



JURNAL SISTEM INFORMASI DAN TEKNOLOGI (S I N T E K)

Situs Jurnal
<https://sintek.stmikku.ac.id/index.php/home>



KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT DAUN TEH MENGGUNAKAN ARSITEKTURE VGG16

Monikka Nur Winnarto¹, Mely Mailasari², Annida Purnamawati³

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Kramat Raya No. 98 RT/2 RW/6 Kwitang, Kec. Senen, Jakarta Pusat, DKI Jakarta

³Program Studi Sistem Informasi Kampus Kota Yogyakarta, Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Ringroad Barat, Amberketawang, Gamping, Sleman

¹monikka.mnt@bsi.ac.id, ²mely.mly@bsi.ac.id, ³annida.npr@bsi.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan produksi teh di Indonesia semakin menurun setiap tahunnya. Penurunan produksi teh salah satunya disebabkan adanya serangan hama dan penyakit pada daun teh yang mempengaruhi hasil panen dan kualitas teh. Klasifikasi penyakit daun teh sangat penting untuk mengetahui perawatan yang diperlukan dalam keberlanjutan sistem budidaya. Klasifikasi penyakit daun teh masih mengandalkan tenaga profesional dan pengalaman kerja petani, hal ini akan memakan waktu, melelahkan dan tidak efisien. Beberapa tahun terakhir kemunculan algoritma pembelajaran mesin menyediakan sistem dukungan untuk klasifikasi penyakit daun teh. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit daun teh menggunakan arsitektur CNN VGG16. VGG16 memiliki score akurasi cukup tinggi, dan memiliki performa yang baik. Tahapan penelitian berupa pengumpulan data, data *preprocessing*, klasifikasi, evaluasi. Arsitektur VGG16 menghasilkan akurasi sebesar 94% dan nilai loss 0,2266% yang menunjukkan bahwa arsitektur ini mampu melakukan klasifikasi penyakit daun teh dengan baik yang ditunjukkan dengan hasil pengujian dari 36 data yang mana 35 data citra daun teh terdeteksi benar dan 1 citra terdeteksi dengan klasifikasi jenis penyakit yang salah.

Kata Kunci: *Klasifikasi, Penyakit Daun Teh, VGG16*

1. PENDAHULUAN

Teh merupakan salah satu hasil perkebunan yang memiliki peran penting untuk kegiatan perekonomian di Indonesia. Teh merupakan penghasil devisa negara selain minyak dan gas. Produksi teh Indonesia sebagian besar dipasarkan ke mancanegara. Perkembangan produksi daun teh tahun 2017 hingga 2019 cenderung mengalami penurunan. Pada tahun 2017 produksi daun teh kering sebesar 97.590 ton mengalami penurunan menjadi 90.016 ton di tahun 2018 dengan persentase penurunan sebesar 7,76%. Tahun 2019 produksi daun teh kering menurun sebesar 79.449 ton dengan persentase penurunan 11,7%. Penurunan produksi teh mengakibatkan penurunan nilai ekspor teh ke

berbagai benua seperti Asia, Afrika, Australia, Amerika, dan Eropa. Pada Tahun 2017 volume ekspor teh sebesar 54.195 ton dengan nilai US\$ 114,2 juta mengalami penurunan di tahun 2018 sebesar 9,51% menjadi 49.038 ton dengan nilai ekspor US\$ 108,5 Juta. Tahun 2019 volume ekspor kembali mengalami penurunan menjadi 42.811 ton atau sebesar 12,70% dengan nilai ekspor US\$ 92,3 Juta [1]. Penurunan produksi teh di Indonesia salah satunya disebabkan adanya serangan hama dan penyakit pada daun teh.

Hama dan penyakit pada daun teh memiliki karakteristik yang berbeda yang dapat dibedakan dari kerusakan pada daunnya [2]. Di Indonesia hama dan penyakit yang tergolong kategori penting yang

menyerang tanaman teh adalah *penyakit daun teh Blister Blight, Mite, Helopeltis, Ulat Jengkal dan Empoasca*. [3]. Klasifikasi penyakit pada daun teh sangat penting untuk mengetahui perawatan yang diperlukan dalam keberlanjutan sistem budidaya sehingga dapat mencegah hilangnya hasil panen dan kualitas tanaman [4]. Klasifikasi penyakit pada daun teh mengandalkan tenaga profesional dan pengalaman kerja para petani teh namun akan memakan waktu, melelahkan dan tidak efisien [5]. Untuk membantu para petani dalam tugas penting terkait penyakit daun teh dalam masa pertumbuhan, praktis untuk memiliki sistem klasifikasi sebagai tindakan pencegahan. Kemunculan banyak algoritma pembelajaran mesin menyediakan sistem dukungan untuk klasifikasi penyakit daun teh [5]. Dalam beberapa tahun terakhir, klasifikasi menggunakan pemrosesan gambar tradisional telah secara bertahap digantikan oleh *Deep Learning* salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* [6]. *Convolutional Neural Network* (CNN) telah banyak digunakan dalam masalah klasifikasi citra [7].

Penelitian [3] melakukan klasifikasi penyakit daun teh menggunakan dataset 3810 citra yang berisi 7 jenis penyakit daun teh. Metode klasifikasi menggunakan *Machine learning* dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *LeafNet*. Arsitektur *LeafNet* menghasilkan akurasi sebesar 90,16% dan mampu mengalahkan algoritma klasifikasi SVM dan MLP dengan akurasi sebesar 60,62% dan 70,77%. Model Tradisional yang diusulkan belum menggunakan proses ekstraksi fitur secara otomatis dan menghasilkan akurasi yang lebih rendah dari CNN. CNN yang disebut *LeafNet* diusulkan dalam penelitian ini adalah model sekuensial di mana *Convolutional Neural Network* ditumpuk di atas lapisan sebelumnya dan aliran informasi hanya berjalan satu arah. Menurut [2] model sekuensial memiliki keterbatasan, terutama ketika jaringan menggunakan banyak lapisan. Pertama, jaringan mungkin kehilangan beberapa informasi karena implementasi dari lapisan penyatuan. Kedua, jaringan mungkin membutuhkan lebih banyak data untuk pelatihan karena tingginya jumlah parameter yang harus dioptimalkan.

Penelitian [2] melakukan klasifikasi penyakit daun teh dengan menggabungkan tiga Arsitektur CNN yaitu *GoogleNet*, *Xception* dan *Inception-Resnet-V2* dimana semua arsitektur menggunakan data test dan data validasi yang sama dengan fungsi aktivasi ReLu dan *Batch Size* sejumlah 10. 4272 citra digunakan dengan perbandingan data *training*, *testing* dan *validation* sebesar 80% 10% dan 10% dan menghasilkan akurasi sebesar 89,64%.

Penelitian [8] melakukan klasifikasi penyakit daun Teh Klon Seri GMB Menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan Arsitektur VGG16 dan *Xception*. VGG16 tanpa augmentasi mencapai mencapai akurasi sebesar 95% sedangkan menggunakan augmentasi mencapai akurasi sebesar 94%.

Berdasarkan permasalahan yang terjadi, Pada penelitian ini *Covolutional Neural Network* menggunakan arsitektur VGG16 diusulkan untuk melakukan klasifikasi penyakit daun teh ke dalam 5 kelas yaitu daun Sehat, *Blister Blight, Mite, Helopeltis* dan Ulat Jengkal.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Citra Digital

Citra digital sebagai representasi atas citra dua dimensi (2D) menggunakan sejumlah berhingga dari titik-titik yang biasanya dikenal dengan elemen citra, piksel atau pel. Piksel direpresentasikan oleh nilai numeris. Citra Abu atau monokrom sebuah nilai merepresentasikan intensitas dari piksel dalam rentang [0, 255], untuk citra warna tiga nilai (merepresentasikan intensitas komponen RGB (*Red, Green, Blue*)) diperlukan [9].

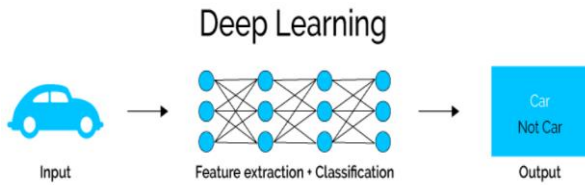
2.2 Pemrosesan Citra Digital

Pemrosesan citra atau *image preprocessing* adalah bentuk pengolahan sinyal berupa citra dan keluarannya berupa citra lain dengan menggunakan teknik tertentu. Tujuan dari *Image preprocessing* adalah memperbaiki data sinyal gambar yang disebabkan akibat transmisi dan selama akuisi sinyal juga untuk meningkatkan kualitas gambar yang disajikan agar lebih mudah diinterpretasi oleh sistem penglihatan baik melakukan manipulasi atau analisa terhadap citra. Dalam ilmu komputer pemrosesan citra digital adalah penggunaan komputer digital untuk memproses gambar digital melalui suatu algoritma [10].

2.3 Deep Learning

Deep learning adalah teknik pembelajaran yang memiliki kemampuan *feature engineering* yang dapat merencanakan fitur secara otomatis sehingga tidak perlu berusaha dengan susah payah membangun model ekstraksi fitur yang seringkali sangat rumit. Algoritma *Deep Learning* dilatih untuk mengidentifikasi pola dan mengklasifikasikan berbagai jenis informasi untuk memberikan *output* yang diinginkan ketika menerima *input* baru. Perbedaan *machine learning* dan *deep learning* adalah pada *machine learning feature extractor* perlu dirancang secara manual dimana ini akan memakan banyak waktu dan tenaga. Sedangkan *deep learning* secara otomatis mengekstrak *features*

untuk klasifikasi. *Deep learning* membutuhkan sejumlah data besar untuk melatih algoritmanya. Aplikasi *Deep learning* salah satunya adalah klasifikasi citra [11]. Gambar 1 menampilkan jaringan syaraf *deep learning*.



Gambar 1. Jaringan Syaraf *Deep Learning*

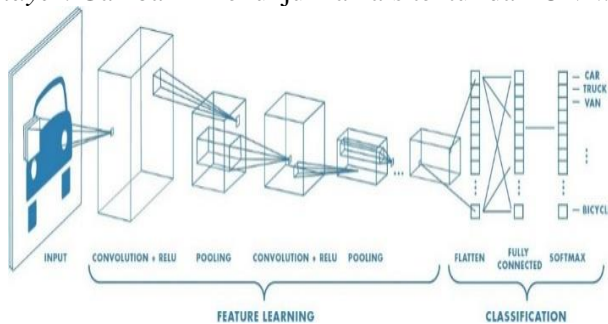
Sumber : <https://talks.navixy.com/>

Informasi akan di *transfer* dari satu lapisan ke lapisan lainnya melalui saluran penghubung. Semua *neuron* memiliki angka unik yang disebut bias. Bias ditambahkan ke jumlah tertimbang input yang mencapai neuron kemudian diterapkan pada fungsi aktivasi. Setiap *neuron* diaktifkan kemudian meneruskan informasi ke lapisan berikutnya dan berlanjut hingga lapisan terakhir kedua. Lapisan keluaran adalah lapisan terakhir yang menghasilkan keluaran untuk program. Melatih jaringan seperti ini, membutuhkan data pelatihan yang besar dikarenakan parameter yang besar harus dipertimbangkan agar solusi menjadi akurat [12].

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah metode *Machine Learning* (ML) yang dikembangkan dari *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang diciptakan untuk mengerjakan data 2D. *Convolutional Neural Network* (CNN) termasuk kedalam golongan *Deep Neural Network* (NN).

Arsitekture CNN terdiri dari satu lapisan masukan, suatu lapisan keluaran dan sejumlah lapisan tersembunyi. *Hidden Layer* umumnya berisi *convolutional layers, polling layers, normalization layers, ReLu layer, fully connected layers* dan *loss layer*. Gambar 2 menunjukkan arsitektur dari CNN.



Gambar 2. Arsitektur CNN

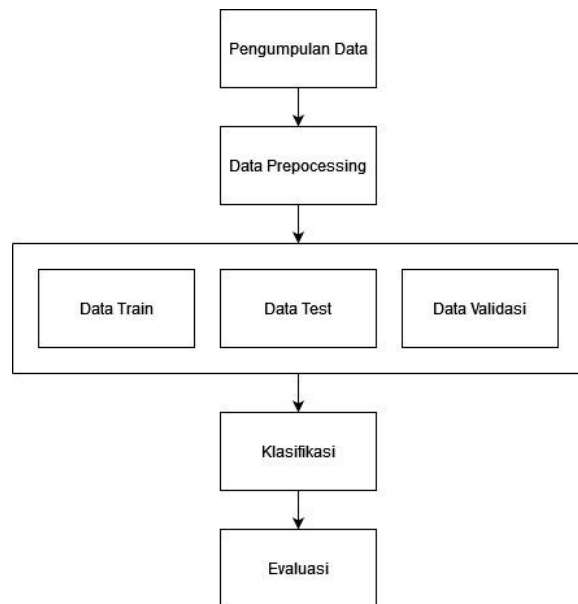
Sumber : <https://towardsdatascience.com/>

2.5 Transfer Learning

Transfer learning merupakan model arsitektur CNN yang sudah dilatih oleh suatu dataset sebelumnya yang bisa digunakan untuk klasifikasi pada dataset lain. *Transfer learning* memiliki arsitektur lapisan *convolution* dan *pooling* yang lebih dalam dibandingkan arsitektur CNN sederhana, sehingga dapat melakukan ekstraksi tekstur citra lebih banyak dan menghasilkan informasi dari citra yang lebih baik. Kedalaman lapisan arsitektur pada *Transfer Learning* membuat suatu metode bisa mengatasi *overfit* pada data yang sedikit [13].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan mengacu pada penelitian [2] yang terdiri dari pengumpulan dataset, data *preprocessing*, pembagian dataset, perancangan model klasifikasi dan hasil klasifikasi. Penelitian ini menggunakan penelitian eksperimen. Penelitian eksperimen melibatkan penyelidikan perlakuan pada parameter atau variabel dan menggunakan tes yang dikendalikan oleh peneliti itu sendiri, dengan metode penelitian sebagai berikut:



Gambar 3. Metode Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Tahap pertama yaitu pengumpulan data citra yang akan digunakan yaitu data citra daun teh yang sehat dan memiliki penyakit. Citra daun teh terdiri dari 5 kelas yaitu daun sehat, daun karena penyakit *Blister Blight, Mite, Helopeltis* dan Ulat Jengkal. Citra daun teh yang diambil rata-rata memiliki ukuran dimensi 4160 x 3120 dengan karakteristik warna RGB.

3.2 Data Preprocessing

Tahap persiapan atau data *preprocessing* adalah mengolah data asli agar data siap digunakan pada model klasifikasi. Data preprocessing pada penelitian ini adalah merubah ukuran citra menjadi ukuran 224x224 piksel sehingga semua citra memiliki ukuran yang sama dengan warna RGB. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian untuk dimasukkan kedalam model klasifikasi dengan rincian pembagian data adalah 80% data *train* yaitu data yang digunakan untuk melatih model klasifikasi, 10% data validasi yaitu data yang digunakan untuk memvalidasi model klasifikasi untuk menghindari terjadinya *overfitting* dan 10% data *test* yaitu data yang digunakan untuk menguji ketepatan model klasifikasi.

3.3 Klasifikasi

Setelah proses data *preprocessing* selanjutnya adalah proses klasifikasi citra menggunakan arsitektur *VGG16* dengan teknik *transfer learning*. Menurut [14] teknik transfer learning dapat memecahkan masalah keterbatasan data dengan menggunakan *Pre-trained* untuk melatih model pada dataset yang sedikit. Pada tahap ini terdapat dua langkah, langkah pertama adalah ekstraksi fitur dan langkah kedua adalah klasifikasi citra. Pada Proses ekstraksi fitur menggunakan *VGG16* yang telah dilatih sebelumnya oleh *ImageNet* sebagai *ekstraktor* fitur. Selanjutnya untuk proses klasifikasi menggunakan lapisan Dense dengan aktivasi *Softmax*. Aktivasi *Softmax* digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap 5 kelas penyakit daun teh yaitu kelas daun teh sehat, *blister blight*, *mite*, *helopeltis* dan ulat jengkal. Berikut adalah *model summary VGG16*.

model_5		
Layer (type)	Output Shape	Param #
input_6 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 112, 112, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)		0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 28)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 56, 56, 128)	147584
block3_pool (MaxPooling2D)		0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 28, 28, 256)	590080
block4_conv1 (MaxPooling2D)		0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	1 180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2 359808
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2 359808
block5_conv1 (Flatten)		0
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 25088)	0
dense_5 (Dense)		125 445

Gambar 4. Tabel Model *Summary VGG16*.

Pada lapisan dense dengan *activation softmax* akan melakukan klasifikasi enam kelas penyakit daun teh yaitu daun teh sehat, *Blister Blight*, *Mite*, *Helopeltis*, Ulat Jengkal. Selanjutnya dilakukan pelatihan dan pengujian. Pada proses

pelatihan, nilai parameter yang diinisialisasi adalah menggunakan *categorical crossentropy* dikarenakan melakukan klasifikasi multiclass dengan *optimizer adam*, *batch size* dengan nilai 32 dan jumlah *epoch* adalah 10. Nilai batch size dan jumlah epoch yang memberikan akurasi optimum ditentukan melalui eksperimen. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan pelatihan menggunakan beberapa nilai batch size dan jumlah epoch sehingga diperoleh hasil akurasi tertinggi. Setelah proses pelatihan selesai dilakukan, selanjutnya adalah menguji apakah model mampu melakukan klasifikasi citra sesuai dengan kelasnya. Proses pengujian dilakukan menggunakan 237 citra.

3.4 Evaluasi






Penentuan baik atau tidaknya performa suatu model klasifikasi dapat dilihat dari parameter pengukuran performanya, yaitu tingkat akurasi, sensitivitas, dan presisi. Untuk menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matriks yang biasa disebut *confusion matrix*. *Confusion matrix* mengandung nilai: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya positif (P) dan seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya negative (N).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Citra daun teh sehat dan memiliki penyakit diambil menggunakan kamera Smartphone resolusi 13 Megapixel menghasilkan citra dengan 5 kelas yaitu Daun Sehat, *Blister Blight*, *Mite*, *Helopeltis* dan Ulat Jengkal.

Berikut sample dataset citra penyakit daun teh

No	Kelas	Citra
1	Daun Sehat	
2	<i>Blister Blight</i>	
3	<i>Mite</i>	
4	<i>Helopeltis</i>	
5	Ulat Jengkal	

Gambar 5. Sample Daun The

4.2 Data Preprocessing

Data *preprocessing* pada penelitian ini adalah merubah semua ukuran citra menjadi ukuran 224x224 piksel. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian untuk dimasukkan kedalam model klasifikasi dengan perincian pembagian data adalah 80% data *train*, 10% data validasi dan 10% data *test*.

Spesifikasi pembagian data adalah sebagai berikut:

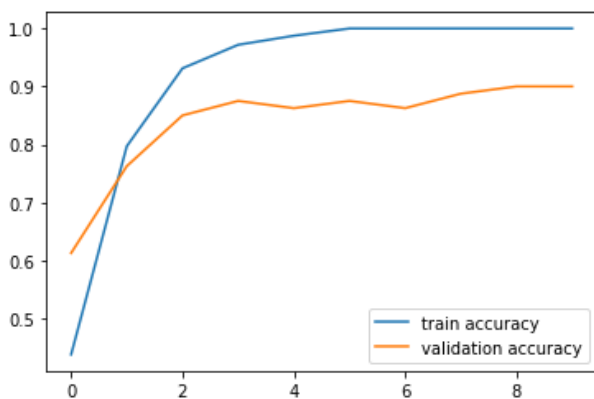
Tabel 1. Pembagian Data

No	Jenis Data	Presentase
1	<i>Train</i>	80%
2	Validasi	10%
3	<i>Test</i>	10%

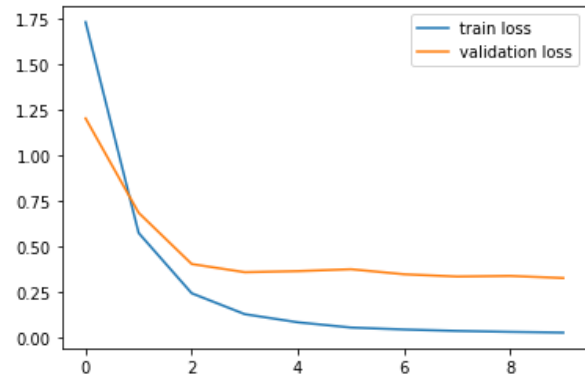
4.3 Klasifikasi

Berdasarkan uji coba pada jumlah *epoch* dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan yaitu dengan jumlah *epoch* 10. Berdasarkan percobaan, hasil terbaik dari penelitian ini adalah menggunakan arsitektur *VGG16* dengan pembagian data meliputi 80% *train*, 10% validasi dan 10% *test*, menggunakan *optimizer* "adam" dengan nilai *batch size* adalah 32 dan jumlah *epoch* adalah 10 yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94%.

Berikut adalah grafik akurasi dan *loss* train dan validasi :



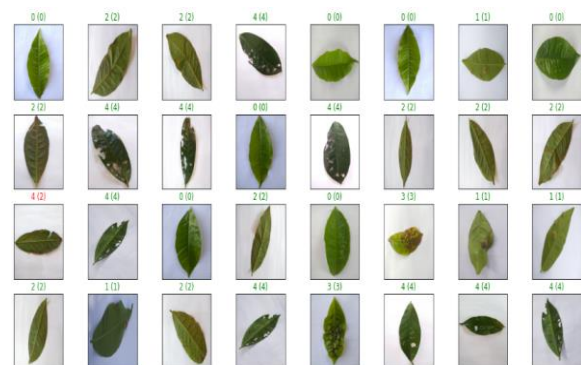
Gambar 6. Akurasi Train dan Validasi



Gambar 7. Akurasi Loss

Grafik akurasi dan nilai *loss* pada data *train* dan data validasi menunjukkan angka yang seimbang sehingga model adalah *good fit* dan tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting* sehingga model dapat digunakan dengan baik. Selanjutnya hasil klasifikasi dapat diketahui melalui pengujian menggunakan data *test*.

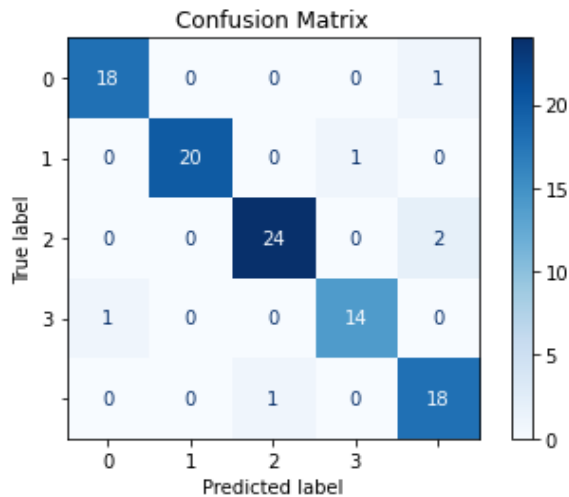
Gambar 8 menunjukkan hasil klasifikasi penyakit daun teh menggunakan *VGG16*.



Gambar 8. Hasil pengujian

4.4 Evaluasi

Proses evaluasi dengan menggunakan Confusion Matriks dan *Classification Report*. Beberapa nilai di dalam *confusion matrix* yaitu: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya positif (P) dan seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya *negative* (N). *Classification Report* dapat menunjukkan akurasi, *recall* dan *precision*.



Gambar 9. Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.95	0.95	19
1	1.00	0.95	0.98	21
2	0.96	0.92	0.94	26
3	0.93	0.93	0.93	15
4	0.86	0.95	0.90	19
accuracy			0.94	100
macro avg	0.94	0.94	0.94	100
weighted avg	0.94	0.94	0.94	100

Gambar 10. Classification Report

5 PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Klasifikasi penyakit daun teh menghasilkan nilai akurasi sebesar 94%, nilai *precision* 95% dan nilai *recall* 95%. Nilai yang dihasilkan membuktikan bahwa arsitekur ini terbukti mampu digunakan untuk klasifikasi penyakit daun teh. Hasil pengujian menggunakan data sebanyak 36 citra menunjukkan bahwa model dapat melakukan klasifikasi dengan baik dibuktikan dengan citra sebanyak 35 terdeteksi benar dan 1 citra terdeteksi salah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. D. T. P. Statistik, *Statistik Teh Indonesia 2019*. 2019.
- [2] D. Krisnandi *et al.*, "Diseases Classification for Tea Plant Using Concatenated Convolution Neural Network," *CommIT (Communication Inf. Technol. J.*, vol. 13, no. 2, pp. 67–77, 2019, doi: 10.21512/commit.v13i2.5886.
- [3] J. Chen, Q. Liu, and L. Gao, "Visual tea leaf disease recognition using a convolutional neural network model," *Symmetry (Basel)*, vol. 11, no. 3, 2019, doi: 10.3390/sym11030343.
- [4] S. Mukhopadhyay, M. Paul, R. Pal, and D. De, "Tea leaf disease detection using multi-objective image segmentation," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 80, no. 1, pp. 753–771, 2021, doi: 10.1007/s11042-020-09567-1.
- [5] X. Sun, S. Mu, Y. Xu, Z. Cao, and T. Su, "Image Recognition of Tea Leaf Diseases Based on Convolutional Neural Network," *2018 Int. Conf. Secur. Pattern Anal. Cybern. SPAC 2018*, pp. 304–309, 2018, doi: 10.1109/SPAC46244.2018.8965555.
- [6] S. Lee, C. Wu, and S. Chen, "Development of Image Recognition and Classification Network Written for presentation at the 2018 ASABE Annual International Meeting Sponsored by ASABE," pp. 2–9, 2018.
- [7] S. H. Lee, C. S. Chan, S. J. Mayo, and P. Remagnino, "How deep learning extracts and learns leaf features for plant classification," *Pattern Recognit.*, vol. 71, pp. 1–13, 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2017.05.015.
- [8] Ibrahim Nur, Gita Ayu Lestari, Faniesa Saufana Hanafi³, Khaerudin Saleh⁴, Nor Kumalasari Caecar Pratiwi⁵, Muthia Syafika Haq⁶, Adhi Irianto Mastur, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh menggunakan Metode Convolutional Neural Network".
- [9] V. Siahaan and R. H. Sianipar, *Penduan Praktis dan Komplit Pemrosesan Citra Digital*. 2020.
- [10] N. Arkhamia, R. M. Awangga, and S. F. Pane, *Perbandingan Faster R-CNN dengan SSD Mobilenet untuk Mendeteksi Plat Nomor*. 2020.
- [11] M. R. R. Allaam and A. T. Wibowo, "KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) Program Studi Sarjana Informatika Fakultas Informatika Universitas Telkom Bandung," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 1153–1189, 2021.
- [12] I. Tahyudin, F. I. Jaya, A. Susli, N. Syafi'ah, A. M. Alfathani, and M. Purwati, *Pengenalan Machine Learning Menggunakan Jupyter Notebook*. 2020.
- [13] A. Lumini and L. Nanni, "Deep learning and transfer learning features for plankton classification," *Ecol. Inform.*, vol. 51, pp. 33–43, 2019, doi: 10.1016/j.ecoinf.2019.02.007.
- [14] B. Syamsuri and G. P. Kusuma, "Plant Disease Classification using Lite Pretrained Deep Convolutional Neural Network on Android Mobile Device," *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 9, no. 2, pp. 2796–2804, 2019, doi: 10.35940/ijitee.b6647.129219.