

Optimasi Klasifikasi Gambar Varietas Jenis Tomat Dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network

Tegar Muhamad Hafiez^{*1}, Dadang Iskandar², Agung Wiranata S.K³, Raya Fitri Boangmanalu⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika
E-mail: ^{*1}tegarmh27@gmail.com, ²mahvin2012@gmail.com

Abstrak

Tomat merupakan produk hortikultura yang sangat dibutuhkan masyarakat seiring dengan meningkatnya kesadaran masyarakat akan pola hidup sehat, dan permintaan tomat buatan sendiri juga semakin meningkat, CNN secara sederhana merupakan sebuah jaringan saraf tiruan yang menggunakan matriks perkalian konvolusi di dalam arsitekturnya. Fungsi konvolusi di dalam CNN digunakan untuk ekstraksi fitur, dan dari proses ini nantinya akan menghasilkan fitur-fitur tertentu yang akan diproses multilayer perceptron untuk menghasilkan sebuah output dari inputan Berdasarkan penelitian dan hasil implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses klasifikasi 6 varietas pada tomat) diperoleh nilai accuracy dan nilai loss model berdasarkan data test sebesar 85,86% nilai accuracy dan 0,388 nilai loss pada model Sequential serta 97,04% nilai accuracy dan 0,076 nilai loss pada model on top VGG16.

Kata Kunci : Convolutional Neural Network (CNN), Image Classification, Data Augmentasi, Tomat

1. PENDAHULUAN

Tomat merupakan produk hortikultura yang sangat dibutuhkan masyarakat seiring dengan meningkatnya kesadaran masyarakat akan pola hidup sehat, dan permintaan tomat buatan sendiri juga semakin meningkat.[1].Tomat merupakan salah satu hasil pertanian yang memiliki tingkat produksi tinggi. Tingginya tingkat produksi dan distribusi tomat yang luas mengharuskan petani mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat yang dapat mengurangi resiko pembusukan tomat[2].Warna buah tomato bervariasi dari kuning, orange sampai merah tergantung

dari pigmen yang dominan. Buah tomat adalah buni, buah muda berwarna hijau dan berbulu, ketika matang, buah akan berwarna merah muda, merah atau kuning mengkilap dan relatif lunak. Buah tomat berdiameter sekitar 4-15 cm, rasanya juga bervariasi dari asam hingga manis. Buah tomat memiliki rasa berdaging, berair, di dalamnya terdapat biji pipih berwarna kuning kecokelatan.. Buah tomato memiliki panjang 3 - 5 mm dan lebar 2 - 4 mm[3].

1.1. Klasifikasi

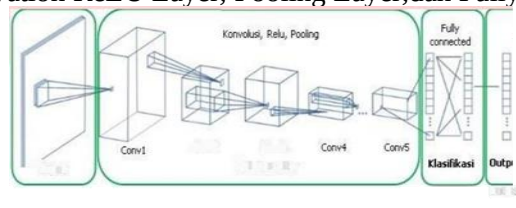
Klasifikasi merupakan proses untuk mencari model yang dapat membagi suatu data berdasarkan kelasnya yang dipisahkan menjadi dua tahap, yaitu tahap pelatihan (learning) yaitu tahap mencari tahu bagaimana suatu data yang kategorinya telah diketahui dan pengujian (testing) yaitu tahap menilai pemaparan hasil model dari tahap pelatihan dengan data baru sebagai data uji maka hasil dari tahap ini adalah tingkat ketepatan/pencapaian model dalam mengantisipasi data yang kelasnya belum diketahui, khususnya data uji [4].

1.2. Deep Learning

Deep learning merupakan metode pembelajaran yang menggunakan jaringan syaraf tiruan berlapis. Jaringan syaraf tiruan saat ini dibuat mirip dengan di otak manusia. Di sini, neuron saling berhubungan untuk membentuk jaringan neuron yang sangat kompleks. [5] Dengan pembelajaran yang mendalam, komputer belajar untuk mengklasifikasikan langsung dari gambar dan suara. Convolutional Neural Networks (CNN/ConvNet) adalah algoritma deep learning yang dikembangkan oleh Multilayer Perceptron (MPL) yang dirancang untuk memproses data dalam format dua dimensi seperti gambar dan suara. CNN dapat belajar langsung dari gambar, mengurangi upaya pemrograman[6].

1.3. Convolutional Neural Network (CNN)

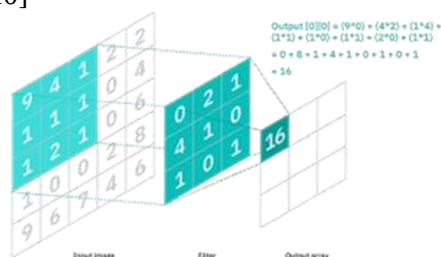
CNN secara sederhana merupakan sebuah jaringan saraf tiruan yang menggunakan matriks perkalian konvolusi di dalam arsitekturnya. Fungsi konvolusi di dalam CNN digunakan untuk ekstraksi fitur, dan dari proses ini nantinya akan menghasilkan fitur-fitur tertentu yang akan diproses multilayer perceptron untuk menghasilkan sebuah output dari inputan. Ada tiga proses utama yang ada di dalam layer konvolusi, yaitu konvolusi, subsampling / pooling, dan activation ReLu[7]. Prinsip operasi kerja metode ini mempunyai kesamaan pada metode MLP, tetap di dalam metode CNN setiap neuronnya disajikan dalam bentuk dua dimensi dimana tidak sama seperti pada operasi kerja metode MLP yang setiap neuron hanya memiliki ukuran satu dimensi[8]. Secara garis besar CNN tidak jauh berbeda dengan neural network, neuron pada CNN memiliki weight, bias, dan activation function. Adapun lapisan penyusun dari sebuah CNN terdiri dari Convolution Layer, Activation ReLU Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer[9].



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

a. Convolutional layer

Lapisan konvolusi melakukan operasi konvolusi yang mengubah input menjadi peta fitur dengan melakukan operasi titik antara matriks input dan filter. Filter terdiri dari beberapa matriks berbobot atau yang biasa disebut dengan kernel. Jumlah filter yang digunakan adalah hyper parameter, dan jumlah filter ini menentukan jumlah peta fitur yang dihasilkan. Jumlah kernel level sama dengan jumlah peta fitur level 1. Jumlah filter yang digunakan pada level menentukan jumlah peta fitur yang dihasilkan, yang sama dengan jumlah kernel level +1.[10]



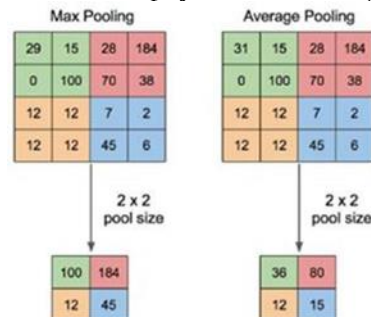
Gambar 2. Convolutional Layer

b. Activation ReLU

Aktivasi ReLu berfungsi sebagai pengubah nilai piksel menjadi nol jika terdapat piksel pada citra tersebut memiliki nilai kurang dari nol dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas dengan meminimalisir kesalahan[9].

c. Pooling Layer

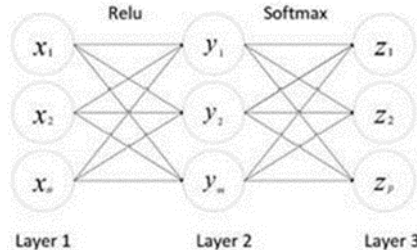
Ada dua jenis tipe dari Pooling yaitu Average Pooling dan Max Pooling. Contoh yang ditunjukkan pada Gambar 4, kernel ukuran $n \times n$ (2×2) dipindahkan melintasi matriks dan untuk setiap posisi nilai maksimal diambil dan dimasukkan ke dalam posisi matriks keluaran yang sesuai, ini disebut Max Pooling. Dalam kasus Average Pooling, kernel dengan ukuran $n \times n$ dipindahkan melintasi matriks dan untuk setiap posisi rata-rata diambil dari semua nilai dan dimasukkan ke dalam posisi yang sesuai dari matriks keluaran. Proses ini mengulangi untuk setiap saluran dari tensor input hingga tensor keluaran diperoleh. Perhatikan bahwa saat mengumpulkan, gambar dari di-downsampling pada tinggidan lebar, tetapi jumlah saluran (kedalaman) tetap sama.[11].



Gambar 3. Operasi Max Pooling dan Average Pooling

d. Fully Connected Layer

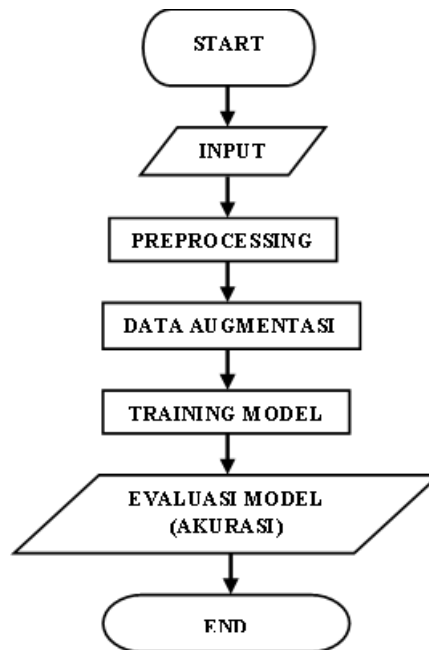
Setiap neuron yang terdapat didalam lapisan convolutional harus dikonversi menjadi sebuah data berdimensi tunggal sebelum dimasukkan kedalam proses fully connected layer[4]. Layer Fully Connected biasa digunakan pada metode multilayer Perceptron dan ditujukan untuk mengolah data Sehingga dapat diklasifikasikan sebagai. Perbedaan antara fully connected layer dan regular convolutional layer adalah neuron pada convolutional layer tidak terhubung hanya untuk wilayah input tertentu. Sedangkan lapisan Fully Connected memiliki neuron yang terhubung penuh. Namun, kedua lapisan tersebut tetap membuat produk dot bekerja, sehingga fungsinya tidak jauh berbeda[12].



Gambar 4. Fully Connected Layer

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan convolutional neural network (CNN) dengan framework Keras pada backend Google Collaboratory dan TensorFlow. Gambar 5 di bawah ini menguraikan proses survei.



Gambar 5. Kerangka Uji

Dari gambar 5 tahap awal yang dilakukan dengan memasukan citra berupa dataset yang sudah dipersiapkan sebelumnya dan terbagi menjadi 2 yaitu data train dan data test. Sebagian besar data gambar dalam penelitian ini diunduh dari web, yang tentu saja memiliki berbagai ukuran. Sejalan dengan itu, preprocessing gambar dilakukan untuk mendapatkan gambar siap pakai yang kemudian ditangani lebih lanjut, baik untuk kebutuhan ekstraksi maupun kebutuhan klasifikasi data. Proses tersebut dilakukan menggunakan beberapa langkah preprocessing data yang dapat dilakukan dalam klasifikasi menggunakan metode CNN.

Preprocessing merupakan tahap yang dilakukan sebelum training atau testing model dengan melakukan proses resize, konversi citra RGB dan feature extraction VGG16. Resize yaitu mengubah ukuran citra yang digunakan untuk menyesuaikan citra supaya dapat dilakukan training atau testing. Konversi citra RGB merupakan proses perubahan citra berwarna menjadi grayscale. Feature extraction merupakan teknik pengenalan objek dengan melihat ciri-ciri khusus pada objek tersebut yang bertujuan melakukan perhitungan dan perbandingan untuk mengklasifikasi suatu citra.

Proses klasifikasi citra Tomat dilakukan menggunakan 2 model yang berbeda. Pengujian pertama dilakukan dengan model Sequential yaitu dengan membuat sebuah model pengujian sederhana dengan menentukan parameter secara acak guna mendapatkan nilai akurasi yang maksimal. Pengujian kedua dilakukan dengan model on top VGG16 dengan melakukan feature extraction VGG16 terlebih dahulu sebelum melakukan pengujian. Model ini sering digunakan dalam penelitian-penelitian sebelumnya karena memiliki akurasi yang cukup baik. Dengan mengevaluasi di setiap pengujian model sebelumnya, maka akan didapat nilai accuracy dan nilai loss yang diperoleh dari setiap model pengujian. Dari sini kita dapat melihat kemungkinan kegagalan objek citra yang dibaca dalam proses klasifikasi. Dalam proses evaluasi juga akan didapatkan nilai akurasi final yang akan didapat dari keseluruhan model pengujian.

2.1. Dataset

Dataset pengujian yang digunakan adalah 1513 citra pada train 1209 citra pada test dengan masing-masing 304 data test setiap variasi citra yang diambil menggunakan metode scraping dari berbagai sumber di internet yaitu google image dan situs

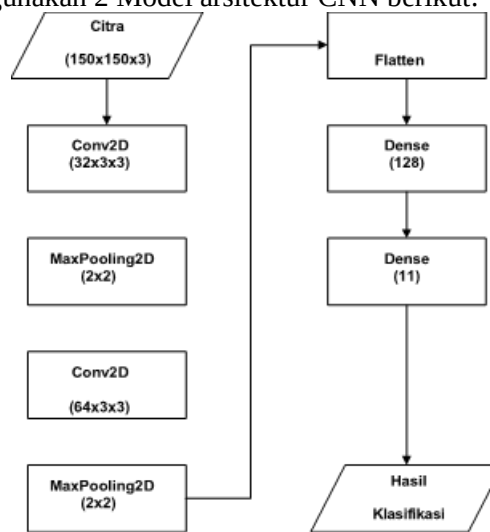
<https://www.kaggle.com/olgabelitskaya/tomato-cultivars> dengan mengunduh (download) gambar terkait dengan objek dalam penelitian ini. berikut adalah 6 varietas jenis tomat yang digunakan.

Tabel .1 Variabel Tomat

Variabel	Latih	Uji	Definisi Variabel
Tomat Bistik	192	48	Citra Berupa Tomat Bistik
Tomat Campari	228	59	Citra Berupa Tomat Campari
Tomat Ceri	201	52	Citra Berupa Tomat Ceri
Tomat Hijau	204	50	Citra Berupa Tomat Hijau
Tomat Kumato	183	49	Citra Berupa Tomat Kumato
Tomat Roma	201	46	Citra Berupa Tomat Roma

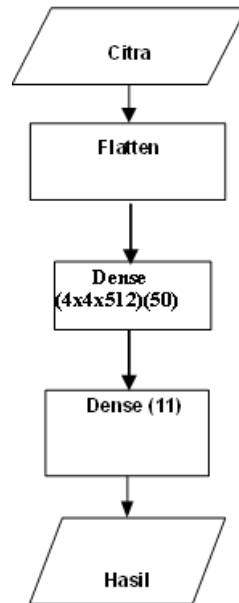
2.2. Rancangan Pengujian

Pada penelitian ini digunakan 2 Model arsitektur CNN berikut.



Gambar 6. Model Sequential

Pada Gambar 6 diatas merupakan flow model pengujian sequential. Dari Gambar diatas citra yang dimasukkan berukuran 150x150x3 piksel dan dilakukan konversi ke greyscale kemudian dilakukan konvolusi dengan dua layer konvolusi dengan jumlah filter masing-masing 32 dan 64 berukuran 3x3. Pada Pooling layer digunakan operasi Max Pooling dengan Pooling Max berukuran 2x2 yang nantinya setiap ukuran citra akan di bagi dua saat melewati proses ini. Proses Flatten digunakan untuk merubah format citra 2D ke 1D dengan nilai yang sudah di tentukan 150x150x3 piksel. Kemudian kita gunakan dua dense layer, dengan layer pertama berfungsi sebagai Activation ReLu (Rectified linear unit) berukuran 128 neuron dan layer kedua Softmax sejumlah 11 neuron sesuai dengan jumlah kelas data yang di ambil dari dataset.



Gambar 7. Model on top VGG16

Pada gambar 7 diatas merupakan model ke 2 yang digunakan dalam proses klasifikasi dengan memnfaatkan salah satu feature extraction dari VGG16 dan dilakukan pelatihan pada imageNet. Setelah mendapat ekstraksi fitur dari VGG16 tahap pertama citra yang dimasukan berukuran 4x4x512 piksel. Kemudian dilakukan proses flatten dari citra yang telah di input tersebut. Kemudian dua dense layer, dengan layer pertama sebagai activation ReLu (rectified linier unit) berukuran 50 neuron dan layerkedua Softmax sejumlah 11 neuron.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

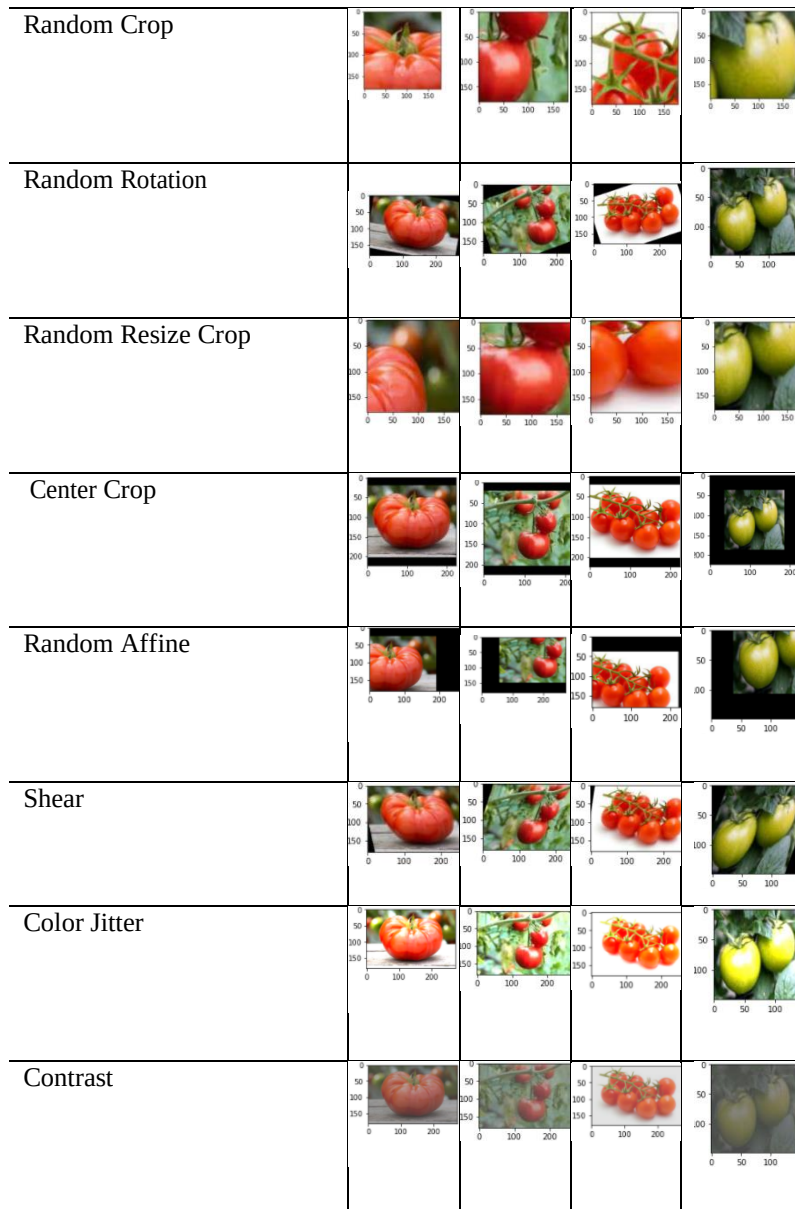
Tahap pengujian dilakukan dengan cara melatih citra varietas pada tomat kedalam fit model dengan menggunakan epoch 20 kali, batch size=128, dan validation split=0,2 yang memiliki arti 80% training dan 20% validasi. Epoch dapat diartikan sebagai jumlah neuron yang dapat melihat semua data- data yang telah dikumpulkan, dan batch size merupakan jumlah sample pelatihan di dalam satu forward/backward pass.

3.1. Data Augmentasi

Pada penelitian kali ini merupakan hasil gambar yang diambil dari berbagai sumber di internet. Data asli yang dimiliki peneliti sebelum di augmentasi data adalah 240 citra pada train dan 60 citra pada test, setelah menggunakan data Augmentasi data yang dimiliki penelliti menjadi digunakan adalah 1209 citra pada data train dan 304 citra pada data test. Sebelum dilakukan augmentasi, citra yang didapat akan dipotong menjadi beberapa bagian Kemudian bagianbagian tersebut akan diubah ukurannya (resize) menjadi 150x150 yang selanjutnya akan dilakukan 3 jenis augmentasi data yaitu random rotation, horizontal flip, dan crop 50%. Proses ini menghasilkan dataset yang sudah teraugmentasi 50:50 dengan dataset yang tidak dilakukan augmentasi.

Flip





Gambar 8. Hasil Augmentasi

Berdasarkan gambar diatas, dapat diketahui bahwa hasil penerapan augmentasi yang didapatkan adalah flip, random crop, random rotation, random resize crop, center crop, random affine, shear, color jitter, dan contrast

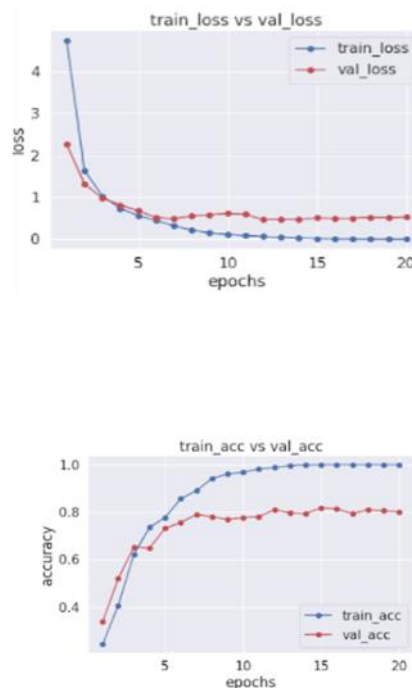
3.2. Model Sequential

Tabel 2. Hasil Fit Model Sequential

No	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	4,7372	0,2441	2,2654	0,3388
2	1,6375	0,4074	1,3201	0,5207
3	1,0308	0,6225	0,9803	0,6529
4	0,7363	0,7353	0,8165	0,6488
5	0,5641	0,7777	0,6779	0,7314
6	0,4523	0,8563	0,5186	0,7562

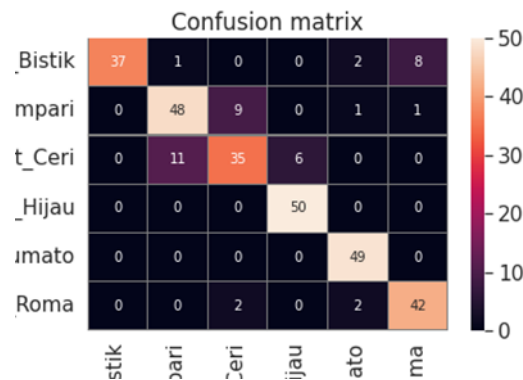
7	0,3182	0,8904	0,4867	0,7893
8	0,2168	0,9411	0,5573	0,7810
9	0,1547	0,9607	0,5835	0,7686
10	0,1177	0,9679	0,6144	0,7769
11	0,0879	0,9814	0,5922	0,7810
12	0,0650	0,9876	0,4658	0,8099
13	0,0459	0,9959	0,4769	0,7975
14	0,0296	0,9990	0,4797	0,7934
15	0,0175	1,0000	0,5071	0,8182
16	0,0131	1,0000	0,4973	0,8140
17	0,0085	1,0000	0,4998	0,7934
18	0,0066	1,0000	0,5254	0,8099
19	0,0052	1,0000	0,5122	0,8058
20	0,0043	1,0000	0,5294	0,8017

Pada tabel 2 merupakan hasil pelatihan dari data train/latih dan data validasi dengan menggunakan epoch sebanyak 20 kali. Dapat dilihat bahwa iterasi mendapatkan nilai accuracy dan nilai loss dari data train dan data validasi. Nilai accuracy merupakan nilai yang dapat dipakai sebagai acuan dalam mengetahui tingkat kesuksesan/kelayakan model yang sebelumnya dibuat dan nilai loss merupakan ukuran dari kegagalan/kesalahan yang dibuat networks yang bertujuan untuk meminimalisirnya. Pada data train diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 1 pada epoch ke-15, 16, 17, 18, 19 dan 20 sedangkan nilai loss terendah 0.0043 di epoch ke-20, kemudian pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0.8182 pada epoch ke-15 sedangkan nilai loss terendah 0.4658 di epoch ke-12. Dari hasil pelatihan data train dan data validasi tersebut dapat kita visualisasikan kedalam plot/grafik sebagai berikut



Gambar 9. Plot Accuracy vs Loss Model Sequential

Dari hasil pelatihan data Plot Accuracy vs Loss Model Sequential diatas dapat kita visualisasikan kedalam Confusion Matrix sebagai berikut



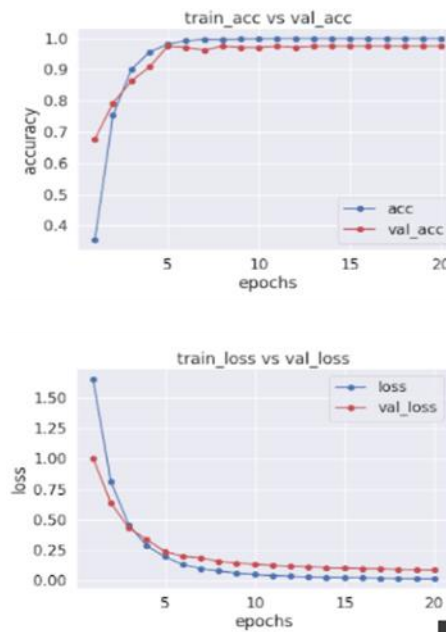
Gambar 10. Confusion Matrix Sequential

3.3. Model on top VGG16

Tabel 3. Hasil Fit Model on Top VGG16

No	Loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	1.656.049	0.354705	1.005.969	0.67768
2	0.810529	0.754912	0.636019	0.79338
3	0.454815	0.900723	0.430858	0.86363
4	0.284164	0.956566	0.336151	0.90909
5	0.195296	0.981385	0.237231	0.97520
6	0.131074	0.992761	0.199590	0.97107
7	0.098945	0.996897	0.184399	0.96280
8	0.078346	0.995863	0.157750	0.97520
9	0.059647	0.997931	0.143227	0.97107
10	0.048848	0.998965	0.134016	0.97107
11	0.040374	1	0.124079	0.97520
12	0.034412	1	0.117460	0.97107
13	0.029550	1	0.112409	0.97520
14	0.025920	1	0.105442	0.97520
15	0.023072	1	0.102657	0.97520
16	0.020471	1	0.098187	0.97520
17	0.018474	1	0.095341	0.97520
18	0.016948	1	0.091943	0.97520
19	0.014726	1	0.090000	0.97520
20	0.013575	1	0.087438	0.97520

Dari tabel 3 diatas dapat dilihat hasil pengujian model kedua yaitu model on top VGG16 dengan jumlah epoch sebanyak 20 kali. Dari data tersebut pada pengujian data train menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 1 pada epoch ke-11 sedangkan nilai loss terendah 0.013575 di epoch ke- 20, kemudian pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0.97520 pada epoch ke-5, 8, 11, 13, 14, 15, 16,17,18,19,20 sedangkan nilai loss terendah 0.087438 di epoch ke-20. Hasil data pengujian dari tabel diatas dapat kita visualisasikan kedalam plot/diagram berikut



Gambar 11. Plot Accuracy vs Loss Model on top VGG16

Pada gambar 9 di atas merupakan hubungan antara nilai accuracy dan nilai loss pada data train dan data validasi dari banyaknya iterasi pada model kedua. Dapat dilihat bahwa model kedua ini memiliki korelasi nilai accuracy yang searah baik pada data pelatihan/train ataupun data validasi dan berbanding dengan nilai loss merupakan korelasi negatif. Dari pelatihan model on top VGG16 diperoleh nilai evaluasi kinerja yang dihasilkan pada data test dengan nilai akurasi sebesar 97,04% dan nilai loss sebesar 0,076.

3.4. Evaluasi

Evaluasi dari hasil kedua model pengujian yaitu model Sequential dan model on top VGG16 yang dilatih menggunakan data train sebanyak 1513 citra diperoleh nilai evaluasi yang dihasilkan dari data test sebanyak 1209 citra dengan melakukan pengujian sebanyak 304 kali, batch size=128, validation split=0.2 didapat nilai accuracy dan nilai loss sebagai berikut.

Tabel 4. Evaluasi Nilai Accuracy dan Nilai Los

Model Sequential		Model on top VGG16	
Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
85,86%	0,388	97,04%	0,076

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses klasifikasi 6 varietas pada tomat, memiliki kesimpulan bahwa untuk dapat melewati proses preprocessing dengan baik ukuran citra dapat diubah dimensinya menjadi 150x150x3 piksel dan dikonversi warna citranya menjadi grayscale pada model Sequential, kemudian menggunakan feature extraction VGG16 yang dilatih di ImageNet dengan ukuran dimensi 4x4x512 piksel pada on top VGG16. Akurasi yang dihasilkan akan semakin baik apabila

digunakan data train yang semakin banyak. Hal tersebut dibuktikan dengan pengujian pada jumlah data training sebanyak 80% dan data validasi sebanyak 20% pada setiap model pengujian. Dengan melakukan evaluasi pengujian model Sequential dan model on top VGG16 pada epoch sebanyak 20 kali, batch size=128, dan validation split=0,2 (80% training dan 20% validasi) diperoleh nilai accuracy dan nilai loss model berdasarkan data test sebesar 85,86% nilai accuracy dan 0,388 nilai loss pada model Sequential serta 97,04% nilai accuracy dan 0,076 nilai loss pada model on top VGG16.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. K. Neighhbor and S. Aprilisa, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna," *Pros. Annu. Res. Semin.* 2019, vol. 5, no. 1, pp. 978–979, 2019.
- [2] S. Y. Riska, "Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB Dan Index Pixel," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 9, no. 2, pp. 18–26, 2015.
- [3] A. Jeklin, "Klasifikasi dan morfologi tomat," no. July, pp. 1–23, 2016.
- [4] S. Riyadi and D. I. Mulyana, "Optimasi Image Classification pada Wayang Kulit Dengan Convolutional Neural Network," pp. 1–8, 1850.
- [5] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [6] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.,* vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [7] E. P. N. A. Wijaya, "Klasifikasi Akasara Jawa Dengan Cnn," *J. Tek.*, vol. 12, no. 2, p. 61, 2020, doi: 10.30736/jt.v13i2.479.
- [8] V. M. P. Salawazo, D. P. J. Gea, R. F. Gea, and F. Azmi, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Pada Penegalan Objek Video CCTV," *J. Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1, pp. 74–79, 2019.
- [9] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Skin Disease Classification System Using Convolutional Neural Network (Cnn)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [10] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiarihi, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.

- [10] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [10] R. Mehindra Prasmatio, B. Rahmat, and I. Yuniar, “Algoritma Convolutional Neural Network,” *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 510–521, 2020.