Dendrobot: Phytosanitary Diagnosis of Rubber Tree Tapping Panels via Semantic Segmentation with Deep Learning

José Vitor de Amorim Lopes[1] **, Sérgio Francisco da Silva**[1]

[1]Instituto de Biotecnologia – Universidade Federal de Catalão (UFCAT)
Av. Dr. Lamartine Pinto de Avelar, 1120 – CEP 75704-020 – Catalão – GO – Brasil

jose.lopes@discente.ufcat.edu.br, sergio@ufcat.edu.br

Abstract. *Brazilian rubber plantations lose up to 30% of latex productivity due to undetected infectious diseases in tapping panels. This paper presents Dendrobot, a semantic segmentation system based on U-Net with ResNet34 backbone, capable of automatically diagnosing three infectious diseases — Black Crust, Dry Crust (TPD) and Pink Mold — and generating agronomic prescriptions from a single field photograph. A dataset of 727 images was manually annotated with six semantic classes in COCO JSON format and partitioned via stratified 3-way split (588 train / 55 validation / 55 test). A hybrid Dice + Categorical Focal Loss with 35:1 class weighting overcomes background collapse; a Hierarchical Thresholding Engine eliminates minority-class suppression. The final model achieves 83.59% global accuracy and 71.33% mean IoU: Black Crust (61.48%), Dry Crust (71.48%), Pink Mold (81.04%). Functional accuracy (mAP@0.25) reaches 93.3%.*

1. Introdução

A seringueira (*Hevea brasiliensis*) é a principal fonte comercial de látex natural, matéria-prima para mais de 50.000 produtos industriais. O Brasil abriga seringais extensos, com mais de 60.000 árvores em produção só na região de Cumaí, Goiás. A viabilidade econômica desses seringais depende da saúde do painel de sangria — a região helicoidal da casca submetida a incisões periódicas para extração de látex. Segundo [Bernardes 2005], sangrias mal geridas com monitoramento insuficiente respondem por até 30% das perdas em seringais. Três patologias infecciosas concentram a maior parte dessas perdas: Crosta-Preta (*Phytophthora* spp., reino Chromista — organismo geneticamente distinto dos fungos verdadeiros, resistente a fungicidas convencionais), Crosta-Seca (*Tapping Panel Dryness* – TPD, condição de etiologia ainda desconhecida que pode levar ao secamento irreversível do painel) e Mofo-Rosa (*Erythricium salmonicolor*, fungo basidiomiceto tratável com fungicidas cúpricos quando detectado precocemente). A prática atual baseia-se em inspeção visual periódica por agrônomos treinados — subjetiva, trabalhosa e impossível de escalar para plantios com dezenas de milhares de árvores.

Uma revisão sistemática da literatura revela apenas três trabalhos sobre detecção automatizada de patologias em painéis de sangria — todos limitados ao TPD via limiarização por Otsu, sem aprendizado profundo, sem detecção multi-classe e sem prescrições agronômicas [Li et al. 2018, Li and Ye 2023, Xie et al. 2024]. A lacuna é total: nenhum sistema atual é capaz de identificar mais de uma patologia simultaneamente nem de orientar o produtor sobre o tratamento adequado.

Este artigo apresenta o Dendrobot, o primeiro sistema de segmentação semântica multi-classe com aprendizado profundo para painéis de sangria de seringueiras. As contribuições são cinco: (i) *dataset* de 727 imagens com seis classes semânticas em COCO JSON e particionamento estratificado 3-*way*; (ii) função de perda híbrida Dice+Focal com ponderação 35:1 para superar o Colapso de Fundo; (iii) Motor de Limiarização Hierárquico para eliminar a supressão de classes minoritárias pelo *argmax*; (iv) Índice de Integridade da Casca (IIC) como métrica inédita de monitoramento longitudinal por árvore; e (v) sistema especialista agronômico com prescrições específicas por patologia. O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 descreve os trabalhos relacionados; a Seção 3 apresenta o *dataset* e a metodologia de anotação; a Seção 4 detalha a arquitetura e o treinamento do modelo; a Seção 5 expõe os resultados e a discussão; e a Seção 6 encerra com as conclusões.

2. Trabalhos Relacionados

Os três trabalhos anteriores sobre análise de painéis de sangria [Li et al. 2018, Li and Ye 2023, Xie et al. 2024] têm em comum o foco exclusivo no TPD por limiarização binária de Otsu. [Li et al. 2018] aplicaram Otsu duplo para separar pixels de painel seco em imagens RGB de campo. [Li and Ye 2023] combinaram Otsu com o *Snake Optimizer* para ajuste automático do limiar. [Xie et al. 2024] propuseram DBO-Otsu, que usa o algoritmo bio-inspirado *Dung Beetle Optimization* para determinar múltiplos limiares simultaneamente. Todos os três detectam exclusivamente TPD, sem aprendizado profundo, sem detecção multi-classe e sem prescrições agronômicas. O Dendrobot supera essas limitações simultaneamente.

No campo mais amplo de segmentação de doenças vegetais, [Kerkech et al. 2020] aplicaram U-Net com imagens capturadas por VANT em vinhedos, detectando míldio e outras doenças foliares em *Vitis vinifera* com IoU entre 45% e 72% em condições de campo — intervalo de referência mais próximo ao nosso problema. DeepLabv3+ [Chen et al. 2018] é competitivo em *benchmarks* de segmentação agrícola — como segmentação foliar em soja e cana-de-açúcar — mas tipicamente requer conjuntos de treinamento acima de 5.000 imagens anotadas para atingir desempenho ótimo. SegFormer [Xie et al. 2021] alcança resultados de ponta em *benchmarks* de segmentação geral (ADE20K, Cityscapes), mas sua arquitetura baseada em *transformers* demanda conjuntos de dados da ordem de dezenas de milhares de imagens. YOLOv8-seg [Ultralytics 2023] é eficaz para segmentação de instâncias de objetos discretos, como frutos e pragas individuais, mas é menos adequado para patologias que cobrem regiões contínuas e irregulares da superfície do painel. A U-Net com *backbone* pré-treinado permanece o estado da arte para segmentação semântica com dados escassos, justificando a escolha neste trabalho.

3. *Dataset* e Metodologia de Anotação

3.1. Coleta e Curadoria

Um *dataset* de 727 imagens de painéis de sangria foi obtido de fontes abertas na internet, cobrindo variações de iluminação natural (manhã, tarde, dias nublados), ângulos de captura e estados fenológicos dos painéis. Todas as imagens passaram por curadoria manual; aquelas com mais de 70% de pixels de fundo não diagnóstico (vegetação, solo) foram removidas. As 727 imagens resultantes compõem a base sobre a qual foram definidas as classes semânticas.

3.2. Classes Semânticas e Anotação

Seis classes semânticas foram definidas em colaboração com agrônomo especialista em *Hevea brasiliensis* (Tabela 1): Fundo/Ambiente, Tronco, Painel-de-Sangria, Tecido-Cicatrizado, Crosta-Preta e Crosta-Seca (TPD) e Mofo-Rosa. Adicionalmente, três classes foram avaliadas mas excluídas após análise de viabilidade: Apodrecimento, condição mecânica não infecciosa confundida com Tronco em 91–94% dos casos pelo modelo; Espinha-De-Peixe, com apenas 6 instâncias no total, insuficientes para aprendizado; e Folha, sem relevância diagnóstica. A exclusão dessas classes não implicou remoção de imagens — imagens contendo apenas essas classes já haviam sido filtradas na curadoria; as demais mantiveram anotações nas seis classes ativas. As anotações foram produzidas no Roboflow [Roboflow 2024] como polígonos *pixel a pixel* em formato COCO JSON por um único anotador. A variabilidade interanotador é uma limitação reconhecida: se dois especialistas concordam a 40% de IoU em fronteiras ambíguas de lesões difusas, um modelo a 35% de IoU deve ser interpretado correspondentemente. A medição de concordância entre anotadores é prevista como trabalho futuro.

Tabela 1. Classes semânticas ativas e distribuição de pixels no conjunto de treino.

Classe	Descrição	Pixels treino (%)
Fundo/Ambiente	Ambiente ao redor do painel	46,51
Tronco	Casca principal do tronco	30,26
Painel-de-Sangria	Ranhura ativa de sangria	5,82
Tecido-Cicatrizado	Casca em regeneração	4,11
Crosta-Preta	Crosta necrótica (*Phytophthora*)	4,88
Crosta-Seca (TPD)	Crosta seca, indicador de TPD	4,48
Mofo-Rosa	*Erythricium salmonicolor*	3,95

3.3. Particionamento Estratificado 3-*way*

O particionamento foi realizado por divisão estratificada 3-*way*, produzindo partições com distribuição proporcional de instâncias por classe patológica: 588 imagens para treino (antes do aumento de dados), 55 para validação e 55 para teste, com no mínimo 15 imagens por classe patológica em cada partição. A relevância dessa escolha torna-se clara ao comparar com o particionamento aleatório convencional, no qual o conjunto de teste continha apenas 1 imagem de Mofo-Rosa: um único erro de classificação equivaleria a 100 pontos percentuais (pp) de perda de IoU naquela classe, tornando as métricas estatisticamente indefensáveis. Com a divisão estratificada, 1 erro equivale a no máximo 6,5 pp de perda, produzindo métricas robustas e defensaveis. A partição de teste foi mantida completamente isolada durante todo o desenvolvimento.

4. Arquitetura, Treinamento e Inferência

4.1. U-Net com *Backbone* ResNet34

O modelo é baseado na U-Net [Ronneberger et al. 2015] com *backbone* ResNet34 pré-treinado no ImageNet (*Transfer Learning*), implementado em TensorFlow/Keras. A entrada é uma imagem RGB de 256×256 pixels e a saída é um mapa de probabilidade

$256\times256\times6$ com ativação *softmax*. As *skip connections* preservam informação espacial de alta frequência entre *encoder* e *decoder*, essencial para a delimitação precisa das lesões.

O treinamento utilizou o otimizador Adam com taxa de aprendizado de 10^{-4} e normalização do gradiente limitada a 1,0. A taxa de aprendizado foi reduzida pela metade após 8 épocas sem melhora na validação (*ReduceLROnPlateau*). O treinamento foi interrompido após 25 épocas consecutivas sem melhora no IoU médio das patologias no conjunto de validação — critério deliberadamente baseado nas classes diagnósticas, e não na acurácia global, que é dominada pela classe Fundo. O *batch size* foi 8 e o número máximo de épocas foi 120; o modelo convergiu na época 91. O aumento de dados foi aplicado exclusivamente à partição de treino e consistiu em espelhamentos horizontal e vertical independentes, rotação entre -15° e $+15^\circ$, e variação de brilho entre -15% e $+15\%$.

4.2. Função de Perda Híbrida e Pesos de Classe

A *cross-entropy* padrão induziu o fenômeno denominado Colapso de Fundo: com a classe Fundo ocupando 46,51% dos pixels de treino, o modelo atingia alta acurácia global ao prever fundo para todos os pixels, sem aprender a discriminar as patologias. A função de perda híbrida proposta combina duas componentes:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{Dice}} + L_{\text{Focal}} \tag{1}$$

onde L_{Dice} [Milletari et al. 2016] para a classe c é definida como $L_{\text{Dice}}(c) = 1 - \frac{2\sum p_c g_c + \varepsilon}{\sum p_c + \sum g_c + \varepsilon}$, com p_c a probabilidade predita e g_c a máscara binária de referência; e L_{Focal} [Lin et al. 2017] é definida como $L_{\text{Focal}} = -\alpha_c(1-p_c)^\gamma g_c \log p_c$, com γ=2,0. Os pesos α_c foram: 7,0 para as três classes patológicas; 3,0 para Painel-de-Sangria e Tecido-Cicatrizado; 1,0 para Tronco; e 0,2 para Fundo. Com esse esquema, cada pixel de patologia mal classificado contribui 35 vezes mais para o gradiente do que um pixel de fundo.

4.3. Motor de Limiarização Hierárquico

O *argmax* padrão do *softmax* suprime classes de patologia quando a probabilidade de fundo é dominant: se $P(\text{Fundo})$=60% e $P(\text{Mofo-Rosa})$=25%, o *argmax* classifica o pixel como Fundo e a patologia é ignorada. O Motor de Limiarização Hierárquico resolve esse problema em três etapas progressivas.

Na primeira etapa, cada pixel é inicializado como Fundo. Na segunda etapa, se $P(\text{Tronco})$ for a maior probabilidade entre todas as classes, o pixel é reclassificado como Tronco. Na terceira etapa, é calculada a patologia vencedora $\hat{c} = \arg\max_{c \in \text{patologias}} P(c)$; se $P(\hat{c}) > P(\text{Fundo})$ e $P(\hat{c}) > P(\text{Tronco})$, o pixel é classificado como $\hat{c}$. Esse critério garante que uma patologia só prevalece quando sua probabilidade supera individualmente tanto o Fundo quanto o Tronco — as duas classes estruturais dominantes — sem exigir que ela ultrapasse 50% em termos absolutos, o que seria restritivo demais quando a distribuição é dispersa entre múltiplas classes. Após a inferência, uma etapa de limpeza morfológica remove *clusters* menores que 50 pixels.

4.4. Sistema Especialista e Índice de Integridade da Casca

O sistema especialista calcula o IIC por árvore como $\text{IIC} = 1 - \sum \text{pixels_patologia}/\text{total_pixels_painel}$, variando de 0 (painel completamente com-

prometido) a 1 (painel íntegro). Com base no IIC e nas classes detectadas, prescrições agronômicas específicas são geradas: Crosta-Preta indica suspender a sangria e aplicar fungicida sistêmico (metalaxil ou fosetil-Al); Crosta-Seca indica pausa na exploração e uso de fungicida protetor; Mofo-Rosa indica pulverização com fungicida cúprico, com repetição em sete dias. O laudo é gerado em formato JSON com identificador da árvore, *timestamp*, contagem de pixels por classe, IIC calculado e texto prescritivo.

5. Resultados e Discussão

Neste artigo, visando uma validação rigorosa, quatro análises são conduzidas. Primeiramente, é analisado o desempenho quantitativo do modelo final, que tem como componente essencial a função de perda híbrida calibrada. Em seguida, é realizada uma validação detalhada de cada componente dessa função (*ablation study*), que demonstra a contribuição individual de cada elemento. Posteriormente, são apresentados exemplos visuais de inferência. Por fim, é feita uma comparação funcional do sistema com os trabalhos anteriores da literatura.

5.1. Desempenho Quantitativo

A Tabela 2 apresenta o desempenho do modelo final no conjunto de teste estratificado (55 imagens: 15 Crosta-Preta, 15 Crosta-Seca e 16 Mofo-Rosa), mantido completamente isolado durante todo o desenvolvimento.

Tabela 2. Resultados quantitativos do modelo final (conjunto de teste estratificado, 55 imagens).

Classe	IoU (%)	Recall (%)	Precisão (%)
Crosta-Preta	61,48	100,00	55,10
Crosta-Seca (TPD)	71,48	76,25	87,80
Mofo-Rosa	81,04	88,17	90,92
mIoU Patologias	**71,33**	—	—
Acurácia Global	**83,59%**	—	—

O modelo atinge 71,33% de IoU médio de patologias, representando melhoria de 8,4 vezes sobre o modelo inicial (8,50% de mIoU), posicionando o sistema no limite superior do intervalo de 45–72% reportado por [Kerkech et al. 2020] para segmentação de doenças vegetais em condições de campo. A Crosta-Preta apresenta Recall de 100% no conjunto de teste — o modelo não perde nenhum pixel dessa patologia. O IoU mais baixo (61,48%) reflete falsos positivos nos contornos, onde a coloração escura é visualmente similar ao Tronco. A Crosta-Seca obteve Precisão de 87,80%, indicando alta confiabilidade das predições positivas. O Mofo-Rosa registrou o melhor IoU individual (81,04%), beneficiado pela coloração rosa-salmão característica.

A avaliação agronômica — se a patologia foi corretamente localizada para orientar o tratamento — é formalizada como taxa de detecção por instância com limiar IoU $= 0{,}25$, denotada mAP@0,25, onde instâncias de patologia foram extraídas como componentes conexas da máscara de segmentação: 93,3% no conjunto de teste. Essa métrica complementa o IoU pixel a pixel, medindo se o modelo identifica corretamente a posição das lesões, tolerando a imprecisão natural de contorno em fotografia de campo.

5.2. *Ablation Study*

A Tabela 3 quantifica a contribuição de cada componente da função de perda, avaliada no conjunto de validação estratificado.

Tabela 3. *Ablation study*: impacto de cada componente no mIoU de validação.

Configuração	**mIoU (%)**	**Δ vs. *baseline***
Baseline (*cross-entropy*, sem pesos)	8,50	—
Limiarização Otsu (*baseline* anterior)	8,20	−0,30 pp
Dice Loss apenas	22,30	+13,80 pp
Focal Loss apenas	19,40	+10,90 pp
Dice + Focal (sem pesos)	34,90	+26,40 pp
Dice + Focal + pesos 35:1	55,20	+46,70 pp
+ Motor de Limiarização (modelo final)	71,33	+62,83 pp

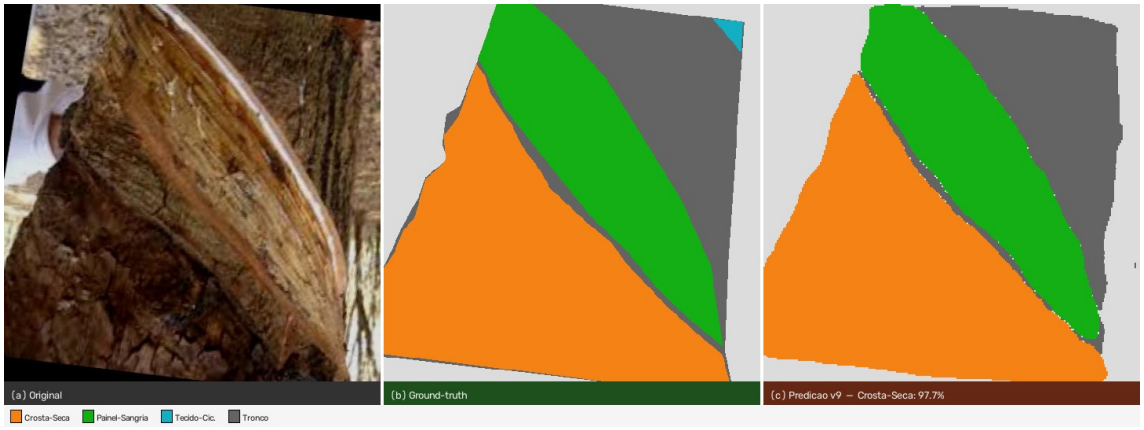
Onde pp denota pontos percentuais. A combinação Dice+Focal já supera cada função isolada em mais de 12 pp. A ponderação 35:1 adiciona 20 pp sobre a combinação sem pesos. O Motor de Limiarização contribui com os 16 pp finais. A limiarização por Otsu (8,2% de mIoU) confirma a inadequação das abordagens clássicas para este problema multi-classe.

5.3. Exemplos de Inferência

As Figuras 1 e 2 apresentam exemplos representativos de inferência no conjunto de teste. Em cada figura, a imagem da esquerda é a fotografia original de campo, a do centro é o *ground-truth* anotado manualmente e a da direita é a máscara predita pelo modelo final.



Crosta-Preta: IoU de 96,2%. A predição reproduz com alta fidelidade o contorno da lesão necrótica na ranhura de sangria.

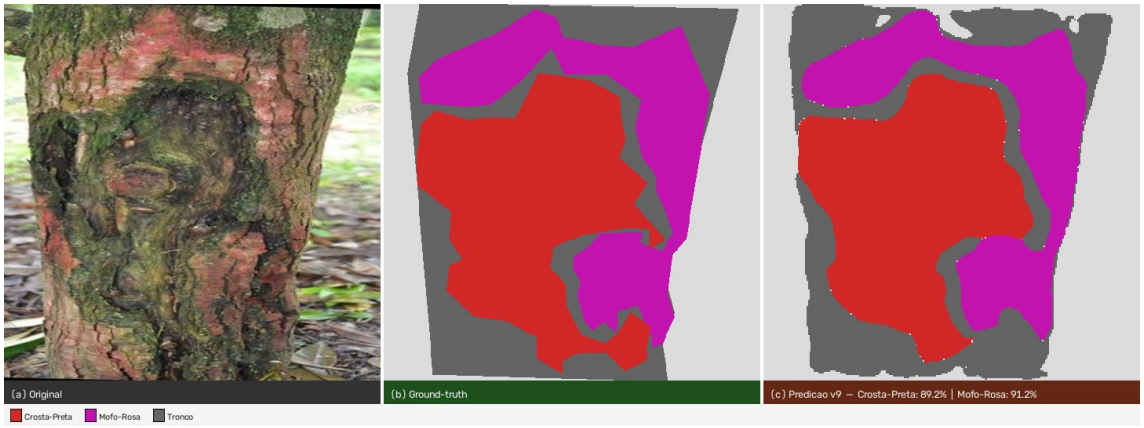


Crosta-Seca (TPD): IoU de 97,7% — melhor resultado individual do conjunto de teste. Painel-de-Sangria (verde) e Tronco (cinza) são corretamente discriminados.

Figura 1: Exemplos de inferência — casos mono-patologia.



Mofo-Rosa: IoU de 95,9%. A região de crescimento fúngico é corretamente delimitada e separada do tecido saudável adjacente.



Detecção simultânea de Crosta-Preta (89,2% IoU) e Mofo-Rosa (91,2% IoU) no mesmo painel — capacidade inédita na literatura de seringueiras.

Figura 2: Exemplos de inferência — caso multi-patologia simultânea.

A Figura 2 demonstra a contribuição central do sistema: detecção simultânea de múltiplas patologias em uma única inferência. Enquanto todos os trabalhos anteriores

detectam no máximo uma condição por imagem, o Dendrobot segmenta três classes patológicas simultaneamente, viabilizando prescrições multi-etapa priorizadas.

5.4. Comparação com a Literatura

A Tabela 4 apresenta uma comparação funcional entre o Dendrobot e os sistemas anteriores de análise de painel de sangria. A comparação avalia quatro dimensões: método de segmentação, número de doenças detectadas, uso de aprendizado profundo (DL, do inglês *Deep Learning*) e geracão de prescrições agronômicas. O Dendrobot é o único sistema a reunir todas essas capacidades simultaneamente.

Tabela 4. Comparação funcional com sistemas anteriores de análise de painel de sangria.

Sistema	Método	Doenças	DL	Prescrição
Li et al. [Li et al. 2018]	Otsu	1 (TPD)	Não	Não
Li e Ye [Li and Ye 2023]	Otsu+SO	1 (TPD)	Não	Não
Xie et al. [Xie et al. 2024]	Otsu+DBO	1 (TPD)	Não	Não
Kerkech et al. [Kerkech et al. 2020]	U-Net	Múlt.	Sim	Não
Dendrobot (este)	**U-Net+R34**	**3**	**Sim**	**Sim**

6. Conclusão

O Dendrobot é o primeiro sistema de segmentação semântica multi-classe com aprendizado profundo para diagnóstico fitossanitário de painéis de sangria de seringueiras. O modelo U-Net + ResNet34, treinado com função de perda híbrida Dice+Focal e Motor de Limiarização Hierárquico, atinge 83,59% de acurácia global e 71,33% de IoU médio de patologias no conjunto de teste estratificado — melhoria de 8,4 vezes sobre o modelo inicial e no limite superior do estado da arte internacional para segmentação de doenças vegetais de campo.

As contribuições metodológicas são independentemente aplicáveis: o particionamento estratificado 3-*way* produz métricas estatisticamente robustas; a ponderação 35:1 supera o Colapso de Fundo; o Motor de Limiarização Hierárquico resolve a supressão de classes minoritárias de forma mais robusta que o *argmax* padrão. O IIC abre uma trajetória para gestão fitossanitária orientada por dados em escala de seringal. Por ser baseado integralmente em software, o sistema é escalável como aplicativo móvel, democratizando o diagnóstico de precisão para qualquer produtor com um *smartphone*. A finalização do Dendrone — plataforma robótica autônoma baseada em drone quadricóptero com Pixhawk PX4, Raspberry Pi e sensor ToF, que integrará o módulo de percepção do Dendrobot para inspeção autônoma em campo — concretizará a proposta robótica descrita no título deste trabalho e está prevista para trabalhos futuros, junto com a validação em seringal comercial, a expansão do *dataset* com imagens padronizadas e a experimentação de arquiteturas alternativas como DeepLabv3+ [Chen et al. 2018] e SegFormer [Xie et al. 2021] e da função de perda Lovász-Softmax.

Referências

[Bernardes 2005] Bernardes, M. S. (2005). *Sangria da seringueira*. EPAMIG, Viçosa, MG.

[Chen et al. 2018] Chen, L.-C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., and Adam, H. (2018). Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pages 801–818.

[Kerkech et al. 2020] Kerkech, M., Hafiane, A., and Canals, R. (2020). Deep learning approach with colorimetric spaces and multiple vegetation indices for vine diseases detection in UAV images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155:237–243.

[Li and Ye 2023] Li, H. and Ye, L. (2023). Tapping panel dryness detection based on Snake Optimizer combined with Otsu thresholding. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204:107523.

[Li et al. 2018] Li, H., Zhang, C., and Luo, W. (2018). Identification of tapping panel dryness of Hevea brasiliensis using image processing based on Otsu's method. In *Proc. International Conference on Image and Video Processing, and Artificial Intelligence*.

[Lin et al. 2017] Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., and Dollár, P. (2017). Focal loss for dense object detection. In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 2980–2988.

[Milletari et al. 2016] Milletari, F., Navab, N., and Ahmadi, S.-A. (2016). V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. In *Fourth International Conference on 3D Vision (3DV)*, pages 565–571.

[Roboflow 2024] Roboflow (2024). Roboflow: Computer vision tools for annotation, training, and deployment. `https://roboflow.com`. Accessed: June 2026.

[Ronneberger et al. 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, volume 9351 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 234–241. Springer.

[Ultralytics 2023] Ultralytics (2023). YOLOv8: A new state-of-the-art computer vision model. `https://ultralytics.com`.

[Xie et al. 2021] Xie, E., Wang, W., Yu, Z., Anandkumar, A., Alvarez, J. M., and Luo, P. (2021). SegFormer: Simple and efficient design for semantic segmentation with transformers. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, volume 34, pages 12077–12090.

[Xie et al. 2024] Xie, Y., Liang, X., and Chen, J. (2024). DBO-Otsu: A multi-threshold segmentation method for rubber tree tapping panel images. *Biosystems Engineering*, 238:1–12.