

DEEP TRANSFER LEARNING DENGAN MODEL ARSITEKTUR VGG16 UNTUK KLASIFIKASI JENIS VARIETAS TANAMAN LENGKENG BERDASARKAN CITRA DAUN

Arief Saputro¹, Syahri Mu'min², Moch. Lutfi³, Helmanita Putri⁴

^{1,2,4} Prodi Sistem Informasi, Universitas Nahdlatul Ulama' Sidoarjo

³ Prodi Teknik Informatika, Universitas Yudharta Pasuruan

arihapsaputro.si@unusida.ac.id, syahri.si@unusida.ac.id,

moch.lutfi@yudharta.ac.id, helmanitasuem@gmail.com

ABSTRAK

Dimocarpus longan atau sering disebut lengkeng adalah tanaman buah yang memiliki berbagai jenis varietas dan penentuan ciri tersebut bisa dilihat dari tiga ciri kategori berbeda antara lain batang, buah dan daun. Akan tetapi tidak semua orang bisa mengenali jenis varietas tanaman buah lengkeng dari beberapa jenis varietas. Ciri daun buah lengkeng yang sulit untuk diidentifikasi dari jenis bentuk persamaan yang hampir menyerupai dengan jenis varietas lainnya. Adapun cara untuk mengatasi masalah tersebut untuk membedakan jenis varietas dengan memanfaatkan citra digital. Oleh sebab itu penelitian ini mengusulkan klasifikasi dan ekstraksi fitur dengan memanfaatkan citra daun lengkeng sebagai data untuk identifikasi ciri dari tanaman lengkeng. Sedangkan metode klasifikasi yang diusulkan adalah pre-trained model VGG16 deep convolution neural network dan varietas daun lengkeng yang digunakan adalah puangrai, new kristal, diamond river dan matalada. Hasil dari implementasi metode yang diusulkan tingkat akurasi terbaik 79% dan validasi 82% sedangkan waktu komputasi yang dibutuhkan adalah 71 detik.

Kata kunci : *deep pre-trained, CNN, arsitektur, VGG16, transfer learning.*

1. PENDAHULUAN

Lengkeng atau bisa disebut dimocarpus longan tumbuhan yang mempunyai buah dan bentuknya bundar dan juga mempunyai warna kulit semu kuning serta ada bintik warna hitam. Rasa buah lengkeng yang manis dan kaya akan vitamin C selain itu memiliki manfaat yang bagus bagi tubuh manusia, saat ini buah lengkeng sangat diminati oleh masyarakat Indonesia dikarenakan rasa buahnya yang manis [1]. Buah lengkeng memiliki berbagai jenis varietas dan memiliki ciri-ciri varietas berdasarkan ciri bentuk, ukuran dan warna, dan selain itu dapat dilihat dari ciri khas tanaman lengkeng juga memiliki banyak varietas salah satunya varietas lengkeng puangrai, diamond river, new kristal serta varietas matalada, dari varietas tanaman lengkeng kalau dilihat dari ciri atau perbedaan tanaman tersebut biasanya orang melihat dari ciri khas daun akan tetapi cara manual tersebut sangat menyulitkan bagi orang awam yang tidak faham akan jenis varietas tanaman lengkeng.

Cara membedakan jenis varietas tanaman lengkeng salah satunya dengan memanfaatkan media komputer atau laptop dengan menggunakan metode artificial intelligence salah satunya metode CNN. Sedangkan klasifikasi jenis varietas tanaman lengkeng bisa dilakukan dengan berbagai macam objek namun pada penelitian ini digunakan citra daun tanaman lengkeng untuk deteksi varietas. Pada penelitian sebelumnya ada penelitian klasifikasi jenis tanaman berdasarkan citra daun menggunakan teknik pengolahan citra. teknik pengolahan citra yang sering dipakai adalah ekstraksi fitur dan ciri citra daun, tujuan dari pengambilan daun tanaman digunakan sebagai klasifikasi atau deteksi varietas lengkeng, sehingga

sistem yang dikembangkan dapat mengenali jenis varietas citra daun berdasarkan ciri dan fitur yang diperoleh dari ekstraksi citra daun [2].

Fitur atau sering disebut ciri adalah suatu benda yang bisa dijadikan acuan aspek pembeda antara satu object dengan object yang lainnya, misalkan sebagai contoh object diberikan berupa tanaman lengkeng yang bisa dibedakan menjadi beberapa ciri fitur yaitu warna, tekstur, bentuk dan ukuran [3]. Adanya pengetahuan perbedaan dari jenis varietas tanaman lengkeng seorang dapat mengenali berbagai jenis varietas tanaman lengkeng. Namun secara garis besar jenis varietas tanaman lengkeng hampir mempunyai ciri khas yang sama pada setiap varietasnya. Oleh sebab itu bisa menjadi hal yang sulit bagi seseorang untuk mengidentifikasi varietas lengkeng yang diperlukan, sehingga perlu melakukan identifikasi dengan sistem komputer secara otomatis dengan harapan dapat mempermudah seseorang dalam membedakan jenis varietas tanaman lengkeng.

Klasifikasi tanaman lengkeng pada penelitian sebelumnya sudah pernah dilakukan. Khususnya pada penelitian klasifikasi citra daun tanaman lengkeng dengan menggunakan metode bpnn (back propagation neural network) dan juga (pnn) probabilistic neural network pada penelitian ini tingkat akurasi kecocokan adalah 33.3%. selain itu hasil percobaan memadukan daun lengkeng dilakukan dengan ekstraksi fitur morfologi [4]. Dan penelitian ini masih belum bisa memberikan hasil informasi pembeda yang signifikan untuk mengidentifikasi jenis varietas lengkeng berdasarkan ekstraksi citra daun.

Pada penelitian yang dilakukan mengarah pada peneliti sebelumnya yang sama menggunakan metode

ekstraksi citra duan tanaman lengkung untuk klasifikasi jenis varietas tanaman lengkung berdasarkan citra daun. Penelitian ini juga mengusulkan metode klasifikasi dan ekstraksi fitur daun, dan berdasarkan uraian latar belakang diatas, peneliti melakukan klasifikasi atau identifikasi jenis varietas lengkung berdasarkan citra daun dengan menggunakan metode deep learning dengan model VGG16 convolution neural network, analisis hasil dan performa kinerja metode yang diterapkan terdiri dari waktu komputasi, loss function dan akurasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

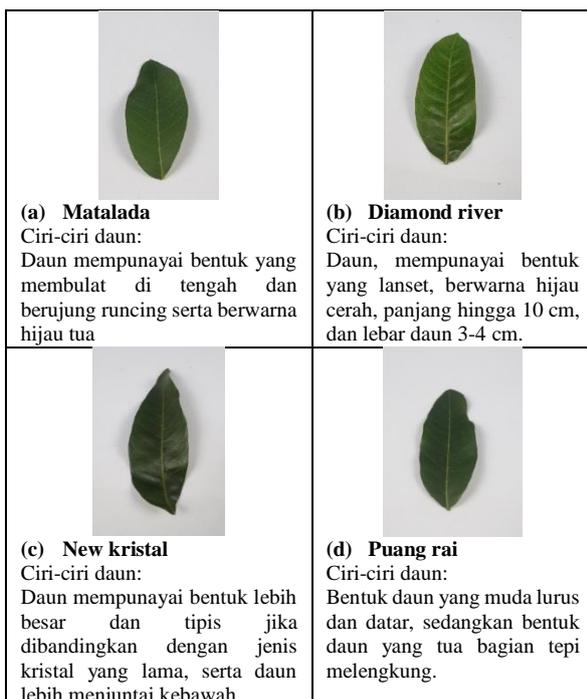
Penelitian yang dilakukan [5] “Klasifikasi Varietas Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan *Backpropagation Neural Network* dan *Probabilistic Neural Network*” membahas tentang topik klasifikasi jenis varietas lengkung dengan objek daun tanaman memakai beberapa metode, dimulai dari proses ekstraksi citra daun lengkung dengan menerapkan metode morfologi yang menggunakan pengenalan jenis tanaman dengan menggunakan berdasarkan ciri geometris seperti *form factor*, *aspect ratio*, *narrow factor*, *leaf area*, *leaf perimeter*, *physiological width*, *physiological length* dan *rectangularity* pada daun. Kemudian pencocokan pola hasil ekstraksi dengan menerapkan metode klasifikasi NPN (*Backpropagation Neural Network*) dan PN (*Probabilistic Neural*) dengan hasil pengujian sebesar 33.3%. [6] penelitian ini peneliti mengimplementasikan model fuzzy ke dalam klasifikasi pengelompokan jenis buah berdasarkan bentuk dan ukuran buah dengan menggunakan ekstraksi ciri morfologi untuk melihat konfigurasi garis dan kontur gambar, ditambah ekstraksi ciri tekstur CLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Klasifikasi dengan memakai metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* pada 8 kategori buah yaitu pear jambu, manggis, jeruk nipis, lemon, jeruk, rambutan, salak dan alpukat memakai model fuzzy yang sudah diimplementasikan pengujian model serta menentukan tingkat akurasi dan error model tersebut. Tingkat akurasi yang dihasilkan pada data test sebesar 75%. [4] mengusulkan klasifikasi jenis tanaman gaharu memakai metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* dan mengimplementasikan 5 fitur ekstraksi glcm (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) sedangkan pada pengenalan tekstur daun dan 6 fitur ekstraksi menggunakan fitur morfologi digital, dilakukan pada 4 jenis pohon gaharu dengan melakukan pengujian menggunakan evaluasi confusion matrix, split data uji yang digunakan 10%, 20%, 30%, 40%, 50% pada jumlah step per epoch 10, 30 dan 50. Hasil akurasi yang dihasilkan pada split data uji 10% pada step epoch 50 dan akurasi terbaik sebesar 90%, sedangkan akurasi yang paling rendah terdapat pada split dataset uji ke 50% dengan jumlah step per epoch 10 mendapatkan akurasi 50%. Rata-rata yang didapat akurasi tertinggi diperoleh dari pengujian step epoch

ke 50 dengan pembagian data yang berbeda, akurasi sebesar 75,6%. [7] mengklasifikasikan motif citra batik Parang Kusumo dan Kawung khas dari Yogyakarta dengan menerapkan klasifikasi metode anfis dan ekstraksi fitur citra menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) menggunakan 6 fitur citra. Struktur anfis yang dibangun memiliki 6 input dari fitur ekstrak GLCM dengan memakai 100 dataset pengujian citra dan menghasilkan *Trapezoidal Shaped-Membership Function* mendapatkan akurasi terbaik sebesar 80%, sedangkan *Gaussian Shaped-Membership Function* memperoleh akurasi paling rendah yaitu sebesar 77%. [8] Pada penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi budah mangga gadong gincu Cirebon dengan menggunakan ekstraksi citra RGB dan metode klasifikasi menggunakan anfis. Data yang digunakan terdiri dari 3 kelas yaitu kelas asam dengan 25 data, kelas sedang dengan 25 data, dan kelas manis 25 data dengan total keseluruhan berjumlah 75 data. Penelitian ini menggunakan metode ANFIS dengan metode *hybrid* dengan metode *Recursive Least Square Estimator* (RLSE), total jumlah epoch sebanyak 1000, nilai error sebesar 0.5220 dan mampu mengidentifikasi kelas buah mangga gadong dengan tingkat akurasi sebesar 66,6%. [9] mengusulkan identifikasi jenis-jenis penyakit pada daun padi. Identifikasi dilakukan dengan menggunakan metode (ANFIS) *Adaptif Neuro Fuzzy Inferene System*. Dengan menghasilkan error selama pelatihan atau selisih keluaran pada (FIS) *Fuzzy Inference System* dengan memakai dataset training sebesar 0.01973 sedangkan tingkat akurasi yang menggunakan metode anfis menghasilkan akurasi terbaik 98.5%. [10] memanfaatkan potens citra untuk mendeteksi *biofilm* pada tahap awal pengembangan opment, dan pengembangan evaluasi. Peneliti memilih *biofilm* pembentuk mikroorganisme *pseudomonas fluorescens* dan menempatkan *specimen* untuk dilakukan pada *specimen* (10 ? 10) baja, plastik, dan keramik pada penggunaan makanan. Sebagai data citra dimana akuisisi citra diperoleh pada interval waktu yang teratur selama 7 hari. Pembentukan *biofilm* dipantau dengan menggunakan dengan menggunakan *classical bacteriology*. Kemudian citra diolah untuk endapatkan analisis gambar dengan menggunakan tingkat matriks abu-abu menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa analisis cita dapat menjadi alat untuk deteksi dini bakteri *biofilm* dan dapat digunakan untuk pemantauan terhadap kondisi higienis suatu makanan. [11] mengembangkan metode *grading* buah delima berdasarkan warna dan ukuran dari buah delima. Penelitian ini menggunakan 200 buah untuk diambil citra berdasarkan ukuran fisik buah, kulit buah, dan arilnya. Citra tersebut diolah dengan menggunakan metode algoritma jaringan saraf tiruan (JST) yaitu metode *Adaptive Neuro Fuzzy ANFIS* yang menghasilkan akurasi 95,5%, *Response Surface Methodology* (RSM) yang menghasilkan akurasi

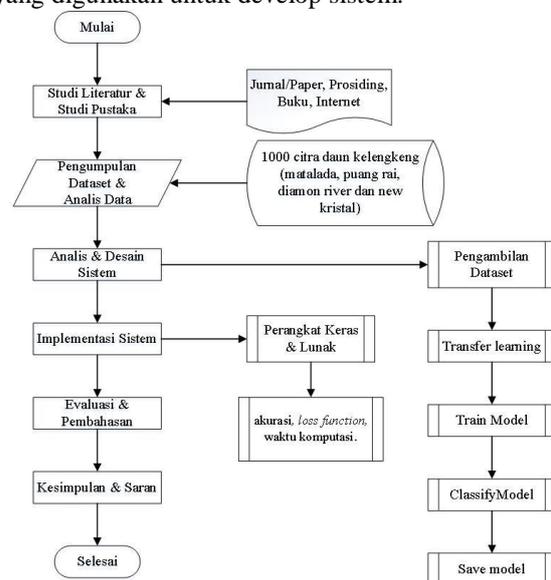
sebesar 75,5%. [12] mengusulkan strategi untuk mendeteksi penyakit *lymphoblastic leukemia* dengan menggunakan gambar mikroskopik. Penelitian ini menggunakan *Marker-based Segmentation (SMB)* untuk segmentasi data, ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*, dan pengklasifikasian menggunakan metode *Random Forest (RF)* sehingga menghasilkan akurasi segmentasi sebesar 96,29% dan masing-masing hasil akurasi sebesar 99,004% dan 96% untuk *nucleus* dan *cytoplasm respectively*.

2.2. Tanaman kelengkeng

Tanaman kelengkeng yang memiliki nama ilmiah *Dimarcopus Longan* merupakan tanaman yang berasal dari wilayah Asia Tenggara dan termasuk kedalam golongan buah leci dan rambutan. Kelengkeng dipasaran Indonesia sendiri masih bernilai cukup tinggi, itu dikarenakan kelengkeng cukup digemari oleh masyarakat dikarenakan ransanya yang manis. [13] Kelengkeng mempunyai banyak jenis varietas dan memiliki ciri-ciri unik dari setiap varietas yang telah diciptakan. Salah satu dari pembeda ciri kelengkeng bisa dilihat dari tanamannya itu sendiri, melalui tanaman kelengkeng dapat dilihat melalui struktur organ tanaman seperti daun, batang, dan buah. Pada penelitian [14] yang menggunakan 4 jenis varietas kelengkeng meliputi kelengkeng jenis Pingpong, Itoh, Kristal, dan Satu Jari, menyatakan bahwa ada 4 pembeda dari karakter utama yang dapat digunakan untuk membedakan empat varietas kelengkeng dengan menggunakan analisis *Principal Component Analysis (PCA)* dan manual, yaitu karakter warna batang, permukaan batang, tekstur permukaan bawah daun, dan ada tidaknya cincin pada kulit buah kelengkeng.



Pembahasan pada metode penelitian dilakukan dengan pengumpulan data serta untuk mendukung uraian dari pembahasan latar belakang. Selain itu juga digunakan untuk menyelesaikan masalah yang ada dipenelitian, oleh sebab itu diperlukan tahap-tahap yang harus dilakukan. Pada subbab ini menjelaskan mengenai metodologi penelitian serta bahan dan alat yang digunakan untuk develop sistem.



Gambar 1. Alur penelitian

1. **Studi Literatur atau pustaka**
Studi literatur penelitian dilakukan untuk mencari serta digunakan untuk mengumpulkan dataset/sumber informasi terkait dengan penelitian yang akan dilakukan seperti dasar metodologi, metodologi penelitian, teori dan rujukan peneliti. Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut studi literatur dan studi pustaka.
2. **Pengumpulan data**
Dataset citra daun kelengkeng didapatkan langsung dari petani buah desa karang kunci kec. singosari. Dataset yang digunakan sebanyak 1000 dataset yang terdiri dari 250 daun matalada, 250 daun new kristal, 250 daun diamond river, dan 250 daun puang rai. Ukuran piksel daun yang digunakan 1024x1024 piksel.
3. **Pengolahan (Analisis Data)**
Analisis data dilakukan untuk proses memisahkan citra daun matalada, new kristal, diamond river, puang rai serta dilakukan cropping pada citra daun. Pengolahan data dilakukan bersama para pakar petani buah yang ahli dalam menentukan citra daun kelengkeng.
4. **Desain Sistem**
Tahapan berupa perencanaan, gambaran dan proses pembuatan sistem yang akan di bangun metode klasifikasi transfer learning pre-trained model.
5. **Implementasi Sistem**
Tahapan dilakukan sebagai penerapan sistem yang dibangun (peng-codean) tools bantu program

python yang diimplementasikan pada google colab.

6. Uji dan Evaluasi hasil

Pada tahap ini dilakukan proses uji dan hasil analisis serta performance kinerja metode yang diusulkan meliputi *loss function*, akurasi dan waktu komputasi.

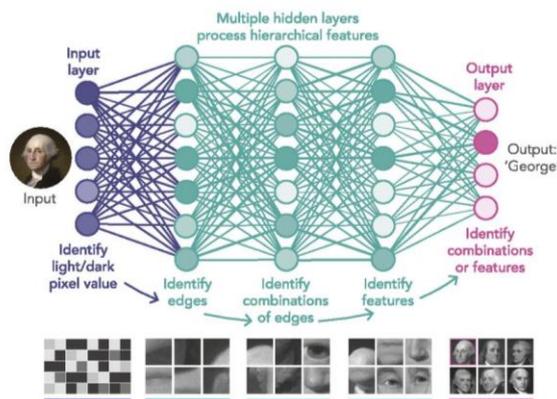
3. METODE PENELITIAN

3.1. Preprocessing

Pada tahapan ini, semua gambar yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian akan diperkecil ukurannya ke dalam beberapa ukuran yaitu 128x128, 150x150, 224x224 dan 299x299 untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi dari hasil prediksi pada masing-masing model CNN. Ukuran gambar diperkecil dengan tujuan untuk mengurangi beban komputasi yang berat dan pemrosesan yang lebih cepat [15] Dataset kemudian dibagi menjadi data latih, data validasi dan data uji. Data latih selanjutnya akan diaugmentasi sedangkan data uji akan digunakan pada saat tahapan pengujian untuk mengetahui performa dari setiap model CNN.

3.2. Convolutional Neural Network

CNN atau kepanjangan dari Convolutional Neural Network[16] adalah salah satu metode klasifikasi maupun prediksi yang bisa diimplementasikan pada data gambar, suara maupun teks. Pada umumnya ada tiga tipe layer Arsitektur CNN yaitu convolution layer, pooling layer, dan fully connected layer. Ekstraksi informasi pada gambar sering kali digunakan Convolution layer dan pooling layer. Sedangkan fully connected layer digunakan sebagai prediksi serta memberi label pada data yang paling tepat sebagai hasil prediksi maupun klasifikasi.

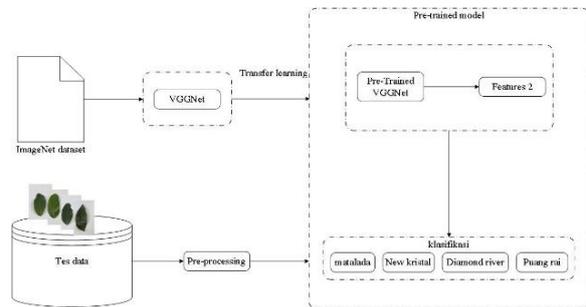


Gambar 2. layer deep learning

3.3. Transfer learning pre-trained model

Transfer Learning [17] merupakan teknik yang memanfaatkan model yang sudah ditraining sebelumnya (pretrained model) untuk digunakan mengklasifikasikan dataset yang baru sehingga tidak perlu untuk melakukan training data dari awal. dan dilakukan penyesuaian pada bagian akhir dari

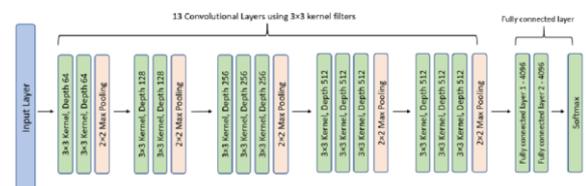
model. Secara umum arsitektur CNN terdiri dari beberapa layer, layer-layer ini yang melakukan ekstraksi fitur-fitur yang ada pada dataset.



Gambar 3. model transfer learning yang diusulkan

3.4. VGGNet

Arsitektur VGGNet [18] ialah arsitektur pengembangan dari alexnet yang mana arsitektur tersebut fokus pada proses ekstraksi fitur di layer convolusi sehingga mampu mendapatkan representasi citra yang banyak untuk dapat di klasifikasi. Arsitektur VGG16 merupakan bagian dari model deep learning meliputi dari 16 layer. Model arsitektur VGG16 dapat dilihat gambar 4. Sedangkan arsitektur VGG16 sendiri memiliki 13 layer lapisan konvolusi, dan 2 lapisan digunakan sebagai fully_connected, serta 1 lapisan klasifikasi.



Gamba 4. model arsitektur VGG16 [19]

Gambar 4. tiap susunan konvolusi diatas memiliki dimensi kernel 3x3. Perbedaannya pada tiap susunan konvolusi dari masing- masing susunan jumlah filter. Jumlah filter 64 ada pada2 susunan konvolusi awal, sedangkan jumlah kernel 128 susunan 3 serta 4. Begitu pada susunan konvolusi lain yang jumlah filternya berbeda ialah 256 (susunan 4 5 6) serta 512 (susunan 7 8 9 10 11 12). 2x2 max pooling digunakan sesudah susunan konvolusi 2 4 7 10 serta 13. output pooling terakhir akan dihubungkan ke layer fully_connected, dan pada akhirnya terhubung ke klasifikasi guna untuk penentuan class ataupun label dataset.

3.5. Confusin Matrix

Klasifikasi merupakan proses pembelajaran secara terbimbing melalui trainingset berdasarkan data histori (Komputer and Nuswantoro, 2018).Pengukuran Kinerja Untuk permasalahan dalam klasifikasi, pengukuran yang biasa digunakan adalah *precision*, *recall* dan *accuracy* [21]. Dalam mengestimasi eksekusi dengan menggunakan confusion matrix, terdapat 4 (empat) istilah dari sistem

pengelompokan. Nilai *True Negative* (TN) adalah jumlah informasi negatif yang dapat dibedakan secara akurat, sedangkan *False Positive* (FP) adalah informasi negatif tetapi diidentifikasi sebagai informasi yang pasti. Sementara itu, *True Positive* (TP) adalah informasi positif yang dibedakan secara akurat. *False Negative* (FN) adalah sesuatu yang bertentangan dengan *True Positive*, sehingga informasi yang positif, namun diakui sebagai informasi yang negatif. Seperti pada penelitian yang dilakukan [22] jenis klasifikasi binary yang hanya memiliki 2 keluaran kelas, confusion matrix dapat disajikan seperti pada berikut ini :

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas	Terklasifikasi Positif	Terklasifikasi Negatif
Positif	<i>True Positif</i>	<i>False Negatif</i>
Negatif	<i>False Positif</i>	<i>True Negatif</i>

Mengingat nilai-nilai *True Negative*, *False Positive*, *False Negative*, dan *True Positive*, ketepatan, akurasi, dan *recall*. Nilai presisi mendeskripsikan seberapa tepat kerangka kerja dapat klasifikasi secara efektif.

1. Precision

Precision merupakan suatu informasi yang diambil pada salah satu dari bagian data [23]. Rumus *precision* adalah

$$Precision = \left(\frac{TP}{TP+FP} \right) \times 100\% \tag{2.1}$$

2. Recall

Recall merupakan pengambilan dan perhitungan data yang relevan dari keseluruhan data yang berada didalam sistem dengan menggunakan query. Selain itu *recall* juga disebut dengan sensitifity. Dimana peluang munculnya data relevan dapat disesuaikan dengan query. Rumus *Recall* adalah sebagai berikut :

$$Recall = \left(\frac{TP}{TP+FN} \right) \times 100\% \tag{2.2}$$

3. Accuracy

Accuracy adalah hasil prediksi benar dari semua dataset. akurasi juga dapat di persentasekan dari total e-mail yang benar dengan mengidentifikasi nya kedalam rasio prediksi positif atau negatif. Rumus *Accuracy* adalah :

$$Accuracy = \left(\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+FP} \right) \times 100\% \tag{2.3}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

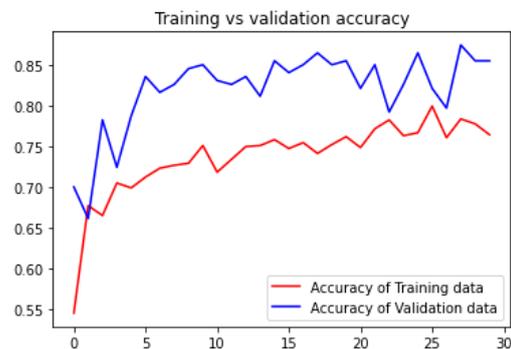
Pada pengujian penelitian ini digunakan laptop dell e7270 dengan spesifikasi core i7 gen 6, ram 16gb, ssd 512gb, dan sistem operasi windows 10 pro serta menggunakan tools bantu google colab untuk implementasi dari program. Berikut tabel implementasi dan hasil penelitian setelah dilakukan training dan validasi dengan menggunakan deep pre-trained model VGG16.

Tabel 2. Parameter transfer learning

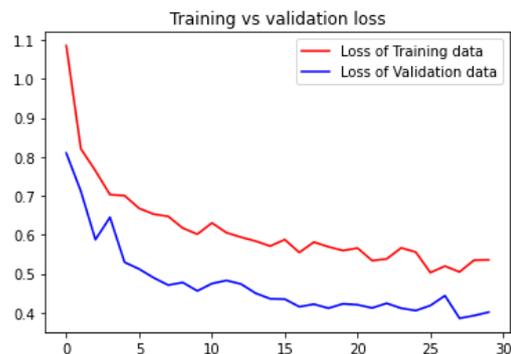
Nama	Parameter
Optimization	Adam
Batch size	32
Shape input	80,80,3
Learning rate	0.001
Activation	Softmax

Tabel 3. Hasil akurasi dan error

Rate	0.0001		
Data	Training	Validasi	Waktu
Akurasi	79%	82%	71 detik
Error	0.50	0.41	



Gambar 5. Grafik akurasi



Gambar 6. grafi error rate

Berdasarkan hasil gambar 5 dan 6 serta tabel 2 dapat simpulkan bahwa menggunakan deep pre-trained model VGG16 dengan epoch 30 batch size 32, learning rate 0.0001 sedangkan untuk parameter yang digunakan optimasi adalah adam serta aktivasi parameter adalah softmax. Dataset training berjumlah 1000 data citra daun klengkeng yang terdiri dari 250 daun matalada, 250 daun puangrai, 250 daun new kristal dan 250 daun diamond river, target size yang digunakan adalah 80x80x30 menghasilkan tingkat akurasi training 79% sedangkan validasi menggunakan 690 data dan akurasi validasi terbaik adalah 82% dan waktu komputasi yang di butuhkan adalah 71 detik. Dari perbandingan tersebut dapat disimpulkan bahwa jumlah epoch berpengaruh terhadap tingkat akurasi, selain itu juga semakin banyak epoch yang digunakan maka semakin tinggi tingkat akurasi yang didapatkan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian ini mengusulkan metode deep pre-trained model VGG16 dengan menggunakan tools bantu google colab menghasilkan tingkat akurasi terbaik 79% dan validasi 82% serta error dari masing-masing proses training dan validasi yaitu 0.50 dan 0.41 sedangkan waktu komputasi yang dibutuhkan untuk training dan validasi adalah 71 detik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Kurniawati¹ and H. M. Riandini, "Analisis Kadar Vitamin C Pada Daging Buah Kelengkeng (*Dimocarpus longan L*) Segar dan Daging Buah Kelengkeng Kaleng Dengan Metode Analisis Of Vitamin C Content In Fresh Longan (*Dimocarpus longan L*) And Canned Longan by Spectrophotometric UV-Vis Method," vol. 2, no. 2, pp. 119–126, 2019.
- [2] M. M. Sebatubun and M. A. Nugroho, "EKSTRAKSI FITUR CIRCULARITY UNTUK PENGENALAN VARIETAS KOPI ARABIKA," vol. 4, pp. 283–289, 2017, doi: 10.25126/jtiik.201744505.
- [3] Andono and P. Nurtantio, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2017.
- [4] Aditya Pa Budhi, "Klasifikasi Jenis Pohon Gaharu Berdasarkan Tekstur dan Bentuk Daun Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," BI-Obses, 2019.
- [5] H. S. A. Harjoko, "Klasifikasi Varietas Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan Backpropagation Neural Network dan Probabilistic Neural Network," vol. 55281, pp. 11–16, 2011.
- [6] R. A. Raharjo, "Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (anfisi) Dan Image Processing," *eProceedings Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 9053–9068, 2019.
- [7] D. Hardiyanto, S. Kristiyana, D. Kurniawan, and D. A. Sartika, "Klasifikasi Motif Citra Batik Yogyakarta Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System," *J. Control Netw. Syst.*, vol. 5, no. 2, pp. 1–13, 2019.
- [8] N. S. Hodijah, R. N. Whidhiasih, and D. Irwan, "Identifikasi Buah Mangga Gedong Gincu Cirebon Berdasarkan Citra Red-Green-Blue Menggunakan Adaptif Neuro Fuzzy Inference System," vol. 5, no. 1, pp. 12–20, 2017.
- [9] R. N. Whidhiasih and I. Ekawati, "Identifikasi Jenis Penyakit Daun Padi Menggunakan Adaptif Neuro Fuzzy Inferene System (Anfisi) Berdasarkan Tekstur," *Pros. Semin. Nas. Energi Teknol.*, pp. 131–140, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.unismabekasi.ac.id/index.php/sinergi/article/view/1706>.
- [10] C. Malegori, L. Franzetti, R. Guidetti, E. Casiraghi, and R. Rossi, "GLCM, an Image Analysis Technique for Early Detection Of Biofilm," *J. Food Eng.*, vol. 185, pp. 48–55, 2016, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2016.04.001.
- [11] M. Fashi, L. Naderloo, and H. Javadikia, "The Relationship Between the Appearance of Pomegranate Fruit and Color And Size of Arils Based on Image Processing," *Postharvest Biol. Technol.*, vol. 154, no. September 2018, pp. 52–57, 2019, doi: 10.1016/j.postharvbio.2019.04.017.
- [12] S. Mishra, B. Majhi, P. K. Sa, and L. Sharma, "Gray Level Co-Occurrence Matrix And Random Forest Based Acute Lymphoblastic Leukemia Detection," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 33, pp. 272–280, 2017, doi: 10.1016/j.bspc.2016.11.021.
- [13] Y. I. Anas *et al.*, "Decision Support System Pemilihan Bibit Unggul Tanaman Kelengkeng Menggunakan Metode Saw (Simple Additive Weighting)," pp. 17–22, 2020.
- [14] L. Fajriyah, M. K. Dr. Hamidah, and M. S. Prof. Dr. Bambang Irawan, "ANALISIS KEANEKARAGAMAN DAN PENGELOMPOKAN EMPAT VARIETAS KELENGKENG (*Dimocarpus longan Lour.*) MELALUI METODE FENETIK," 2016.
- [15] D. Varshni, K. Thakral, L. Agarwal, R. Nijhawan, and A. Mittal, "Pneumonia Detection Using CNN based Feature Extraction," *Proc. 2019 3rd IEEE Int. Conf. Electr. Comput. Commun. Technol. ICECCT 2019*, 2019, doi: 10.1109/ICECCT.2019.8869364.
- [16] I. G. and Y. B. and A. Courville, *Deep learning*, vol. 29, no. 7553. 2016.
- [17] D. Sarkar, R. Bali, and T. Ghosh, *Hands-On Transfer Learning with Python Implement Advanced Deep Learning and Neural Network Models Using TensorFlow and Keras*. 2018.
- [18] V. Atliha and D. Sesok, "Comparison of VGG and ResNet used as Encoders for Image Captioning," *2020 IEEE Open Conf. Electr. Electron. Inf. Sci. eStream 2020 - Proc.*, pp. 1–4, 2020, doi: 10.1109/eStream50540.2020.9108880.
- [19] S. Tammina, "Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images," *Int. J. Sci. Res. Publ.*, vol. 9, no. 10, p. p9420, 2019, doi: 10.29322/ijsrp.9.10.2019.p9420.
- [20] F. I. Komputer and U. D. Nuswantoro, "Menggunakan Metode Decision Tree Pada," vol. 8, no. 1, 2010.
- [21] J. J. Sheu, "An efficient two-phase spam filtering method based on e-mails categorization," *Int. J. Netw. Secur.*, vol. 9, no. 1, pp. 34–43, 2009.
- [22] E. P. K. Orpa, E. F. Ripanti, and T. Tursina, "Model Prediksi Awal Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 4, p. 272, 2019, doi: 10.26418/justin.v7i4.33163.
- [23] S. Defiyanti and D. L. Crispina Pardede, "Perbandingan kinerja algoritma id3 dan c4.5 dalam klasifikasi spam-mail," *ReCALL*, 2008.