

Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran
LEAF-YOLO: Lightweight Edge-Real-Time Small Object Detection on Aerial Imagery	Nghiem Van Quang, Nguyen Huy Hoang, Hoang Minh Son,*Intelligent Systems with Applications (2025)	Mengatasi tantangan deteksi objek kecil dalam citra UAV (Unmanned Aerial Vehicle) dengan sumber daya komputasi terbatas pada perangkatedge dengan mengembangkan algoritma yang ringan dan efisien.	LEAF-YOLOdanLEAF-YOLO-Nmengungguli model dengan parameter < 20M dalam akurasi dan efisiensi pada dataset Visdrone2019-DET-val, berjalanreal-time(>30 FPS) pada Jetson AGX Xavier.^3^^3^^3^^3^	Model dalam (cahayadan skindidih. penger untuk n teratur
VBP-YOLO-prune: Robust apple detection under variable weather via feature-adaptive fusion and efficient YOLO pruning	Haohai You, Hao Wang, Zhanchen Wei, Chunguang Bi, Lijuan Zhang, Xuefang Li, Yingying Yin,Alexandria Engineering Journal (2025)	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 efisiensiedge deployment .	VBP-YOLO-prunemencapai 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 gambatinggil terpenlingku oklusi deteksi jauh/ob
Hybrid-YOLO: Lightweight Mamba-Transformer Hybrid with Multi-Scale Fusion for Real-World Traffic Detection	Hongqing Wang, JunKit Chaw, Marizuana Mat Daud, Liantao Shi, Nannan Huang, Tin Tin Ting, Liuzhen Pu,ICT Express (2025)	Mengembangkanframeworkdeteksi lalu lintasreal-timeyang ringan (Hybrid-YOLO) dengan menggabungkan Mamba-SSM (State Space Model) dan Transformer untuk mengatasi oklusi, variasi pencahayaan, dan cuaca ekstrem.	Hybrid-YOLOmencapai 90.11% mAP@0.5 pada 66.3 FPS, melampaui metodestate-of-the-art(SOTA) dalam akurasi dan efisiensi di dataset campuran (KITTI, BDD100K, IITM-HeTra).^16^^16^^16^^16^^16^^16^^16^	Fokus mengu lebih la pruning ITS ya
YOLO-ARM: An enhanced YOLOv7 framework with adaptive attention receptive module for high-precision robotic vision object detection	Fuzhi Wang, Changlin Song,Alexandria Engineering Journal (2025)	Mengatasi masalah presisi deteksi rendah, kinerjaal-timesuboptimal, dan generalisasi model yang buruk dalam sistem visi robotik di bawah kondisi buruk dengan mengusulkan arsitektur YOLOv7 yang ditingkatkan (YOLO-ARM).	YOLO-ARMmengungguli model lain di dataset MS COCO, mencapai F1-score 98.60%, presisi 97.997%, dan akurasi 99.727%.^21^^21^^21^^21^	Penan (ARM) menin pelatih konve upaya danep optima handling besar.^
CMD-YOLO: A lightweight model for cherry maturity detection	Meng Li, Xue Ding, Jinliang Wang,Smart Agricultural Technology (2025)	Mengatasi tiga tantangan inti deteksi kematangan ceri: interferensi lingkungan, deteksi target kecil yang padat, dan beban komputasi tinggi untukedge deployment , dengan	CMD-YOLOmeningkatkan akurasi deteksi menjadi 70.7%,recall70.0%, mAP50 74.3%, dan mAP50:95 54.9% dibandingkanbaselineYOLOv12, sambil mengurangi parameter menjadi 0.7M (turun 73.1%).^27^	Kinerj kondis kompl multi-l ditingg ekspl data

Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran
targeting small object		mengusulkan model ringanCMD-YOLO**berbasis YOLOv12.		sangat ada per SOTA/PicoDe
YOLO-MEST: 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-MESTmeningkatkan mAP50 sebesar 1.7% dan mAP sebesar 4.4% dibandingkan model YOLOv8 asli.^34^Model penuh mencapai 84.9% mAP50 dengan peningkatanoverheadkomputasi hanya 8%.^35^	Komple model menja 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 inefisiensi dan akurasi rendah dari metode tradisional serta kelemahan modeldeep learningyang ada (ekstraksi fitur danlightweightingyang tidak memadai) untuk deteksi kebakaran hutan.	YOLO-MPmeningkatkan 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 disaran lebih la kabut a vegeta
YOLO-FCAP: 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-FCAPmengurangi 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)
CD-VIT-YOLO: 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-YOLOmencapai 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^	Kinerja kondisi (malan menga antar p "mem label.^
An improved small object detection CTB-YOLO model for early	Parwit Chutichaimaytar, Zhang Zongqi, Kriengkri Kaewtrakulpong, Tofael	Mengembangkan modeldeep learningyang ditingkatkan (CTB-YOLO) untuk deteksi dini gejala tip-burndan powdery mildewpada daun ketumbar yang dibudidayakan di dalam ruangan,	CTB-YOLOmencapai 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

Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran
detection of tip-burn and powdery mildew symptoms in coriander (Coriandrum sativum) for indoor environment using an edge device	Ahamed,Smart Agricultural Technology (2025)	dengan fokus pada penguranganfalse-positive(FP).	perangatedgedan menyediakan notifikasireal-time(LINE).^64^	(semua pencak dapat n genera
Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	
RSD-YOLO: An improved YOLOv7-tiny framework for oat disease severity identification with integration of ReXNet and decoupled head	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 modelRSD-YOLOberbasis YOLOv7-tiny.	RSD-YOLO(6.5M parameter, 11.2 mAP@0.5 88.5%, melampaubas menunjukkan kinerja lebih tinggi dari model yang lebih besar danligh	
GCD-YOLO: A deep learning network for accurate tomato fruit stalks identification in unstructured environments	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 modelGCD-YOLOyang ditingkatkan dari YOLOv8n.	GCD-YOLOmencapai presisi 94.6% pada dataset tomat^6^6^6^6^.Model mence perangkatedgeNVIDIA Jetson Or	
WTAD-YOLO: A lightweight tomato leaf disease detection model based on YOLO11	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 modeldeep learninguntuk deteksi penyakit daun tomat, dengan mengusulkan modelWTAD-YOLOberbasis YOLO11^10^^10^^10^^10^.	WTAD-YOLO(2.32M parameter, 0.891^11^^11^^11^^11^.Dibandin 1.9% dan 2.0%, dengan pengur	
Optimizing power system edge	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	YOLO-SS-tinymengurangi total/c tinggi dari model asli), dan kecep sepertiga dari model asli^18^.	

