

Kecerdasan Buatan untuk Monitoring Hama dan Penyakit pada Tanaman *Eucalyptus*: *Systematic Literature Review*

Artificial Intelligence for Pest and Disease Monitoring in Eucalyptus Plants: Systematic Literature Review

TEGAR ALAMI^{1*}, YENI HERDIYENI¹, WISNU ANANTA KUSUMA¹,
BUDI TIAHJONO², ISKANDAR ZULKARNAEN SIREGAR¹

Abstrak

Eucalyptus merupakan salah satu jenis tanaman kehutanan yang banyak dibudidayakan di berbagai negara karena memiliki nilai ekonomi dan lingkungan yang tinggi. Namun, tanaman *eucalyptus* juga rentan terhadap serangan hama dan penyakit yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitasnya. Pemantauan atau monitoring yang akurat dan tepat waktu diperlukan untuk mengendalikan hama dan penyakit tanaman *eucalyptus*. Monitoring hama dan penyakit tanaman *eucalyptus* secara konvensional dilakukan dengan cara observasi langsung oleh manusia, namun metode ini memiliki beberapa kelemahan. Oleh karena itu, perlu adanya upaya untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi monitoring hama dan penyakit tanaman *eucalyptus* dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI). AI dapat digunakan untuk melakukan deteksi dan klasifikasi hama dan penyakit tanaman *eucalyptus* secara otomatis dengan menggunakan algoritma pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam dan pengolahan citra. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menyajikan tinjauan komprehensif tentang penggunaan AI dalam mendeteksi hama dan penyakit tanaman *eucalyptus* dengan menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR). Penelitian ini mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menganalisis literatur yang relevan dengan topik penelitian dari berbagai sumber digital. Penelitian ini juga memberikan gambaran menyeluruh tentang perkembangan terkini, metode-metode yang digunakan, hasil-hasil yang dicapai, serta tantangan dan peluang yang ada dalam bidang penelitian AI untuk deteksi hama dan penyakit tanaman *eucalyptus*.

Kata Kunci: eukaliptus, hama, kecerdasan buatan, penyakit, *systematic literature review*.

Abstract

Eucalyptus plants, renowned for their economic and environmental significance, are cultivated globally. Despite their value, these plants are vulnerable to pest and disease attacks, impacting productivity and quality. Accurate and timely monitoring is required to control pests and diseases in eucalyptus plants. The conventional method of human-based direct observation for monitoring pests and diseases in eucalyptus plants is fraught with weaknesses. Therefore, efforts are needed to enhance the effectiveness and efficiency of monitoring pests and diseases in eucalyptus plants through artificial intelligence or AI technology. AI is used to automatically detect and classify pests and diseases in eucalyptus plants using machine learning or deep learning algorithms and image processing. This study aims to provide a comprehensive review of the use of AI for detecting pests and diseases in eucalyptus plants using the Systematic Literature Review (SLR) method. Through this approach, this study identifies, evaluates, and analyzes relevant literature on the research topic from various digital sources. This study also provides an overview of the latest developments, methods used, and results achieved, as well as challenges and opportunities in the field of AI research for detecting pests and diseases in eucalyptus plants.

Keywords: artificial intelligence, disease, eucalyptus, pest, *systematic literature review*.

¹ Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor

² Research and Development, Sinarmas Forestry, Riau

* Penulis Korespondensi: Surel: 182tegar@apps.ipb.ac.id

PENDAHULUAN

Pengelolaan kehutanan telah berubah dari waktu ke waktu, dari tenaga manual manusia menjadi tenaga mesin. Pengaruh teknologi baru dan keterampilan komputasi yang semakin berkembang juga telah merubah cara kerja mesin kehutanan dari proses tanam, perawatan, hingga pemanenan menjadi lebih otomatis dan pintar. Kehutanan pintar mencakup sistem manajemen kehutanan yang menggunakan teknologi baru untuk meningkatkan kualitas, kuantitas, dan mengurangi dampak berbahaya bagi lingkungan. Berbagai jenis alat perekam data, kamera, dan sensor telah dikembangkan untuk kehutanan (Hassler dan Baysal-Gurel 2019) only recently have these sensors been incorporated into the new realm of unmanned aircraft systems (UAS, seperti untuk pemantauan tanaman (Hashimoto *et al.* 2019), pemetaan lahan tanam (Murugan *et al.* 2017), estimasi *biomassa* (Duan *et al.* 2014), pengendalian gulma (Rasmussen *et al.* 2013), penghitungan populasi tumbuhan (Abdu *et al.* 2020) the chlorotic and necrotic lesions that convey distinct characterization patterns. Typical machine learning approaches extract these patterns globally from the disease region as a whole region of interest (ROI, dan penyemprotan pestisida (Zhang *et al.* 2017). Analisis gabungan dari data ini dapat memberikan informasi untuk membuat keputusan manajemen yang tepat.

Hal serupa juga berlaku dalam monitoring penyakit tanaman. Pengamatan yang dilakukan oleh ahli hama dan penyakit tanaman kini perlahan dapat digantikan oleh pengamatan visual oleh komputer (Oliveira *et al.* 2018). Pengamatan penyakit tanaman menggunakan kamera hiperspektral dan multispektral yang digabungkan dengan kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) saat ini telah dominan dalam berbagai bidang kehutanan (Garcia-Ruiz *et al.* 2013). AI adalah teknik yang memungkinkan mesin belajar dari pengalaman, beradaptasi dengan input baru, dan meniru perilaku manusia.

Serangan hama dan penyakit pada tanaman *eucalyptus* dapat berdampak negatif pada produktivitas, kualitas, dan keberlanjutan industri kehutanan yang berbasis pada jenis tanaman ini. Beberapa contoh konkrit seperti pada penelitian Latumahina (2020) menyatakan bahwa ulat grayak (*Spodoptera Sp*), ulat jengkal (*Hyposidra talaca*) dan rayap tanah (*Macrotermes Gilvus Hagen*) mengakibatkan terhambatnya pertumbuhan pohon bahkan dapat mengakibatkan kematian pohon. Dalam studi terbaru tentang tanaman *Eucalyptus* pellita, ditemukan bahwa serangan awal penyakit hawar *Xanthomonas* dapat berakibat fatal (Wijayanto 2022). Penyakit ini dapat menyebabkan tanaman layu dan akhirnya mati, yang berdampak langsung pada produktivitas tanaman. Oleh karena itu, deteksi dini serangan hama dan penyakit tanaman sangat berguna untuk mengurangi kerugian.

Dalam era digital saat ini, kecerdasan buatan (AI) menjadi salah satu teknologi yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam berbagai bidang, termasuk kehutanan. Salah satu aplikasi AI dalam kehutanan adalah untuk monitoring hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*, yang merupakan jenis tanaman yang memiliki nilai ekonomi dan lingkungan yang tinggi, tetapi juga rentan terhadap serangan hama dan penyakit. AI dapat digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus* dengan menggunakan algoritma *deep learning* atau *machine learning*, yang merupakan teknik yang memungkinkan mesin belajar dari data dan mengenali pola atau fitur yang relevan dengan tujuan deteksi atau klasifikasi.

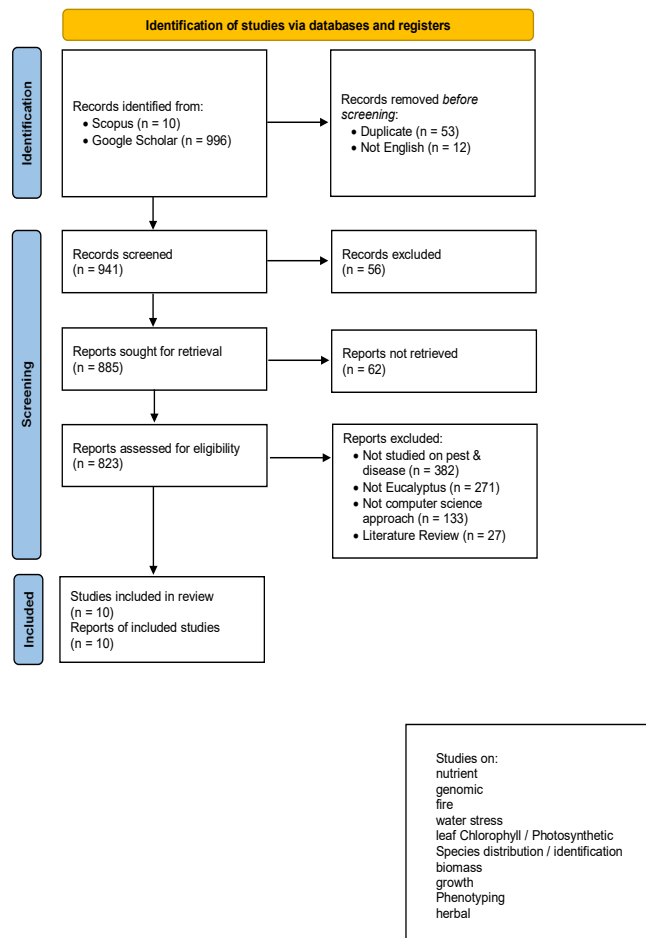
Algoritma-algoritma ini membutuhkan data yang cukup dan berkualitas untuk melatih model agar mendapatkan hasil yang akurat dan presisi. Data yang digunakan biasanya berupa citra yang diambil dari berbagai *platform* dan sensor, seperti satelit, UAV, kamera, atau *smartphone*. Citra yang diperoleh kemudian diproses dengan menggunakan teknik pengolahan citra, seperti segmentasi, ekstraksi fitur, atau augmentasi data, untuk meningkatkan kualitas dan variasi data. Selain itu, citra juga dapat diubah menjadi indeks atau variabel yang merepresentasikan kondisi tanaman, seperti indeks vegetasi, indeks reflektansi, atau indeks nitrogen.

Setelah data siap, algoritma-algoritma *deep learning* atau *machine learning* dapat diaplikasikan untuk melakukan deteksi atau klasifikasi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*. Beberapa algoritma yang digunakan dalam penelitian terkait adalah *K-Nearest neighbors*, *random forest*, *artificial neural network*, *gaussian processes*, *support vector machine*, *maxent*, *YOLOv5*, *VGGNet-16*, dan *MobileNet*. Algoritma-algoritma ini memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing, tergantung pada jenis data, tujuan, dan sumber daya yang tersedia. Hasil deteksi atau klasifikasi yang dihasilkan oleh algoritma-algoritma ini dapat dievaluasi dengan menggunakan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, *F1 score*, atau koefisien kappa.

Dalam SLR ini, akan ditinjau literatur yang relevan dari berbagai sumber untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang perkembangan terkini dalam bidang kehutanan. SLR ini membahas terkait metode-metode yang digunakan, hasil-hasil yang dicapai, serta tantangan dan peluang yang ada. Dengan demikian, *Systematic Literature Review* (SLR) ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berguna bagi para peneliti dan praktisi yang tertarik dengan penggunaan kecerdasan buatan untuk deteksi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*.

METODE

Proses tinjauan pustaka dalam makalah ini dilakukan melalui pendekatan SLR. Beberapa tujuan dari SLR adalah untuk mengkaji apa yang telah dilakukan dan potensi penelitian di masa depan. Salah satu metode yang digunakan untuk melakukan SLR adalah PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta Analyses*). Tahapan PRISMA dalam penulisan SLR ini adalah seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan metode PRISMA

Menentukan Pertanyaan Penelitian

Rumusan pertanyaan penelitian merupakan salah satu aspek mendasar dan penting dalam penelitian. Pertanyaan penelitian adalah pernyataan keingintahuan tentang suatu topik yang menginspirasi proses pencarian terarah dan merangsang diskusi tentang solusi potensial. Kualitas penelitian sangat dipengaruhi oleh bobot atau kualitas pertanyaan yang diajukan. Peran pertanyaan penelitian antara lain menentukan cakupan penelitian, mengarahkan proses penelitian, dan menempatkan kontribusi penelitian. Atas dasar tersebut maka ditetapkan pertanyaan penelitian dalam makalah ini adalah:

1. Bagaimana metode akuisisi data yang digunakan dalam deteksi hama dan penyakit pada *Eucalyptus*?
2. Hama dan penyakit apa saja yang telah berhasil dideteksi pada *Eucalyptus* dengan menggunakan bantuan komputer?
3. Algoritma apa yang digunakan dalam deteksi hama dan penyakit pada *Eucalyptus*?

Pencarian Literatur Terkait

Pada tahapan ini dilakukan pencarian literatur yang relevan dengan topik kecerdasan buatan untuk monitoring hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*. SLR ini memfokuskan pencarian pada basis data ilmiah digital. Pencarian literatur dilakukan secara *online* dengan bantuan *software Publish or Perish* dalam pilihan database *Scopus*, *Crossref*, dan juga *google scholar* seperti pada Gambar 2.

Proses pengumpulan dataset dimulai dengan mendefinisikan kata kunci yang terkait dengan penelitian di bidang deteksi penyakit tanaman kehutanan menggunakan *deep learning*, yaitu sebagai berikut:

“*machine learning*” OR “*deep learning*” AND “*eucalyptus*” AND (“*disease*” OR “*pest*”)

Setelah melakukan pencarian berdasarkan kata kunci diatas, maka didapatkan literatur dengan jumlah total 1006 judul (2013-2023). Masing-masing dari *database scopus* sebanyak 10 judul, dan *Google Scholar* 966 judul. Selanjutnya dari literatur yang telah didapatkan melalui tahapan ini akan dilakukan reduksi sesuai kriteria agar benar-benar mendapatkan literatur yang relevan.

The screenshot shows the Publish or Perish software interface. At the top, the search terms are: "machine learning" OR "deep learning" AND "eucalyptus" AND ("disease" OR "pest"). The search results table is as follows:

Search terms	Source	Papers	Cites	Cites/y...	h	g	hI, no...	hI, ann...	hA	acc...	Search date	Cache date	Les...
"machine learning" OR "deep learning"	Google Sc...	996	21209	2120.90	64	129	35	3.50	32	127	29/05/2023	29/05/2023	0
"machine learning" OR "deep learning"	Scopus	10	69	8.63	4	8	4	0.50	3	0	22/05/2023	22/05/2023	0
mask r-cnn from 2021	Google Sc...	570	4287	2143.50	29	47	11	5.50	21	69	06/02/2023	06/02/2023	89
mask r-cnn from 2021	Google Sc...	570	4287	2143.50	29	47	11	5.50	21	69	06/02/2023	06/02/2023	89
"NDVI" "nutrition" [title]	Google Sc...	5	12	0.92	3	3	1	0.08	0	0	03/02/2023	03/02/2023	0
"instance segmentation" "leaf ..."	Google Sc...	289	2934	489.00	26	50	14	2.33	18	32	03/02/2023	03/02/2023	0

Below the table, the Google Scholar search interface is visible, showing the same search terms and a list of results. The results list includes the following titles:

- MobileNet-based Transfer Learning for Detection of Eucalyptus Pelita Diseases
- Image-Based Crop Disease Detection using Machine Learning Approaches: A Survey.
- Spectral Detection of Nitrogen Deficiency and Yellow Mosaic Disease Stresses in Wheat Using a Soil Effect Removal Algorithm
- A Proximal Sensor-Based Approach for Clean, Fast, and Accurate Assessment of the Eucalyptus spp. Nutritional Status and Diff
- NMR Fingerprints of Fomyl Phloroglucinol Meroterpenoids and Their Application to the Investigation of Eucalyptus gittinsii su
- Biodiversity in a forest ecosystem in India using environmental DNA sequence analysis of pathogen-hostile eucalyptus trees
- Simultaneous qualitative and quantitative analysis of flavonols in Kaempferia galangal L. and honey by machine learning-base
- Predicting eucalyptus plantation growth and yield using Landsat imagery in Minas Gerais, Brazil
- New Spectral Index and Machine Learning Models for Detecting Coffee Leaf Miner Infestation Using Sentinel-2 Multispectral Im
- Almond cultivar identification using machine learning classifiers applied to UAV-based multispectral data
- Modelling tree diameter of less commonly planted tree species in New Zealand using a machine learning approach
- Superior Clone Selection in a Eucalyptus Trial Using Forest Phenotyping Technology via UAV-Based DAP Point Clouds and Mult
- Canopy Composition and Spatial Configuration Influences Beta Diversity in Temperate Regrowth Forests of Southeastern Austr
- Artificial Intelligence: A Promising Tool in Exploring the Phytomicrobiome in Managing Disease and Promoting Plant Health
- Mapping Eucalyptus plantation in Guangxi, China by using knowledge-based algorithms and PALSAR-2, Sentinel-2, and Landsa
- Detecting Diseases in Jasmine Plants Using Proposed Image Pre-processing Algorithm
- Developing fully compatible tensor and volume equations for all stem components of Eucalyptus obliques Blakely trees in Nas

Gambar 2 Publish or Perish Software

Reduksi Berdasarkan Kriteria

Tahap selanjutnya adalah melakukan reduksi terhadap literatur terkait yang telah diperoleh sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan. Hal ini dilakukan karena kata kunci dalam pencarian memiliki cakupan yang luas dan menghasilkan sejumlah besar makalah yang relevan maupun tidak relevan. Oleh karena itu, penulis menyaring makalah yang paling relevan dengan menggunakan kriteria seleksi yang disajikan pada Tabel 1.

Setelah mengidentifikasi, terdapat 996 literatur yang dieliminasi dan 10 literatur yang memenuhi kriteria akan dimasukkan ke dalam tahap selanjutnya yaitu tahap sintesis. Tahap sintesis merupakan tahap penggabungan dan menganalisis informasi dari 10 literatur yang telah dipilih. Dari tahap ini, penulis akan mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang topik yang sedang diteliti dan dapat menyusun kerangka untuk penulisan makalah.

Tabel 1. Kriteria seleksi

No.	Kriteria	Inklusi	Eksklusi
1	Studies on Eucalyptus	√	
2	Studies techniques or methods using deep learning or machine learning	√	
3	Studies not written in English		x
4	Duplicate publication from multiple sources		x
5	Literature Review		x

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam paper ini, diulas sepuluh studi yang menggunakan berbagai metode akuisisi data, jenis hama dan penyakit, algoritma, dan perangkat untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*. Informasi yang diperoleh dari literatur tersebut disajikan dalam Tabel 2.

Souza *et al.* (2015) melakukan deteksi penyakit layu *Ceratocystis* pada tanaman *Eucalyptus* menggunakan citra RGB yang diambil oleh UAV SenseFly eBee yang dilengkapi dengan kamera Canon IXUS 127 HS. Mereka menggunakan empat teknik pembelajaran mesin, yaitu *K-Nearest neighbors*, *random forest*, *artificial neural network*, dan *gaussian processes*, untuk mengklasifikasikan fitur visual yang mewakili tanah, tanaman sehat, dan tanaman sakit. Mereka menemukan bahwa *gaussian processes* adalah metode terbaik dengan *F1 score* 0.9181.

Herdiyeni *et al.* (2018) membangun sistem cerdas untuk pemantauan penyakit dengan mengembangkan teknologi penglihatan komputer untuk mengidentifikasi penyakit melalui pengolahan citra digital. Mereka menggunakan kamera digital dan *smartphone* dengan sistem operasi Android untuk mengambil gambar daun tanaman *Acacia* dan *Eucalyptus*. Mereka menggunakan *support vector machine* untuk mengklasifikasikan daun sehat dan penyakit daun akasia. Mereka mendapatkan akurasi 91% dalam identifikasi penyakit daun akasia.

Kumbula *et al.* (2019) menggunakan citra multispektral Sentinel-2 untuk memodelkan probabilitas keberadaan ngengat *Cossid* (*Coryphodema tristis*) yang merupakan hama yang merusak tanaman *Eucalyptus nitens* di Mpumalanga, Afrika Selatan. Mereka menggunakan *Maxent*, sebuah algoritma pembelajaran mesin berbasis maksimum entropi, untuk menghubungkan data keberadaan ngengat *Cossid* dengan variabel lingkungan. Mereka mendapatkan akurasi 81% dalam memprediksi distribusi spasial ngengat *Cossid* di perkebunan *Eucalyptus nitens*.

Duarte *et al.* (2021) menggunakan citra multispektral yang diperoleh dari UAV eBee SenseFly yang dilengkapi dengan kamera Parrot Sequoia untuk mendeteksi pohon *Eucalyptus* yang mati akibat serangan hama *longhorned borer* (ELB). Mereka menggunakan dua algoritma pembelajaran mesin, yaitu *random forest* dan *support vector machine* untuk mengklasifikasikan kanopi pohon menjadi dua kelas, yaitu pohon mati dan pohon sehat. Mereka mendapatkan akurasi keseluruhan 98.3% dengan *random forest* dan 97.7% dengan *support vector machine*.

Tabel 2 Penelitian terdahulu

No.	Author	Country	Pest/Disease	Algorithm	Device	Sensor	Score
1	(Souza <i>et al.</i> 2015)	Brazil	Ceratocystis	KNN, RF, ANN, GP	UAV	RGB	80%
2	(Herdiyeni <i>et al.</i> 2018)	Indonesia	Leaf spot, leaf blight, leaf curl, phyllode rust and anthracnose leaf spot	SVM	Mobile phone	RGB	91%
3	(Kumbula <i>et al.</i> 2019)	South Africa	Coryphodema tristis	Maxent	Satelite	Multi-spectral	81%
4	(Duarte <i>et al.</i> 2021)	Portugal	Longhorned Borer	LSMS, RF	Drone	Multi-spectral	98%
5	(Gerovichev <i>et al.</i> 2021)	israel	Glycaspis, Psyllaephagus, Thaumastocoris	YOLOv5	DSLR Camera	RGB	97%
6	(Megat Mohamed Nazir <i>et al.</i> 2021)	Malaysia	Health status	VARI	UAV	RGB	91%
7	(Liao <i>et al.</i> 2022)	China	Leaf disease	RF, SAM	UAV	Multi-spectral	90%
8	(Coletta <i>et al.</i> 2022)	Brazil	Ceratocystis	VGGNet-16	UAV	RGB	97%
9	(dos Santos <i>et al.</i> 2022)	Brazil	Leaf-cutting ant nests	YOLOv5, MLP	UAV	RGB	98%
10	(Wita dan Subekti 2023)	Indonesia	Xanthomonas, Cylindrocladium	MobileNet	Mobile Phone	RGB	98%

Gerovichev *et al.* (2021) menggunakan jebakan lengket kuning dan kamera DSLR untuk mengumpulkan dan menganalisis data ekologi besar tentang kelimpahan dan sifat tiga serangga invasif yang menjadi hama tanaman *Eucalyptus*, yaitu *bronze bug Thaumastocoris peregrinus*, *Eucalyptus redgum lerp psyllid Glycaspis brimblecombei*, dan parasitoid *Psyllaephagus bliteus*. Mereka menggunakan YOLOv5, sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusional untuk deteksi objek, untuk mengenali dan menghitung serangga dari gambar jebakan. Mereka mendapatkan akurasi 97% dalam deteksi serangga.

Megat *et al.* (2021) menggunakan citra spektrum tampak yang ditangkap oleh UAV Phantom 4 Pro untuk memantau status kesehatan kebun *Eucalyptus pellita* di Sabah, Malaysia. Mereka menggunakan *Visual Atmospherically Resistant Index* (VARI) untuk menghitung indeks kesehatan vegetasi dari citra RGB. Mereka mendapatkan akurasi 91% dalam membedakan pohon sehat dan stres.

Liao *et al.* (2022) menggunakan citra multispektral yang diperoleh oleh UAV DJI Phantom 4 Multispektral untuk mendeteksi penyakit daun *Eucalyptus* yang disebabkan oleh jamur *Mycosphaerell*. Mereka menggunakan *random forest* dan *spectral angle mapper* untuk mengklasifikasikan pohon *Eucalyptus* menjadi empat kelas, yaitu sehat, ringan, sedang, dan parah. Mereka mendapatkan akurasi keseluruhan 90.1% dengan *random forest* dan koefisien kappa 0.87.

Coletta *et al.* (2022) menggunakan citra RGB yang diambil oleh UAV SenseFly eBee yang dilengkapi dengan kamera Canon IXUS 127 HS untuk mengidentifikasi ancaman baru yang muncul di perkebunan *Eucalyptus*, yaitu penyakit layu *Ceratocystis*. Mereka menggunakan metode pembelajaran mesin semi-terawasi, yaitu VGGNet-16, sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusional yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet, untuk mengklasifikasikan gambar menjadi dua kelas, yaitu normal dan abnormal. Mereka mendapatkan akurasi 97% dalam deteksi ancaman baru.

Dos Santos *et al.* (2022) menggunakan citra RGB yang diperoleh oleh UAV DJI Phantom 4 Advanced untuk mendeteksi dan mengukur sarang semut pemotong daun (LCA) di perkebunan *Eucalyptus* di Brasil. Mereka membandingkan dua metodologi pengenalan pola, yaitu *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dikombinasikan dengan teknik *sliding window*, dan YOLOv5, sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusional untuk deteksi objek. Mereka menemukan bahwa YOLOv5 memiliki performa yang sangat unggul dibandingkan dengan MLP, dengan akurasi 98.45% dan MAPE 0.49% dalam mengukur sarang.

Wita dan Subekti (2023) menggunakan citra RGB yang diambil oleh kamera ponsel untuk mendeteksi penyakit daun *Eucalyptus* yang disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas* dan jamur *Cylindrocladium*. Mereka menggunakan metode *transfer learning* dengan menggunakan *MobileNet*, sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusional yang ringan dan efisien, yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet, untuk mengklasifikasikan gambar daun menjadi empat kelas, yaitu sehat, *Xanthomonas*, *Cylindrocladium*, dan campuran. Mereka mendapatkan akurasi 98% dalam deteksi penyakit daun.

Dalam tabel-tabel berikut, dipaparkan hasil dari tinjauan sistematis yang telah dilakukan sebagai upaya menjawab tiga pertanyaan penelitian yang telah diajukan sebelumnya. Tabel 3 merinci temuan kami terkait dengan pertanyaan penelitian pertama. Sementara, Tabel 4 menguraikan hasil analisis kami terhadap pertanyaan penelitian kedua. Tabel 5 memaparkan jawaban yang kami temukan terhadap pertanyaan penelitian ketiga.

Analisis mendalam dilakukan untuk temuan-temuan penting dari setiap literatur dan bagaimana temuan-temuan tersebut dapat memberikan kontribusi pada penelitian ini. Selanjutnya akan dibahas secara rinci tentang metode akuisisi data yang digunakan, hama dan penyakit yang menjadi fokus penelitian, serta algoritma yang digunakan untuk mengolah data. Analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas tentang perkembangan penelitian terkait topik ini dan memberikan arahan untuk penelitian selanjutnya.

Tabel 3 Metode akuisisi data dalam deteksi hama dan penyakit pada *Eucalyptus*

Platform	Sensor	Author
Satelit	Multispektral	Kumbula <i>et al.</i> 2019
UAV	RGB, Multispektral	Souza <i>et al.</i> 2015, Duarte <i>et al.</i> 2021, Coletta <i>et al.</i> 2022, Dos Santos <i>et al.</i> 2022, Liao <i>et al.</i> 2022, Megat <i>et al.</i> 2021
Perangkat genggam	RGB	Herdiyeni <i>et al.</i> 2018, Wita dan Subekti 2023
Perangkap lengket	RGB	Gerovichev <i>et al.</i> 2021

Tabel 4 Hama dan penyakit yang berhasil dideteksi pada *Eucalyptus* dengan bantuan komputer

Hama/Penyakit	Author
Ngengat Cossid (<i>Coryphodema tristis</i>)	Kumbula <i>et al.</i> 2019
Penyakit layu <i>Ceratocystis</i>	Souza <i>et al.</i> 2015, Coletta <i>et al.</i> 2022
Penyakit daun (leaf spot, leaf blight, leaf curl, phyllode rust, anthracnose leaf spot, <i>Xanthomonas</i> , <i>Cylindrocladium</i>)	Herdiyeni <i>et al.</i> 2018, Liao <i>et al.</i> 2022, Wita dan Subekti 2023
Hama penggerek batang (Longhorned Borer)	Duarte <i>et al.</i> 2021
Serangga perunggu (<i>Thaumastocoris peregrinus</i>), psyllid <i>Eucalyptus</i> redgum lerp (<i>Glycaspis brimblecombei</i>), dan tawon parasitoid (<i>Psyllaephagus bliteus</i>)	Gerovichev <i>et al.</i> 2021
Status kesehatan tanaman	Megat Mohamed Nazir <i>et al.</i> 2021
Sarang semut pemotong daun	dos Santos <i>et al.</i> 2022

Tabel 5 Algoritma yang digunakan dalam deteksi hama dan penyakit pada *Eucalyptus*

Algoritma	Contoh Penelitian
K-Nearest Neighbors, Random Forest, Artificial Neural Network, Gaussian Processes	Souza <i>et al.</i> 2015
Support Vector Machine	Herdiyeni <i>et al.</i> 2018, Duarte <i>et al.</i> 2021
Maxent	Kumbula <i>et al.</i> 2019
YOLOv5	Gerovichev <i>et al.</i> 2021, Dos Santos <i>et al.</i> 2022
VARI	Megat <i>et al.</i> 2021
SAM	Liao <i>et al.</i> 2022
VGGNet-16	Coletta <i>et al.</i> 2022
MobileNet	Wita dan Subekti 2023

Metode Akuisisi Data

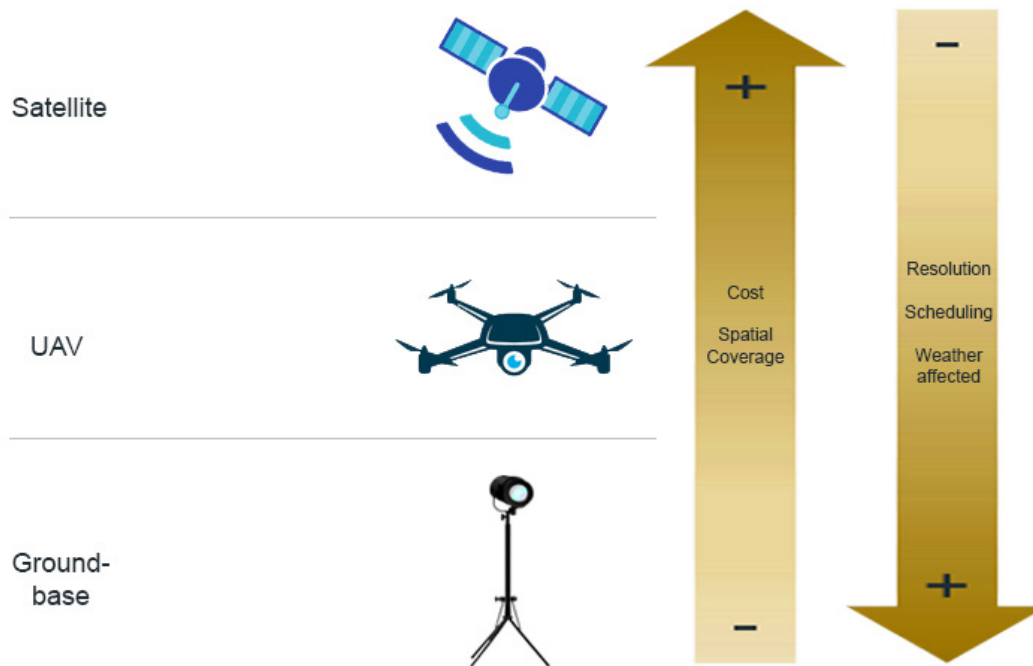
Kumpulan data gambar penyakit tanaman sangat diperlukan untuk melatih model. Model yang dilatih dengan baik dapat membantu dalam mengidentifikasi penyakit pada tanaman dengan akurasi yang tinggi. Akurasi yang baik dipengaruhi oleh banyaknya data dan kualitas gambar yang digunakan dalam proses *training*. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengumpulkan data yang cukup dan berkualitas tinggi. Data dapat dikumpulkan menggunakan teknologi canggih seperti sensor yang dipasang pada *platform* berbasis satelit, *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV), dan *Internet of Things* (IoT). Masing-masing *platform* memiliki kekurangan serta kelebihan tersendiri. Perbandingan *Platform* yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 3. *Platform* berbasis satelit dapat menjangkau area yang luas namun memiliki resolusi yang rendah. UAV dapat menjangkau area yang lebih sempit namun memiliki resolusi yang lebih tinggi. IoT dapat digunakan untuk mengumpulkan data secara *real-time* namun hanya dapat menjangkau area yang terbatas.

Penginderaan jauh menggunakan satelit menyediakan data sinoptik, objektif, dan homogen yang dapat ditangkap secara geografis dan temporal, sehingga sangat mendukung jika digunakan untuk pengambilan data pada area kehutanan yang luas. Seperti pada penelitian untuk menentukan keberadaan *Coryphodema tristis* di kompartemen *Eucalyptus nitens* (Kumbula *et al.* 2019), metode pengambilan data yang digunakan adalah dengan menggunakan satelit Sentinel-2A MSI multispektral. Kekurangan jika menggunakan satelit adalah semakin tinggi resolusi yang dibutuhkan maka semakin mahal pula biaya yang dikeluarkan. Selanjutnya satelit mengorbit bumi dalam jadwal yang tetap, sehingga tidak bisa mendapatkan citra pada jam tertentu. Satelit juga sangat dipengaruhi oleh keadaan cuaca, kualitas citra yang dihasilkan pada saat cuaca mendung atau hujan buruk.

Platform berikutnya adalah UAV. Awalnya dikenal sebagai perangkat militer, namun belakangan ini juga banyak digunakan dalam berbagai bidang termasuk kehutanan. Dari segi biaya, UAV lebih murah daripada satelit. Waktu terbang UAV juga dapat diatur sesuai keinginan, sehingga pengumpulan data tidak terkendala oleh waktu seperti pada satelit. Resolusi citra yang dihasilkan oleh UAV juga lebih tinggi daripada satelit. UAV tidak dipengaruhi oleh tutupan awan karena terbang lebih rendah dan juga dapat mengatur intensitas cahaya matahari yang masuk pada sensor kamera.

Penelitian Souza *et al.* (2015) melakukan pengambilan gambar udara menggunakan robot eBee SenseFly. Robot ini adalah UAV sayap tetap kecil yang dilengkapi dengan kamera RGB dan GPS *onboard* serta ditenagai oleh baterai *lithium polymer*. Gambar udara diambil oleh kamera Canon IXUS 127 HS dengan resolusi 4608x3456 piksel terbang pada ketinggian rata-rata 890 meter. *Frame rate* sekitar satu gambar per enam detik. Dalam pengambilan gambar, perangkat lunak eBee dapat digunakan untuk mengunggah peta dengan rute yang telah ditentukan yang harus dilalui oleh UAV. eBee terbang di atas rute dan mengambil gambar, yang diunggah ke komputer setelah penerbangan dan digabungkan menjadi gambar yang berisi seluruh area yang diamati.

Penelitian Liao *et al.* (2022) menggunakan DJI Phantom 4 Multispektral dalam akuisisi data citra. Data yang dikumpulkan adalah citra multispektral yang mencakup pita biru (450 ± 16 nm), hijau (560 ± 16 nm), merah (650 ± 16 nm), tepi merah (730 ± 16 nm), dan NIR (840 ± 26 nm). Objek penelitian adalah hutan *Eucalyptus* di Yuanling Forest Farm, Kabupaten Yunxiao, Provinsi Fujian, China. Tujuannya adalah untuk mengeksplorasi kemampuan citra multispektral UAV dalam mendeteksi pohon *Eucalyptus* yang terinfeksi dan mengidentifikasi fitur dan algoritma optimal untuk membedakan tingkat keparahan infeksi yang berbeda.



Gambar 3 Perbandingan platform

Berikutnya adalah penelitian deteksi pohon mati yang disebabkan hama penggerek batang di hutan *Eucalyptus* Portugal tengah (Duarte *et al.* 2021). Metode akuisisi data yang digunakan dalam makalah ini adalah citra multispektral UAV. Alat yang digunakan adalah kamera Parrot Sequoia yang dipasang pada eBee SenseFly (Parrot S.A., Paris, Prancis). Kamera ini mengumpulkan empat pita diskrit dengan resolusi 1.2 megapiksel: hijau (530-570 nm), merah (640-680 nm), tepi merah (730-740 nm) dan dekat-inframerah (770-810nm). Empat penerbangan otonom dilakukan pada 21 Januari 2019 dengan ketinggian 190 m di atas permukaan tanah, kecepatan 10 m/detik, dan tumpang tindih gambar 80%. Untuk tujuan koreksi geometris, sembilan titik kontrol tanah (GCP) dikumpulkan menggunakan antena Arrow Gold Real Time Kinematics (RTK).

Penelitian Megat *et al.* (2021) meneliti kebun *Eucalyptus pellita* di Brumas estate di Sabah Softwoods Berhad, Tawau, Sabah. Tujuannya adalah untuk mengembangkan metode untuk memantau status kesehatan kebun *Eucalyptus pellita* seluas 22.78 ha menggunakan saluran RGB yang ditangkap menggunakan UAV. Metode akuisisi data yang digunakan dalam makalah ini adalah citra spektrum tampak dari kanopi dedaunan menggunakan UAV Phantom 4 Pro yang dilengkapi dengan kamera RGB Go-Pro 5. Data yang dikumpulkan adalah citra spektrum tampak yang mencakup pita merah (R, 564-580 nm), hijau (G, 534-545 nm), dan biru (B, 420-440 nm).

Berikutnya penelitian Coletta *et al.* (2022) menggunakan gambar udara yang diambil oleh UAV eBee SenseFly yang dilengkapi dengan kamera RGB Canon IXUS 127 HS. UAV terbang pada ketinggian sekitar 890 meter dan mengambil gambar dari area dengan pohon *Eucalyptus* yang terkena penyakit *Ceratocystis wilt*. Setiap gambar yang diambil merepresentasikan area sekitar 25.715 meter persegi dengan pola visual yang berbeda. Objek yang diteliti adalah tanaman *Eucalyptus* yang terkena penyakit *Ceratocystis wilt*.

Selanjutnya penelitian dos Santos *et al.* (2022) menggunakan UAV DJI Phantom 4 Advanced yang dilengkapi dengan kamera FC6310 untuk mengambil gambar RGB dari kebun *eucalyptus* seluas 91.3 ha di Três Lagoas, negara bagian Mato Grosso do Sul, Brasil. Gambar-gambar tersebut dikumpulkan pada ketinggian rata-rata 200 meter di atas permukaan tanah dengan jarak sampling tanah (GSD) sebesar 5.2 cm/pix. Objek penelitian adalah sarang semut pemotong daun di kebun *Eucalyptus*.

Meskipun sebagian besar praktek *computer vision* dalam bidang kehutanan menggunakan pesawat tanpa awak (UAV) untuk membawa berbagai sensor dan kamera (Mulla 2013) UAV juga masih memiliki banyak kekurangan, diantaranya adalah efisiensi baterai (Kim *et al.* 2019), daya angkut (Kim *et al.* 2019), durasi terbang (Zhang dan Kovacs 2012), jarak terbang (Zhang dan Kovacs 2012), tenaga mesin (Zhang dan Kovacs 2012), stabilitas menahan angin dan turbulensi (Zhang dan Kovacs 2012). Oleh sebab beberapa kekurangan UAV tersebut, beberapa penelitian menggunakan *platform* darat. *Platform* berbasis darat dibagi menjadi perangkat genggam, *free-standing*, dan sensor yang dipasang pada mesin kehutanan untuk pengambilan data dengan berbagai tujuan. Keuntungan dari sensor berbasis darat adalah memiliki berbagai jenis spektral kamera yang mudah diganti sesuai kebutuhan (*USB plug*), bisa terhubung terus menerus dengan *internet*, berbiaya lebih murah daripada UAV dan satelit, tidak butuh operator terlatih untuk mengoperasikan perangkat, tidak sensitif terhadap kondisi cuaca, dan cocok digunakan pada kehutanan skala kecil. Kekurangan dari *platform* darat adalah sangat memakan waktu jika diimplementasikan pada area yang luas.

Seperti pada penelitian Herdiyeni *et al.* (2018), metode akuisisi data yang digunakan adalah pengambilan gambar daun tanaman *Acacia* dan *Eucalyptus* menggunakan kamera digital dan *smartphone* dengan sistem operasi Android. Kemudian gambar tersebut diolah menggunakan teknologi pengolahan citra digital untuk identifikasi penyakit daun. Penelitian juga dilakukan oleh Wita dan Subekti (2023) yang melakukan akuisisi data citra daun *Eucalyptus Pellita* yang diambil dari lahan PT. Surya Hutani Jaya di Kabupaten Kutai Kartanegara, Provinsi Kalimantan Timur. Pengambilan data citra dilakukan menggunakan kamera ponsel dengan hasil satu foto untuk satu daun di latar belakang lapangan dengan sinar matahari langsung untuk membuat model yang dapat mempelajari karakteristik penyakit tanaman. Setiap gambar daun diambil dalam kondisi bervariasi sesuai dengan jenis penyakit daun yang akan dideteksi.

Selanjutnya penelitian Gerovichev *et al.* (2021) berfokus pada dua hama *Eucalyptus* penghisap getah yang invasif secara global: serangga perunggu *Thaumastocoris peregrinus* dan *psyllid Eucalyptus redgum lerp Glycaspis brimblecombei*. Studi ini juga mencakup tawon parasitoid *Psyllaephagus bliteus* (*Hymenoptera: Encyrtidae*) sebagai serangga invasif ketiga asal Australia di hutan *Eucalyptus*. Tawon ini juga merupakan musuh alami utama *G. brimblecombei*. Serangga ditangkap di tujuh hutan *Eucalyptus* di dataran pantai Israel, pada tahun 2019 dan 2020 menggunakan perangkap lengket kuning (25 × 10 cm) yang digantung di batang pohon pada ketinggian 1.5 m selama 4-7 hari. Gambar perangkap diambil dengan kamera Canon 750D dengan lensa kit 18–55 mm dan diproses dengan perangkat lunak CoLabeler.

Jenis Hama dan Penyakit

Dalam beberapa tahun terakhir, metode *machine learning* dan *deep learning* telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola dan fitur dari data gambar, termasuk gambar tanaman yang terinfeksi hama atau penyakit. Penelitian Kumbula *et al.* (2019) menggunakan citra multispektral Sentinel-2 untuk memodelkan probabilitas keberadaan ngengat *Cossid (Coryphodema tristis)* yang merupakan hama yang merusak tanaman *Eucalyptus nitens* di Mpumalanga, Afrika Selatan. Penelitian tersebut memberikan informasi yang akurat, terkini, dan berulang tentang distribusi spasial ngengat *Cossid* di perkebunan *Eucalyptus nitens*, sehingga dapat mendukung strategi pengelolaan dan pengendalian hama hutan. Penelitian ini juga menunjukkan potensi citra multispektral Sentinel-2 yang memiliki resolusi spasial dan temporal tinggi, serta mencakup spektrum *red edge* yang sensitif terhadap stres vegetasi, untuk mendeteksi dan memetakan kerusakan hutan akibat hama. Penelitian ini dapat menjadi acuan bagi penelitian serupa di masa depan yang menggunakan data penginderaan jauh yang murah dan mudah diakses untuk mengkaji masalah kesehatan hutan.

Penelitian Souza *et al.* (2015) melakukan deteksi penyakit layu *Ceratocystis* yang menyerang tanaman *Eucalyptus* menggunakan citra udara yang diambil oleh UAV. Penyakit layu *Ceratocystis* adalah penyakit jamur yang cepat menyebar dan sulit dikendalikan, yang

menyebabkan kematian tanaman *Eucalyptus*. Dampak penelitian ini adalah memberikan metodologi yang informatif, visual, logis, dan dapat dijalankan untuk mendeteksi penyakit layu *Ceratocystis* di perkebunan *Eucalyptus*. Penelitian ini juga memberikan kontribusi bagi perkembangan pertanian presisi sebagai cara yang andal untuk memantau tanaman skala besar secara otonom sehingga dapat membantu petani dan pengelola hutan untuk mengambil tindakan pencegahan dan pengendalian penyakit secara tepat waktu dan efektif.

Penelitian Coletta *et al.* (2022) membahas tentang penggunaan metode pembelajaran mesin semi-terawasi untuk mengidentifikasi ancaman baru yang muncul dalam data visual yang dikumpulkan oleh UAV di perkebunan *Eucalyptus*. Dampak penelitian ini adalah memberikan metodologi yang dapat membantu mendeteksi ancaman baru yang muncul di perkebunan *Eucalyptus* secara tepat waktu dan akurat. Penelitian ini juga menunjukkan potensi metode pembelajaran mesin semi-terawasi untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dan kelangkaan data berlabel dalam mendeteksi ancaman baru.

Selanjutnya penelitian Duarte *et al.* (2021) menggunakan citra multispektral yang diperoleh dari UAV untuk mendeteksi pohon *Eucalyptus* yang mati akibat serangan hama *longhorned borer* (ELB). Dampak penelitian ini adalah memberikan metode alternatif yang cepat, akurat, dan murah untuk memantau kesehatan hutan *Eucalyptus* dan mengurangi kerugian ekonomi akibat serangan ELB. Penelitian Dos Santos *et al.* (2022) membahas tentang penggunaan teknologi *deep learning* dan UAV untuk mendeteksi dan mengukur sarang semut pemotong daun. Objek penelitian dalam penelitian ini adalah semut pemotong daun, yang merupakan kelompok utama hama serangga di perkebunan hutan Brasil.

Penelitian selanjutnya mendeteksi penyakit daun menggunakan *mobile app* (Herdiyeni *et al.* 2018) untuk memantau penyakit dengan mengembangkan teknologi penglihatan komputer untuk mengidentifikasi penyakit melalui pengolahan citra digital. Dampak dari penelitian ini adalah memberikan sistem pemantauan yang menjanjikan untuk hutan perkebunan. Aplikasi ini dapat membantu *surveyor*, penjaga hutan, atau pengguna umum untuk mengumpulkan informasi, mencatat observasi, dan mengidentifikasi penyakit di hutan perkebunan. Penelitian Gerovichev *et al.* (2021) membahas tentang pendekatan baru untuk memonitor serangga terbang yang menjadi hama tanaman *Eucalyptus* dengan menggunakan jebakan lengket dan pembelajaran mendalam. Objek penelitian yang menjadi fokus penelitian ini adalah dua hama *Hemiptera* (*bronze bug* *Thaumastocoris peregrinus* dan *Eucalyptus redgum lerp psyllid* *Glycaspis brimblecombei*) dan satu parasitoid *Hymenoptera* (*Psyllaephagus bliteus*) yang berasal dari Australia dan menyebar ke berbagai negara, termasuk Israel. Penelitian ini bertujuan untuk mengkarakterisasi dinamika populasi ketiga serangga tersebut di bawah berbagai kondisi iklim dan karakteristik vegetasi hutan *Eucalyptus*, serta untuk membentuk rekomendasi manajemen hama dan memprediksi distribusi akhir spesies invasif tersebut. Dampak penelitian ini adalah memberikan metode yang efisien, hemat biaya, dan berbasis data untuk mengumpulkan dan menganalisis data ekologi besar tentang kelimpahan dan sifat serangga. Metode ini dapat diaplikasikan untuk studi entomologi lainnya yang berkaitan dengan ekologi, evolusi, dan konservasi serangga.

Algoritma yang Digunakan

Souza *et al.* (2015) melakukan sebuah metode untuk mendeteksi dan mempelajari fitur visual yang mewakili tanah, tanaman sehat, dan tanaman sakit menggunakan gambar RGB dari UAV di lingkungan luar ruangan. Fitur-fitur ini diproses oleh empat teknik pembelajaran mesin yang berbeda (*K-Nearest neighbors*, *random forest*, *artificial neural network*, dan *gaussian processes*). Hasil klasifikasi dibandingkan untuk memilih model terbaik dalam metodologi yang diusulkan. Metode yang terpilih sebagai model terbaik adalah *Gaussian Processes* (GP) dengan blok kontekstual 70x10 dan fungsi kovariansi kuadratik rasional. *F1 score* hasil deteksi tanaman sakit menggunakan GP adalah 0.9181. Liao *et al.* (2022) mengeksplorasi kinerja deteksi penyakit daun *Eucalyptus* menggunakan citra multispektral beresolusi tinggi yang diperoleh oleh UAV. Klasifikasi *Random Forest* (RF), berdasarkan kombinasi *band* spektral

sensitif (hijau, *red edge*, dan *near-infrared*) dan indeks reflektansi nitrogen, memberikan hasil diferensiasi terbaik untuk sehat dan tiga tingkat keparahan penyakit (ringan, sedang, dan parah) dengan akurasi keseluruhan 90.1% dan koefisien kappa 0.87. *F1 score* hasil deteksi tanaman sakit menggunakan RF adalah 0.901. Duarte *et al.* (2021) multispectral imagery was obtained from unmanned aerial vehicles. We attempt to improve the classification process done in previous work. The local maxima of sliding a window and the Large-Scale Mean-Shift segmentation (LSMS menggunakan dua algoritma pembelajaran mesin, *Random Forest* (RF) dan *Support Vector Machine* (SVM), diuji untuk mengklasifikasikan kanopi pohon menjadi dua kelas berbeda, yaitu pohon mati dan pohon sehat. Akurasi keseluruhan RF adalah 98.3% dan SVM adalah 97.7%.

Dos Santos *et al.* (2022) and their nests can be visually identified in remotely sensed images. This study compares two distinct pattern recognition methodologies, each with different computational costs, for detecting and measuring leaf-cutting ant (LCA membandingkan dua metodologi pengenalan pola yang berbeda, masing-masing dengan biaya komputasi yang berbeda untuk mendeteksi dan mengukur sarang semut pemotong daun (LCA) dalam gambar RGB yang diperoleh oleh UAV. Metodologi pertama didasarkan pada jaringan saraf *Multilayer Perceptron* (MLP) dikombinasikan dengan teknik *sliding window*. Metodologi kedua menggunakan arsitektur YOLOv5 baru dari jaringan saraf konvolusional, yang merupakan pendekatan pembelajaran mendalam yang diterapkan pada citra RGB dan membutuhkan lebih banyak waktu dan memori. Kualitas kedua metodologi dievaluasi menggunakan akurasi, kappa, sensitivitas, spesifisitas, dan metrik kesalahan persentase absolut rata-rata (MAPE) dengan mempertimbangkan set data pelatihan dan pengujian. Performa metodologi YOLOv5 sangat unggul dibandingkan dengan metodologi MLP, dengan akurasi 98.45% menggunakan arsitektur jaringan YOLOv5 besar dan 0.49% MAPE dalam mengukur sarang dengan jaringan YOLOv5s, yang kinerjanya unggul dari hasil MLP (65.45%). Hal ini menunjukkan kompleksitas tinggi dalam mengidentifikasi target di lapangan.

Herdiyeni *et al.* (2018) membangun sistem cerdas untuk pemantauan penyakit dengan mengembangkan teknologi penglihatan komputer untuk identifikasi penyakit melalui pengolahan citra digital. Dalam penelitian ini, mereka melatih SVM untuk identifikasi penyakit daun. Hasil percobaan menunjukkan bahwa sistem yang diusulkan memperoleh akurasi 91% dalam membedakan daun sehat dan penyakit daun akasia. Penelitian Wita dan Subekti (2023) mengusulkan metode deteksi menggunakan arsitektur *deep learning* yang didasarkan pada *transfer learning* dengan menggunakan *MobileNet* yang telah dilatih sebelumnya. Skenario *hyperparameter* dilakukan pada model *MobileNet* untuk mengoptimalkan kinerjanya pada dataset daun *Eucalyptus pellita*. Hasil percobaan menunjukkan bahwa metode ini memiliki akurasi yang cukup baik mencapai 98%.

SIMPULAN

Hasil SLR ini menunjukkan bahwa penggunaan kecerdasan buatan dapat mengembangkan metode dan model baru untuk deteksi dan klasifikasi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*, yang dapat meningkatkan akurasi, presisi, dan *robustness* hasil. Selain itu, penggunaan kecerdasan buatan juga dapat mengintegrasikan data citra dari berbagai *platform* dan sensor, serta variabel lingkungan lainnya untuk meningkatkan kemampuan prediksi dan simulasi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*. Hal ini dapat berkontribusi pada perkembangan ilmu pengetahuan di bidang kehutanan, entomologi, patologi, ekologi, dan lainnya yang berkaitan dengan hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*.

Beberapa rekomendasi atau saran yang dapat diberikan untuk penelitian masa depan atau aplikasi lapangan adalah melakukan validasi silang dan analisis sensitivitas untuk menguji *robustness* dan reliabilitas model kecerdasan buatan yang digunakan untuk deteksi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus*. Selain itu, melakukan studi kasus di lapangan

untuk mengevaluasi aplikabilitas dan keterandalan model kecerdasan buatan dalam kondisi nyata, serta mengukur dampaknya terhadap pengambilan keputusan manajemen hama dan penyakit. Penelitian komparatif antara berbagai *platform*, sensor, algoritma, dan metrik yang digunakan untuk deteksi hama dan penyakit pada tanaman *Eucalyptus* juga dapat dilakukan untuk menentukan kombinasi optimal yang sesuai dengan tujuan, data, dan sumber daya yang tersedia. Penelitian eksploratif tentang hama dan penyakit baru yang muncul atau invasif pada tanaman *Eucalyptus* serta faktor-faktor yang mempengaruhi penyebaran dan dampaknya juga dapat dilakukan. Terakhir, penelitian kolaboratif antara berbagai disiplin ilmu, *stakeholder*, dan negara yang terlibat dalam budidaya tanaman *Eucalyptus* dapat dilakukan untuk berbagi data, pengetahuan, pengalaman, dan solusi terkait dengan masalah hama dan penyakit.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdu AM, Mokji MM, Sheikh UU. 2020. Automatic Vegetable Disease Identification Approach Using Individual Lesion Features. *Comput Electron Agric.* 176 July:105660. doi:10.1016/j.compag.2020.105660.
- Coletta LFS, de Almeida DC, Souza JR, Manzione RL. 2022. Novelty Detection in UAV Images to Identify Emerging Threats in *Eucalyptus* Crops [Cited By (since 2022): 1]. *Comput Electron Agric.* 196. doi:10.1016/j.compag.2022.106901.
- Duan SB, Li ZL, Wu H, Tang BH, Ma L, Zhao E, Li C. 2014. Inversion of the PROSAIL Model To Estimate Leaf Area Index of Maize, Potato, and Sunflower Fields from Unmanned Aerial Vehicle Hyperspectral Data. *Int J Appl Earth Obs Geoinf.* 26(1):12–20. doi:10.1016/j.jag.2013.05.007.
- Duarte A, Borralho N, Caetano M. 2021. a Machine Learning Approach to Detect Dead Trees Caused By *Longhorned borer* in *Eucalyptus* Stands Using UAV Imagery. *Int Geosci Remote Sens Symp.* July:5818–5821. doi:10.1109/IGARSS47720.2021.9554947.
- Garcia-Ruiz F, Sankaran S, Maja JM, Lee WS, Rasmussen J, Ehsani R. 2013. Comparison of Two Aerial Imaging Platforms for Identification of Huanglongbing-Infected Citrus Trees. *Comput Electron Agric.* 91:106–115. doi:10.1016/j.compag.2012.12.002.
- Gerovichev A, Sadeh A, Winter V, Bar-Massada A, Keasar T, Keasar C. 2021. High Throughput Data Acquisition and Deep Learning for Insect Ecoinformatics [Cited By (since 2021): 8]. *Front Ecol Evol.* 9. doi:10.3389/fevo.2021.600931.
- Hashimoto N, Saito Y, Maki M, Homma K. 2019. Simulation of Reflectance and Vegetation Indices for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Monitoring of Paddy Fields. *Remote Sens.* 11(18):1–13. doi:10.3390/rs11182119.
- Hassler SC, Baysal-Gurel F. 2019. Unmanned Aircraft System (UAS) Technology and Applications in Agriculture Cited By (since 2019): 91]. *Agronomy.* 9(10). doi:10.3390/agronomy9100618.
- Herdiyeni Y, Jamaluddin MI, Setio T, Dewanto V, Tjahjono B, Siregar BA. 2018. an Integrated Smart Surveillance System for Diseases Monitoring in Tropical Plantation Forests. *Int Conf Commun Technol Proceedings, ICCT.* 2017-October:1822–1826. doi:10.1109/ICCT.2017.8359945.
- Kim J, Kim S, Ju C, Son H II. 2019. Unmanned Aerial Vehicles in Agriculture: A Review Of Perspective of Platform, Control, And Applications. *IEEE Access.* 7:105100–105115. doi:10.1109/ACCESS.2019.2932119.
- Kumbula ST, Mafongoya P, Peerbhay KY, Lottering RT, Ismail R. 2019. Using Sentinel-2 multispectral images to map the occurrence of the Cossid Moth (*Coryphodema tristis*) in *Eucalyptus nitens* plantations of Mpumalanga, South Africa Cited By (since 2019): 6]. *Remote Sens.* 11(3):1–16. doi:10.3390/rs11030278.
- Latumahina, F.S., Lihawa, M. 2020. Serangan Hama Pada Tegakan Ekaliptus (*Eucalyptus alba*)

- di Kawasan Hutan Lindung Gunung Nona Kota Ambon. *Agrologia*, 9(1), 39-45.
- Liao K, Yang F, Dang H, Wu Y, Luo K, Li G. 2022. Detection of Eucalyptus Leaf Disease with UAV Multispectral Imagery Cited By (since 2022): 4]. *Forests*. 13(8). doi:10.3390/f13081322.
- Megat Mohamed Nazir MN, Terhem R, Norhisham AR, Mohd Razali S, Meder R. 2021. Early Monitoring of Health Status of Plantation-Grown *Eucalyptus pellita* at Large Spatial Scale via Visible Spectrum Imaging of Canopy Foliage Using Unmanned Aerial Vehicles Cited By (since 2021): 3]. *Forests*. 12(10):1393. doi:10.3390/f12101393.
- Mulla DJ. 2013. Twenty Five Years of Remote Sensing in Precision Agriculture: Key Advances And Remaining Knowledge Gaps. *Biosyst Eng*. 114(4):358–371. doi:10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009.
- Murugan D, Garg A, Singh D. 2017. Development of an Adaptive Approach for Precision Agriculture Monitoring with Drone and Satellite Data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*. 10(12):5322–5328. doi:10.1109/JSTARS.2017.2746185.
- Oliveira HC, Guizilini VC, Nunes IP, Souza JR. 2018. Failure Detection in Row Crops from UAV Images Using Morphological Operators. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*. 15(7):991–995. doi:10.1109/LGRS.2018.2819944.
- Rasmussen J, Nielsen J, Garcia-Ruiz F, Christensen S, Streibig JC. 2013. Potential Uses Of Small Unmanned Aircraft Systems (UAS) in Weed Research. *Weed Res*. 53(4):242–248. doi:10.1111/wre.12026.
- dos Santos A, Biesseck BJG, Latte N, de Lima Santos IC, dos Santos WP, Zanetti R, Zanuncio JC. 2022. Remote Detection and Measurement of Leaf-Cutting Ant Nests Using Deep Learning And an Unmanned Aerial Vehicle. *Comput Electron Agric*. 198 November 2021. doi:10.1016/j.compag.2022.107071.
- Souza JR, Mendes CCT, Guizilini V, Vivaldini KCT, Colturato A, Ramos F, Wolf DF. 2015. Automatic Detection of *Ceratocystis wilt* in *Eucalyptus* crops from Aerial Images Cited By (since 2015): 9]. *Proc - IEEE Int Conf Robot Autom*. 2015-June June:3443–3448. doi:10.1109/ICRA.2015.7139675.
- Wiyanto, H. 2022. Analisa Pengaruh Serangan Bakteri *Xanthomonas* Spp. Terhadap Pertumbuhan Dan Perkembangan Tanaman *Eucalyptus pellita* F. *Muell Clone* Ep 361 wk di Distrik IV PT. Wirakarya Sakti Jambi. S1 thesis, Universitas Jambi.
- Wita DS, Subekti A. 2023. Mobilenet-based Transfer Learning for Detection of *Eucalyptus Pellita* Diseases. *J Nas Pendidik Tek*. siap terbit.
- Zhang C, Kovacs JM. 2012. The Application Of Small Unmanned Aerial Systems For Precision Agriculture: A review. *Precis Agric*. 13(6):693–712. doi:10.1007/s11119-012-9274-5.
- Zhang YL, Lian Q, Zhang W. 2017. Design And Test Of A Six-Rotor Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Electrostatic Spraying System for Crop Protection. *Int J Agric Biol Eng*. 10(6):68–76. doi:10.25165/j.ijabe.20171006.3460.