

KLASIFIKASI JENIS DAN ESTIMASI TINGGI TANAMAN BONSAI MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN RF-DETR

Aditya Muhamad Maulana, Undang Syaripudin, Muhammad Deden Firdaus

Informatika, Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung
Jl. A.H. Nasution No. 105, Cipadung, Kec. Cibiru, Kota Bandung, Indonesia
adityamuhamadmaulana@gmail.com

ABSTRAK

Bonsai merupakan seni budidaya tanaman yang kerap diperlombakan dengan kriteria penilaian yang mencakup klasifikasi jenis dan pengukuran tinggi tanaman. Penilaian bonsai yang manual dalam perlombaan cenderung subjektif, tidak konsisten, dan menjadi tidak efisien dalam hal klasifikasi dan pengukuran tinggi bonsai. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem berbasis hybrid dengan mengintegrasikan VGG19 berbasis CNN dan Roboflow Detection Transformer (RF-DETR) untuk mengotomatisasi klasifikasi serta pengukuran tinggi bonsai dengan menggunakan pendekatan CRISP-DM. Dataset yang digunakan berjumlah 1.050 gambar bonsai yang diambil dari perlombaan bonsai di UIN Sunan Gunung Djati Bandung dan beberapa gambar bonsai yang diambil dari sumber di internet, yang dibagi menjadi 5 kelas: Anting Putri, Cemara Sargenti, Cemara Sinensis, Sisir, dan Sancang. Setiap gambar diubah ke ukuran 512×512 piksel disertai normalisasi dan augmentasi untuk keperluan peningkatan generalisasi model. VGG19 untuk mengidentifikasi karakteristik morfologi dari bonsai, dan RF-DETR untuk mendeteksi bonsai dan pot sebagai referensi kalibrasi spasial dalam konversi piksel ke sentimeter. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 74% dengan akurasi tertinggi kelas Anting Putri 85%. Visualisasi Grad-CAM menunjukkan bahwa model berfokus pada area morfologi yang relevan. Sistem ini diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask dan React yang dapat memberikan informasi klasifikasi jenis bonsai, confidence score beserta estimasi tinggi tanaman.

Kata kunci : Bonsai; VGG19; RF-DETR; Klasifikasi Citra; Estimasi Tinggi Tanaman;

1. PENDAHULUAN

Bonsai merupakan seni budidaya tanaman yang berasal dari Asia Timur, khususnya Tiongkok dan Jepang, yang bertujuan membentuk pohon berukuran kecil menyerupai pohon besar melalui teknik pemangkasan, pembentukan, dan perawatan khusus, serta kini telah berkembang menjadi seni internasional yang memadukan nilai estetika dengan pengetahuan ilmu tanaman [1].

Di Indonesia, kegemaran terhadap seni ini diwadahi oleh Perkumpulan Penggemar Bonsai Indonesia (PBBI), yang memiliki tujuan untuk menyatukan para penggemar bonsai di seluruh Indonesia dan menyediakan tempat untuk berbagi pengetahuan [2].

Selain menjadi sarana seni dan hobi, bonsai juga dijadikan ajang perlombaan dan bisnis yang mampu menggerakkan perekonomian kreatif [3].

Dalam ajang perlombaan bonsai, penilaian berpedoman pada empat kriteria utama, yaitu penampilan, gerak dasar (yang mencakup penilaian jenis bonsai), keserasian (yang mencakup pengukuran tinggi bonsai), dan kematangan [4], [5].

Akan tetapi, cara penjurian dan pengukuran yang dilakukan secara manual masih memiliki beberapa kelemahan. Penilaian manual ini memakan banyak waktu, yang mana tidak efisien untuk perlombaan berskala besar dengan ratusan peserta, serta sangat rentan terhadap bias subjektivitas dan ketidaksetaraan persepsi antar juri. Kesalahan akibat ketidaktepatan pengukuran ataupun penilaian subjektif ini berpotensi

memengaruhi keakuratan dan keputusan akhir hasil sebuah lomba [6].

Untuk menangani masalah tersebut, teknologi *Computer Vision* dan *Deep Learning* digunakan sebagai solusi inovatif untuk mengotomatisasi proses penilaian. Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti efektif dalam mengenali karakteristik morfologi untuk mengklasifikasikan jenis tanaman dengan akurasi yang tinggi [7], [8], [9].

Meskipun demikian, klasifikasi jenis saja tidak cukup karena di dalam penjurian tinggi tanaman juga menjadi objek penilaian. Oleh karena itu, sistem juga perlu melakukan estimasi tinggi tanaman. Model berbasis *Transformer* yaitu *Roboflow Detection Transformer* (RF-DETR) akan digunakan untuk mengukur estimasi tinggi karena terbukti dapat mendeteksi objek dengan akurat [10], [11].

Model RF-DETR mendeteksi pot bonsai untuk mengonversi dimensi piksel menjadi ukuran metrik dunia nyata secara akurat. Oleh karena itu, melalui integrasi keunggulan model VGG19 (CNN) untuk klasifikasi jenis dan RF-DETR untuk estimasi tinggi, diharapkan dapat tercipta sebuah sistem penilaian otomatis yang efisien, akurat, dan konsisten di era modern.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan dengan penelitian ini yaitu penerapan algoritma Deep Learning dalam klasifikasi maupun estimasi dimensi tanaman. Penggunaan

arsitektur CNN yaitu VGG19 menunjukkan *accuracy* yang tinggi dalam mengklasifikasikan gaya bonsai dengan akurasi 89%, serta mampu mengklasifikasikan jenis rempah rhizoma zingiberaceae hingga akurasi 100% [12], [13].

Di sisi lain, penelitian yang menerapkan algoritma CNN untuk mendeteksi tinggi tanaman jagung berhasil mencapai akurasi stabil sebesar 80% yang terbukti efektif dalam memproses dan mengenali pola visual dari gambar tanaman jagung [14].

Sementara itu, pendekatan berbasis *Transformer* yaitu model RF-DETR telah terbukti jauh lebih superior dan stabil (mAP@50 0,9464 pada *single-class* dan mAP@50 0,8298 pada *multi-class*.) dibandingkan YOLOv12 (mAP@50:95 terbaik pada 0.7620 *single-class* dan 0.6622 *multi-class*) dalam mendeteksi objek tunggal maupun jamak pada lingkungan yang rumit [15].

Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa arsitektur VGG19 terbukti efektif dalam mengklasifikasikan morfologi tanaman, sementara model RF-DETR unggul dalam akurasi deteksi objek. Namun, hingga saat ini belum terdapat penelitian yang menggabungkan dua pendekatan tersebut secara *hybrid* untuk menangani klasifikasi jenis dan estimasi tinggi tanaman bonsai secara bersamaan. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi VGG19 dan RF-DETR sebagai dua komponen utama sistem.

2.2. Artificial Intelligence

Kecerdasan Buatan atau Artificial Intelligence (AI) adalah kemampuan suatu sistem untuk menyerupai kecerdasan manusia, terutama dalam melakukan aktivitas seperti memahami logika, belajar, dan memecahkan masalah. Teknologi ini bekerja dengan memanfaatkan algoritma dan machine learning, sehingga sistem dapat mengembangkan kemampuan kognitif tertentu serta menjalankan tugas secara mandiri maupun semi-mandiri. Dalam artikel tersebut, AI dibedakan berdasarkan tingkat kemampuan kognitif, yaitu AI lemah atau terbatas, AI umum atau kuat, dan kecerdasan super artifisial (Artificial Super Intelligence atau ASI), serta berdasarkan tingkat otonominya, yaitu AI reaktif, deliberatif, kognitif, dan otonom atau sepenuhnya otonom. Perkembangan kecerdasan buatan dinilai dapat mengoptimalkan berbagai proses dan meningkatkan produktivitas manusia dalam menyelesaikan pekerjaan yang kompleks [16].

2.2. Deep Learning

Deep learning adalah sub-bidang *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan yang lebih dalam dan lebih kompleks. Jaringan ini dihubungkan dengan berbagai lapisan yang dapat mempelajari representasi yang lebih abstrak dari data dan mengerjakan tugas yang lebih kompleks. Misalkan dalam *deep learning*, data yang bisa saja bersifat tekstual, visual, atau auditory dapat diproses hingga mesin dapat memahami dan membuat keputusan. Oleh

karena itu, dalam setiap proses, *deep learning* mengandalkan data yang diproses dan hasil yang dihasilkan. Berbagai macam bidang bahkan telah menggunakan metode ini, seperti *face recognition*, *natural language processing*, atau *medical image analysis* [17].

Deep learning terdiri dari tiga unit yang saling berhubungan, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* adalah unit yang menampung informasi yang diberikan kepada sistem. Kemudian, *hidden layer* berperan dalam memproses data input dengan menggunakan algoritma yang disesuaikan agar kesalahan dalam perhitungan output dapat diminimalisir. Setelah itu, *output layer* menampilkan hasil dari proses yang dilakukan oleh *hidden layer*. Jika lapisan semakin kompleks dan semakin banyak label yang digunakan dalam model pembelajaran, maka tingkat keakuratan prediksi yang dihasilkan juga akan semakin baik [18].

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu model yang digunakan dalam pendekatan *deep learning* untuk *image recognition*, yang mana dalam hal ini CNN bekerja dengan meniru cara sistem saraf manusia dalam pengolahan data. CNN bertujuan untuk mengekstrak fitur penting dalam citra dan mengklasifikasikannya menjadi data. CNN memberikan input berupa citra dan terlebih dahulu melakukan perhitungan bobot yang relevan untuk mengelompokkan datanya. CNN belajar dengan dua cara. Cara yang pertama adalah dengan mempelajari fitur citra dan cara yang kedua adalah dengan memberikan tugas klasifikasi pada citra tersebut [19]

2.4. Roboflow Detection Transformer (RF-DETR)

RF-DETR (*Real-time Detection Transformer*) adalah arsitektur pendeteksi objek berbasis transformer yang dirancang untuk inferensi secara *real-time*, menggabungkan mekanisme *self-attention* dengan efisiensi komputasi tinggi sehingga mampu mendeteksi dan melokalisasi objek dalam citra dengan latensi yang rendah [11].

Model ini menghasilkan output berupa *bounding box* beserta *confidence score* untuk setiap objek yang terdeteksi dalam satuan piksel. Dalam penelitian ini, model RF-DETR versi Base diambil langsung dari platform Roboflow dan digunakan melalui inferensi API tanpa proses pelatihan ulang secara lokal [20]. Evaluasi performa model didasarkan pada metrik mAP (mean Average Precision), Precision, dan Recall. Pemilihan RF-DETR didasarkan pada kemampuannya dalam mendeteksi objek secara akurat sekaligus menghasilkan koordinat *bounding box* yang presisi, yang merupakan input esensial dalam proses kalibrasi spasial untuk konversi piksel ke satuan sentimeter.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode CRISP-DM sebagai pendekatan sistematis dalam merancang dan

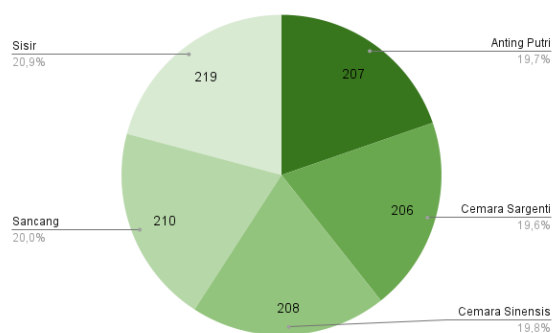
melatih model klasifikasi dan estimasi tinggi tanaman bonsai. CRISP-DM dipilih karena memberikan kerangka kerja yang terstruktur dan komprehensif dalam menangani proses data mining maupun *deep learning*, yang terdiri dari enam tahapan utama [21], [22]

3.1. Business Understanding

Penelitian ini dilakukan karena adanya potensi bias subjektif dan inefisien waktu yang kerap terjadi pada sistem penjurian manual pada perlombaan bonsai, terutama dalam hal klasifikasi jenis dan pengukuran tinggi tanaman. Sebagai upaya solusi modern untuk mengatasi risiko ketidakakuratan penilaian pada perlombaan yang besar, penelitian ini mengusulkan sebuah sistem terotomasi berbasis hibrida. Dalam sistem ini, model VGG19 digunakan untuk mengenali ciri-ciri morfologi jenis bonsai, sedangkan model RF-DETR dimanfaatkan untuk mendeteksi batas spasial pot sebagai acuan kalibrasi estimasi tinggi aktual tanaman bonsai. Tujuan integrasi kedua model ini untuk mentransformasi proses penjurian menjadi lebih terstandarisasi, efisien, serta dapat meminimalisasi tingkat kesalahan manusia.

3.2. Data Understanding

Penelitian ini menggunakan dataset yang dikumpulkan melalui dokumentasi Lomba Bonsai yang diselenggarakan di agro edukasi park kampus 2 UIN Sunan Gunung Djati Bandung serta penelusuran dari berbagai sumber di internet. Dataset ini terdiri dari 1.050 gambar tanaman bonsai yang terbagi ke dalam lima kelas jenis, meliputi: Anting Putri (207 gambar), Cemara Sargenti (206 gambar), Cemara Sinensis (208 gambar), Sisir (210 gambar), dan Sancang (219 gambar). Karakteristik citra dalam dataset ini juga merepresentasikan kondisi nyata di lapangan, yang direpresentasikan oleh adanya variasi pada sudut pengambilan gambar, jarak pemotretan, serta intensitas kondisi pencahayaan.



Gambar 1. Distribusi data

3.3. Data Preparation

Dalam tahap ini, dataset diproses agar memenuhi standar komputasi arsitektur VGG19. Gambar diubah ke ukuran seragam menjadi 512x512 piksel, lalu menormalisasi nilai matriks ke rentang 0 hingga 1 untuk mempercepat proses konvergensi model.

Selanjutnya, label kelas yang berformat teks ditransformasi menjadi representasi numerik melalui metode *Label Encoding*. Dataset latih diaugmentasi menggunakan ImageDataGenerator dengan konfigurasi rotasi maksimal 10 derajat, *horizontal flip*, dan *fill mode nearest*. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian yaitu training dan test. 80% data dialokasikan untuk *training set* dan 20% dialokasikan sebagai data *testing set* untuk keperluan evaluasi.

3.4. Modeling

Pada tahap Modeling, penelitian ini menerapkan pendekatan *hybrid* dengan mengintegrasikan dua model yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Roboflow Detection Transformer* (RF-DETR) untuk menjalankan fungsi klasifikasi jenis dan estimasi tinggi tanaman bonsai. CNN bertanggung jawab dalam proses *feature learning*, yang mencakup mengenali karakteristik morfologi pada gambar tanaman bonsai. VGG19 dipilih sebagai arsitektur CNN karena kedalaman strukturnya yang mampu memaksimalkan proses ekstraksi fitur morfologi kompleks pada tanaman bonsai.

Untuk mengestimasi tinggi tanaman bonsai, penelitian ini memanfaatkan model *Roboflow Detection Transformer* (RF-DETR). Model dijalankan secara langsung melalui API Roboflow tanpa memerlukan pelatihan ulang secara lokal. Output dari RF-DETR yang berupa koordinat *bounding box* dalam satuan piksel. Data tersebut diproses dan dijadikan sebagai dasar kalibrasi spasial dengan memanfaatkan referensi ukuran pot aktual untuk dikonversi dari satuan piksel menjadi satuan sentimeter, sehingga estimasi tinggi tanaman bonsai dapat diperoleh secara otomatis dalam satuan sentimeter.

3.5. Evaluation

Pada tahap evaluasi, performa kedua model diukur menggunakan *testing set* yang telah dialokasikan sebelumnya. Evaluasi model klasifikasi VGG19 dilakukan melalui dua pendekatan. Pertama, secara kuantitatif menggunakan empat metrik utama yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi prediksi yang benar dan tingkat misklasifikasi pada setiap jenis bonsai. Kedua, secara kualitatif dilakukan menggunakan *Grad-CAM* (Gradient-weighted Class Activation Mapping) untuk memvisualisasikan bagian mana yang menjadi dasar model untuk menentukan jenis bonsainya, sehingga perilaku model yang bersifat *black-box* dapat dievaluasi secara lebih transparan. Untuk evaluasi model RF-DETR merujuk pada metrik deteksi objek yang terdapat pada platform Roboflow, yaitu mAP (mean Average Precision), Precision, dan Recall.

3.6. Deployment

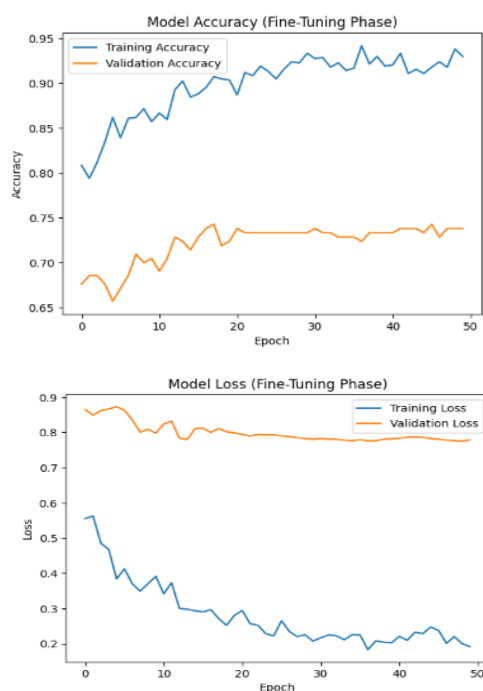
Pada tahap deployment, Model digabungkan ke dalam aplikasi berbasis web yang dibangun untuk pengujian model dan dirancang supaya pengguna

dapat menggunakannya dengan mudah. Bagian *frontend* ini dibangun menggunakan *library* React dan Tailwind CSS untuk menghasilkan tampilan yang dinamis/*responsive*. Melalui *frontend* ini, pengguna mengunggah gambar tanaman bonsai dan memasukkan nilai tinggi pot sebenarnya sebagai acuan kalibrasi spasial, setelah itu dikirimkan ke bagian *backend* untuk diklasifikasikan dan diukur tingginya.

Untuk Bagian *backend* sistem dibangun menggunakan Flask, karena lebih mudah dan fleksibel untuk kebutuhan model *machine learning*. Penempatan model pada flask dibagi menjadi dua alur agar bagian *backend* berjalan tidak terlalu berat, model klasifikasi VGG19 dijalankan secara lokal dengan memuat file berformat .h5 (format standar penyimpanan model Keras/TensorFlow), Lalu model RF-DETR untuk estimasi tinggi dijalankan secara eksternal melalui API Roboflow. Pembagian beban kerja ini dirancang untuk memaksimalkan pemanfaatan sumber daya komputasi, sehingga sistem mampu memberikan respons yang cepat dan efisien terhadap permintaan analisis pengguna.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini diuraikan hasil pengujian dan evaluasi kinerja dari model klasifikasi bonsai yang telah dikembangkan. Tahapan evaluasi diawali dengan memantau dinamika pembelajaran model selama fase pelatihan untuk melihat seberapa baik arsitektur model beradaptasi dalam mengenali pola dataset. Pemantauan ini divisualisasikan melalui grafik kurva pembelajaran yang merekam pergerakan nilai akurasi dan tingkat kesalahan secara berkala. Rekaman kelayakan proses pelatihan model tersebut dapat diamati secara rinci pada Gambar 1. berikut.

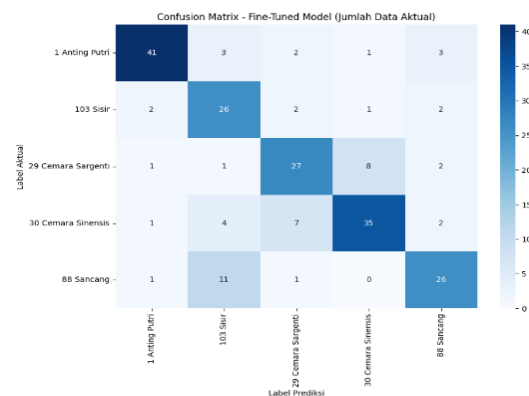


Gambar 2. Diagram Learning Curve

Sebelum mengevaluasi performa pada data uji, analisis *Learning Curve* pada Gambar 1 selama 50 epoch perlu dilakukan. Pada awal pelatihan hingga epoch ke-20, model menunjukkan peningkatan akurasi validasi yang mencapai angka 0,74. Namun, metrik validasi ini kemudian stagnan hingga akhir masa pelatihan. Sementara itu, akurasi pelatihan terus meningkat tajam hingga mencapai 0,94, dengan tingkat kesalahan yang menurun hingga 0,20. Perbedaan yang signifikan antara kedua metrik ini menunjukkan adanya *overfitting*, di mana model terlalu menghafal data latih dan gagal menggeneralisasi data baru.

Stagnasi pada performa validasi tersebut mengindikasikan bahwa model kesulitan mengekstraksi fitur utama objek secara optimal, akibat tingginya variasi visual pada dataset. Kompleksitas latar belakang serta perbedaan sudut pengambilan gambar diperkirakan menjadi faktor pembatas utama. Kondisi ini membuat model cenderung menghafal detail lingkungan sekitar objek, daripada mempelajari fitur morfologi asli dari jenis bonsai itu sendiri.

Menyikapi temuan dalam dinamika pembelajaran tersebut, penelitian ini memanfaatkan visualisasi *confusion matrix* sebagai instrumen utama untuk mendukung analisis kinerja model klasifikasi VGG19 pada data uji. Visualisasi ini menyajikan pemetaan terperinci mengenai distribusi prediksi yang benar maupun keliru terhadap kelima spesies bonsai, yaitu Cemara Sinensis, Cemara Sargenti, Anting Putri, Sancang, dan Sisir. Melalui *confusion matrix* ini, tingkat akurasi model dalam mengenali setiap kelas dapat dievaluasi secara spesifik, serta mempermudah identifikasi kelas yang rentan mengalami misklasifikasi akibat kemiripan morfologi visual.



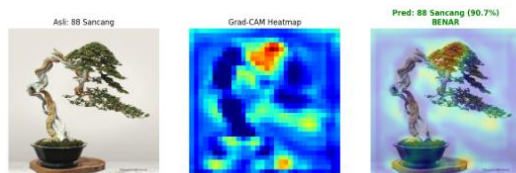
Gambar 3. Confusion Matrix

Berdasarkan *confusion matrix* di atas, model VGG19 menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik dalam mengidentifikasi jenis tanaman bonsai. Kelas yang mendapat nilai akurasi tertinggi didapatkan oleh Anting Putri sebesar 85% (41 dari 50 sampel), selanjutnya Sisir 79% (26 dari 33 sampel), Cemara Sinensis 71% (35 dari 49 sampel), Cemara Sargenti 69% (27 dari 39 sampel), dan Sancang 67% (26 dari 39 sampel). Hasil ini mengindikasikan bahwa

model lebih adaptif dalam mengenali jenis dengan karakteristik visual yang khas, sementara jenis yang memiliki kemiripan morfologi cenderung mendapatkan akurasi yang lebih rendah.

Secara umum, pemetaan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model dapat mengenali sebagian besar kelas bonsai dengan baik, terutama Anting Putri, Sisir, dan Cemara Sinensis. Namun, kemiripan visual yang tinggi antara beberapa kelas, seperti Sancang–Sisir, Cemara Sargenti–Cemara Sinensis, dan Anting Putri–Sancang, masih menimbulkan kesalahan prediksi. Implikasi dari hasil ini menunjukkan perlunya peningkatan kualitas dataset dengan citra yang lebih representatif, penerapan augmentasi data secara spesifik untuk kelas dengan tingkat misklasifikasi tinggi, serta optimalisasi *hyperparameter* model agar arsitektur ekstraksi fitur menjadi lebih sensitif terhadap perbedaan morfologi yang halus.

Selain pendekatan evaluasi kuantitatif menggunakan *confusion matrix*, penelitian ini juga mengimplementasikan pendekatan visual kualitatif melalui teknik *Grad-CAM* (Gradient-weighted Class Activation Mapping). Pendekatan ini sangat krusial untuk dilakukan guna mengatasi sifat *black-box* pada model *deep learning*, di mana proses perhitungan spesifik dalam pengambilan keputusan sering kali sulit untuk diinterpretasikan. Dengan mengekstrak bobot aktivasi dari lapisan konvolusi terakhir, *Grad-CAM* berfungsi sebagai jembatan analitis untuk memetakan dan menyoroti area spesifik pada citra masukan yang paling berkontribusi terhadap prediksi kelas akhir dari model.



Gambar 4. Visualisasi *Grad-Cam*

Gambar di atas menunjukkan hasil analisis *Grad-CAM* dari citra Sancang pada sampel pengujian. Model berhasil mengklasifikasikan citra tersebut dengan benar (*True Positive*) dengan tingkat *confidence score* sebesar 90,7%. Visualisasi *heatmap Grad-CAM* menyoroti area dengan intensitas aktivasi tertinggi yang direpresentasikan oleh region berwarna hangat. Area aktivasi ini terpusat secara spesifik pada arsitektur kanopi daun bagian atas, yang merupakan fitur morfologis khas Bonsai Sancang sekaligus indikator utama dalam pengambilan keputusan klasifikasi. Aktivasi ini menegaskan bahwa model memusatkan komputasinya pada bagian-bagian tanaman yang paling informatif secara biologis.

Model tidak mengekstrak pola piksel secara artifisial, melainkan menyesuaikan bobot aktivasinya dengan relevansi biologis terhadap karakter morfologi Bonsai Sancang. Area latar belakang dan pot yang bersifat non-biologis menunjukkan aktivasi yang

sangat rendah (berwarna biru gelap), menandakan kapabilitas model dalam memisahkan fitur esensial dari *noise* visual secara efektif.

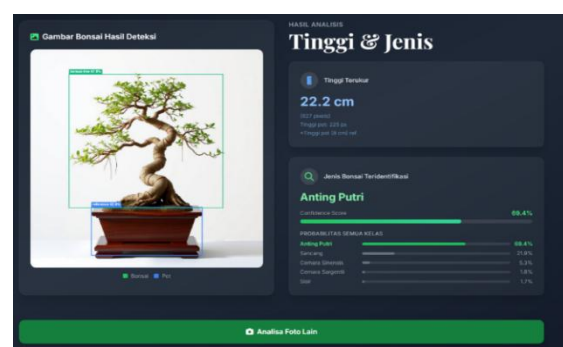
Secara keseluruhan, pemetaan visual *Grad-CAM* ini secara empiris memperkuat interpretabilitas model VGG19, membuktikan bahwa prediksi kelas Sancang didasarkan pada fitur morfologis yang relevan untuk membedakannya dari kelas lain. Model tidak sekadar "menghafal" citra secara utuh, tetapi secara cerdas dan selektif menyoroti area biologis yang paling representatif, sehingga mendukung validitas dan keandalan klasifikasi sistem secara komprehensif.

Untuk menguji fungsi sistem dalam penggunaan nyata, kedua model *deep learning* diintegrasikan ke dalam aplikasi web dengan arsitektur *client-server*. Aplikasi ini dibuat menggunakan Flask dan React untuk mendeteksi jenis bonsai serta mengukur tinggi bonsai berdasarkan gambar yang diunggah oleh pengguna. Bagian *frontend* dikembangkan menggunakan React, Vite, dan Tailwind CSS agar tampilan *website* responsif dan mudah digunakan. Melalui antarmuka tersebut, pengguna dapat mengunggah gambar bonsai serta memasukkan tinggi pot aktual sebagai acuan pengukuran. Sementara itu, bagian *backend* menggunakan Flask berbasis Python untuk memuat dan menjalankan model klasifikasi jenis bonsai serta model deteksi objek.

Proses kerja sistem dimulai ketika pengguna mengunggah gambar bonsai dan memasukkan tinggi pot sebenarnya dalam satuan sentimeter. Input tinggi pot ini diperlukan karena setiap bonsai dapat menggunakan ukuran pot yang berbeda-beda. Oleh karena itu, tinggi pot aktual digunakan sebagai acuan untuk mengubah ukuran objek pada gambar dari satuan piksel menjadi satuan sentimeter. Pada tahap deteksi objek, model RF-DETR mendeteksi bonsai dan pot pada gambar, kemudian menghasilkan ukuran objek dalam satuan piksel. Setelah itu, sistem menghitung rasio perbandingan antara tinggi pot aktual dan tinggi pot yang terdeteksi pada gambar. Rasio tersebut kemudian digunakan untuk menghitung estimasi tinggi bonsai dalam satuan sentimeter.

Perhitungan tinggi bonsai dilakukan dengan persamaan berikut.

$$\text{Tinggi Tanaman (cm)} = \left(\frac{\text{Tinggi Pot Aktual (cm)}}{\text{Tinggi Pot pada citra (px)}} \right) \times \text{Tinggi tanaman (px)} \quad (1)$$



Gambar 5. Tampilan website

Pada Gambar 5, antarmuka *website* terdiri dari dua panel utama. Panel kiri menampilkan “Gambar Bonsai Hasil Deteksi”, yaitu gambar bonsai yang telah diberi *bounding box* hasil deteksi. Pada panel tersebut, model RF-DETR berhasil mendeteksi dua objek, yaitu tanaman bonsai dan pot sebagai objek referensi. Bonsai ditandai dengan *bounding box* berwarna hijau dengan label “bonsai-tree 67,9%”, sedangkan pot ditandai dengan *bounding box* berwarna biru dengan label “reference 52,9%”. Keterangan warna juga ditampilkan pada bagian bawah gambar, yaitu hijau untuk bonsai dan biru untuk pot.

Panel kanan menampilkan “Hasil Analisis Tinggi & Jenis” yang berisi hasil pengukuran tinggi dan klasifikasi jenis bonsai. Pada bagian klasifikasi, model CNN mengidentifikasi bonsai sebagai jenis Anting Putri dengan *Confidence Score* sebesar 69,4%. Nilai tersebut ditampilkan melalui kartu “Jenis Bonsai Teridentifikasi” dan divisualisasikan menggunakan *progress bar* pada indikator “*Confidence Score*”.

Pada proses pengukuran tinggi, sistem menggunakan tinggi pot aktual sebagai acuan konversi dari satuan piksel ke sentimeter. Sebagai contoh, sistem mendeteksi tinggi pot pada citra sebesar 225 piksel dan tinggi bonsai sebesar 627 piksel. Jika tinggi pot aktual yang dimasukkan pengguna adalah 8 cm, maka estimasi tinggi bonsai dihitung sebagai berikut.

$$\text{Tinggi Tanaman (cm)} = \left(\frac{8 \text{ cm}}{225 \text{ px}} \right) \times 627 \text{ px} \quad (1)$$

$$\text{Tinggi Tanaman (cm)} \approx 22,2 \text{ cm} \quad (2)$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, tinggi fisik bonsai diperkirakan sebesar 22,2 cm. Hasil ini kemudian ditampilkan pada bagian “Tinggi Terukur” di panel kanan antarmuka *website*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.

Selain itu, sistem juga menampilkan probabilitas untuk seluruh kelas bonsai, yaitu Anting Putri sebesar 69,4%, Sancang sebesar 21,9%, Cemara Sinensis sebesar 5,3%, Cemara Sargenti sebesar 1,8%, dan Sisir sebesar 1,7%. Tampilan ini membantu pengguna melihat seberapa besar kecenderungan model dalam memprediksi setiap kelas bonsai.

Secara keseluruhan, Gambar 4 menunjukkan bahwa integrasi model RF-DETR dan CNN dapat berjalan dalam satu sistem web yang terpadu. RF-DETR digunakan untuk mendeteksi objek dan membantu proses pengukuran tinggi bonsai, sedangkan CNN digunakan untuk mengidentifikasi jenis bonsai. Dengan demikian, sistem ini mampu menampilkan hasil analisis berupa tinggi bonsai dalam satuan sentimeter dan jenis bonsai beserta tingkat kepercayaannya secara jelas dan mudah dipahami.

Antarmuka web telah berhasil mengintegrasikan kedua model dan memvisualisasikan hasilnya. Evaluasi komprehensif (end-to-end) diperlukan untuk memverifikasi fungsi lengkap dari sistem. Oleh karena itu, pengujian sistem dilakukan pada sepuluh gambar

baru yang tidak digunakan selama pelatihan model dengan kondisi pencahayaan dan presentasi yang bervariasi. Untuk setiap dari lima kelas spesies Bonsai (Anting Putri, Cemara Sargenti, Cemara Sinensis, Sisir, Sancang), diambil dua gambar, sehingga total sepuluh gambar dipilih untuk pengujian sistem.

Pengujian integrasi sistem ini mencakup dua parameter utama pengujian yang meliputi aspek-aspek fundamental dari aplikasi yang terlibat. Aspek-aspek tersebut meliputi Verifikasi akurasi prediksi kelas jenis bonsai melalui arsitektur VGG19, dan pengukuran akurasi prediksi tinggi badan secara fisik dalam sentimeter yang berasal dari kalibrasi kotak pembatas model RF-DETR. Hasil pengujian kinerja yang dilakukan pada aplikasi web tercantum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Klasifikasi Jenis dan Estimasi Tinggi

No.	Jenis Aktual	Prediksi	Tinggi Aktual	Tinggi Ukur
1	Anting Putri	Anting Putri	15 cm	14,6 cm
2	Anting Putri	Anting Putri	43 cm	42,9 cm
3	Cemara Sargenti	Cemara Sargenti	47 cm	49 cm
4	Cemara Sargenti	Cemara Sargenti	22 cm	22,3 cm
5	Cemara Sinensis	Cemara Sinensis	19 cm	18,7 cm
6	Cemara Sinensis	Cemara Sargenti	53 cm	53,4 cm
7	Sancang	Sancang	38 cm	37,5 cm
8	Sancang	Sancang	14 cm	14,2 cm
9	Sisir	Sisir	18 cm	17,9 cm
10	Sisir	Sancang	13 cm	11,6 cm

Berdasarkan pengujian pada Tabel 1, sistem berhasil mengklasifikasikan 8 dari 10 citra uji dengan tepat, dengan dua citra yang mengalami misklasifikasi, yaitu citra Cemara Sinensis yang keliru teridentifikasi sebagai Cemara Sargenti dan citra Sisir yang teridentifikasi sebagai Sancang. Hal ini sejalan dengan hasil evaluasi confusion matrix sebelumnya yang menunjukkan adanya kerentanan misklasifikasi akibat kemiripan morfologi visual antarkelas tersebut.

Di sisi lain, fungsionalitas estimasi tinggi juga menunjukkan performa yang presisi dengan rentang selisih yang tergolong minim, yakni hanya berkisar antara 0,1 cm hingga 2,0 cm dari tinggi dimensi objek fisik aslinya. Adanya selisih minor tersebut umumnya disebabkan oleh ketidaksempurnaan cakupan *bounding box* dari model RF-DETR dalam melingkupi keseluruhan struktur tanaman secara utuh, yang kerap dipicu oleh kualitas serta sudut pengambilan citra yang kurang proporsional. Hasil komprehensif ini membuktikan bahwa arsitektur hibrida VGG19 dan RF-DETR telah berhasil diimplementasikan secara optimal ke dalam sistem web tanpa adanya malfungsi pemrosesan data.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan sistem cerdas berbasis web yang mengintegrasikan arsitektur RF-DETR dan VGG19 untuk analisis fisik tanaman bonsai secara *real-time*, di mana pendekatan komputasi hibrida ini menunjukkan fungsionalitas metrologi yang sangat baik karena model RF-DETR terbukti tangguh dalam mengeksekusi lokalisasi spasial dan mengekstrak parameter referensi pot guna mengestimasi tinggi aktual tanaman secara objektif. Meskipun demikian, evaluasi terhadap model klasifikasi VGG19 mengungkap adanya ruang optimalisasi mengingat tingkat akurasi validasi (*val_accuracy*) yang belum mencapai titik maksimal, di mana penurunan performa ini secara empiris dipicu oleh tingginya variansi visual pada dataset pelatihan akibat faktor ketidakkonsistenan akuisisi citra seperti disparitas sudut pandang, variasi jarak pemotretan, fluktuasi pencahayaan, dan kompleksitas latar belakang (*background noise*) yang mengakibatkan model kesulitan mengekstrak fitur morfologi esensial yang membedakan antar spesies secara konsisten. Untuk mengatasi batasan tersebut dan meningkatkan reliabilitas sistem, penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan standarisasi protokol akuisisi data dengan pengambilan citra berlatar belakang seragam dan sudut pandang yang konsisten agar model dapat memusatkan perhatian komputasi pada struktur esensial daun dan batang, mengeksplorasi teknik pra-pemrosesan seperti segmentasi latar belakang (*background removal*) sebelum citra diklasifikasikan, memperkaya dataset melalui teknik augmentasi tingkat lanjut, serta mempertimbangkan penggunaan arsitektur klasifikasi yang lebih mutakhir dan lebih tahan terhadap variasi translasi spasial sebagai alternatif untuk mendampingi RF-DETR di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Meenakshi Rathour, "Bonsai: Integrating Art, Science, and Horticultural Practice," *International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology*, p. 625, Sep. 2022, doi: 10.48175/IJARSCT-8400A.
- [2] Kabupaten Pesisir Barat, "Pengukuhan Pengurus Perkumpulan Penggemar Bonsai Indonesia (PPBI) Cabang Kabupaten Pesisir Barat Periode 2021 -2025." Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://pesisirbaratkab.go.id/berita/pengukuhan-pengurus-perkumpulan-penggemar-bonsai-indonesia-ppbi-cabang-kabupaten-pesisir-barat-periode-2021-2025>
- [3] Runi Sri Astuti, "Si Mini yang Bikin Hati Selalu Gembira." Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://www.kompas.id/baca/nusantara/2021/03/01/si-mini-yang-bikin-hati-selalu-gembira>
- [4] Annisa Bidari, "Pahami Kriteria Penilaian Kontes Bonsai," Jagad Tani.
- [5] Bonsai Made Simple, "Bonsai Size Classifications." Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://bonsaimadesimple.com/bonsai-size-classifications/>
- [6] E. Vista, B. Dolok Saribu, and M. Marbun, "Penerapan Metode TOPSIS pada Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Tanaman Hias Bonsai," *MAIKA(Majalah Ilmiah Kaputama)*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [7] Rahmad Syuhada, "ANALISIS ARSITEKTUR DEEP LEARNING VGG UNTUK KLASIFIKASI JENIS JAMUR," Sep. 2023.
- [8] K. Husodo, C. Lubis, and Z. Rusdi, "KLASIFIKASI TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR VGG-16," vol. 8, no. 2, 2023.
- [9] A. Mareta Tama and R. Candra Noor Santi, "Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Ornamental Plant Classification Using the Convolutional Neural Network (CNN) Method," *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 6, no. 2, 2023.
- [10] J. Justad, "Self-Supervised Fixed-Scene Adaptation for Object-Detection in Real-Time Surveillance: A Comparative Study of YOLO11 and RF-DETR."
- [11] I. Robinson, P. Robicheaux, M. Popov, D. Ramanan, and N. Peri, "RF-DETR: Neural Architecture Search for Real-Time Detection Transformers," Feb. 2026, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2511.09554>
- [12] H. Abdillah Firmansyah, M. Kurniawan, and C. Nurina Prabiantissa, "Klasifikasi Jenis Tanaman Rempah Rhizoma Zingiberaceae dengan Metode CNN dan VGG 19," *Jurnal Tika*, vol. 9, no. 1, pp. 62–68, Apr. 2024, doi: <https://doi.org/10.51179/tika.v9i1.2557>.
- [13] G. H. S. Nakahata, A. A. Constantino, and Y. M. G. Costa, "Bonsai Style Classification: A new database and baseline results," in *Proceedings - 2020 IEEE International Symposium on Multimedia, ISM 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 104–110. doi: 10.1109/ISM.2020.00025.
- [14] M. I. Fauzi, "Klasifikasi Image Tinggi Tanaman Jagung dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3S1.5348.
- [15] R. Sapkota, R. H. Cheppally, A. Sharda, and M. Karkee, "RF-DETR Object Detection vs YOLOv12 : A Study of Transformer-based and CNN-based Architectures for Single-Class and

- Multi-Class Greenfruit Detection in Complex Orchard Environments Under Label Ambiguity,” Apr. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2504.13099>
- [16] F. Morandín-Ahuerma, “International Journal of Research Publication and Reviews What is Artificial Intelligence?,” 1947. [Online]. Available: www.ijrpr.com
- [17] N. Sharma, R. Sharma, and N. Jindal, “Machine Learning and Deep Learning Applications-A Vision,” *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, no. 1, pp. 24–28, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.gltp.2021.01.004.
- [18] I. H. Sarker, “Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions,” Nov. 01, 2021, *Springer*. doi: 10.1007/s42979-021-00815-1.
- [19] G. W. Lindsay, “Convolutional neural networks as a model of the visual system: Past, present, and future,” *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 33, no. 10, pp. 2017–2031, Sep. 2021, doi: 10.1162/jocn_a_01544.
- [20] Roboflow, “RF-DETR.” Accessed: May 27, 2026. [Online]. Available: <https://roboflow.com/model/rf-detr>
- [21] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, “A systematic literature review on applying CRISP-DM process model,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 526–534. doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [22] S. Jaggia, A. Kelly, K. Lertwachara, and L. Chen, “Preparing Students for Careers in Business Analytics: Innovative Teaching Approach.”