

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pengembangan usaha tanaman hias memiliki peluang yang besar seiring dengan maraknya pembangunan di sektor pariwisata, kompleks perumahan, perhotelan, perkantoran, dan taman kota (Deptan, dikutip dalam Agung et al., 2017; Fadila et al., 2023). Kebutuhan akan tanaman hias juga terus meningkat setiap tahunnya berbanding lurus dengan meningkatnya minat masyarakat seiring dengan adanya pertumbuhan penduduk, peningkatan pendapatan dan taraf hidup, serta kesadaran akan pentingnya lingkungan yang sehat dan menarik, terutama di perkotaan (Fadila et al., 2023; Putri, 2022). Pasar tanaman hias di Indonesia juga sangat menjanjikan, dengan pertumbuhan stabil dalam permintaan domestik yang mencapai rata-rata 21,8% per tahun dan nilai ekspor mencapai Rp1,3 triliun selama Januari-Juli 2022 (Kementan, dikutip dalam *Kebutuhan Florikultura Di Pasar Domestik Tumbuh 21,8 Setahun*, n.d.; Menteri Sosial : *Jangan Hanya Sekadar Hobi, Tanaman Hias Harus Bisa Dongkrak Perekonomian Nasional*, n.d.). Bersamaan dengan itu, jumlah pengguna *e-commerce* di Indonesia juga menunjukkan peningkatan, mencapai 178,94 juta orang pada 2022, meningkat sebesar 12,79% dari tahun sebelumnya (*Forum Kemitraan UMKM Dengan Ritel Modern Dan Marketplace Di Bandung - Ditjen PDN*, n.d.). Tidak heran jika permintaan untuk membeli tanaman hias melalui platform *e-commerce* juga meningkat.

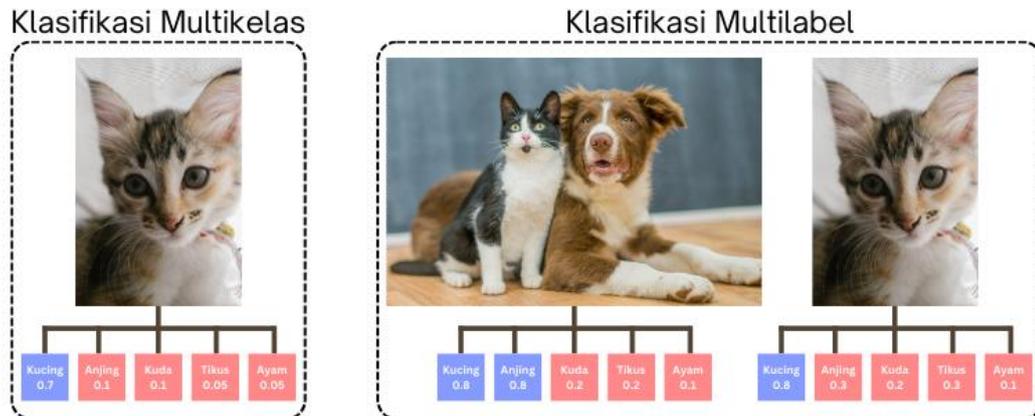
Namun, meskipun tren tanaman hias terus berkembang, salah satu tantangan utama yang dihadapi industri ini adalah minimnya pengetahuan masyarakat dalam mengenali dan mempelajari tanaman hias di Indonesia (Refandi, dikutip dalam Rosyia et al., 2022). Pencarian berbasis teks sering kali tidak efektif karena banyaknya variasi dalam penamaan tanaman. Nama tanaman hias seringkali berbeda-beda berdasarkan daerah, bahasa, atau bahkan preferensi pribadi. Hal ini menyebabkan kesulitan bagi pengguna dalam mencari tanaman hias yang diinginkan melalui platform *e-commerce*. Oleh karena itu, fitur pencarian berbasis gambar menjadi solusi yang menarik untuk mengatasi masalah ini. Dengan

pencarian berbasis gambar, pengguna dapat mengunggah foto tanaman hias dan sistem akan mencarikan tanaman yang sesuai berdasarkan gambar tersebut.

Penelitian sebelumnya telah berhasil menggunakan klasifikasi multikelas untuk mengembangkan model klasifikasi tiga jenis tanaman hias (Tama & Santi, 2023), lima jenis tanaman hias (Sibarani et al., 2023), tujuh jenis tanaman hias (Suswati, 2024), dan 10 jenis tanaman hias (Hama et al., 2024). Klasifikasi multikelas secara umum mengategorikan suatu *instance* ke dalam salah satu dari N kelas, dengan distribusi probabilitas yang dikeluarkan model untuk setiap kelas biasanya dicapai melalui fungsi Softmax di *Neural Network*. Fungsi Softmax mengubah skor keluaran mentah (logit) menjadi probabilitas yang berjumlah 1, menjadikan probabilitas setiap kelas saling bergantung (Murphy, 2012). Dalam konteks ini, penggunaan klasifikasi multikelas relevan dan efektif untuk berbagai aplikasi, terutama ketika jumlah kelas terbatas dan perbedaan antar kelas cukup jelas.

Dalam situasi di mana jumlah kelas bertambah dan kesamaan visual antar kelas meningkat, seperti dalam klasifikasi gambar tanaman hias di mana spesies yang berbeda mungkin memiliki fitur yang tumpang tindih, pendekatan multikelas bisa menghadapi tantangan dalam memberikan prediksi yang akurat. Pada kondisi ini, ketika fitur visual antar kelas menjadi semakin mirip, kebutuhan untuk prediksi yang lebih fleksibel dan tidak saling eksklusif menjadi penting. Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian ini menggunakan pendekatan metode klasifikasi multilabel. Berbeda dengan klasifikasi multikelas yang label kelasnya saling eksklusif, klasifikasi multilabel memungkinkan prediksi beberapa kelas atau label yang tidak saling eksklusif (Gerniers & Saerens, 2018). Dalam klasifikasi multilabel, setiap *instance* dapat memiliki satu atau lebih label utama dengan prediksi setiap kelas yang bersifat independen (J. Huang et al., 2016). Hal ini memungkinkan model untuk lebih efektif mengenali tanaman hias yang memiliki fitur visual mirip dengan spesies lain, karena model tidak dipaksa untuk memilih hanya satu kelas. Pendekatan ini telah terbukti efektif dalam berbagai konteks klasifikasi gambar lainnya, seperti dalam klasifikasi motif batik (Bariyah et al., 2021), klasifikasi cacat permukaan baja (Komijani et al., 2022), serta klasifikasi jenis sayuran (Wijaya et al., n.d.). Ketiga penelitian ini menunjukkan bahwa

klasifikasi multilabel dapat menjadi solusi yang efektif dalam konteks di mana objek memiliki ciri visual yang kompleks dan saling tumpang tindih, seperti yang dihadapi dalam klasifikasi tanaman hias.



Gambar 1.1 Perbandingan klasifikasi multikelas dan multilabel

Untuk menghasilkan model yang terbaik, penelitian ini mengimplementasikan pendekatan *transfer learning*. Transfer learning sangat populer dalam *deep learning* karena memungkinkan pelatihan jaringan dengan jumlah data yang relatif kecil namun dengan akurasi yang tinggi. Pada *transfer learning*, model yang sebelumnya telah dilatih dengan tugas tertentu digunakan sebagai *base*/dasar pada tugas yang berbeda. Hal ini menghemat waktu dan sumber daya yang diperlukan dibanding dengan melatih model dari awal (Zhuang et al., 2020). Dalam konteks klasifikasi gambar tanaman hias, *transfer learning* dapat menjadi alat yang sangat berguna. Misalnya, kita dapat menggunakan model yang sebelumnya telah dilatih (*pre-trained model*) pada dataset yang lebih besar, misalnya model yang dilatih pada ImageNet, sebagai dasar untuk mengenali jenis tanaman hias. Kemudian, model tersebut dapat disesuaikan dengan dataset gambar spesifik tanaman hias yang akan digunakan dalam penelitian ini (Qisthan, n.d.). *Transfer learning* memungkinkan model memanfaatkan fitur-fitur visual umum yang sudah dipelajari dari dataset yang lebih besar dan lebih umum, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model pada dataset yang lebih spesifik dan lebih kecil (Kornblith et al., 2019).

Penelitian ini akan memanfaatkan arsitektur Inception V3. Inception V3 adalah salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk tugas klasifikasi gambar yang dikembangkan oleh Google. Inception V3 dibangun

berdasarkan konsep arsitektur Inception sebelumnya dan dirancang untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi tugas klasifikasi gambar. Model ini sebelumnya telah dilatih pada kumpulan data besar bernama ImageNet, yang berisi lebih dari 14 juta gambar dan 1000 kelas berbeda. Hal ini memungkinkan model digunakan untuk *transfer learning* pada tugas klasifikasi gambar lainnya dengan kumpulan data yang lebih kecil, sehingga dapat disesuaikan untuk tugas tertentu (Pratitis et al., 2023). Inception V3 menggunakan konsep "*Inception modules*" yang memungkinkan jaringan untuk memilih filter yang paling relevan untuk setiap bagian dari gambar dan meningkatkan akurasi dan efisiensi komputasi (Szegedy et al., 2016). Penelitian sebelumnya telah berhasil mengembangkan model klasifikasi menggunakan arsitektur Inception V3 untuk klasifikasi warna pada kematangan buah kopi (Ungkawa & Al Hakim, 2023), penyakit tanaman tomat (Bastari & Cherid, 2023), bahkan Inception V3 mendapat nilai akurasi dan *recall* tertinggi pada klasifikasi Pneumonia dibandingkan dengan beberapa arsitektur lain, seperti VGG-16 dan ResNet50 (Mujahid et al., 2022).

Selain itu, menentukan ambang probabilitas prediksi (*threshold*) juga sangat krusial untuk prediksi yang akurat pada pengujian dan data yang tidak diketahui. Di sebagian besar klasifikasi, ambang batas probabilitas prediksi *default* adalah 0,5. Namun, ambang batas ini tidak selalu berfungsi dengan baik untuk prediksi klasifikasi dengan dataset yang tidak seimbang (Zou et al., 2016). *F1-score* adalah metrik evaluasi yang menggabungkan dan menghitung keseimbangan antara *precision* dan *recall* untuk mengukur akurasi model. *Precision* adalah rasio antara prediksi positif yang benar terhadap total prediksi positif seluruhnya, sedangkan *recall* adalah rasio antara prediksi positif yang benar terhadap total kasus positif yang sebenarnya. Memaksimalkan *F1-score* berarti meningkatkan juga keseimbangan antara *precision* dan *recall*, yang sangat penting dalam aplikasi praktis di mana *cost* terhadap kesalahan prediksi dapat sangat tinggi (Zachary Chase Lipton et al., 2014). Dalam konteks klasifikasi multilabel tanaman hias, optimasi *threshold* dapat membantu dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan seimbang, sehingga fitur pencarian gambar dapat memberikan hasil yang lebih relevan bagi pengguna .

Dengan mempertimbangkan peningkatan minat terhadap tanaman hias dan tantangan dalam pencarian berbasis teks di platform *e-commerce* tanaman hias, penelitian ini berfokus pada pengembangan dan implementasi model klasifikasi yang efektif untuk fitur pencarian berbasis gambar. Melalui penggunaan *transfer learning* dengan Inception V3 dan optimasi *thresholding* untuk memaksimalkan *F1-score*, diharapkan model ini dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan memuaskan bagi pengguna aplikasi Hiazee, sehingga memperbaiki pengalaman pencarian tanaman hias secara signifikan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian di atas, terdapat beberapa masalah yang dapat diidentifikasi, antara lain sebagai berikut.

1. Bagaimana mengembangkan model klasifikasi tanaman hias menggunakan *transfer learning* dengan arsitektur Inception V3 dan optimasi *thresholding* untuk memaksimalkan *F1-score*?
2. Bagaimana mengintegrasikan model klasifikasi tanaman hias ke dalam fitur pencarian gambar di aplikasi Android *e-commerce* tanaman hias Hiazee?
3. Bagaimana berbagai kondisi lingkungan (jarak, pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan variasi *background*) memengaruhi akurasi prediksi model?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengembangkan model klasifikasi tanaman hias menggunakan *transfer learning* dengan arsitektur Inception V3 serta optimasi *thresholding* dengan memaksimalkan *F1-score*.
2. Mengintegrasikan model klasifikasi tanaman hias ke dalam fitur pencarian gambar di aplikasi Android *e-commerce* tanaman hias Hiazee.

3. Mengevaluasi pengaruh berbagai kondisi lingkungan (jarak, cahaya, sudut pengambilan gambar, dan variasi *background*) terhadap akurasi prediksi model.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat yang dapat diidentifikasi, antara lain sebagai berikut.

1. Bagi Penulis

Penelitian ini meningkatkan pemahaman dan keterampilan penulis dalam bidang *Machine Learning*, terutama pada klasifikasi multilabel, *transfer learning* menggunakan arsitektur Inception V3, optimasi *thresholding* dengan memaksimalkan *F1 score*, dan integrasi model dengan aplikasi Android. Selain itu, penulis dapat berkontribusi pada literatur akademik dan komunitas *Artificial Intelligence (AI)*, *Machine Learning*, dan *Deep Learning* dengan menyumbangkan penelitian yang relevan dan bermanfaat.

2. Bagi Hiazee dan Penggunaanya

Penelitian ini bermanfaat dalam menyediakan fitur pencarian gambar yang lebih akurat untuk mengenali berbagai jenis tanaman hias. Selain itu, penelitian ini juga memberikan panduan yang jelas kepada pengguna untuk meningkatkan performa prediksi dan pengalaman pengguna aplikasi Hiazee, sehingga meningkatkan nilai tambah dan daya saing aplikasi Hiazee di pasar tanaman hias dan hortikultura.

3. Bagi Program Studi

Penelitian ini dapat meningkatkan reputasi akademik program studi melalui penelitian yang relevan dan berkualitas tinggi. Selain itu, penelitian ini menyediakan studi kasus yang dapat digunakan sebagai bahan ajar dalam mata kuliah terkait *Artificial Intelligence (AI)*, *Machine Learning*, dan *Deep Learning*.

4. Bagi Pembaca

Penelitian ini menyediakan informasi baru dan relevan mengenai penggunaan teknologi *Artificial Intelligence (AI)*, *Machine Learning*, dan

Deep Learning untuk klasifikasi tanaman hias. Penelitian ini memberikan wawasan tentang aplikasi praktis teknologi AI, *Machine Learning*, dan *Deep Learning* dalam kehidupan sehari-hari, khususnya di bidang tanaman hias dan hortikultura. Penelitian ini juga menjadi referensi bagi peneliti lain yang ingin mengembangkan penelitian lebih lanjut di bidang klasifikasi multilabel, *transfer learning*, dan optimasi *thresholding*.

1.5 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa batasan masalah yang perlu diperhatikan, antara lain sebagai berikut.

1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada dataset Goletplant yang diperoleh dari Roboflow, yang mencakup 36 jenis tanaman hias.
2. Setiap gambar dalam dataset dilabeli dengan satu kelas tanaman hias.
3. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang dan disesuaikan khusus untuk fitur pencarian gambar pada *e-commerce* tanaman hias Hiazee.

1.6 Sistematika Penulisan

Pada bagian sistematika penulisan ini akan diuraikan mengenai penjelasan dari tiap bab.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini akan menyampaikan permasalahan dalam penelitian ini dan menyampaikan alasan penulis mengangkat topik ini sebagai topik skripsi. Pada Bab I, terdapat enam subbab, yaitu latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini berisi tentang teori-teori pendamping atau pendukung untuk melakukan penelitian. Teori yang dijelaskan pada bab ini meliputi: *Artificial Intelligence* (AI), *Machine Learning*, *Deep Learning*, *Computer Vision*, CNN, Klasifikasi Multilabel,

Transfer Learning, Inception V3, penentuan *threshold* optimal, metrik evaluasi model (*Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 Score*, *Confusion Matrix*, dll), *tools*, serta penelitian-penelitian terkait.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan langkah-langkah penelitian yang akan dilakukan, dimulai dari desain penelitian, alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian, dan yang terakhir adalah metode penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas proses pengumpulan data untuk proses penelitian, perancangan model komputasi dan implementasinya ke dalam kode program, juga perancangan skenario eksperimen dan hasil eksperimen yang telah dilakukan selama penelitian. Semua pertanyaan mengenai masalah yang diangkat dalam tema skripsi dibahas pada bab ini, di antaranya adalah tentang pengembangan model, persiapan dataset, penggunaan arsitektur Inception V3, penentuan *threshold*, integrasi dengan aplikasi Android, pengaruh berbagai kondisi lingkungan terhadap performa model, dan panduan terbaik dalam menggunakan fitur pencarian berbasis gambar di aplikasi Hiazee.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian tentang pengembangan model klasifikasi multilabel untuk mengenali berbagai jenis tanaman hias serta integrasinya dalam aplikasi Android Hiazee. Penulis juga memberi saran bagi peneliti selanjutnya dari hasil penelitian yang telah dilakukan, termasuk rekomendasi untuk peningkatan akurasi model, teknik pengolahan data yang lebih efektif, serta penerapan lebih lanjut dari penelitian ini dalam konteks yang berbeda atau lebih luas.