

Perbandingan Akurasi 3 Model Arsitektur CNN Dalam Mengklasifikasikan Jenis Penyakit Daun Padi

Fakhri Habib Hawari¹, Syarif Hidayatulloh²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
e-mail: ¹fakhrihabib9@gmail.com, ²syarif@ars.ac.id

Abstrak

Penyakit pada daun padi merupakan salah satu faktor utama yang dapat menurunkan produktivitas pertanian di Indonesia. Deteksi penyakit secara manual memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan dan akurasi, terutama dalam jumlah tanaman yang diperiksa banyak. Maka, diperlukan metode yang lebih efisien dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun padi. *Convolutional Neural Network* (CNN) dikenal efektif dalam klasifikasi gambar dan memiliki model arsitektur yang banyak, sehingga digunakan dalam penelitian ini untuk membandingkan tiga arsitektur CNN, yaitu VGG-16, DenseNet-201, dan ResNet-152v2 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit daun padi. Penelitian ini menggunakan dataset citra daun padi dengan empat kelas: *brown spot*, *leaf brown*, hawar, dan daun sehat. Dataset ini dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing* dan setiap arsitektur dilatih menggunakan 10 epoch untuk membandingkan akurasi. Hasil menunjukkan bahwa DenseNet-201 memiliki nilai akurasi tertinggi sebesar 92%, diikuti oleh VGG-16 dengan 90%, dan ResNet-152v2 dengan 70%. Penelitian ini menunjukkan bahwa DenseNet-201 lebih efektif dalam mengklasifikasikan jenis penyakit daun padi.

Kata kunci—Klasifikasi, Penyakit Daun Padi, CNN, VGG, RESNET, DENSENET

Abstract

Rice leaf diseases are one of the main factors that can reduce agricultural productivity in Indonesia. Manual disease detection has limitations in terms of speed and accuracy, especially in the large number of plants examined. So, a more efficient method is needed in identifying the type of rice leaf disease. Convolutional Neural Network (CNN) is known to be effective in image classification and has many architecture models, so it is used in this study to compare three CNN architectures, namely VGG-16, DenseNet-201, and ResNet-152v2 in classifying rice leaf disease types. This study used a dataset of rice leaf images with four classes: brown spot, leaf brown, blight, and healthy leaf. The dataset was divided into training, validation, and testing data and each architecture was trained using 10 epochs to compare its accuracy. The results show that DenseNet-201 has the highest accuracy value of 92%, followed by VGG-16 with 90%, and ResNet-152v2 with 70%. This research shows that DenseNet-201 is more effective in classifying rice leaf disease types.

Keywords—Classification, Rice Leaf Disease, CNN, VGG, DenseNet, ResNet

Corresponding Author:

Syarif Hidayatulloh,
Email: syarif@ars.ac.id

1. PENDAHULUAN

Padi adalah tanaman pangan peringkat ketiga dari semua biji - bijian setelah jagung dan gandum. Beras adalah salah satu bahan terpenting di dunia. Selain itu, dengan bertambahnya populasi, konsumsi dan permintaan beras meningkat [1]. Di Indonesia, padi adalah tanaman pangan utama yang diolah menjadi beras, yang dikonsumsi oleh sebagian besar orang. Pertumbuhan tanaman padi sangat penting untuk menjaga kualitas padi yang baik dan aman untuk dikonsumsi. Salah satu bagian tanaman padi yang mudah terserang penyakit adalah daun, daun

pada tanaman padi yang terjerat penyakit dapat menyulitkan pertumbuhan dan mengurangi kualitas padi [2].

Serangan organisme pengganggu tumbuhan (OPT) yang tinggi, khususnya serangan penyakit, adalah salah satu penyebab utama fluktuasi produksi tanaman padi di Indonesia. Penyakit pada tanaman padi dapat menyebabkan penurunan hasil produksi, kualitas, dan kuantitas secara langsung maupun tidak langsung [3]. Permasalahan penyakit pada daun padi menjadi kendala bagi para petani. Beberapa penyakit padi yang sangat meresahkan adalah jenis penyakit seperti *brown spot*, *leaf brown* dan hawar yang mengakibatkan bercak atau area busuk [4].

Adanya bercak atau area busuk pada daun atau perubahan warna adalah alasan umum yang dapat diidentifikasi oleh mata telanjang manusia sebagai penyakit pada tanaman padi. Namun, menggunakan indra manusia untuk mengidentifikasi warna daun padi memiliki kelemahan ketika tanaman yang harus diidentifikasi banyak dan membutuhkan waktu yang lama. Selain itu, setiap orang memiliki persepsi yang berbeda-beda tentang warna [5]. Dengan berkembangnya teknologi yang membantu berbagai sektor, maka perlunya dilakukan penelitian untuk mengidentifikasi penyakit pada daun padi sebagai bentuk untuk mengurangi resiko gagal panen. Tidak sedikit penelitian yang dilakukan mengenai penyakit pada daun, begitu juga dengan daun padi [6].

Teknologi *Deep Learning* akan diterapkan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi jenis penyakit pada daun padi dengan menggunakan metode dan algoritma yang termasuk ke dalam teknik *deep learning*. Dengan menggunakan data sampel atau “data pelatihan”, algoritma pada pembelajaran mesin dapat membuat prediksi atau keputusan tanpa harus diprogram untuk melakukan tugas tertentu [7].

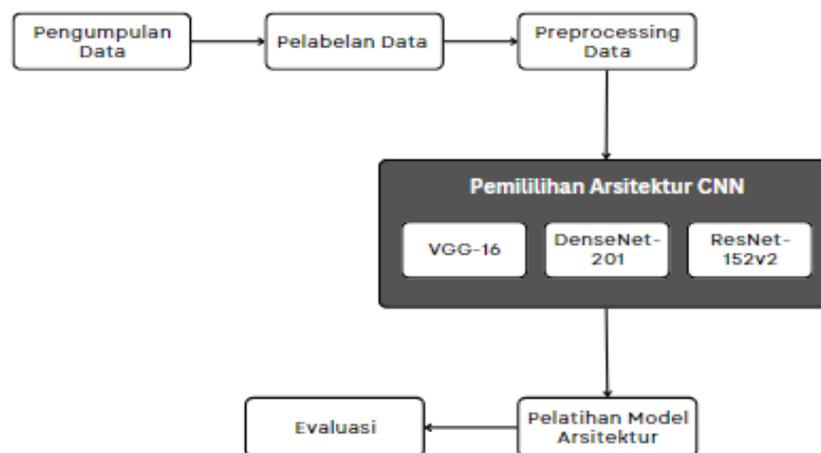
Banyak algoritma dan berbagai metode sudah dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun. Salah satu algoritma yang bisa dan terbukti efektif digunakan adalah CNN. Dalam hal ini *Convolutional Neural Network* (CNN) bisa digunakan dalam mengklasifikasikan daun padi yang sehat dan yang sakit serta mengidentifikasi jenis penyakitnya. CNN menjadi salah satu algoritma yang unggul dalam bidang identifikasi dan klasifikasi [8]. CNN merupakan bagian dari metode *Supervised Deep Learning* yang biasa digunakan untuk mengklasifikasi dan mengidentifikasi data berupa gambar. Karena cara kerja yang terinspirasi dari cara kerja visual manusia dan hewan, CNN dapat mendeteksi dan mengenali objek gambar [9].

Penelitian sebelumnya telah menghasilkan berbagai metode dan algoritma yang relevan dalam melakukan klasifikasi dan identifikasi jenis penyakit pada tanaman, seperti komparasi kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk klasifikasi citra penyakit daun kentang [10], serta klasifikasi penyakit tanaman bawang merah menggunakan metode SVM dan CNN [11], serta identifikasi dan klasifikasi citra penyakit daun tomat menggunakan arsitektur *inception V4* [12]. Dan ada penelitian digunakan sebagai acuan dan referensi yaitu klasifikasi penyakit padi menggunakan algoritma CNN dengan nilai akurasi dari data testing adalah 86% [1].

Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan algoritma CNN dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun padi dan menggunakan 3 model arsitektur yang berbeda yaitu VGG-16, DenseNet-201, dan ResNet-152v2 untuk mencari nilai akurasinya. Tujuannya adalah untuk mengetahui perbandingan nilai akurasi yang dihasilkan dari ketiga model arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini. Sehingga penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam pada algoritma CNN terlebih mengenai model arsitektur VGG-16, DenseNet-201, dan ResNet-152v2 agar dapat mengetahui nilai akurasi yang terbaik dari ketiga model yang digunakan dan juga dapat ikut berkontribusi dalam pengembangan teknologi di bidang pertanian.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka penelitian seperti pengumpulan data, pelabelan data, preprocessing data, pemilihan arsitektur cnn, pelatihan model arsitektur, dan evaluasi. Di bawah ini merupakan Gambar 1 kerangka metode penelitian



Gambar 1. Kerangka Penelitian

A. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, data yang digunakan merupakan dataset umum yang penulis ambil dari *website kaggle* dengan alamat *kaggle.com*. Dataset yang diambil merupakan citra daun padi dengan total 759 citra gambar yang memiliki 4 kelas yaitu *brown spot*, *leaf brown*, hawar dan daun sehat dengan dimensi gambar 128x128 *pixels*.

B. Pelabelan Data

Setelah data dikumpulkan selanjutnya adalah pelabelan data, setiap gambar daun padi akan dilabelkan sesuai dengan kelas jenis daun yang diidentifikasi. Pelabelan data dibagi menjadi 3 yaitu data *training* yang berjumlah 575, data *validation* yang berjumlah 144 dan data *testing* yang berjumlah 40. Untuk detail dataset dapat dilihat dari tabel 1 detail dataset.

Tabel 1. Detail Dataset

<i>Class</i>	<i>Gambar</i>	<i>Training</i>	<i>Validation</i>	<i>Testing</i>
Hawar		144	36	10
<i>Brown Spot</i>		163	36	10
<i>Leaf Brown</i>		164	36	10

Sehat		104	36	10
-------	---	-----	----	----

C. Preprocessing Data

Pada tahap penelitian ini bertujuan untuk melakukan persiapan data agar siap digunakan dalam pelatihan model. Proses yang dilakukan meliputi proses augmentasi dan normalisasi data. Proses augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan keragaman data melalui teknik seperti rotasi, *flipping*, *zooming*, dan *shifting* untuk membantu dalam mencegah *overfitting* saat pelatihan model. Kemudian Proses normalisasi data dilakukan dengan mengubah nilai dari seluruh gambar menjadi rentang pixel 0-255 menjadi 0-1 untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan model.

D. Pemilihan Arsitektur CNN

Pada tahap ini pemilihan model arsitektur dilakukan dengan memilih 3 model arsitektur dari CNN yaitu VGG-16, DenseNet-201 dan ResNet-152v2. Ketiga model arsitektur ini memiliki keunikannya masing masing yaitu :

1. VGG-16 : model ini terdiri dari 16 lapisan, dengan 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *fully connected*.
2. DenseNet-201 : model ini terdiri dari 201 lapisan dan menggunakan *dense block* yang menerima *input* dari semua lapisan sebelumnya.
3. ResNet-152v2 : model ini terdiri dari 152 lapisan dan menggunakan *residual block* dengan *shortcut connection* untuk mengurangi masalah pada nilai *loss*.

E. Pelatihan Model Arsitektur

Pada tahap pelatihan model ini bertujuan untuk mengajarkan model dalam mengenali pola dari data gambar dan melakukan proses ideentifikasi serta prediksi yang akurat. Selama pelatihan, model akan mengoptimalkan bobot dan biasanya, untuk *optimizer* yang digunakan adalah adam dengan metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja model *output* berdasarkan data yang dihasilkan saat pelatihan (*loss function*) adalah *categorical crossentropy*. Kemudian *batch size* yang digunakan adalah 32 dan jumlah *epoch* adalah 10.

F. Evaluasi

Pada tahap ini, evaluasi dilakukan untuk mengukur performa dari masing – masing model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit daun padi. Sangat penting untuk mengevaluasi akurasi dari model klasifikasi, akurasi suatu model menunjukkan kemampuan model tersebut untuk memprediksi *class target* [13]. Evaluasi dilakukan dengan metrik sebagai berikut :

1. *Accuracy* : ukuran seberapa sering model membuat prediksi yang benar.
2. *Precision* : ukuran seberapa akurat prediksi positif yang dibuat oleh model.
3. *Recall* : ukuran seberapa baik model dapat menemukan semua nilai positif yang ada dalam dataset.
4. *F1-score* : menggabungkan *precision* dan *recall* untuk menunjukkan performa model yang seimbang.

2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma jenis jaringan saraf yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk grid seperti citra. Kemampuan utama dari CNN adalah arsitektur yang dapat mengenali informasi prediktif dari suatu objek seperti gambar

[9]. Dalam CNN tidak perlu beberapa langkah yang dilakukan pada ANN karena pada CNN menggunakan operasi konvolusi melalui *input layer* untuk menghitung *output*. Pada masing-masing *layer* memiliki *filter* yang berbeda lalu mengkombinasikan hasil operasi konvolusi tersebut. Dalam proses mengklasifikasikan di CNN melibatkan tiga lapisan yaitu : [5]

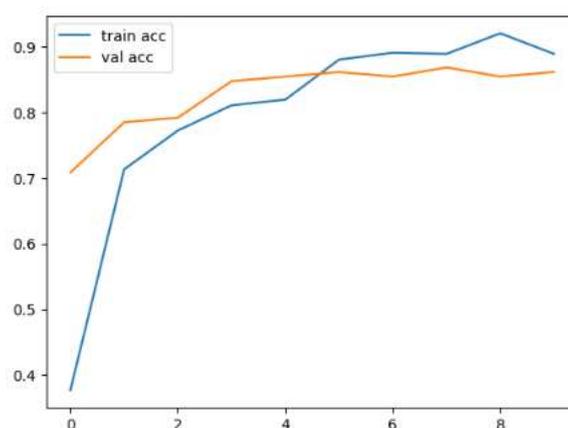
- Convolutional Layer* : Lapisan ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur penting yang pada citra gambar seperti tekstur dan pola.
- Pooling Layer* : *Pooling* digunakan untuk merangkum informasi yang dihasilkan dari *convolutional layer* dengan cara mengurangi kompleksitas komputasi.
- Fully Connected Layer* : Lapisan ini menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya untuk menghasilkan prediksi akhir.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penggunaan 3 model arsitektur algoritma CNN pada klasifikasi jenis penyakit daun padi pada penelitian ini dimaksudkan untuk mengetahui nilai akurasi dan performa terbaik dari masing – masing arsitektur.

3.1 Grafik Pelatihan Model Arsitektur

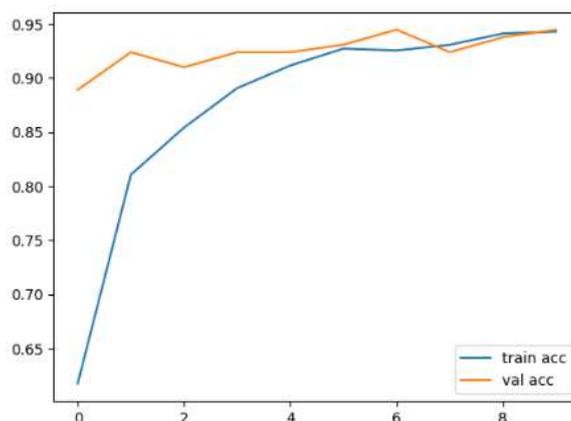
1. VGG-16



Gambar 2. Graifk Akurasi Pelatihan Data VGG-16

Pada Gambar 2 merupakan grafik dari pelatihan data training dan validation dari model arsitektur VGG-16 yang dilakukan selama 10 *epoch*. Berdasarkan gambar, garis berwarna biru merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *training*, sedangkan yang berwarna oren merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *validation*. Grafik diatas menunjukkan bahwa pergerakan nilai akurasi pada data *training* pada saat pelatihan data mengalami peningkatan secara menerus sampai dengan *epoch* ke 7 dan mendapatkan nilai akurasi paling besar pada *epoch* 9 dengan nilai akurasi lebih dari 0,9, sedangkan untuk data *validation* mengalami peningkatan yang tidak terlalu besar dan mendapatkan nilai akurasi yang paling besar pada *epoch* 8.

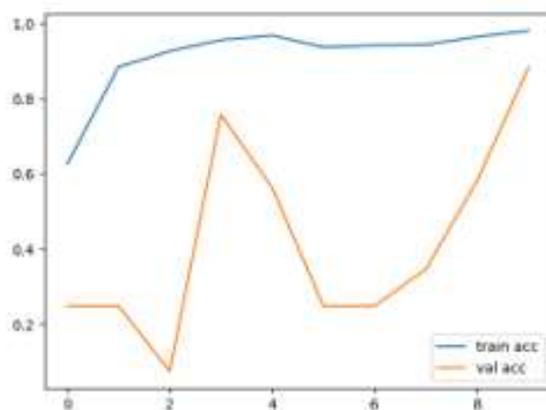
2. DenseNet-201



Gambar 3. Grafik Akurasi Pelatihan Data DenseNet-201

Pada Gambar 3 merupakan grafik dari pelatihan data training dan validation dari model arsitektur VGG-16 yang dilakukan selama 10 *epoch*. Berdasarkan gambar, garis berwarna biru merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *training*, sedangkan yang berwarna oranye merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *validation*. Grafik diatas menunjukkan pergerakan selama *epoch* terjadi data *training* mengalami peningkatan yang besar sampe dengan *epoch* 6 dan untuk nilai akurasi yang paling tinggi yaitu didapatkan pada *epoch* 10 dengan nilai akurasi di atas 0,9, sedangkan untuk data *validation* mengalami pergerakan yang naik turun namun nilai rata – rata akurasi nya 0,9.

3. ResNet-152v2



Gambar 4. Grafik Akurasi Pelatihan Data ResNet-152v2

Pada Gambar 4 merupakan grafik dari pelatihan data training dan validation dari model arsitektur VGG-16 yang dilakukan selama 10 *epoch*. Berdasarkan gambar, garis berwarna biru merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *training*, sedangkan yang berwarna oranye merupakan kurva yang menunjukkan pergerakan dari nilai akurasi data *validation*. Grafik diatas menunjukkan pergerakan nilai akurasi dari data *training* memiliki nilai akurasi yang rata – rata nya cukup besar selama 10 *epoch* dengan nilai akurasi yang paling besar yaitu 0,97 pada *epoch* kesepuluh, sedangkan untuk data *validation* mengalami pergerakan yang naik turun cukup besar dengan nilai akurasi paling besar yaitu 0,75 pada *epoch* keempat.

3.2 Hasil Pelatihan Model Arsitektur

Tabel 2. Hasil Pelatihan Model Arsitektur

Hasil Data Pelatihan Model Arsitektur				
Model Arsitektur	<i>Accuracy</i>		<i>Loss</i>	
	Kecil	Tinggi	<i>Kecil</i>	<i>Tinggi</i>
VGG-16	0.3774	0.9200	0.2322	1.4710
DenseNet-201	0.6174	0.9426	0.1467	0.8802
ResNet-152v2	0.6261	0.9635	0.3636	0,616

Pada tabel 2. Hasil Pelatihan Model Arsitektur yang diperoleh setelah melakukan proses pelatihan data *training* yang dimana model akan memproses seluruh dataset pada label *data training* dengan *batch size* yang berjumlah 32 selama 10 *epoch*. Dari seluruh hasil data pelatihan diketahui bahwa model arsitektur VGG-16 memiliki nilai *accuracy* paling kecil yaitu 0,3774 dan yang paling tinggi adalah 0,9200 serta loss yang keluar dengan nilai kecil yaitu 0,2322 dan yang paling tinggi adalah 1.4710, kemudian model arsitektur DenseNet-201 memiliki nilai *accuracy* dari yang paling kecil yaitu 0,6261 dan yang paling tinggi adalah 0,9426 serta nilai loss yang paling kecil yaitu 0,1467 dan yang paling tinggi adalah 0,8802, dan model arsitektur ResNet-152v2 memiliki nilai *accuracy* yang paling kecil adalah 0,6261 dan paling besar adalah 0,9635 serta nilai loss yang paling kecil adalah 0.3636 dan yang paling tinggi adalah 0,616. Dapat disimpulkan bahwa nilai *accuracy* tertinggi dari ketiga model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan data training nya model arsitektur ResNet-152v2 memiliki nilai akurasi paling tinggi dari pada kedua model arsitektur lainnya.

3.3 Evaluasi Model

Setelah mengembangkan model arsitektur dan melakukan proses pelatihan data *training* dan data *validation*, maka selanjutnya akan dilakukan evaluasi model untuk mengetahui nilai performa dari setiap model arsitektur yang digunakan. Proses pertama dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi dengan menggunakan data *validation*.

Tabel 3. Nilai Akurasi Data Validation

Nilai Akurasi Model Arsitektur Data Validation		
Model Arsitektur	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
VGG-16	0.8611	0.3975
DenseNet-201	0.9444	0.1751
ResNet-152v2	0.8819	0.4983

Pada tabel 3. Nilai Akurasi Data Validation diketahui bahwa perbandingan ketiga model arsitektur berdasarkan nilai akurasi pada data *validation* memiliki nilai akurasi yang tidak terlalu signifikan. Nilai akurasi dari model arsitektur VGG-16 memiliki nilai *accuracy* 0,8611, kemudian model arsitektur DenseNet-201 memiliki nilai *accuracy* 0,9444, dan terakhir nilai *accuracy* dari model arsitektur ResNet-152v2 yaitu 0,8819.

Tabel 4. Nilai Akurasi Data Testing

Nilai Akurasi Model Arsitektur Data Testing		
Model Arsitektur	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
VGG-16	90%	18%
DenseNet-201	92%	19%
ResNet-152v2	70%	93%

Pada tabel 4. Nilai Akurasi Data Testing merupakan perbandingan nilai akurasi dari ketiga model arsitektur yang digunakan dengan menggunakan dataset yang sama. Diketahui bahwa model arsitektur DenseNet-201 memiliki nilai akurasi paling tinggi dibandingkan 2 model

arsitektur lainnya yaitu 92%, diikuti dengan model arsitektur VGG-16 dengan nilai nilai akurasi 90%, dan nilai akurasi yang paling kecil dari kedua model arsitektur lainnya adalah ResNet-152v2 dengan nilai akurasi 70%. Maka perbandingan nilai akurasi dari ketiga model arsitektur yang digunakan, model arsitektur DenseNet-201 memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan 2 model lainnya.

3.4 Perbandingan Peforma dari Model Arsitektur

Setelah melakukan evaluasi model maka akan dilakukan tahap uji model untuk mengetahui peforma dari masing masing kelas dengan mengetahui nilai - nilai dari metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Uji coba ini dilakukan dengan menggunakan data *validation* dimana model yang sudah dikembangkan sebelumnya digunakan oleh data *validation* untuk menghasilkan prediksi menggunakan model pelatihan, prediksi tertinggi kemudian akan dijadikan label yang nantinya akan dibandingkan antara label prediksi dan label sebenarnya. Proses ini akan menghasilkan laporan klasifikasi untuk mengetahui peforma model dari setiap kelas yang ada.

Tabel 5. Peforma Model Arsitektur

Laporan Klasifikasi				
Arsitektur	Class	Precision	Recall	F1-Score
VGG-16	<i>Brown Spot</i>	1.00	0.64	0.78
	Hawar	0.97	0.86	0.91
	<i>Leaf Brown</i>	0.67	1.00	0.80
	Sehat	0.97	0.94	0.96
DenseNet-201	<i>Brown Spot</i>	0.82	1.00	0.90
	Hawar	1.00	0.94	0.97
	<i>Leaf Brown</i>	1.00	0.86	0.93
	Sehat	1.00	0.97	0.99
ResNET-152v2	<i>Brown Spot</i>	0.96	0.75	0.84
	Hawar	0.78	1.00	0.88
	<i>Leaf Brown</i>	0.85	0.97	0.91
	Sehat	1.00	0.81	0.89

Berdasarkan pada tabel 5. mengenai laporan klasifikasi pada ketiga model arsitektur, dapat diketahui bahwa perbandingan masing – masing kelas pada ketiga model arsitektur yang digunakan. Untuk peforma terbaik berdasarkan F1-score nya, kelas “Sehat” memiliki peforma terbaik dari pada kelas yang lain, ini menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi kelas ini dengan baik. Sedangkan untuk model arsitektur yang memiki peforma terbaik dalam mengidentifikasi kelas adalah DenseNet-201 pada kelas sehat dengan nilai precision 1.00, recall 0.97, dan F1-Score 0,99.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan nilai akurasi dari 3 model arsitektur CNN yaitu VGG-16, DenseNet-201, dan ResNet-152v2 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun padi. Untuk mencari nilai akurasi dilakukan berbagai tahapan dan metode serta pemilihan parameter seperti *optimizer* adam dan parameter untuk menghitung nilai *loss* yaitu *categorical crossentropy*. Maka kesimpulan dari hasil penelitian ini adalah :

- Implementasi metode algoritma CNN dengan 3 model arsitektur yaitu VGG-16, DenseNet-201, dan ResNet-152v2 untuk mengklasifikasikan jenis penyakit daun padi.
- Telah diketahui perbandingan nilai akurasi dari ketiga model arsitektur dengan menggunakan data testing bahwa model arsitektur DenseNet memiliki tingkat akurasi yang tinggi dari kedua model arsitektur lainnya yaitu 92%, diikuti oleh model arsitektur VGG-16 dengan nilai akurasi

90%, dan nilai akurasi paling kecil yang dihasilkan oleh model arsitektur ResNet-152v2 yaitu 70%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. H. Hawari, F. Fadillah, M. R. Alviandi, and T. Arifin, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network)," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 184–189, 2022, doi: 10.51977/jti.v4i2.856.
- [2] M. Khoiruddin, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network," vol. 2, no. 1, pp. 37–45, 2022.
- [3] Sandi Ramadhan, L. Afifah, Satriyo Restu Adhi, and Budi Irfan, "INTENSITAS PENYAKIT TANAMAN PADI (*Oryza sativa* L.) VARIETAS CIHERANG PADA APLIKASI BEBERAPA TEKNIK PENGENDALIAN," *J. Agrotech*, vol. 13, no. 2, pp. 127–134, 2023, doi: 10.31970/agrotech.v13i2.148.
- [4] M. Deden Miftah Fauzi, T. Al Mudzakir, C. Emilia Sukmawati, and J. Indra, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Deteksi Jenis Penyakit Pada Tanaman Padi Menggunakan Yolo V5," *Media Online*, vol. 5, no. 1, pp. 39–48, 2024, doi: 10.30865/klik.v5i1.2009.
- [5] N. Hidayati, "Modifikasi Arsitektur Densenet121 Dengan Transfer Learning Untuk Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berdasarkan Citra Daun," *Angew. Chemie Int. Ed.* 6(11), 951–952., pp. 2013–2015, 2021.
- [6] F. A. Astuti, "Pemanfaatan Teknologi Artificial Intelligence untuk Penguatan Kesehatan dan Pemulihan Ekonomi Nasional," *J. Sist. Cerdas*, vol. 4, no. 1, pp. 25–34, 2021, doi: 10.37396/jsc.v4i1.124.
- [7] S. Hidayatulloh, M. A. Mustajab, and Y. Ramdhani, "Penggunaan Optimasi Atribut Dalam Peningkatan Akurasi Prediksi Deep Learning Pada Bike Sharing Demand," *INFOTECH J.*, vol. 9, no. 1, pp. 54–61, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i1.4530.
- [8] E. Turnip and A. F. Rozi, "Analisis Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Jenis Penyakit Daun Padi," *ProTekInfo (Pengembangan Ris. dan Obs. Tek. Inform.)*, vol. 11, no. 2, pp. 1–6, 2024, doi: 10.30656/protekinfo.v11i2.9052.
- [9] Afis Julianto, Andi Sunyoto, and Ferry Wahyu Wibowo, "Optimasi Hyperparameter Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi," *Tek. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 2, pp. 98–105, 2022, doi: 10.46764/teknimedia.v3i2.77.
- [10] U. Khultsum and G. Taufik, "Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 558, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.6047.
- [11] A. Zalvadila, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 255–260, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5341.
- [12] M. I. Wahid, S. A. Mustamin, and D. A. Lawi, "Identifikasi Dan Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tomat Menggunakan Arsitektur Inception V4," *onferensi Nas. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2019, pp. 257–264, 2021.
- [13] T. Arifin and S. Syalwah, "Prediksi Keberhasilan Immunotherapy Pada Penyakit Kulit Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 38–43, 2020, doi: 10.51977/jti.v2i1.177.