Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)
Volume 9 Nomor 5, Tahun 2026
e-ISSN : 2614-1574
p-ISSN : 2621-3249

IMPLEMENTASI *BROAD LEARNING SYSTEM* (BLS) UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN TANAMAN TOMAT BERDASARKAN CITRA DIGITAL

IMPLEMENTATION OF BROAD LEARNING SYSTEM (BLS) FOR TOMATO LEAF DISEASE IDENTIFICATION BASED ON DIGITAL IMAGES

Elien Marnes Kusmina[1], Rudi Kurniawan[2], Armanto[3], Tri Hasanah Bimastari Aviani[4]
Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan[1,2,3,4]
sellinspeed@gmail.com[1], rudi.kurniawan@univbinainsan.ac.id[2], armanto@univbinainsan.ac.id[3], tri_hasanahba@univbinainsan.ac.id[4]

ABSTRACT

Tomato leaf diseases can reduce crop productivity, making image-based identification methods important for recognizing diseases based on their visual characteristics. This study aims to implement the Broad Learning System (BLS) as a classifier for tomato leaf disease classification using MobileNetV2 as a feature extractor. The dataset was obtained from PlantVillage and consisted of 18,160 images distributed across 10 classes. The research stages included image preprocessing, augmentation, feature extraction using MobileNetV2, L2 normalization, dimensionality reduction using Principal Component Analysis (PCA), classification using BLS, and model evaluation. Testing results achieved an accuracy of 78%, with a macro precision of 0.78, macro recall of 0.78, and macro F1-score of 0.77. The confusion matrix showed that most data were correctly classified, although misclassification remained among several classes with similar visual characteristics. These results indicate that the combination of MobileNetV2 and BLS can be used as an approach for tomato leaf disease classification based on digital images.

Keywords: *Broad Learning System, MobileNetV2, tomato leaf disease, PlantVillage.*

ABSTRAK

Penyakit daun pada tanaman tomat dapat menurunkan produktivitas sehingga diperlukan metode identifikasi berbasis karakteristik visual citra. Penelitian ini bertujuan menerapkan *Broad Learning System* (BLS) sebagai *classifier* untuk klasifikasi penyakit daun tomat dengan MobileNetV2 sebagai *feature extractor*. Dataset yang digunakan berasal dari PlantVillage dan terdiri atas 18.160 citra dalam 10 kelas. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing*, augmentasi citra, ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2, *L2 normalization*, reduksi dimensi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA), klasifikasi menggunakan BLS, dan evaluasi model. Hasil pengujian terhadap data *testing* menunjukkan *accuracy* sebesar 78%, dengan *macro precision* 0,78, *macro recall* 0,78, dan *macro F1-score* 0,77. *Confusion matrix* menunjukkan bahwa sebagian besar data dapat diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat kesalahan pada beberapa kelas dengan karakteristik visual yang serupa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan BLS dapat digunakan sebagai salah satu pendekatan untuk klasifikasi penyakit daun tomat berbasis citra digital.

Kata kunci: *Broad Learning System*, MobileNetV2, penyakit daun tomat, PlantVillage.

PENDAHULUAN

Tanaman tomat (*Solanum lycopersicum*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi dan peran penting dalam sektor pertanian. Produktivitas tanaman tomat dapat mengalami penurunan akibat serangan berbagai penyakit yang memengaruhi kondisi daun dan bagian tanaman lainnya. Beberapa gangguan yang umum ditemukan pada daun tomat antara lain *Bacterial Spot*, *Early Blight*, *Late Blight*, *Leaf Mold*, *Septoria Leaf Spot*, *Target Spot*, *Tomato Yellow Leaf Curl Virus*, *Tomato Mosaic Virus*, serta serangan *Two-Spotted Spider Mite*. Identifikasi penyakit secara dini menjadi penting karena keterlambatan dalam mengenali gejala

dapat menghambat tindakan penanganan dan berpotensi meningkatkan kerugian produksi. Penelitian mengenai deteksi penyakit tanaman menunjukkan bahwa perkembangan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan dapat digunakan untuk membantu proses identifikasi penyakit secara otomatis [1], [2].

Identifikasi penyakit tanaman secara konvensional umumnya dilakukan melalui pengamatan visual terhadap gejala yang muncul pada daun. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan karena hasil identifikasi dapat dipengaruhi oleh pengalaman, pengetahuan, dan subjektivitas pengamat. Selain itu, beberapa penyakit tanaman memiliki karakteristik visual yang relatif serupa sehingga meningkatkan kemungkinan terjadinya kesalahan identifikasi. Boulent et al. melalui kajian terhadap penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk identifikasi penyakit tanaman menunjukkan bahwa teknologi *deep learning* telah berkembang sebagai salah satu pendekatan penting dalam otomatisasi diagnosis penyakit tanaman berbasis citra [2]. Penggunaan teknologi tersebut memberikan peluang untuk membangun sistem yang mampu mengenali pola visual penyakit secara lebih cepat dan konsisten dibandingkan pemeriksaan manual.

Salah satu dataset yang banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi penyakit tanaman adalah PlantVillage. Dataset tersebut menyediakan puluhan ribu citra daun sehat dan berpenyakit yang dapat digunakan sebagai *benchmark* untuk pengembangan model *computer vision*. Mohanty et al. menggunakan 54.306 citra daun dari 14 jenis tanaman dan 26 penyakit atau kondisi sehat untuk mengembangkan model berbasis CNN. Penelitian tersebut memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 99,35% dan menunjukkan potensi penggunaan *deep learning* untuk diagnosis penyakit tanaman berbasis citra [1]. Ketersediaan dataset berskala besar tersebut kemudian mendorong berbagai penelitian lanjutan mengenai klasifikasi penyakit tanaman, termasuk secara khusus pada daun tomat.

Tan, Lu, dan Jiang melakukan perbandingan antara metode *machine learning* dan *deep learning* untuk klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan dataset PlantVillage. Metode *machine learning* yang dibandingkan meliputi Support Vector Machine (SVM), *k*-Nearest Neighbor (KNN), dan Random Forest, sedangkan model *deep learning* meliputi AlexNet, VGG16, ResNet34, EfficientNet-B0, dan MobileNetV2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *deep learning* yang diuji menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih baik dibandingkan metode *machine learning* konvensional. ResNet34 memperoleh hasil terbaik dengan akurasi 99,7%, precision 99,6%, recall 99,7%, dan F1-score 99,7% [3]. Temuan tersebut menunjukkan bahwa kemampuan CNN dalam mempelajari representasi visual secara otomatis dapat dimanfaatkan untuk mengenali karakteristik penyakit pada daun tomat.

CNN memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur visual secara hierarkis melalui lapisan-lapisan konvolusi sehingga fitur seperti tekstur, bentuk, warna, dan pola bercak dapat dipelajari secara otomatis dari citra. Kajian Boulent et al. menunjukkan bahwa CNN telah banyak digunakan untuk otomatisasi identifikasi penyakit tanaman dan dapat memberikan performa yang tinggi pada berbagai dataset [2]. Namun, peningkatan kedalaman dan kompleksitas CNN umumnya diikuti oleh peningkatan kebutuhan parameter, memori, dan komputasi. Kondisi tersebut menjadi salah satu pertimbangan ketika model diarahkan untuk digunakan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas.

Perkembangan arsitektur CNN kemudian menghasilkan berbagai model yang dirancang untuk memperoleh keseimbangan antara kemampuan representasi fitur dan efisiensi komputasi. Salah satu arsitektur tersebut adalah MobileNetV2 yang dikembangkan menggunakan konsep *inverted residual* dan

linear bottleneck [4]. Karakteristik tersebut memungkinkan MobileNetV2 menghasilkan representasi fitur dengan struktur yang relatif ringan sehingga sesuai untuk berbagai aplikasi yang membutuhkan efisiensi komputasi. Dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman, penggunaan arsitektur ringan menjadi penting karena sistem deteksi dapat diarahkan untuk digunakan pada perangkat bergerak atau perangkat dengan sumber daya terbatas.

Penerapan MobileNetV2 pada klasifikasi penyakit daun tomat telah menunjukkan hasil yang menjanjikan. Zaki et al. menerapkan MobileNetV2 pada 4.671 citra dari dataset PlantVillage untuk mengidentifikasi tiga jenis penyakit tomat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mencapai akurasi lebih dari 90% [5]. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 tidak hanya memiliki struktur yang relatif ringan, tetapi juga mampu mempelajari karakteristik visual penyakit daun tomat secara efektif.

Ahmed et al. selanjutnya mengembangkan pendekatan *transfer learning* berbasis MobileNetV2 yang ditujukan untuk memperoleh model klasifikasi penyakit daun tomat yang lebih ringan dan cepat. Model yang dikembangkan memperoleh akurasi sebesar 99,30%, dengan ukuran model sebesar 9,60 MB dan kebutuhan komputasi sebesar 4,87 juta *floating-point operations*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat digunakan untuk membangun model dengan kombinasi performa klasifikasi dan efisiensi komputasi yang baik [6].

Penelitian lain juga menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat dimanfaatkan tidak hanya sebagai *classifier*, tetapi juga sebagai sumber representasi fitur untuk tahap klasifikasi berikutnya. Al-Gaashani et al. menggunakan MobileNetV2 dan NASNetMobile sebagai *feature extractor*, kemudian menggabungkan fitur yang dihasilkan dan melakukan reduksi dimensi menggunakan *Kernel Principal Component Analysis* (KPCA). Fitur hasil proses tersebut kemudian diberikan kepada beberapa algoritma *machine learning*, yaitu Random Forest, SVM, dan *Multinomial Logistic Regression*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Multinomial Logistic Regression* menghasilkan performa terbaik dengan akurasi rata-rata sebesar 97% [7]. Pendekatan tersebut menunjukkan bahwa pemisahan antara proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat menjadi alternatif terhadap penggunaan CNN secara langsung sebagai *classifier*.

Pendekatan *transfer learning* dan pemanfaatan fitur hasil CNN juga telah digunakan pada penelitian lain. Attallah mengembangkan pipeline klasifikasi penyakit daun tomat dengan memanfaatkan beberapa CNN berukuran relatif ringkas, yaitu ResNet-18, ShuffleNet, dan MobileNet. Fitur *deep learning* yang dihasilkan kemudian digabungkan dan direduksi melalui proses *feature selection* sebelum diberikan kepada beberapa *machine learning classifier*. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur, reduksi fitur, dan klasifikasi dapat menghasilkan performa yang tinggi, dengan KNN dan SVM masing-masing mencapai akurasi 99,92% dan 99,90% menggunakan jumlah fitur yang lebih sedikit [8].

Penelitian mengenai klasifikasi penyakit tomat juga menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur CNN dapat memengaruhi performa model. Maeda-Gutiérrez et al. membandingkan beberapa arsitektur CNN, yaitu AlexNet, GoogleNet, InceptionV3, ResNet18, dan ResNet50 pada klasifikasi penyakit tanaman tomat menggunakan pendekatan *transfer learning*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa GoogleNet memperoleh akurasi sebesar 99,72% pada klasifikasi sembilan kelas penyakit dan satu kelas sehat [9]. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa pengembangan model klasifikasi tidak hanya bergantung pada penggunaan CNN, tetapi juga pada pemilihan arsitektur dan

strategi pembelajaran yang sesuai dengan karakteristik data.

Selain itu, penelitian berbasis *deep hybrid learning* menunjukkan adanya peluang untuk mengombinasikan kemampuan ekstraksi fitur dari CNN dengan algoritma klasifikasi lainnya. Khan et al. mengembangkan beberapa model *deep hybrid learning* menggunakan CNN sebagai ekstraktor fitur dan beberapa metode *machine learning* sebagai classifier. Pada dataset PlantVillage yang terdiri atas sepuluh kelas daun tomat, model CNN-Stacking memperoleh akurasi sebesar 98,268% pada data yang belum dilihat sebelumnya, dengan precision sebesar 98,527%, recall sebesar 98,533%, dan F1-score sebesar 98,525% [10]. Hasil tersebut memperkuat bahwa pemisahan fungsi ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat menjadi pendekatan yang efektif untuk klasifikasi penyakit daun tomat.

Meskipun demikian, penggunaan dataset PlantVillage juga memiliki keterbatasan yang perlu diperhatikan. Sebagian besar citra PlantVillage diperoleh dalam kondisi lingkungan yang relatif terkontrol dengan latar belakang yang seragam. Jelali dalam kajiannya mengenai deteksi penyakit dan hama tomat berbasis data lapangan menunjukkan bahwa performa yang sangat tinggi pada PlantVillage tidak selalu merepresentasikan kemampuan model pada kondisi pertanian sebenarnya. Model yang dilatih pada citra dengan latar belakang seragam dapat menghadapi penurunan performa ketika digunakan pada citra lapangan dengan variasi pencahayaan, posisi daun, latar belakang, dan kondisi lingkungan yang lebih kompleks [11]. Oleh karena itu, hasil klasifikasi pada dataset PlantVillage perlu dipahami sebagai evaluasi terhadap kemampuan model pada data *benchmark*, bukan sebagai jaminan bahwa model secara langsung memiliki performa yang sama pada lingkungan lapangan.

Dalam penelitian ini, representasi fitur yang dihasilkan oleh MobileNetV2 selanjutnya dikombinasikan dengan Principal Component Analysis (PCA) sebelum diberikan kepada classifier. PCA digunakan sebagai teknik reduksi dimensi untuk mempertahankan informasi utama dari sekumpulan fitur sekaligus mengurangi jumlah dimensi yang diproses pada tahap klasifikasi. Pendekatan ekstraksi fitur kemudian diikuti reduksi dimensi juga telah diterapkan pada penelitian klasifikasi penyakit daun tomat melalui kombinasi *deep feature extraction*, *feature concatenation*, dan *feature selection*[7], [8]. Dengan demikian, penggunaan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dan PCA sebagai tahap reduksi dimensi memiliki dasar dari penelitian terdahulu yang memisahkan representasi fitur dari proses klasifikasi.

Selanjutnya, salah satu alternatif classifier yang dapat digunakan setelah proses ekstraksi dan reduksi fitur adalah Broad Learning System (BLS). BLS diperkenalkan oleh Chen dan Liu sebagai paradigma pembelajaran yang menggunakan struktur jaringan melebar (*broad network*) sebagai alternatif terhadap peningkatan kedalaman jaringan. BLS membentuk *mapped features* melalui *feature nodes* dan memperluas representasi menggunakan *enhancement nodes*. Pendekatan tersebut juga mendukung pembelajaran inkremental sehingga struktur jaringan dapat diperluas tanpa harus melakukan pelatihan ulang seluruh jaringan dari awal [12].

Selain itu, pengembangan BLS untuk klasifikasi citra juga telah dilakukan oleh Jin et al. melalui *Regularized Discriminative Broad Learning System*, yang mengembangkan mekanisme BLS dengan mempertimbangkan aspek diskriminatif dan regularisasi dalam proses klasifikasi[13].

Perkembangan tersebut menunjukkan bahwa BLS memiliki karakteristik yang berbeda dari jaringan *deep learning*. Jika CNN memperluas kemampuan representasi melalui penambahan lapisan secara vertikal, BLS memperluas representasi

secara horizontal melalui *feature nodes* dan *enhancement nodes*. Perbedaan karakteristik tersebut memberikan peluang untuk menguji BLS sebagai classifier terhadap fitur visual yang sebelumnya telah dipelajari oleh MobileNetV2. Dengan demikian, MobileNetV2 dapat difokuskan pada proses ekstraksi representasi visual, sedangkan BLS digunakan untuk mempelajari hubungan antara fitur hasil ekstraksi dan kelas keluaran.

Berdasarkan penelitian terdahulu, berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk klasifikasi penyakit daun tomat, mulai dari CNN secara langsung, *transfer learning*, MobileNetV2, kombinasi beberapa CNN, *feature selection*, hingga *hybrid learning* yang menggabungkan CNN dengan classifier *machine learning* [3], [10]. Namun, berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian tersebut, pendekatan yang secara khusus mengombinasikan MobileNetV2 sebagai *feature extractor*, PCA sebagai reduksi dimensi, dan Broad Learning System sebagai classifier untuk klasifikasi sepuluh kelas kondisi daun tomat masih relatif terbatas. Sebagian penelitian terdahulu menggunakan MobileNetV2 sebagai classifier secara langsung [5], mengombinasikannya dengan classifier konvensional [6], atau menggunakan kombinasi CNN dan metode *machine learning* lainnya [7], [10]. Kondisi tersebut memberikan ruang untuk mengevaluasi BLS sebagai alternatif classifier pada representasi fitur yang dihasilkan oleh MobileNetV2.

Berdasarkan *research gap* tersebut, penelitian ini mengimplementasikan pendekatan MobileNetV2–PCA–Broad Learning System (BLS) untuk klasifikasi penyakit dan kondisi daun tanaman tomat berdasarkan citra digital. MobileNetV2 digunakan sebagai *feature extractor* untuk menghasilkan representasi fitur visual dari citra daun. Fitur yang dihasilkan kemudian dinormalisasi dan direduksi menggunakan PCA sebelum digunakan sebagai masukan bagi BLS. BLS selanjutnya digunakan sebagai classifier untuk menentukan kelas berdasarkan representasi fitur yang telah diperoleh.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari PlantVillage dan terdiri atas 18.160 citra daun tomat yang terbagi ke dalam 10 kelas, yaitu *Bacterial Spot*, *Early Blight*, *Late Blight*, *Leaf Mold*, *Septoria Leaf Spot*, *Spider Mites/Two-Spotted Spider Mite*, *Target Spot*, *Tomato Yellow Leaf Curl Virus*, *Tomato Mosaic Virus*, dan *Healthy*. Literatur terbaru juga mengonfirmasi bahwa subset tomat PlantVillage yang banyak digunakan dalam penelitian terdiri atas sepuluh kategori, yaitu sembilan kondisi berpenyakit atau terganggu dan satu kelas sehat [11].

Data penelitian selanjutnya melalui beberapa tahapan, meliputi *preprocessing*, augmentasi citra, ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2, normalisasi fitur, reduksi dimensi menggunakan PCA, dan klasifikasi menggunakan BLS. Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, F1-score, *confusion matrix*, dan *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Penggunaan beberapa metrik evaluasi diperlukan agar kemampuan model tidak hanya dinilai berdasarkan akurasi keseluruhan, tetapi juga berdasarkan kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan **Broad** Learning System sebagai classifier terhadap fitur yang diekstraksi menggunakan MobileNetV2 serta mengevaluasi kemampuan kombinasi MobileNetV2, PCA, dan BLS dalam mengklasifikasikan berbagai kondisi daun tomat. Kontribusi penelitian terletak pada penerapan pendekatan *hybrid* MobileNetV2–PCA–BLS, yaitu memanfaatkan kemampuan *deep learning* dalam menghasilkan representasi fitur visual dan kemampuan BLS dalam melakukan klasifikasi melalui struktur pembelajaran yang melebar. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan

bukti empiris mengenai efektivitas kombinasi tersebut serta menjadi referensi bagi pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra digital yang lebih fleksibel dan efisien.

METODE

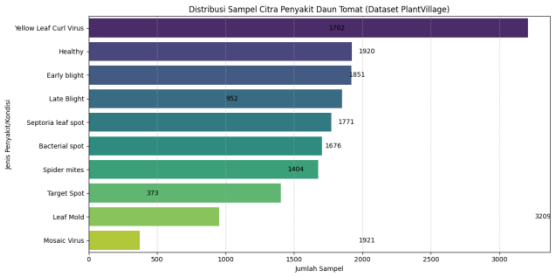
Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari ***PlantVillage***, khususnya subset citra daun tanaman tomat. Dataset tersebut terdiri atas **18.160 citra** yang dikelompokkan ke dalam **10 kelas**, yaitu sembilan kelas penyakit dan satu kelas daun sehat. Dataset mencakup *Bacterial Spot*, *Early Blight*, *Late Blight*, *Leaf Mold*, *Septoria Leaf Spot*, *Spider Mites*, *Target Spot*, *Tomato Mosaic Virus*, *Tomato Yellow Leaf Curl Virus*, dan *Tomato Healthy*. PlantVillage merupakan salah satu dataset publik yang banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra dan deep learning [1]. Distribusi jumlah citra pada masing-masing kelas ditunjukkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Distribusi Dataset Daun Tanaman Tomat

No.	Kelas	Jumlah
1	*Tomato Bacterial Spot*	1.702
2	*Tomato Early Blight*	1.920
3	*Tomato Late Blight*	1.851
4	*Tomato Leaf Mold*	952
5	*Tomato Septoria Leaf Spot*	1.771
6	*Tomato Spider Mites Two-spotted Spider Mite*	1.676
7	*Tomato Target Spot*	1.404
8	*Tomato Tomato Mosaic Virus*	373
9	*Tomato Tomato Yellow Leaf Curl Virus*	3.209
10	*Tomato Healthy*	1.921
	Total	**18.160**

Dataset menunjukkan adanya ketidakseimbangan jumlah citra antar kelas. Kondisi tersebut perlu diperhatikan pada tahap pembagian dataset agar proporsi masing-masing kelas tetap terjaga pada data pelatihan, validasi, dan pengujian. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode ***stratified sampling*** dalam proses pembagian data. Metode tersebut memastikan bahwa setiap subset data memiliki distribusi kelas yang merepresentasikan proporsi kelas pada dataset awal, sehingga dapat mengurangi risiko perubahan komposisi kelas akibat proses pembagian data dan menghasilkan evaluasi model yang lebih representatif [14], [15].



Gambar 1. Distribusi jumlah citra pada setiap kelas.

Dataset PlantVillage yang digunakan terdiri dari 18.160 citra daun tomat dalam 10 kelas. Untuk eksperimen, data dibagi menggunakan metode *stratified sampling* menjadi 2.622 citra, yang terdiri atas 1.782 data training (68%), 315 data validation (12%), dan 525 data testing (20%). Pembagian ini dilakukan untuk mempertahankan keterwakilan setiap kelas pada masing-masing subset.

Selanjutnya, data *training* diberikan augmentasi sebanyak empat putaran sehingga menghasilkan 8.910 data fitur. Fitur tersebut kemudian digunakan pada tahap ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2 dan proses klasifikasi menggunakan BLS

Tabel 2. Pembagian Data Eksperimen

Jenis Data	Jumlah
Training	1.782
Validation	315
Testing	525
Total	**2.622**

reprocessing dan Augmentasi

Tahap *preprocessing* dilakukan sebelum citra diproses menggunakan

MobileNetV2. Setiap citra diubah ukurannya menjadi **256 × 256 piksel**, kemudian nilai piksel dinormalisasi ke rentang **0-1**untuk menyeragamkan ukuran dan skala input. Selanjutnya, augmentasi diterapkan pada data *training* menggunakan rotasi, *flipping*, dan *zoom* untuk meningkatkan variasi citra. Data *training* awal sebanyak **1.782 citra** kemudian diperbanyak melalui empat *round* augmentasi sehingga menghasilkan **8.910 citra training.**

Ekstraksi Fitur MobileNetV2

MobileNetV2 digunakan sebagai *feature extractor* dengan memanfaatkan bobot *pretrained*. Bagian *fully connected layer* tidak digunakan sehingga keluaran model berupa representasi fitur citra. Setiap citra menghasilkan vektor fitur berdimensi **1.280**. Selanjutnya, fitur dinormalisasi menggunakan **L2 normalization** untuk menstabilkan skala representasi fitur sebelum diproses pada tahap berikutnya. Hasil ekstraksi dari data *training* setelah augmentasi menghasilkan **8.910 vektor fitur berdimensi 1.280** yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada tahap reduksi dimensi dan klasifikasi.

Normalisasi dan Reduksi Dimensi

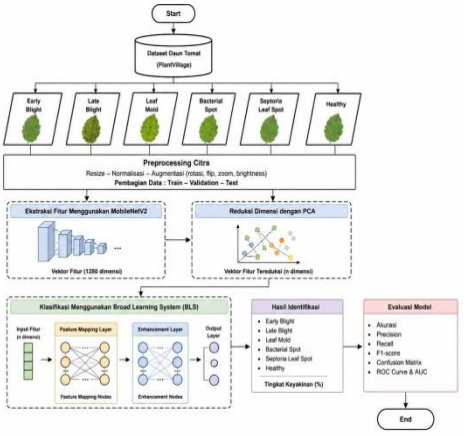
Fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 dinormalisasi menggunakan *L2 normalization* untuk menyeragamkan skala representasi fitur sebelum digunakan pada tahap klasifikasi. Fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 dinormalisasi menggunakan *L2 normalization* untuk menyeragamkan skala representasi fitur sebelum proses reduksi dimensi dan klasifikasi [16]. Selanjutnya, *Principal Component Analysis* (PCA) digunakan untuk mereduksi dimensi fitur dengan mempertahankan informasi utama dari representasi data sekaligus mengurangi kompleksitas fitur [17]. Pendekatan ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2 yang dilanjutkan dengan reduksi dimensi berbasis PCA juga telah diterapkan pada klasifikasi penyakit daun tomat [7].

Dalam penelitian ini, PCA digunakan untuk mereduksi dimensi fitur dari 1.280 menjadi 512 dimensi. Fitur hasil reduksi tersebut kemudian digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi menggunakan *Broad Learning System* (BLS). Penggunaan BLS sebagai tahap pembelajaran setelah pembentukan representasi fitur sejalan dengan karakteristik BLS yang menggunakan *mapped features* dan *enhancement nodes* dalam struktur jaringan yang melebar [12].

Klasifikasi Broad Learning System

Fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 yang telah direduksi menggunakan PCA digunakan sebagai masukan *Broad Learning System* (BLS). BLS terdiri atas *feature mapping nodes* yang membentuk representasi fitur baru dan *enhancement nodes* yang memperluas representasi tersebut. Bobot keluaran dihitung menggunakan metode *pseudo-inverse*, sehingga proses pembelajaran BLS tidak memerlukan *backpropagation* berulang seperti pada jaringan *deep learning* konvensional [12].

Alur penelitian secara keseluruhan meliputi preprocessing dan augmentasi, ekstraksi fitur MobileNetV2, normalisasi, reduksi dimensi PCA, klasifikasi menggunakan BLS, dan evaluasi model.Alur penelitian secara keseluruhan dapat diringkas menjadi:



Gambar 2. Tahapan klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan MobileNetV2 dan BLS.

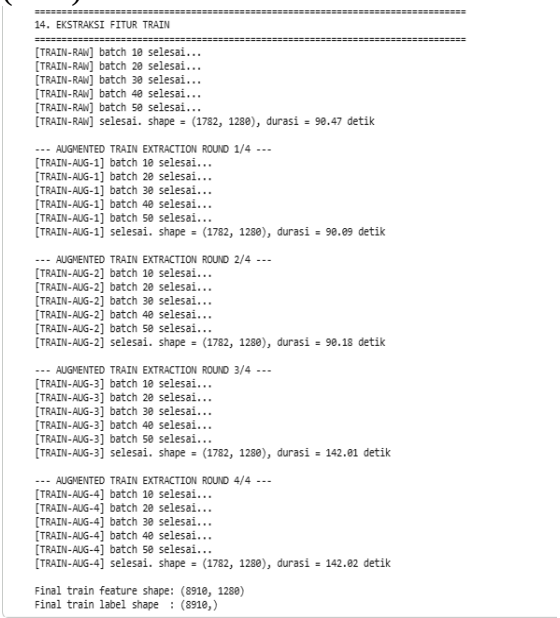
Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, F1-score, *confusion matrix*, dan **ROC Curve**. Karena penelitian melibatkan 10 kelas, analisis ROC dilakukan menggunakan pendekatan ***one-vs-rest*** untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas terhadap kelas lainnya. Sementara itu, *confusion matrix* digunakan untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur menggunakan **MobileNetV2** menghasilkan vektor fitur berdimensi **1.280** untuk setiap citra. Proses ekstraksi dilakukan pada data *training* setelah augmentasi dan menghasilkan **8.910 vektor fitur** dengan ukuran matriks **(8.910 × 1.280).** Waktu ekstraksi pada setiap tahap berada pada kisaran **90-142 detik.** Hasil tersebut menunjukkan bahwa proses ekstraksi fitur berhasil menghasilkan representasi numerik yang dapat digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi menggunakan Broad Learning System (BLS).



Gambar 3. Hasil ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2.

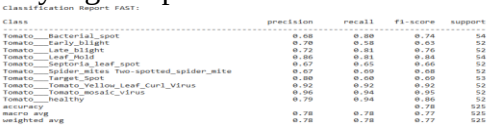
Hasil Klasifikasi

Pengujian model dilakukan menggunakan **525 data** *testing*. Berdasarkan *classification report*, model *Broad Learning System* (BLS) memperoleh ***accuracy*** **sebesar 78%,** dengan *macro average precision* sebesar 0,78, *recall* sebesar 0,78, dan F1-score sebesar 0,77. Sementara itu, *weighted average* menghasilkan *precision* sebesar 0,78, *recall* sebesar 0,78, dan F1-score sebesar 0,77.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model BLS

Metrik	Nilai
Accuracy	78%
Macro Precision	0,78
Macro Recall	0,78
Macro F1-score	0,77
Weighted Precision	0,78
Weighted Recall	0,78
Weighted F1-score	0,77

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data pengujian dengan tingkat ketepatan sebesar **78%.** Nilai *macro average* dan *weighted average* yang relatif sama menunjukkan bahwa performa agregat model berdasarkan rata-rata antar kelas maupun berdasarkan pembobotan jumlah data menghasilkan nilai yang serupa.



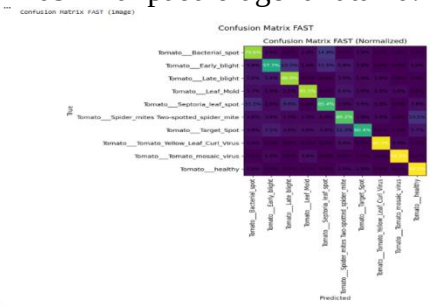
Gambar 4. Classification Report Broad Learning System (BLS)

Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas. Nilai pada diagonal utama menunjukkan prediksi yang benar, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian, sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar kelas dengan baik.

Kesalahan klasifikasi masih ditemukan pada beberapa kelas dengan karakteristik

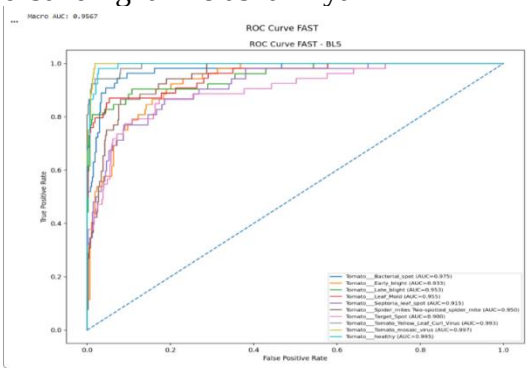
visual yang serupa, salah satunya *Early Blight* dan *Septoria Leaf Spot.* Kemiripan pola visual pada kedua kelas tersebut dapat menyebabkan model menghasilkan prediksi pada kelas yang berbeda. Sementara itu, kelas *Tomato Mosaic Virus dan Tomato Yellow Leaf Curl Virus* menunjukkan proporsi prediksi benar yang relatif tinggi, sebagaimana terlihat dari dominasi nilai pada diagonal utama.



Gambar 5. Confusion matrix hasil klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan BLS

Evaluasi ROC

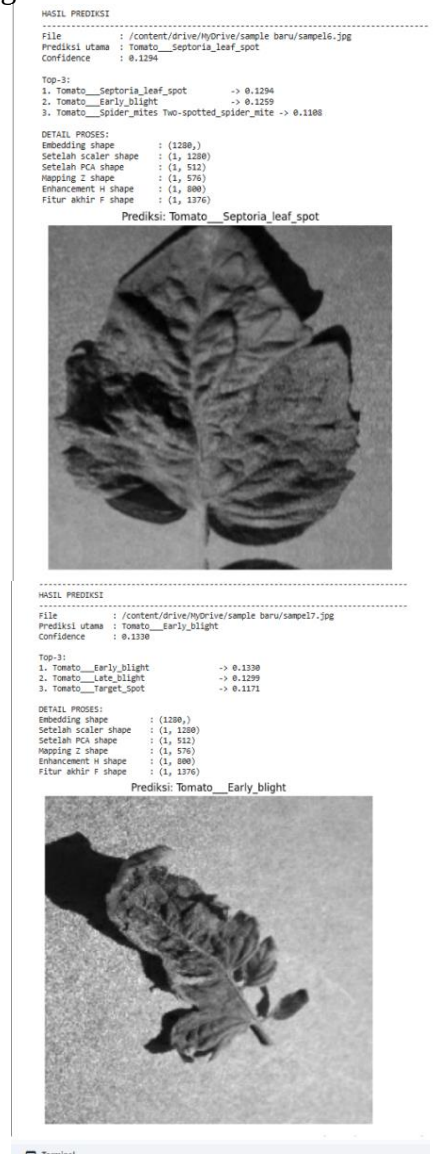
Evaluasi ROC dilakukan menggunakan pendekatan ***one-vs-rest*** karena penelitian melibatkan 10 kelas. Kurva ROC digunakan untuk menilai kemampuan model dalam membedakan setiap kelas terhadap kelas lainnya. Hasil pengujian menunjukkan **macro AUC sebesar 0,9567,** dengan sebagian besar kurva berada jauh di atas garis diagonal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang baik, meskipun terdapat beberapa kelas dengan performa yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya



Gambar 6. Kurva ROC hasil evaluasi model BLS.

Pengujian Citra Baru

Selain pengujian menggunakan data *testing*, sistem juga diuji pada citra tunggal untuk melihat kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap citra baru. Citra yang diberikan diproses melalui **MobileNetV2** untuk menghasilkan fitur, kemudian fitur tersebut diklasifikasikan menggunakan **BLS** untuk memperoleh kelas prediksi dan nilai *confidence*. Pengujian dilakukan pada beberapa kelas, yaitu *Septoria Leaf Spot*, *Early Blight*, *Late Blight*, dan *Target Spot*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan prediksi kelas terhadap citra yang diberikan.



Gambar 7. Contoh hasil prediksi citra daun tomat.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dan *Broad Learning System* (BLS) sebagai *classifier* dapat digunakan untuk klasifikasi penyakit daun tomat. MobileNetV2 menghasilkan representasi fitur yang selanjutnya digunakan sebagai masukan BLS, sehingga proses klasifikasi dilakukan berdasarkan fitur hasil ekstraksi, bukan citra secara langsung.

Model memperoleh accuracy sebesar 78%, dengan *macro precision* dan *macro recall* masing-masing sebesar 0,78 serta *macro F1-score* sebesar 0,77. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali berbagai kelas, meskipun performanya belum sama pada seluruh kelas. Perbedaan tersebut terlihat pada *confusion matrix*, terutama pada kelas yang memiliki karakteristik visual serupa, seperti *Early Blight* dan *Septoria Leaf Spot*.

Distribusi data juga menjadi salah satu aspek yang perlu diperhatikan. Dataset memiliki jumlah citra yang berbeda antarkelas, dengan *Tomato Yellow Leaf Curl Virus* sebanyak 3.209 citra dan *Tomato Mosaic Virus* sebanyak 373 citra. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan perbedaan kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas. Oleh karena itu, *stratified sampling* digunakan pada pembagian data untuk mempertahankan keterwakilan kelas pada setiap subset eksperimen.

Dari sisi metode, BLS digunakan sebagai *classifier* setelah proses ekstraksi dan reduksi fitur. BLS memanfaatkan *feature mapping nodes* dan *enhancement nodes*, kemudian menghitung bobot keluaran menggunakan metode *pseudo-inverse*. Mekanisme tersebut memungkinkan pembelajaran dilakukan tanpa proses *backpropagation* berulang seperti pada jaringan *deep learning* konvensional [12].

Meskipun menghasilkan performa sebesar 78%, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Kesalahan klasifikasi pada kelas dengan karakteristik visual yang serupa menunjukkan bahwa fitur yang digunakan belum sepenuhnya mampu memisahkan seluruh kelas. Selain itu, penggunaan dataset PlantVillage yang memiliki kondisi citra relatif terkontrol membatasi generalisasi hasil terhadap kondisi lapangan yang lebih beragam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan dataset lapangan yang lebih beragam, augmentasi yang lebih kompleks, optimasi parameter BLS, serta penggunaan *feature extractor* alternatif.

SIMPULAN

Penelitian ini menerapkan kombinasi MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dan *Broad Learning System* (BLS) sebagai *classifier* untuk klasifikasi penyakit daun tanaman tomat berbasis citra digital. Dataset yang digunakan berasal dari PlantVillage dan terdiri atas 18.160 citra dalam 10 kelas. Proses penelitian meliputi *preprocessing*, augmentasi, ekstraksi fitur MobileNetV2, normalisasi, reduksi dimensi menggunakan PCA, dan klasifikasi menggunakan BLS.

Berdasarkan pengujian terhadap 525 data *testing*, model memperoleh *accuracy* sebesar 78%, dengan *macro precision* 0,78, *macro recall* 0,78, dan *macro F1-score* 0,77. *Weighted precision* dan *weighted recall* masing-masing sebesar 0,78, sedangkan *weighted F1-score* sebesar 0,77. *Confusion matrix* menunjukkan bahwa sebagian besar data dapat diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat kesalahan pada kelas dengan karakteristik visual yang serupa, terutama *Early Blight* dan *Septoria Leaf Spot*.

Dengan demikian, kombinasi MobileNetV2 dan BLS dapat digunakan sebagai salah satu pendekatan untuk klasifikasi penyakit daun tomat berbasis citra digital. Namun, performa model masih dapat dikembangkan melalui penggunaan dataset yang lebih beragam, augmentasi yang lebih optimal, serta penyesuaian konfigurasi BLS untuk meningkatkan

kemampuan klasifikasi pada penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, dan M. Salathé, "Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection," *Front. Plant Sci.*, vol. 7, hlm. 1419, Sep 2016, doi: 10.3389/fpls.2016.01419.

[2] J. Boulent, S. Foucher, J. Théau, dan P.-L. St-Charles, "Convolutional Neural Networks for the Automatic Identification of Plant Diseases," *Front. Plant Sci.*, vol. 10, hlm. 941, Jul 2019, doi: 10.3389/fpls.2019.00941.

[3] L. Tan, J. Lu, dan H. Jiang, "Tomato Leaf Diseases Classification Based on Leaf Images: A Comparison between Classical Machine Learning and Deep Learning Methods," *AgriEngineering*, vol. 3, no. 3, hlm. 542–558, Jul 2021, doi: 10.3390/agriengineering3030035.

[4] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, dan L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," dalam *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, UT: IEEE, Jun 2018, hlm. 4510–4520. doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.

[5] S. Z. M. Zaki, M. Asyraf Zulkifley, M. Mohd Stofa, N. A. M. Kamari, dan N. Ayuni Mohamed, "Classification of tomato leaf diseases using MobileNet v2," *IJ-AI*, vol. 9, no. 2, hlm. 290, Jun 2020, doi: 10.11591/ijai.v9.i2.pp290-296.

[6] S. Ahmed, Md. B. Hasan, T. Ahmed, Md. R. K. Sony, dan Md. H. Kabir, "Less is More: Lighter and Faster Deep Neural Architecture for Tomato Leaf Disease Classification," *IEEE Access*, vol. 10, hlm. 68868–68884, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3187203.

[7] M. S. A. M. Al-gaashani, F. Shang, M. S. A. Muthanna, M. Khayyat, dan A. A. Abd El-Latif, "Tomato leaf disease classification by exploiting transfer learning and feature concatenation," *IET Image Processing*, vol. 16, no. 3, hlm. 913–925, Feb 2022, doi: 10.1049/ipr2.12397.

[8] O. Attallah, "Tomato Leaf Disease Classification via Compact Convolutional Neural Networks with Transfer Learning and Feature Selection," *Horticulturae*, vol. 9, no. 2, hlm. 149, Jan 2023, doi: 10.3390/horticulturae9020149.

[9] V. Maeda-Gutiérrez *dkk.*, "Comparison of Convolutional Neural Network Architectures for Classification of Tomato Plant Diseases," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 4, hlm. 1245, Feb 2020, doi: 10.3390/app10041245.

[10] B. Khan *dkk.*, "Bayesian optimized multimodal deep hybrid learning approach for tomato leaf disease classification," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, hlm. 21525, Sep 2024, doi: 10.1038/s41598-024-72237-x.

[11] M. Jelali, "Deep learning networks-based tomato disease and pest detection: a first review of research studies using real field datasets," *Front. Plant Sci.*, vol. 15, hlm. 1493322, Okt 2024, doi: 10.3389/fpls.2024.1493322.

[12] C. L. P. Chen dan Z. Liu, "Broad Learning System: An Effective and Efficient Incremental Learning System Without the Need for Deep Architecture," *IEEE Trans. Neural Netw. Learning Syst.*, vol. 29, no. 1, hlm. 10–24, Jan 2018, doi: 10.1109/TNNLS.2017.2716952.

[13] J. Jin, Z. Qin, D. Yu, Y. Li, J. Liang, dan C. L. P. Chen, "Regularized discriminative broad learning system for image classification," *Knowledge-Based Systems*, vol. 251,

hlm. 109306, Sep 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2022.109306.
[14] B. Krawczyk, "Learning from imbalanced data: open challenges and future directions," *Prog Artif Intell*, vol. 5, no. 4, hlm. 221–232, Nov 2016, doi: 10.1007/s13748-016-0094-0.
[15] Haibo He dan E. A. Garcia, "Learning from Imbalanced Data," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 21, no. 9, hlm. 1263–1284, Sep 2009, doi: 10.1109/TKDE.2008.239.
[16] X. Zhe, S. Chen, dan H. Yan, "Directional statistics-based deep metric learning for image classification and retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 93, hlm. 113–123, Sep 2019, doi: 10.1016/j.patcog.2019.04.005.
[17] S. C. Ng, "Principal component analysis to reduce dimension on digital image," *Procedia Computer Science*, vol. 111, hlm. 113–119, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.06.017.