

PERBANDINGAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN SINGKONG

COMPARISON OF SUPPORT VECTOR MACHINE AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR CASSAVA LEAF DISEASE CLASSIFICATION

Amelia Gusviani¹, Irma Handayani²

Universitas Teknologi Yogyakarta^{1,2}

ameliagusviani7315@gmail.com¹, irma.handayani@staff.uty.ac.id²

ABSTRACT

Cassava is one of the important agricultural commodities in Indonesia, yet its production often declines due to diseases such as CBB, CBSD, CGM, and CMD. This study aims to compare two methods, Support Vector Machine (SVM) and Convolutional Neural Network (CNN), for classifying cassava leaf diseases based on digital images. Cassava leaf images were resized to 128×128 pixels to maintain a balance between visual detail and computational efficiency. SVM utilized HOG feature extraction, while CNN performed automatic feature extraction through convolutional layers. The experimental results showed that SVM achieved an accuracy of 88%, while CNN reached 84%. SVM demonstrated higher and more stable performance across all metrics, whereas CNN was able to automatically learn visual patterns, although with slightly lower results on this dataset. Therefore, the SVM method is considered more effective for cassava leaf disease classification.

Keywords: Cassava Leaf Disease, CNN, EfficientNet-B0, Image Classification, SVM.

ABSTRAK

Tanaman singkong merupakan salah satu komoditas pertanian penting di Indonesia, namun produksinya sering menurun akibat serangan penyakit seperti CBB, CBSD, CGM, dan CMD. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua metode, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN), dalam klasifikasi penyakit daun singkong berbasis citra digital. Citra daun diubah menjadi ukuran 128×128 piksel untuk menjaga keseimbangan antara detail visual dan efisiensi komputasi. SVM menggunakan ekstraksi fitur HOG, sedangkan CNN melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi sebesar 88%, sedangkan CNN mencapai 84%. SVM menunjukkan kinerja yang lebih tinggi dan stabil pada seluruh metrik, sedangkan CNN mampu mempelajari pola visual secara otomatis meskipun hasilnya sedikit lebih rendah pada dataset ini. Dengan demikian, metode SVM dinilai lebih efektif untuk klasifikasi penyakit daun singkong.

Kata Kunci: Penyakit Daun Singkong, CNN, EfficientNet-B0, Klasifikasi Citra, SVM.

PENDAHULUAN

Manihot esculenta, atau yang biasa disebut sebagai singkong, merupakan salah satu jenis tanaman sumber makanan yang berperan penting dalam sektor pertanian di Indonesia. Tanaman ini berfungsi sebagai sumber makanan, bahan pakan untuk hewan ternak, serta bahan baku dalam industri. Menurut data dari *Food and Agriculture Organization of the United Nations*, Indonesia menempati peringkat keenam sebagai negara penghasil singkong terbesar di dunia (Food and Agriculture Organization of the United Nations, (2023). Pada tahun tersebut, produksi singkong di Indonesia mencapai sekitar 17,21 juta ton, tetapi angka ini menurun sebesar 4,46%

dibandingkan tahun sebelumnya. Penurunan produksi ini mendapat perhatian serius karena singkong memiliki peran penting dalam kebutuhan pangan, pakan ternak, dan industri.

Penurunan produksi hasil singkong di Indonesia sangat dipengaruhi oleh serangan berbagai jenis penyakit tanaman. Berdasarkan laporan dari *FAO's Plant Production and Protection Division*, serangan hama serta penyakit pada tanaman dapat mengakibatkan kerugian lebih dari 40% dari total produksi keseluruhan (FAO, (2022). Beberapa serangan penyakit yang menyerang ini mengubah ukuran dan bentuk daun, sehingga mengganggu proses fotosintesis. Beberapa penyakit utama yang

menyerang tanaman singkong antara lain *Cassava Mosaic Disease* (CMD), *Cassava Brown Streak Disease* (CBSD), *Cassava Bacterial Blight* (CBB), dan *Cassava Green Mite* (CGM). Masalah ini tidak hanya berdampak pada proses pertumbuhan, tetapi juga mengganggu distribusi nutrisi ke seluruh bagian tanaman, yang pada akhirnya berakibat pada penurunan kualitas hasil panen.

Deteksi penyakit pada tanaman singkong secara visual melalui pengamatan langsung memiliki sejumlah keterbatasan. Proses ini sangat bergantung pada keterampilan dan ketelitian individu, sehingga rentan terhadap kesalahan yang bersifat subjektif. Selain itu, banyak petani yang belum memiliki pengetahuan yang cukup untuk mengenali tanda-tanda khusus dari setiap jenis penyakit pada tanaman singkong. Hal ini sering kali mengarah pada kesalahan identifikasi, penggunaan pestisida yang salah, serta penanganan yang kurang efektif, yang pada akhirnya dapat memperburuk kerusakan pada tanaman singkong. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit tanaman singkong yang bersifat otomatis dan memiliki tingkat akurasi tinggi.

Penelitian yang dilakukan Suhendra et al., (2022) meneliti klasifikasi penyakit daun jagung melalui perbandingan gambar daun sehat dan gambar daun tidak sehat. Metode yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM) dengan menggunakan 22 fitur, yang meliputi 18 fitur warna dan 4 fitur tekstur. Dataset yang digunakan diambil dari *PlantVillage-Dataset* dengan jumlah total 3.600 gambar. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna dan tekstur memberikan tingkat akurasi tertinggi, yaitu 99,7%, serta nilai recall 99,7%, precision 99,6%, dan F-measure 99,6%.

Sementara itu, penelitian Ullah Khan et al., (2023) meneliti deteksi dan klasifikasi penyakit daun pada berbagai jenis tanaman menggunakan metode pengolahan citra dan SVM. Dataset yang

dipakai berasal dari *PlantVillage-Dataset*, berisi 10.640 gambar daun tomat yang dibagi menjadi lima kelas. Sebanyak 70% data dipakai untuk data latih dan 30% untuk data uji. Proses deteksi penyakit menggunakan beberapa tahapan, yaitu pengambilan gambar, *pre-processing*, segmentasi citra, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memberikan akurasi terbaik dengan rata-rata sebesar 92%. Nilai ini lebih bagus dibandingkan metode *Naïve Bayes* yang hanya sebesar (57%). Metode *Decision Tree* memiliki akurasi sebesar (65%), K-NN (68%), *Random Forest* (79%), dan *Logistic Regression* (87%). Kesimpulan penelitian ini membuktikan bahwa SVM sangat baik dalam menghasilkan klasifikasi penyakit tanaman.

Penelitian yang dilakukan Ngesthi & Wulandhari, (2024) meneliti klasifikasi penyakit singkong ke dalam lima kelas dengan menggunakan model *EfficientNet*. Dataset yang digunakan berasal dari kompetisi *Cassava Disease Classification* tahun 2021, dengan jumlah total 21.397 gambar. Salah satu tantangan penelitian ini adalah adanya ketidakseimbangan pada data, yang diatasi dengan menerapkan SMOTE, augmentasi data, dan neural style transfer. Tanpa adanya penanganan ketidakseimbangan data, F1-Score model hanya mencapai 78%, sedangkan setelah penggunaan SMOTE, akurasi meningkat menjadi 82%. Hal ini menunjukkan efektivitas metode oversampling tersebut.

Berbagai penelitian sebelumnya, telah berhasil menerapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman seperti padi, jagung, dan tomat. Namun, penerapan kedua metode tersebut secara perbandingan untuk penyakit daun singkong masih belum banyak dilakukan. Selain itu, penelitian yang sudah ada umumnya hanya berfokus pada satu pendekatan tanpa analisis menyeluruh mengenai efektivitas dan efisiensi model pada data gambar daun singkong. Oleh

karena itu, penelitian ini bertujuan melakukan perbandingan langsung antara metode SVM dan CNN.

Penelitian ini akan membandingkan penerapan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman singkong. Rumusan masalah yang diangkat adalah bagaimana kedua metode tersebut dapat diterapkan dan dibandingkan kinerjanya dalam melakukan klasifikasi penyakit daun singkong. Untuk menjaga fokus penelitian, ruang lingkup dibatasi hanya pada penerapan dan evaluasi metode SVM dan CNN dalam proses klasifikasi penyakit berdasarkan citra daun singkong. Tujuan penelitian ini adalah merancang dan mengevaluasi sistem klasifikasi yang dapat mengklasifikasi jenis penyakit daun singkong secara akurat. Melalui perbandingan kinerja antara SVM dan CNN, penelitian ini diharapkan dapat menentukan metode yang paling efektif untuk mendukung klasifikasi penyakit sehingga penanganan dapat dilakukan dengan tepat dan mengurangi potensi kerugian hasil panen.

METODE

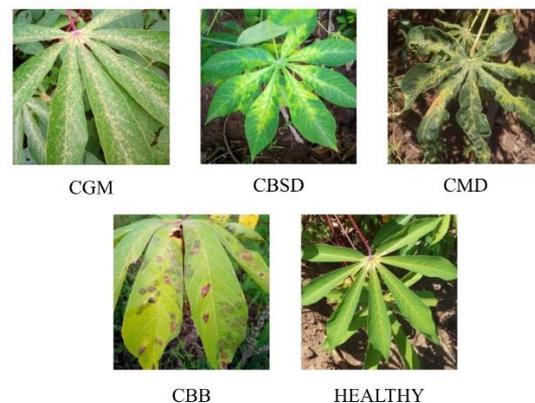
Penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, preprocessing, serta ekstraksi fitur pada metode SVM. Data yang telah melalui tahap pemrosesan kemudian diklasifikasikan menggunakan dua metode, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Selanjutnya, dilakukan evaluasi terhadap masing-masing model untuk mengukur kinerja yang diperoleh, kemudian hasil evaluasi tersebut dibandingkan guna menentukan metode yang memberikan performa terbaik. Tahapan penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data citra daun singkong yang diambil dari situs *Kaggle* yang berjudul *Cassava Disease Classification* (Mwebaze et al., (2019)). Kumpulan data ini terdiri dari 5656 citra daun singkong yang telah dibagi ke dalam lima kelas, yaitu *Cassava Green Mite* (CGM) dengan 773 citra, *Cassava Brown Streak Disease* (CBSD) dengan 1443 citra, *Cassava Mosaic Disease* (CMD) dengan 2658 citra, *Cassava Bacterial Blight* (CBB) dengan 466 citra, dan daun singkong sehat dengan 316 citra.



Gambar 2. Daun Berpenyakit dan Daun Sehat

Gambar 2 merupakan contoh dari empat jenis penyakit utama serta daun sehat pada tanaman singkong. CGM disebabkan oleh tungau *Mononychellus tanajoa* yang mengisap cairan daun muda, menyebabkan daun belang, mengecil, dan rontok (Alonso Chavez et al., (2022)). CBSD disebabkan oleh virus CBSV dan UCBSV, ditandai dengan warna daun menguning dan bercak coklat pada umbi (Yadav et al., (2011)). CMD disebabkan oleh *Geminivirus* dan menimbulkan pola mosaik, daun melintir, serta penurunan pertumbuhan tanaman. Sementara itu, CBB disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas axonopodis* pv. *manihotis* yang berkembang pada kondisi lembap dan menyebabkan bintik hitam serta layu pada daun (Ntui et al., (2024)).

2.2 Preprocessing Data

Pada metode SVM dan CNN, citra diubah menjadi ukuran 128×128 piksel untuk menjaga keseimbangan antara detail

visual dan efisiensi komputasi. Ukuran ini dipilih karena mampu mempertahankan pola tepi serta tekstur penting pada daun singkong, sekaligus menjaga efisiensi proses ekstraksi fitur dan pelatihan model.

Keterbatasan jumlah dan variasi citra sering kali menjadi kendala dalam klasifikasi berbasis citra, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan distribusi data antar kelas. Untuk mengatasi hal tersebut, teknik augmentasi citra diterapkan. Teknik ini merupakan proses memperbanyak data pelatihan dengan membuat variasi baru dari citra asli tanpa mengubah label aslinya. Penerapan augmentasi ini membuat dataset menjadi lebih bervariasi dan representatif terhadap kondisi nyata di lapangan, sehingga membantu mengurangi kemungkinan terjadinya overfitting serta meningkatkan stabilitas dan akurasi model pada data pengujian (Shorten & Khoshgoftaar, (2019).

Proses augmentasi dilakukan melalui berbagai transformasi seperti rotasi (*rotation*), *flipping* (pembalikan citra), penyesuaian tingkat kecerahan dan kontras (*brightness & contrast adjustment*), penambahan *noise*, serta efek blur yang ringan. Teknik ini membantu model mengenali pola dari berbagai kondisi pencahayaan, orientasi, dan kualitas citra yang berbeda, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

2.3 Ekstraksi Fitur

Pada metode klasifikasi menggunakan SVM, fitur citra daun singkong diekstraksi menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). HOG bekerja dengan menghitung distribusi arah gradien pada citra secara lokal. Hal ini memungkinkan representasi pola tepi dan tekstur yang menunjukkan bentuk objek berdasarkan arah serta intensitas perubahan piksel (Zhang et al., (2020). Pada penelitian ini, parameter HOG yang digunakan adalah pixel per cell 8×8 dan cell per block 2×2 , dengan feature vector yang dihasilkan berupa vektor satu dimensi. Untuk CNN,

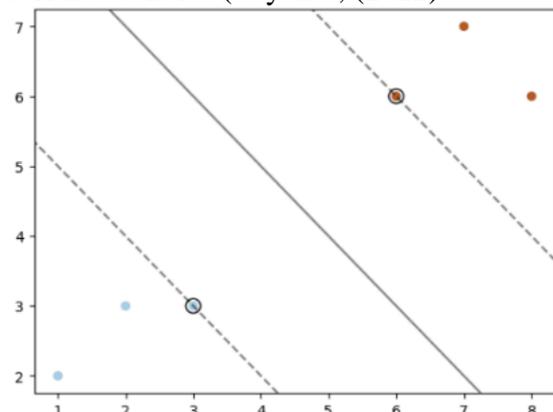
tahap ekstraksi fitur tidak diperlukan secara manual karena jaringan konvolusi akan mengekstrak fitur secara otomatis.

2.4 Klasifikasi Data

Pada metode SVM dan CNN, citra daun singkong terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk menjaga keseimbangan antara detail visual dan efisiensi komputasi. Dataset dibagi dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Setelah tahap preprocessing, citra diklasifikasikan menggunakan dua metode berbeda, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN), kemudian hasil keduanya dibandingkan untuk menentukan metode dengan performa terbaik.

2.4.1 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode klasifikasi yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* optimal yang dapat memisahkan data dari dua kelas berbeda secara maksimal (Bernard et al., (2024). *Hyperplane* yang optimal mampu memisahkan setiap kelas secara tepat, di mana SVM akan memilih *hyperplane* dengan margin terbesar yang terletak di tengah antara titik data terluar dari kedua kelas (Suyanto, (2022).



Gambar 3. Hyperplane

Sumber: Zulqarnain et al., (2020)

Gambar 3 menunjukkan bagaimana data dua kelas dipisahkan oleh sebuah *hyperplane* (batas pembatas) (Zulqarnain et al., (2020). *Hyperplane* ini berada di tengah-tengah antara batas *support vectors* dari masing-masing kelas. *Support vectors*

ditampilkan sebagai titik dengan tanda lingkaran berwarna. Garis putus-putus di kedua sisi *hyperplane* menggambarkan batas *margin*, yang menjadi wilayah paling luar antar kelas.

Menurut Saradhi, (2025) terdapat beberapa parameter penting yang memengaruhi performa SVM yaitu, *C* (*Regularization Parameter*), *Kernel*, dan *Gamma*. Penelitian ini menggunakan *kernel* RBF untuk menangani data *non-linear*, dengan parameter $C=10$ dan $\gamma=0.07$. Pendekatan ini memungkinkan SVM menghasilkan klasifikasi yang akurat berdasarkan fitur yang telah disiapkan.

2.4.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma *deep learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi gambar karena kemampuannya mengenali pola visual secara otomatis (Kandel et al., (2020). Proses konvolusi dalam CNN menyederhanakan perhitungan tanpa menghilangkan informasi penting dari data, serta meningkatkan efisiensi penggunaan memori dan mengurangi kompleksitas model. Namun, di balik keunggulan tersebut, CNN juga memiliki kelemahan, salah satunya adalah kebutuhan akan dataset yang besar untuk dapat berfungsi secara efektif. Apabila dataset yang digunakan terlalu kecil, terdapat risiko tinggi terjadinya *overfitting*, yaitu kondisi di mana model tidak mampu melakukan klasifikasi citra dengan baik karena terlalu menyesuaikan diri terhadap pola-pola spesifik pada data pelatihan (Pramudhita et al., (2023). Klasifikasi penyakit daun singkong ini, menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur *EfficientNet-B0*. Model ini memanfaatkan kemampuan CNN untuk mengekstrak fitur secara otomatis dari citra, sehingga tidak memerlukan tahap ekstraksi fitur manual. Selama training, citra dilewatkan melalui lapisan konvolusi dan pooling untuk

mempelajari pola tekstur, tepi, dan struktur pada daun.

Pelatihan dilakukan menggunakan *optimizer AdamW* dan *learning rate scheduler* untuk menyesuaikan laju *training* secara adaptif. Model dilatih hingga 30 *epoch* dengan pemantauan akurasi *validation*, dan *early stopping* diterapkan untuk menghentikan pelatihan bila tidak ada peningkatan selama 5 *epoch* berturut-turut. Model terbaik disimpan berdasarkan akurasi *validation* tertinggi. Dengan pendekatan ini, CNN mampu mempelajari fitur kompleks dari citra daun secara otomatis dan menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

Tabel 1. Arsitektur CNN

Operator	Input	Kernel	Repeat
Conv	$128 \times 128 \times 3$	3×3	1
MBCConv1	$64 \times 64 \times 16$	3×3	1
MBCConv6	$64 \times 64 \times 24$	3×3	2
MBCConv6	$32 \times 32 \times 40$	5×5	2
MBCConv6	$16 \times 16 \times 80$	3×3	3
MBCConv6	$16 \times 16 \times 11$ 2	5×5	3
MBCConv6	$8 \times 8 \times 192$	5×5	4
MBCConv6	$4 \times 4 \times 320$	3×3	1
Conv	$4 \times 4 \times 1280$	–	1

2.5 Evaluasi Model

Untuk menilai kinerja model, digunakan beberapa metrik evaluasi standar, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi ini dilakukan berdasarkan perbandingan antara prediksi model dan label sebenarnya, sehingga dapat menggambarkan performa model secara keseluruhan maupun per kelas. Menurut Conciatori et al., (2024) berikut adalah penjelasan dari tiap evaluasi tersebut:

Accuracy

Akurasi merupakan nilai yang diperoleh dengan membandingkan jumlah data yang berhasil diklasifikasi dengan keseluruhan dataset, yang mencerminkan keseluruhan model. Rumus dari perhitungan *accuracy* dapat dilihat pada persamaan di bawah:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FN + FP)}$$

Precision

Merupakan nilai yang menggambarkan jumlah prediksi positif yang benar positif. Rumus dari *precision* dapat dilihat pada persamaan di bawah:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

Recall

Merupakan nilai yang menggambarkan jumlah data bernilai positif yang berhasil diklasifikasikan. Rumus dari *recall* dapat dilihat pada persamaan di bawah:

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

F1-Score

Merupakan nilai yang menggambarkan nilai kombinasi dari presisi dan recall. Rumus dari *f1-score* dapat dilihat pada persamaan di bawah:

$$F1-Score = \frac{(2 \times TP)}{(2 \times TP + FN + FP)}$$

2.6 Perbandingan Hasil Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan perbandingan hasil evaluasi antara dua metode klasifikasi, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Perbandingan dilakukan untuk mengetahui metode mana yang memiliki kinerja lebih baik dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun singkong. Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang diperoleh dari masing-masing model. Hasil dari perbandingan ini digunakan sebagai dasar untuk menilai keandalan kedua metode dalam mendeteksi penyakit tanaman singkong.

HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Evaluasi Model *Support Vector Machine* (SVM)

Evaluasi model SVM dilakukan untuk menilai kemampuan klasifikasi pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* per kelas, sehingga performa model

dapat dianalisis secara rinci, dengan hasil sebagai berikut:

	precision	recall	f1-score
cbb	0.89	0.81	0.84
cbsd	0.79	0.81	0.80
cgm	0.93	0.88	0.90
cmd	0.90	0.92	0.91
healthy	0.93	0.74	0.82
accuracy			0.88

Gambar 4. Hasil Evaluasi Model SVM

Gambar 4 merupakan hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM mampu mencapai akurasi sebesar 88%. Dari analisis per kelas, kelas CMD memiliki performa terbaik dengan *f1-score* 0,91, sedangkan kelas CBSD memiliki *f1-score* terendah 0,80. Nilai *precision* dan *recall* yang tinggi pada sebagian besar kelas menunjukkan bahwa SVM efektif dalam membedakan tiap jenis penyakit pada daun singkong, terutama pada kelas dengan jumlah sampel yang lebih banyak. Meskipun demikian, beberapa kelas minoritas seperti *Healthy* menunjukkan nilai *recall* yang lebih rendah, menandakan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam mengenali kelas dengan representasi data lebih sedikit. Secara keseluruhan, SVM memberikan performa yang konsisten dan akurat untuk klasifikasi penyakit daun singkong.

3.2 Evaluasi Model *Convolutional Neural Network* (CNN)

Evaluasi model CNN dilakukan untuk menilai kinerja klasifikasi pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* per kelas, sehingga performa model dapat dianalisis secara rinci, dengan hasil sebagai berikut:

	precision	recall	f1-score
cbb	0.64	0.70	0.67
cbsd	0.85	0.87	0.86
cgm	0.70	0.82	0.76
cmd	0.94	0.88	0.91
healthy	0.68	0.63	0.65
accuracy			0.84

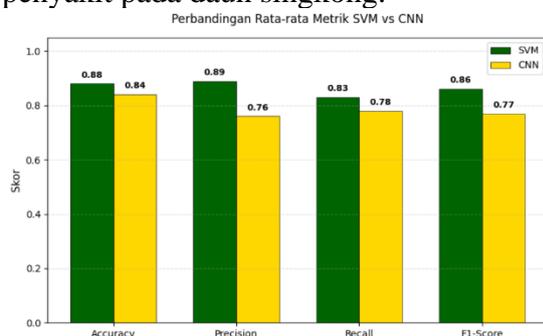
Gambar 5. Hasil Evaluasi Model CNN

Gambar 5 merupakan hasil pengujian yang menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi sebesar 84%. Dari analisis per kelas, kelas CMD memiliki performa terbaik dengan *f1-score* sebesar 0.91, diikuti oleh kelas CBSD dengan nilai 0.86. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali pola penyakit pada kedua kelas tersebut dengan sangat baik. Sementara itu, kelas *Healthy* menunjukkan performa terendah dengan *f1-score* 0.65, yang menandakan bahwa model masih kesulitan dalam mengidentifikasi daun singkong yang sehat secara konsisten. Nilai *precision* dan *recall* yang relatif tinggi pada sebagian besar kelas memperlihatkan bahwa CNN efektif dalam membedakan jenis penyakit daun singkong, meskipun masih terdapat ketidakseimbangan dalam performa antar kelas. Secara keseluruhan, model CNN memberikan hasil yang baik dan stabil dalam klasifikasi penyakit daun singkong.

3.3 Perbandingan Hasil Evaluasi

3.3.1 Perbandingan Evaluasi Model

Pada bagian ini disajikan perbandingan hasil evaluasi antara dua metode klasifikasi yang digunakan, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Perbandingan ini bertujuan untuk mengetahui performa metode dalam mengenali dan mengklasifikasikan penyakit pada daun singkong.



Gambar 6. Perbandingan Evaluasi Model

Gambar 6 merupakan grafik perbandingan evaluasi model metode SVM dan CNN. Model SVM memiliki nilai metrik yang lebih tinggi dibandingkan CNN di semua aspek evaluasi. Nilai akurasi

SVM mencapai 0.88, sedangkan CNN memperoleh 0.84. Pada metrik *precision*, SVM mencatat 0.89, sementara CNN 0.76. Untuk *recall*, SVM memperoleh 0.84 dan CNN 0.78. Sedangkan pada *f1-score*, SVM memiliki nilai 0.86 dan CNN 0.77. Dari data tersebut terlihat bahwa performa SVM lebih tinggi pada seluruh metrik dibandingkan CNN. Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM lebih konsisten dalam membedakan setiap kelas penyakit daun singkong dibandingkan CNN.

3.3.2 Keunggulan dan Kelemahan

Berdasarkan hasil evaluasi, metode *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil ini menunjukkan bahwa SVM mampu mengenali pola dan membedakan tiap jenis penyakit daun singkong dengan konsisten. Keunggulan utama SVM terletak pada efisiensinya dalam mengolah data berukuran sedang serta ketepatan dalam memanfaatkan fitur yang telah diekstraksi melalui HOG. Namun, kelemahan metode ini adalah ketergantungannya terhadap kualitas fitur hasil ekstraksi, sehingga performanya dapat menurun jika fitur yang dihasilkan tidak representatif.

Sementara itu, metode CNN, meskipun hasilnya sedikit lebih rendah, CNN memiliki keunggulan karena mampu mengekstraksi fitur secara otomatis langsung dari citra dan mengenali pola spasial yang kompleks. Namun, CNN membutuhkan jumlah data yang besar serta waktu pelatihan yang lebih lama untuk mencapai hasil optimal. Selain itu, pada dataset berukuran sedang seperti penelitian ini, CNN cenderung kurang stabil dan berisiko mengalami *overfitting*.

3.4 Implementasi web

Pada tahap ini, model klasifikasi penyakit daun singkong yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework

Flask. *Flask* dipilih karena bersifat ringan, fleksibel, serta mudah diintegrasikan dengan model yang telah disimpan dalam format *pickle*. Sistem ini juga memanfaatkan *HTML*, *CSS*, dan *JavaScript* untuk membangun antarmuka yang interaktif dan responsif. Melalui proses deployment ini, pengguna dapat mengunggah gambar daun singkong secara langsung melalui halaman web, melihat hasil klasifikasi penyakit, serta memperoleh informasi lengkap mengenai jenis penyakit dan tingkat akurasi model secara otomatis. Dengan demikian, SVM terbukti lebih unggul pada kasus klasifikasi penyakit daun singkong dengan jumlah data terbatas.

3.4.1 Tampilan Home

Berikut tampilan halaman Home dari sistem klasifikasi penyakit daun singkong:



Gambar 7. Tampilan Home

Gambar 7 menunjukkan tampilan halaman utama sistem klasifikasi penyakit tanaman singkong berbasis web yang dikembangkan menggunakan *framework Flask*. Halaman ini menampilkan menu navigasi di bagian atas (Home, Klasifikasi, About, Login/Register), teks sambutan berisi deskripsi singkat tentang penggunaan metode SVM dan CNN untuk identifikasi penyakit daun singkong, serta tombol "Mulai" yang mengarahkan ke halaman klasifikasi. Pada sisi kanan ditampilkan empat citra daun singkong dalam komposisi lingkaran yang merepresentasikan berbagai kondisi daun. Desain bernuansa hijau gelap dengan gradasi lembut memberikan kesan alami.

3.4.2 Tampilan Informasi Penyakit

Berikut tampilan halaman Informasi Penyakit dari sistem:

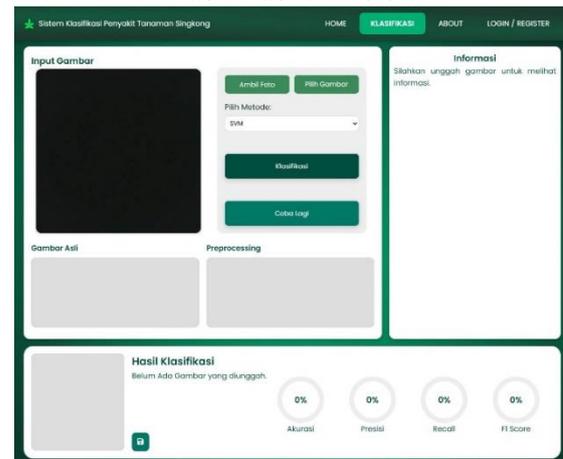


Gambar 8. Tampilan Informasi Penyakit

Gambar 8 menampilkan bagian informasi jenis penyakit tanaman singkong pada halaman utama sistem. Pada bagian ini ditunjukkan beberapa penyakit utama seperti *Cassava Mosaic Disease* (CMD) dan *Cassava Bacterial Blight* (CBB) yang disertai gambar daun terinfeksi serta penjelasan singkat mengenai penyebab dan gejalanya. Setiap penyakit ditampilkan dalam bentuk kartu dengan desain hijau gelap bergradasi, teks putih yang kontras, serta tata letak *horizontal* yang dapat digulir. Tampilan ini memberikan informasi edukatif kepada pengguna secara menarik dan mudah dipahami.

3.4.3 Tampilan Sebelum Klasifikasi

Berikut tampilan halaman sebelum melakukan klasifikasi dari sistem:



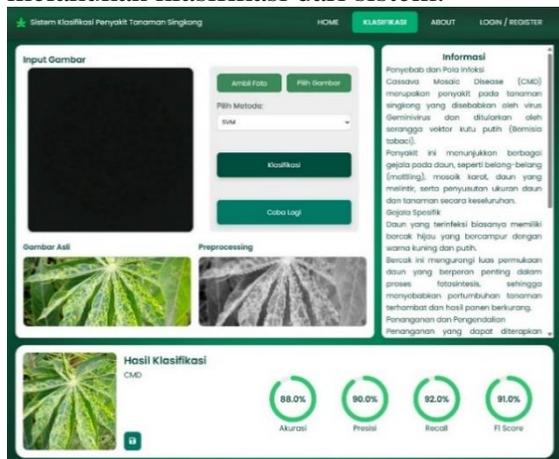
Gambar 9. Tampilan Sebelum Klasifikasi

Gambar 9 merupakan tampilan antarmuka sistem klasifikasi penyakit sebelum digunakan. Pada bagian ini, pengguna dapat melihat area unggah gambar yang masih kosong dengan opsi

untuk mengambil foto secara langsung atau memilih gambar dari perangkat melalui tombol “Ambil Foto” dan “Pilih Gambar”. Di bawahnya terdapat menu dropdown untuk memilih metode klasifikasi yang akan digunakan, SVM atau CNN, serta tombol “Klasifikasi” yang nantinya akan memproses gambar yang telah diunggah. Indikator performa seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score masih dalam keadaan kosong. Pada sisi kanan halaman, terdapat panel Informasi yang berisi penjelasan umum mengenai penyakit tanaman singkong.

3.4.4 Tampilan Setelah Klasifikasi

Berikut tampilan halaman setelah melakukan klasifikasi dari sistem:



Gambar 10. Tampilan Setelah Klasifikasi

Gambar 10 merupakan tampilan setelah klasifikasi menampilkan hasil analisis sistem terhadap citra daun singkong yang telah diunggah pengguna. Setelah tombol “Klasifikasi” ditekan, sistem memproses gambar menggunakan metode yang dipilih (misalnya SVM) dan menampilkan tiga bagian utama, yaitu gambar asli, hasil preprocessing, dan hasil klasifikasi. Gambar asli menunjukkan citra daun yang diunggah, sedangkan hasil preprocessing menampilkan citra yang telah melalui tahap pengolahan awal seperti konversi ke *grayscale* untuk memudahkan proses ekstraksi fitur. Pada bagian hasil klasifikasi, sistem menampilkan jenis penyakit yang terdeteksi, pada contoh ini *Cassava Mosaic Disease (CMD)*. Terdapat empat metrik evaluasi, yaitu akurasi

sebesar 88%, presisi 90%, recall 92%, dan F1-score 91%, yang menggambarkan tingkat kinerja model dalam mengenali penyakit tersebut. Selain itu, panel informasi di sisi kanan memberikan deskripsi lengkap mengenai penyakit yang terdeteksi.

3.4.5 Tampilan Tips

Berikut tampilan halaman Tips dari sistem klasifikasi penyakit daun singkong:



Gambar 11. Tampilan Tips

Gambar 11 menampilkan bagian Tips Upload Gambar yang Tepat pada halaman klasifikasi sistem. Bagian ini memberikan panduan bagi pengguna agar hasil klasifikasi lebih akurat, seperti mengambil gambar daun secara jelas, menjaga posisi kamera sejajar dengan daun, serta menggunakan pencahayaan alami untuk menghindari bayangan.

3.4.6 Tampilan About

Berikut tampilan halaman About dari sistem klasifikasi penyakit daun singkong:



Gambar 12. Tampilan About

Gambar 12 menampilkan halaman Tentang Sistem yang menjelaskan alur kerja sistem klasifikasi penyakit daun singkong. Bagian ini terdiri dari enam tahapan utama, yaitu Upload Gambar, Preprocessing, Pemilihan Metode, Klasifikasi, Hasil Klasifikasi, dan Simpan PDF.

Klasifikasi, Hasil Klasifikasi, dan Simpan PDF. Setiap tahap disajikan dalam bentuk kartu dengan ikon ilustratif dan deskripsi singkat, menampilkan langkah-langkah mulai dari pengunggahan gambar daun hingga penyimpanan hasil klasifikasi. Desain halaman menggunakan latar hijau gradasi dengan tata letak grid yang rapi, memberikan tampilan informatif dan mudah dipahami bagi pengguna.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil perbandingan antara kedua metode, terlihat bahwa SVM memiliki performa yang lebih tinggi pada seluruh metrik evaluasi dibandingkan CNN. Hal ini menunjukkan bahwa SVM lebih konsisten dalam mengenali dan membedakan setiap jenis penyakit pada daun singkong. Meskipun demikian, CNN tetap menunjukkan performa yang cukup baik dengan selisih nilai yang tidak terlalu jauh, menandakan bahwa kedua metode masih mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang layak. Keunggulan SVM terlihat dari nilai metrik yang lebih tinggi dan kestabilan hasil klasifikasi, sedangkan kelemahannya terletak pada ketergantungan terhadap tahap ekstraksi fitur sebelumnya. Di sisi lain, CNN memiliki keunggulan dalam proses pembelajaran fitur langsung dari citra tanpa ekstraksi manual, namun hasil yang diperoleh pada data ini masih lebih rendah dibandingkan SVM.

DAFTAR PUSTAKA

Alonso Chavez, V., Milne, A. E., van den Bosch, F., Pita, J., & McQuaid, C. F. (2022). Modelling Cassava Production and Pest Management under Biotic and Abiotic Constraints. *Plant Molecular Biology*, 109(3), 325–349.

Bernard, D. T. A., Thierry, N., Jean-Pierre, L. T., Daniel, T., & Nagabhushan, P. (2024). Local Fourier Features for Handwriting Digit Images Classification. *International Journal*

of Electrical and Computer Engineering, 14(3), 2592–2601.

Conciatori, M., Valletta, A., & Segalini, A. (2024). Improving the Quality Evaluation Process of Machine Learning Algorithms Applied to Landslide Time Series Analysis. *Computers and Geosciences*, 184.

FAO. (2022). FAO's Plant Production and Protection Division. In *FAO's Plant Production and Protection Division*. FAO. diakses pada 12 Februari 2025, pukul 16.30 dari <https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/cc2447en>

Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2023). diakses pada 12 Februari 2025, pukul 20.00 dari <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>

Kandel, I., Castelli, M., & Popović, A. (2020). Comparative Study of First Order Optimizers for Image Classification Using Convolutional Neural Networks on Histopathology Images. *Journal of Imaging*, 6(9).

Mwebaze, E., Gebru, T., Frome, A., Nsumba, S., & Tusubira, J. (2019). *iCassava 2019 Fine-Grained Visual Categorization Challenge*.

Ngesthi, S. O., & Wulandhari, L. A. (2024). Cassava Diseases Classification using EfficientNet Model with Imbalance Data Handling. *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, 9(27), 148–158.

Ntui, V. O., Tripathi, J. N., Kariuki, S. M., & Tripathi, L. (2024). Cassava Molecular Genetics and Genomics for Enhanced Resistance to Diseases and Pests. *Molecular Plant Pathology*, 25(1).

Pramudhita, D. A., Azzahra, F., Arfat, I. K., Magdalena, R., & Saidah, S. (2023). Strawberry Plant Diseases Classification Using CNN Based on MobileNetV3-Large and EfficientNet-B0 Architecture. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 9(3), 522–534.

- Saradhi, T. V. (2025). A Study on Hyperparameter Tuning in Support Vector Machines and its Impact on Model Accuracy. *Global Journal of Engineering Innovations & Interdisciplinary Research GJEIIR*, 5(1), 11.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6(1).
- Suhendra, R., Juliwardi, I., & Sanusi. (2022). Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi*, 1(1), 29–35.
- Suyanto. (2022). *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut* (2nd ed.). Bandung: Informatika Bandung.
- Ullah Khan, W., Hamid, I., Nauman Khan, M., & Abdullah, E. (2023, May). Disease Classification of Tomato Plant Leaves Using Image Processing and Machine Learning Techniques. *Proceedings of 1 St International Conference on Computing Technologies, Tools and Applications*.
- Yadav, J. S., Ogowok, E., Wagaba, H., Patil, B. L., Bagewadi, B., Alicai, T., Gaitan-Solis, E., Taylor, N. J., & Fauquet, C. M. (2011). RNAi-mediated Resistance to Cassava Brown Streak Uganda Virus in Transgenic Cassava. *Molecular Plant Pathology*, 12(7), 677–687.
- Zhang, Z., Zou, C., Han, P., & Lu, X. (2020). A Runway Detection Method Based on Classification Using Optimized Polarimetric Features and HOG Features for PolSAR Images. *IEEE Access*, 8, 49160–49168.
- Zulqarnain, M., Ghazali, R., Hassim, Y. M. M., & Rehan, M. (2020). Text Classification Based on Gated Recurrent unit Combines with Support Vector Machine. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 10(4), 3734–3742.