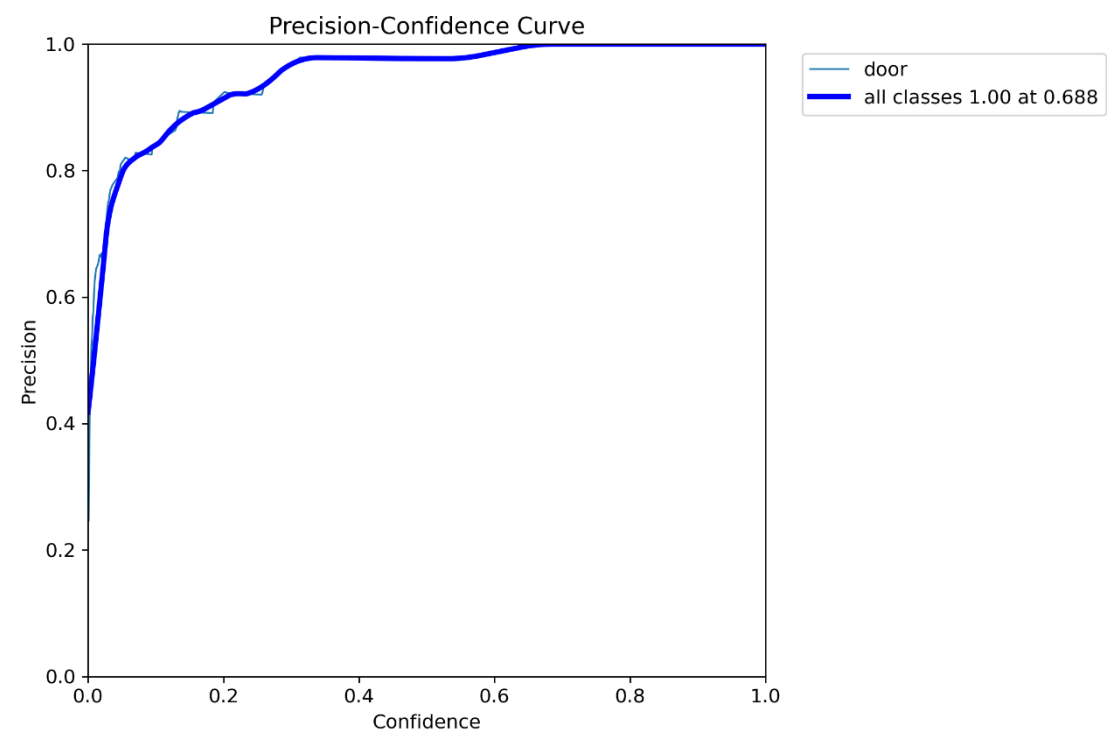


Figure 1 - Bounding Boxes Train

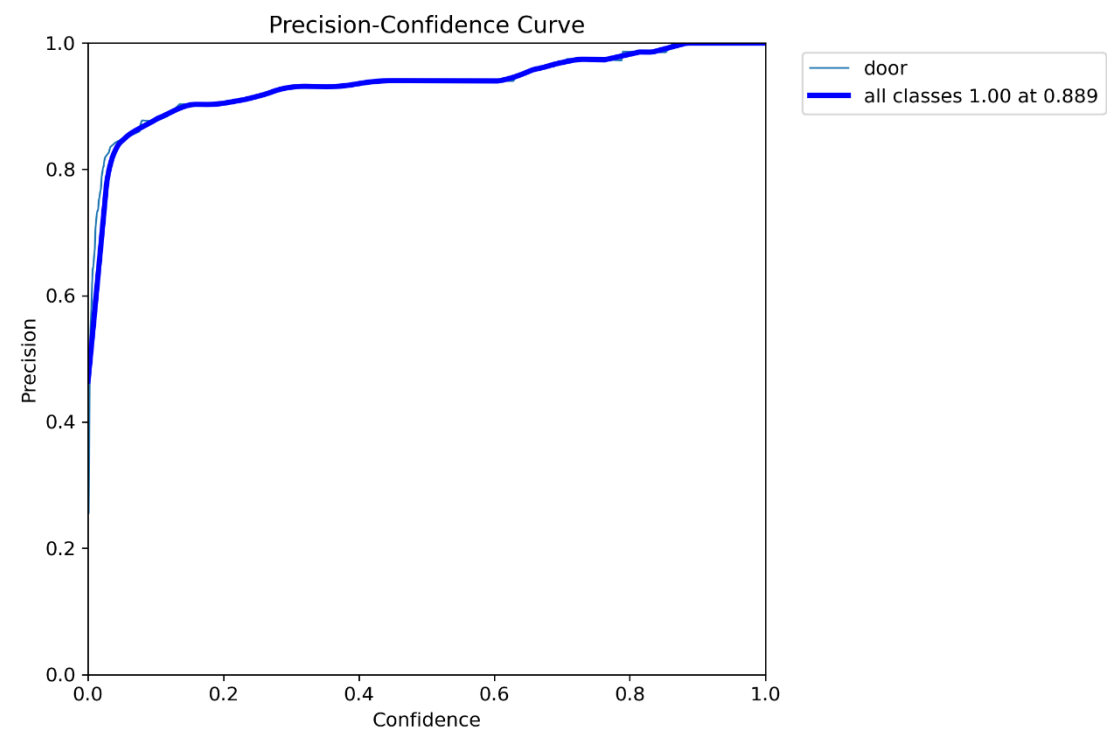


Figure 2 - Segmentation Train

A métrica "Precision-Confidence Curve" (curva precisão-confiança) é específica para avaliação de modelos de detecção de objetos, como os baseados no método YOLO (You Only Look Once), utilizando PyTorch ou qualquer outro framework.

Definição e Significado:

1. Precision (Precisão):

- Refere-se à proporção de verdadeiros positivos (objetos corretamente detectados) em relação ao total de detecções positivas feitas pelo modelo.

2. Confidence (Confiança):

- Representa a medida de confiança ou certeza que o modelo atribui a cada detecção. Em muitos modelos baseados em YOLO ou detecção de objetos em geral, cada detecção é acompanhada de um valor de confiança que indica o quão confiante o modelo está de que aquela detecção é correta.

3. Precision-Confidence Curve (Curva Precisão-Confiança):

- É uma representação gráfica que mostra como a precisão do modelo varia à medida que o limite de confiança (threshold) é ajustado. Normalmente, o threshold de confiança é um valor mínimo necessário para considerar uma detecção como válida.

Como a Curva é Construída:

• Etapa 1: Gerar Detecções:

- O modelo gera detecções para um conjunto de dados de teste, cada detecção vem acompanhada de uma coordenada de caixa delimitadora (bounding box) e um valor de confiança associado.

• Etapa 2: Calcular Precision para Diferentes Thresholds:

- Variando o threshold de confiança, calculamos a precisão do modelo. Por exemplo, se definirmos um threshold alto, apenas detecções com uma confiança muito alta serão consideradas verdadeiras positivas. Isso resultará em uma precisão alta, mas com poucas detecções.
- À medida que reduzimos o threshold, mais detecções são consideradas verdadeiras positivas (potencialmente incluindo detecções menos confiáveis), mas também aumenta a chance de falsos positivos, reduzindo a precisão.

- **Etapa 3: Plotar a Curva:**

- A curva precisão-confiança é então plotada, geralmente com a precisão no eixo y e o threshold de confiança no eixo x. Isso permite visualizar como a precisão do modelo se comporta à medida que ajustamos o limiar de confiança.
- Idealmente, queremos encontrar um ponto de equilíbrio onde a precisão seja alta e o threshold de confiança permita detectar a maior quantidade possível de objetos corretamente.

Utilidade:

- **Avaliação e Ajuste do Modelo:** A curva precisão-confiança ajuda os desenvolvedores e pesquisadores a entenderem o desempenho do modelo em diferentes cenários de confiança. Isso pode ser crucial para ajustar o modelo para obter um equilíbrio entre precisão e recall (cobertura dos objetos reais).
- **Definição de Threshold:** Ajuda na escolha de um threshold adequado para o modelo em cenários de aplicação específicos. Por exemplo, em aplicações críticas, pode ser necessário um threshold alto para garantir alta precisão, mesmo que isso signifique perder algumas detecções.
- **Comparação de Modelos:** Permite comparar diferentes versões ou configurações do modelo para determinar qual produz as melhores curvas de precisão-confiança, influenciando decisões de implementação e refinamento do modelo.

Em resumo, a curva precisão-confiança é uma ferramenta poderosa para entender e otimizar modelos de detecção de objetos, oferecendo insights valiosos sobre como o modelo lida com diferentes níveis de confiança nas suas predições.

Precision-Recall Curve

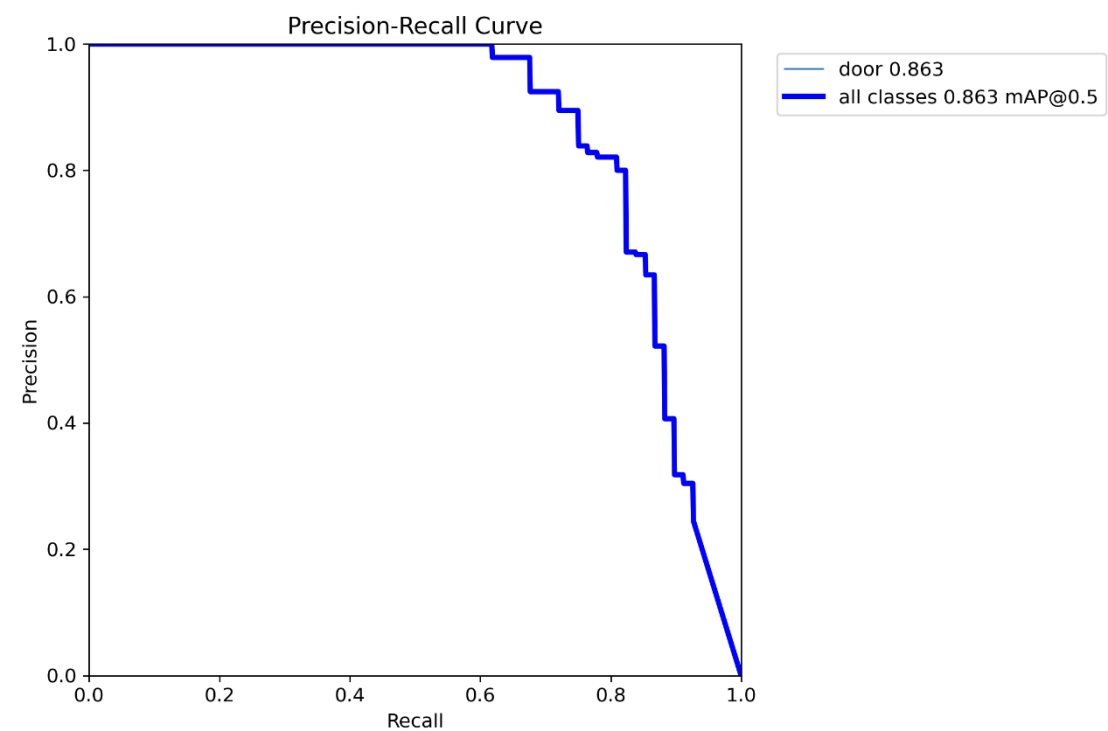


Figure 3 - Bounding Boxes Train

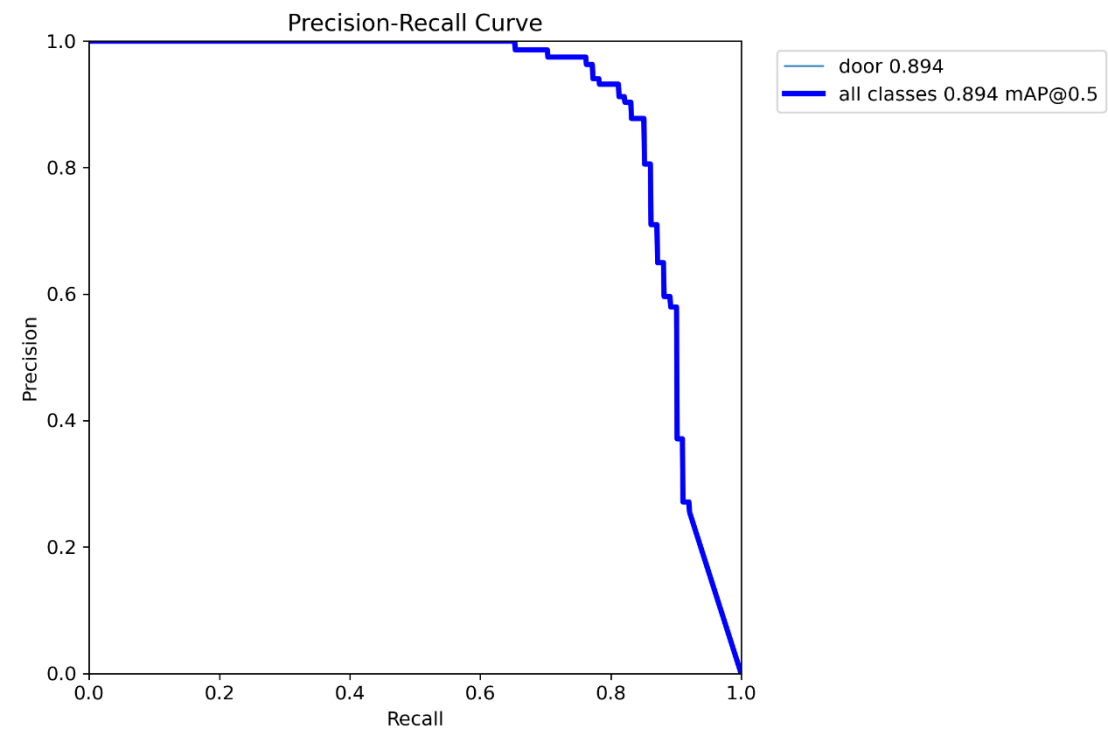


Figure 4 - Segmentation Train

A Precision-Recall Curve (Curva Precisão-Revocação) é uma métrica amplamente utilizada para avaliar o desempenho de modelos de classificação, especialmente em problemas onde o desequilíbrio entre as classes é significativo. Essa curva é particularmente útil em problemas de detecção de objetos, reconhecimento de padrões e outras tarefas de classificação onde a ênfase na precisão (em relação à revocação) é importante.

Definição e Significado:

1. Precision (Precisão):

- Representa a proporção de exemplos positivos classificados corretamente como positivos em relação ao total de exemplos classificados como positivos pelo modelo. Matematicamente, é calculada como:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}}$$

- A precisão mede a qualidade das predições positivas feitas pelo modelo.

2. Recall (Revocação):

- Também conhecida como Sensibilidade ou Taxa de Verdadeiros Positivos (TPR, True Positive Rate), representa a proporção de exemplos positivos corretamente detectados pelo modelo em relação ao total de exemplos positivos reais. É calculada como:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$$

- A revocação mede a capacidade do modelo de identificar corretamente todos os exemplos positivos.

Como a Curva é Construída:

- **Etapa 1: Gerar Predições e Calcular Scores:**

- O modelo gera predições para um conjunto de dados de teste. Cada predição é acompanhada de um score de confiança que indica a probabilidade ou medida de certeza do modelo na classificação.

- **Etapa 2: Variar o Threshold de Decisão:**

- A curva precisão-revocação é construída variando o threshold de decisão do modelo. Esse threshold determina a probabilidade mínima necessária para classificar uma instância como positiva.
- **Etapa 3: Calcular Precision e Recall para Cada Threshold:**
 - Para cada valor do threshold, calculamos tanto a precisão quanto a revocação do modelo.
- **Etapa 4: Plotar a Curva:**
 - A curva precisão-revocação é plotada no espaço bidimensional, onde o eixo x representa a revocação (recall) e o eixo y representa a precisão.
 - Cada ponto na curva corresponde a um threshold diferente. Idealmente, queremos um ponto mais à direita e mais acima, indicando alta precisão e alta revocação simultaneamente.

Utilidade:

- **Equilíbrio entre Precisão e Revocação:** A curva precisão-revocação ajuda a entender como o modelo está performando em termos de precisão e revocação para diferentes thresholds de decisão. Isso é crucial para ajustar o modelo com base nos requisitos específicos do problema. Por exemplo, em aplicações médicas, é fundamental ter alta revocação para detectar a maioria dos casos positivos, mesmo que isso signifique uma precisão um pouco menor.
- **Comparação de Modelos:** Permite comparar diferentes modelos ou configurações para determinar qual oferece o melhor equilíbrio entre precisão e revocação. Isso ajuda na escolha do modelo mais adequado para uma aplicação específica.
- **Definição de Threshold:** Ajuda na escolha de um threshold adequado para equilibrar a precisão e a revocação com base nas necessidades práticas. Isso pode ser crucial para decisões operacionais, como ajustes de limiar para minimizar falsos positivos ou falsos negativos.

Importante entender:

A curva precisão-revocação é uma ferramenta essencial para avaliar e entender o desempenho de modelos de classificação, proporcionando uma visão clara de como o modelo se comporta sob diferentes cenários de decisão. Ao interpretar essa curva, os desenvolvedores e pesquisadores podem tomar decisões informadas para melhorar a performance e a utilidade do modelo em aplicações do mundo real.

Recall-Confidence Curve

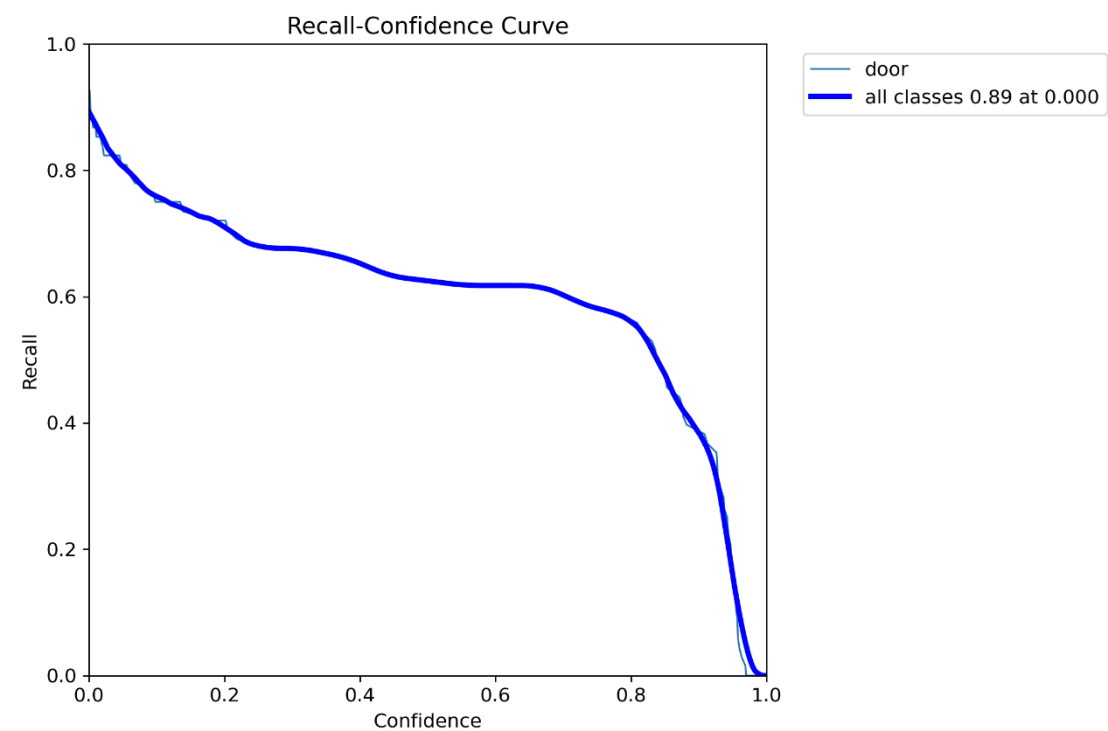


Figure 5 - Bounding Boxes Train

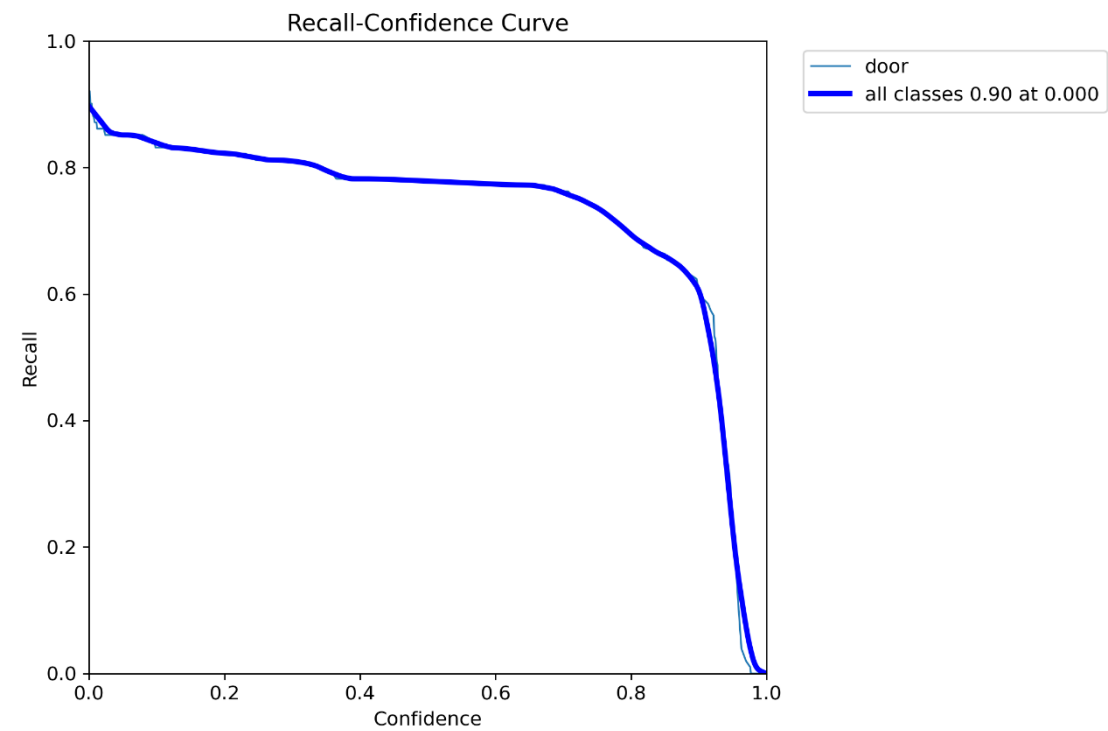


Figure 6 - Segmentation Train

A "Recall-Confidence Curve" (Curva Revocação-Confiança) é uma métrica que combina dois aspectos importantes da avaliação de modelos de classificação, especialmente relevantes em tarefas de detecção de objetos e reconhecimento de padrões onde o recall (revocação) e a confiança na predição são fundamentais.

Definição e Significado:

1. Recall (Revocação):

- Refere-se à capacidade do modelo de identificar corretamente todos os exemplos positivos. É calculado como:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$$

- A revocação mede a proporção de exemplos positivos reais que foram corretamente identificados pelo modelo.

2. Confidence (Confiança):

- Indica o grau de certeza do modelo em suas predições. Geralmente, é representado pelo score de confiança associado a cada predição, que pode ser uma probabilidade ou uma medida de certeza da classificação.

Construção da Curva:

• Etapa 1: Gerar Predições e Calcular Scores:

- O modelo produz predições para um conjunto de dados de teste, cada uma acompanhada de um score de confiança que representa a certeza da predição.

• Etapa 2: Ordenar as Predições por Confiança:

- As predições são ordenadas de acordo com seus scores de confiança, do mais alto para o mais baixo.

• Etapa 3: Calcular Recall para Diferentes Níveis de Confiança:

- Para cada threshold de confiança (isto é, para cada score de confiança), calcula-se o recall correspondente. Isso é feito considerando apenas as predições com scores iguais ou superiores ao threshold atual.

- **Etapa 4: Plotar a Curva:**

- A curva recall-confiança é plotada no espaço bidimensional, onde o eixo x representa os níveis de confiança (thresholds) e o eixo y representa o recall.
- Cada ponto na curva indica o recall alcançado para um determinado nível de confiança. Idealmente, deseja-se uma curva que suba rapidamente com os thresholds mais altos, indicando que o modelo pode identificar a maioria dos exemplos positivos com alta confiança.

Utilidade:

- **Avaliação do Modelo em Diferentes Thresholds de Confiança:** A curva recall-confiança permite entender como o recall varia à medida que aumentamos o threshold de confiança. Isso é útil para determinar um threshold adequado que maximize a quantidade de exemplos positivos identificados corretamente com alta confiança.
- **Identificação de Pontos de Operação Ideais:** Ajuda na escolha de um ponto de operação ideal para o modelo, equilibrando o trade-off entre a confiança nas predições e a capacidade de detectar exemplos positivos (recall). Isso é crucial em cenários onde é necessário minimizar falsos positivos ou garantir que apenas predições de alta confiança sejam consideradas.
- **Comparação de Modelos:** Permite comparar diferentes modelos ou configurações para determinar qual oferece o melhor equilíbrio entre recall e confiança. Isso pode ser usado para ajustar parâmetros do modelo ou selecionar o melhor modelo para uma aplicação específica.

Importante entender:

A curva recall-confiança é uma ferramenta valiosa para avaliar e entender o desempenho de modelos de classificação, fornecendo insights sobre como o modelo se comporta em diferentes níveis de confiança. Interpretar essa curva permite tomar decisões informadas para melhorar a performance do modelo em aplicações do mundo real, garantindo que ele seja eficaz na identificação de exemplos positivos com alta confiança e precisão.

Entenda a diferença:

A diferença entre bounding boxes e segmentação no treinamento de imagens está relacionada à maneira como objetos são representados e delimitados nas imagens:

1. Caixas Delimitadoras (Bounding Boxes):

- As bounding boxes são retângulos ou caixas que cercam completamente um objeto de interesse na imagem.
- São definidas por coordenadas que especificam a posição do retângulo na imagem (por exemplo, coordenadas do canto superior esquerdo e do canto inferior direito).
- Usadas principalmente em tarefas de detecção de objetos, onde o objetivo é identificar a presença e a localização aproximada de objetos dentro da imagem.
- São simples de implementar e treinar, exigindo menos recursos computacionais em comparação com métodos de segmentação.

2. Segmentação (Segmentation):

- A segmentação refere-se à técnica de dividir uma imagem em partes significativas e identificar os pixels que pertencem a cada parte.
- Pode ser dividida em dois tipos principais: segmentação semântica e segmentação de instância.
 - **Segmentação Semântica:** Atribui um rótulo de classe a cada pixel na imagem, indicando a categoria ou tipo de objeto ao qual pertence.
 - **Segmentação de Instância:** Além de atribuir rótulos de classe, diferencia objetos individuais pertencentes à mesma classe, marcando cada instância com uma cor única.
- A segmentação fornece uma delimitação mais precisa e granular dos objetos na imagem em comparação com bounding boxes.
- É mais complexa de implementar e treinar, pois envolve a previsão pixel a pixel.

Resumo das Diferenças:

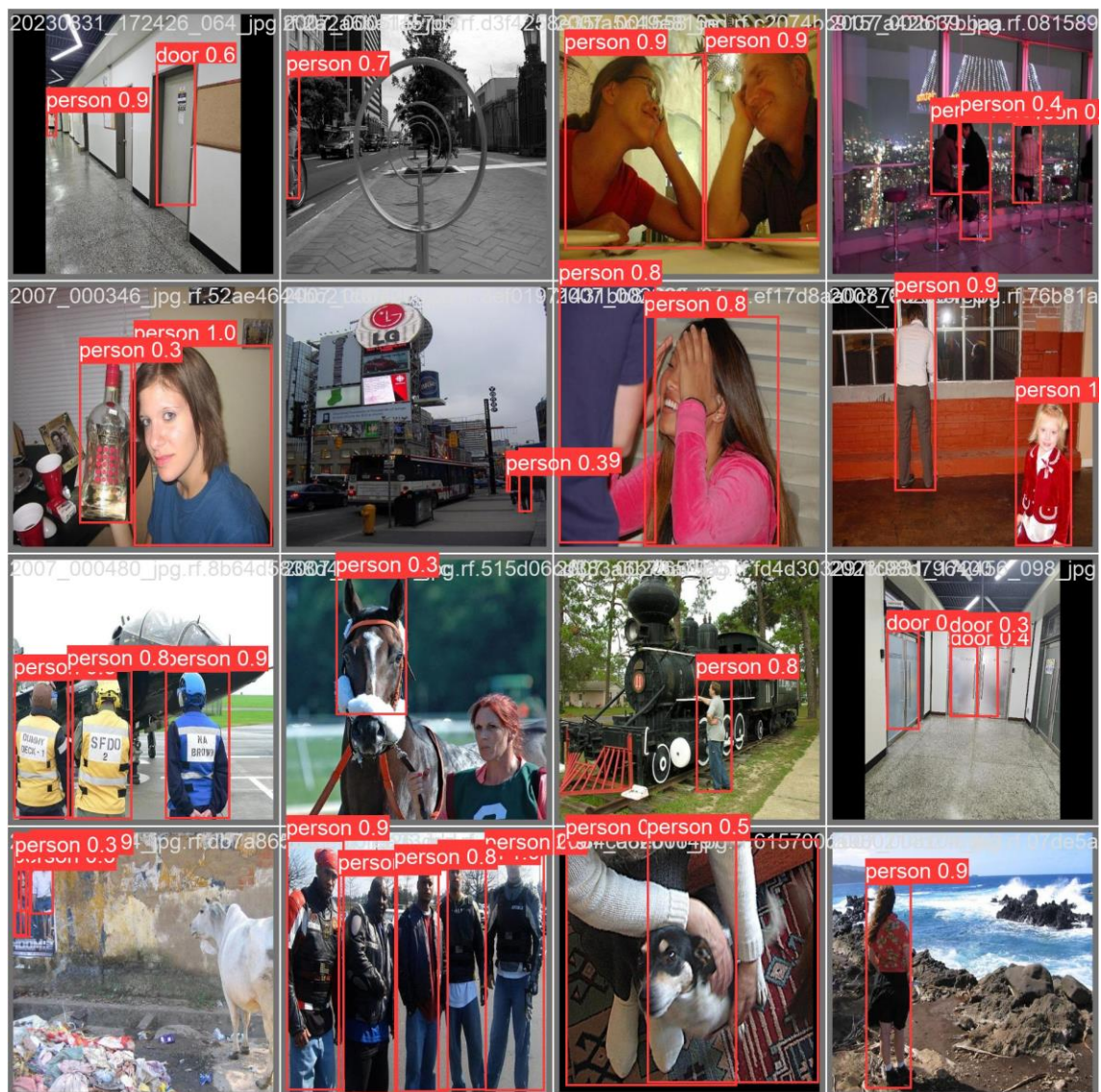
- **Bounding Boxes:** Representação retangular simples que envolve o objeto inteiro. Usada para detecção de objetos.

- **Segmentação:** Divide a imagem em segmentos significativos, identificando objetos por meio de pixels atribuídos a cada segmento. Pode ser semântica (rótulos de classe por pixel) ou de instância (segmentos individuais para cada objeto).

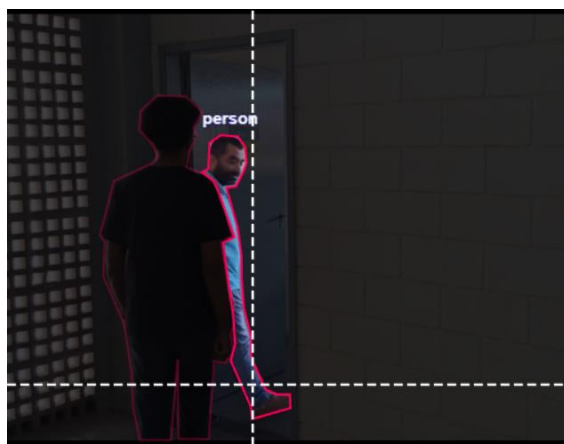
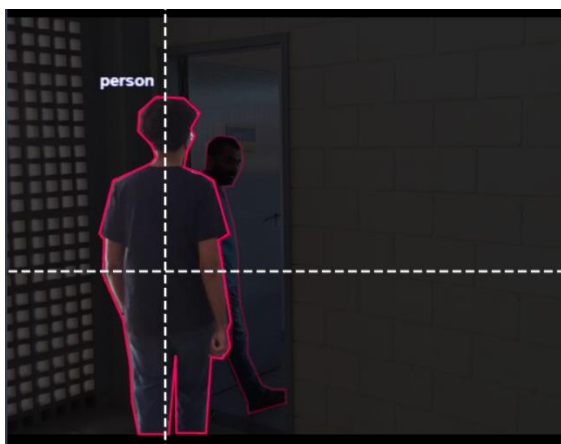
Em resumo, bounding boxes são úteis quando a localização aproximada de objetos é suficiente, enquanto a segmentação é necessária para tarefas que exigem uma compreensão mais detalhada e precisa dos objetos na imagem.

Base (exemplo) de Imagens para treinamento:

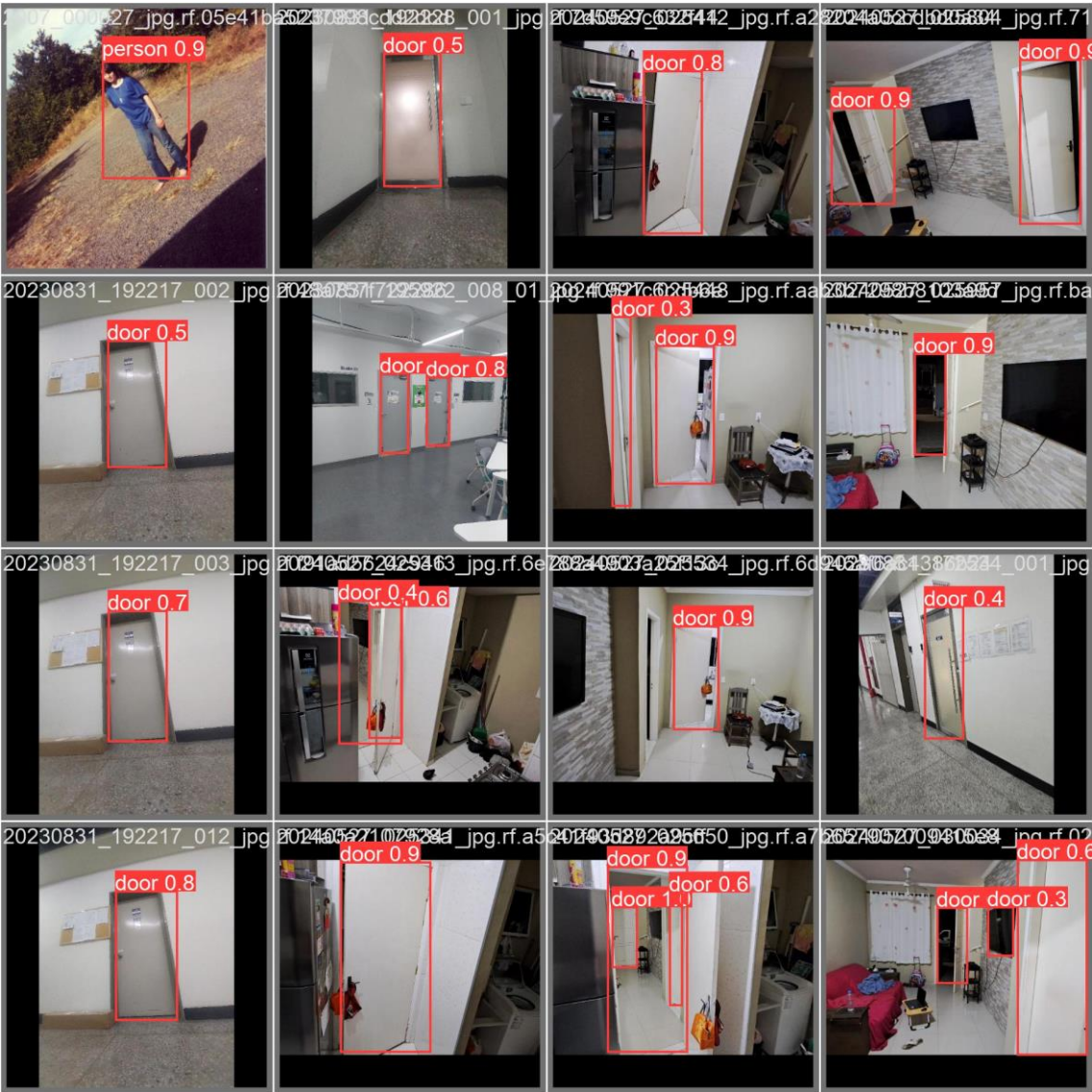
Treinamento com Segmentação:



Exemplo de segmentação:



Treinamento com Bounding Boxes:



Exemplo de Bounding Boxes:

