

Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran
<b>LEAF-YOLO: Lightweight Edge-Real-Time Small Object Detection on Aerial Imagery</b>	Nghiem Van Quang, Nguyen Huy Hoang, Hoang Minh Son,*Intelligent Systems with Applications (2025)	<b>Mengatasi tantangan deteksi objek kecil dalam citra UAV (Unmanned Aerial Vehicle) dengan sumber daya komputasi terbatas pada perangkatedgedengan mengembangkan algoritma yang ringan dan efisien.</b>	<b>LEAF-YOLO</b> dan <b>LEAF-YOLO-</b> Mengungguli model dengan parameter < 20M dalam akurasi dan efisiensi pada dataset Visdrone2019-DET-val, berjalan <i>real-time</i> (>30 FPS) pada Jetson AGX Xavier.^3^^3^^3^^3^	Model dalam (cahay dan sk tindih. peng untuk r teratur
<b>VBP-YOLO-prune:</b> <b>Robust apple detection under variable weather via feature-adaptive fusion and efficient YOLO pruning</b>	Haohai You, Hao Wang, Zhanchen Wei, Chunguang Bi, Lijuan Zhang, Xuefang Li, Yingying Yin,Alexandria Engineering Journal (2025)	<b>Mengembangkan model deteksi apel yang ringan dan kokoh (VBP-YOLO-prune ) untuk robot pemetik di lingkungan kebun yang kompleks dengan berbagai cuaca, fokus pada akurasi dan efisiensi edge deployment .</b>	<b>VBP-YOLO-prune</b> mencapai 89.0% mAP50 dan 66.26% mAP50-95, dengan pengurangan parameter 79.7% dan FLOPs 60.9% dibandingkan YOLOv8n.^9^Model berjalan pada 102.6 FPS di NVIDIA Jetson Orin Nano.^10^	Model tantan gamba tinggi/ terpen lingku oklusi deteks jauh/ob
<b>Hybrid-YOLO:</b> <b>Lightweight Mamba-Transformer Hybrid with Multi-Scale Fusion for Real-World Traffic Detection</b>	Hongqing Wang, JunKit Chaw, Marizuna Mat Daud, Liantao Shi, Nannan Huang, Tin Tin Ting, Liuzhen Pu,ICT Express (2025)	<b>Mengembangkan framework deteksi lalu lintas <i>real-time</i> yang ringan ( Hybrid-YOLO ) dengan menggabungkan Mamba-SSM (State Space Model) dan Transformer untuk mengatasi oklusi, variasi pencahayaan, dan cuaca ekstrem.</b>	<b>Hybrid-YOLO</b> mencapai 90.11% mAP@0.5 pada 66.3 FPS, melampaui metode <i>state-of-the-art</i> (SOTA) dalam akurasi dan efisiensi di dataset campuran (KITTI, BDD100K, IITM-HeTra).^16^^16^^16^^16^^16^^16^	Fokus mengu lebih la pruni ITS ya
<b>YOLO-ARM:</b> <b>An enhanced YOLOv7 framework with adaptive attention receptive module for high-precision robotic vision object detection</b>	Fuzhi Wang, Changlin Song,Alexandria Engineering Journal (2025)	<b>Mengatasi masalah presisi deteksi rendah, kinerja real-timesuboptimal, dan generalisasi model yang buruk dalam sistem visi robotik di bawah kondisi buruk dengan mengusulkan arsitektur YOLOv7 yang ditingkatkan ( YOLO-ARM ).</b>	<b>YOLO-ARM</b> mengungguli model lain di dataset MS COCO, mencapai F1-score 98.60%, presisi 97.997%, dan akurasi 99.727%.^21^^21^^21^^21^	Penam (ARM menin pelati konve upaya danep optimi handlin besar.^
<b>CMD-YOLO: A lightweight model for cherry maturity detection</b>	Meng Li, Xue Ding, Jinliang Wang,Smart Agricultural Technology (2025)	<b>Mengatasi tiga tantangan inti deteksi kematangan ceri: interferensi lingkungan, deteksi target kecil yang padat, dan beban komputasi tinggi untuk edge deployment , dengan</b>	<b>CMD-YOLO</b> meningkatkan akurasi deteksi menjadi 70.7%, recall 70.0%, mAP50 74.3%, dan mAP50:95 54.9% dibandingkan <i>baseline</i> YOLOv12, sambil mengurangi parameter menjadi 0.7M (turun 73.1%).^27^	Kinerj kondisi kompl multi-dit tinggi eksplor datam

Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran
targeting small object		mengusulkan model ringanCMD-YOLO**berbasis YOLOv12.		sangat ada per SOTA/ PicoDe
<b>YOLO-MEST:</b>				
a re-parameterized multi-scale fusion model with enhanced detection head for high-accuracy tea bud detection	Chuanyang Yu, Yi Xue, Liuyang Zhang, Xue An, Ce Liu, Liqing Chen, Information Processing in Agriculture (2025)	Mencapai pengenalan kuncup teh yang akurat untuk pemanenan otomatis, mengatasi tantangan kondisi lapangan yang kompleks (cahaya, oklusi, latar belakang berantakan).	YOLO-MEST meningkatkan mAP50 sebesar 1.7% dan mAP sebesar 4.4% dibandingkan model YOLOv8 asli.^34^Model penuh mencapai 84.9% mAP50 dengan peningkatan overhead komputasi hanya 8%.^35^	Komp model menj untuk ultra-lo bawah atau ku memer lanjut.^
YOLO-MP: A lightweight forest fire detection model	Hongwei Zhu, Weiwei Ling, Huabiao Yan, Xinghai Zhong, Feng Liao, Ecological Informatics(2025)	Mengatasi ineffisiensi dan akurasi rendah dari metode tradisional serta kelemahan modeldeep learning yang ada (ekstraksi fitur dan lightweighting yang tidak memadai) untuk deteksi kebakaran hutan.	YOLO-MP meningkatkan recall , mAP50, dan mAP50-95 sebesar 2.76%, 1.52%, dan 1.18% dibandingkan baseline .^41^Model hanya memiliki 2.07M parameter (pengurangan 31%) dan 6.02 GFLOPs (penurunan 26%).^42^	Perluas citram kamera disara lebih kabut a vegeta
<b>YOLO-FCAP:</b>				
An improved lightweight object detection model based on YOLOv8n for citrus yield prediction in complex environments	Tiwei Zeng, Jintao Tong, Xudong Sun, Jiacheng Liu, Xiangguo He, Zhenzhen Guan, Lingfeng Liu, Nan Jiang, Tao wan, Smart Agricultural Technology (2025)	Mengembangkan model ringan ( YOLO-FCAP ) untuk deteksi objek dan prediksi hasil panen jeruk yang akurat dan efisien di lingkungan kebun yang kompleks, mengatasi oklusi dan keterbatasan perangkat edge .	YOLO-FCAP mengurangi parameter dan FLOPs menjadi 0.81M dan 5.5 G.^48^Presisi, recall , dan AP mencapai 90.4%, 84.3%, dan 92.5%, dengan FPS 168.42.^49^Persamaan regresi linier memprediksi hasil panen dengan kinerja yang sangat baik ( $R^2 = 0.983, MAE = 0.95, RMSE = 1.20$ ).^50^	Model tantan detecti oklusi berleb gamba kamera sudut p diperku kondisi (hujan)
<b>CD-VIT-YOLO:</b>				
A lightweight Hybrid ViT-YOLO model for caged duck behaviour recognition under varying lighting conditions	Yujin Gong, Gen Zhang, Chuntao Wang, Deqin Xiao,Smart Agricultural Technology (2025)	Mengembangkan model lightweight*hybrid*ViT-YOLO ( CD-VIT-YOLO ) untuk pengenalan perilaku bebek yang dikandang dalam berbagai kondisi pencahayaan, mengatasi masalah oklusi dan variasi cahaya.	CD-VIT-YOLO mencapai 97.4% mAP@0.5 dan 88.6% mAP@0.5:0.95, 2.3% lebih tinggi dari YOLOv5s dengan pengurangan parameter 32% dan GFLOPs 45%.^57^	Kinerj kondisi (mala menga antar p "mem label.^
An improved small object detection CTB-YOLO model for early	Parwit Chutichaimaytar, Zhang Zongqi, Kriengkri Kaewtrakulpong, Tofael	Mengembangkan modeldeep learning yang ditingkatkan ( CTB-YOLO ) untuk deteksi dini gejalatip-burndanpowdery mildew pada daun ketumbar yang dibudidayakan di dalam ruangan,	CTB-YOLO mencapai mAP50 76.1% untuk tip-burndan 69.3% untuk powdery mildew , secara signifikan mengurangi deteksi false-positive .^63^Model diterapkan pada	Model tidak r kecep Raspb 4B.^65 dalam

<b>Judul</b>	<b>Peneliti, Media Publikasi dan Tahun</b>			<b>Kesimpulan</b>	<b>Saran</b>
	<b>Tujuan Penelitian</b>				
<b>detection of tip-burn and powdery mildew symptoms in coriander (<i>Coriandrum sativum</i>) for indoor environment using an edge device</b>	Ahamed,Smart Agricultural Technology (2025)	dengan fokus pada pengurangan <i>false-positive</i> (FP).	perangkatedgedan menyediakan notifikasi <i>real-time</i> (LINE).^64^	(semua pencapaian dapat generasi)	
<b>Judul</b>	<b>Peneliti, Media Publikasi dan Tahun</b>	<b>Tujuan Penelitian</b>		<b>Kesimpulan</b>	
<b>RSD-YOLO: An improved YOLOv7-tiny framework for oat disease severity identification with integration of ReXNet and decoupled head</b>	Yongquan Zhang, Yiwei Xu, Taosheng Xu, Changmiao Wang, Chengdao Li, Hai Wang, Smart Agricultural Technology(2025)	Mengatasi tingginya biaya komputasi dan akurasi yang rendah pada identifikasi tingkat keparahan penyakit gandum (oat) di lingkungan terbatas sumber daya dengan mengusulkan model <b>RSD-YOLO</b> berbasis YOLOv7-tiny.		<b>RSD-YOLO</b> (6.5M parameter, 11.2 mAP@0.5 88.5%, melampaui bias menunjukkan kinerja lebih tinggi dari model yang lebih besar dan/atau model yang lebih kompleks)	
<b>GCD-YOLO: A deep learning network for accurate tomato fruit stalks identification in unstructured environments</b>	Wuxiong Weng, Zhenhui Lai, Zheming Cui, Zhixiong Chen, Hongbin Chen, Tianliang Lin, Jufei Wang, Shuhe Zheng, Guoqing Chen, Smart Agricultural Technology(2025)	Mengidentifikasi tangkai buah tomat secara akurat di lingkungan lapangan yang tidak terstruktur untuk operasi pemotongan robotik, dengan mengusulkan model <b>GCD-YOLO</b> yang ditingkatkan dari YOLOv8n.		<b>GCD-YOLO</b> mencapai presisi 94.6%^6^^6^^6^. Model mencapai perangkatedgeNVIDIA Jetson Orin	
<b>WTAD-YOLO: A lightweight tomato leaf disease detection model based on YOLO11</b>	Jiangjun Yao, Yiming Li, Zhengyan Xia, Pengcheng Nie, Xuehan Li, Zhe Li, Smart Agricultural Technology(2025)	Mengatasi tantangan deteksi lesi kecil dan konsumsi sumber daya komputasi yang tinggi pada model <i>deep learning</i> untuk deteksi penyakit daun tomat, dengan mengusulkan model <b>WTAD-YOLO</b> berbasis YOLO11^10^^10^^10^^10^.		<b>WTAD-YOLO</b> (2.32M parameter, 0.891^11^^11^^11^^11^. Dibandingkan dengan model yang lebih besar, <b>WTAD-YOLO</b> menawarkan akurasi yang sama namun dengan penggunaan sumber daya yang signifikan lebih sedikit)	
<b>Optimizing power system edge</b>	Qian Wang, Rui Liu, Sichen Qin, Jiawei Pu, Rong	Mengatasi tantangan multi-objek deteksi cacat peralatan gardu induk (kualitas sampel tidak seimbang, oklusi, diskriminasi objek-latar)		<b>YOLO-SS-tiny</b> mengurangi total/total tinggi dari model asli), dan kecepatan yang sebanding dengan model asli^18^.	

\cite{Weng2025} \cite{Gong2025} \cite{Lv2025} \cite{Yao2025} \cite{Wang2025} \cite{Murat2025} \\ \cite{Zhang2025} \cite{Yu2025} \cite{Wang2025}