

Optimasi Klasifikasi Buah Anggur Menggunakan Data Augmentasi dan Convolutional Neural Network

Nana^{*1}, Dadang Iskandar Mulyana², Ali Akbar³, Muhammad Zikri⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, STIKOM Cipta Karya Informatika

E-mail: ^{*1}trexmint@gmail.com, ²mahvin2012@gmail.com, ³akbarali04id@gmail.com,

⁴muhzikri06@gmail.com

Abstrak

Anggur adalah buah yang populer dan dapat dengan mudah ditemukan hampir di mana saja di dunia. Banyak yang akan terkagum-kagum dengan rasa manis dan nikmat dari buah anggur ini. Anggur tidak hanya membawa kelezatan yang luar biasa untuk kita semua, tetapi juga membawa manfaat khusus bagi kesehatan manusia. Oleh karena itu, peneliti mencoba membuat program pengenalan citra buah anggur yang menggunakan algoritma Data Augmentation dan Convolutional Neural Network. Ini adalah aktivitas konvolusi yang menggabungkan beberapa pemrosesan persiapan dengan beberapa komponen yang bergerak bersama melalui sistem sensor biologis. Anggur yang digunakan adalah Champagne, Concord, Cotton Candy, Chris Moncedless, Gewürztraminer, Grenora, Kyoho, Moondrops, Pinot Noir, Riesling, Sultana, Sweet Jubilee dan Valiant. Optimalisasi klasifikasi dilakukan pada citra buah anggur menggunakan dua model pengujian yaitu model Sequential dan model on-top VGG16 yang beroperasi pada website aplikasi Google Collaboratory dan Keras. Data pengujian untuk observasi ini pada data latih sebanyak 2400 citra dan data uji sebanyak 480 citra yang menghasilkan nilai untuk model sequential dengan akurasi sebesar 98,54% dan loss sebesar 0,027%, untuk model on-top VGG16 nilai akurasinya adalah 99,37% dan nilai loss hanya 0,029%.

Kata Kunci : Convolutional Neural Network (CNN), Model VGG16, Anggur, Augmentasi, Keras, Klasifikasi Gambar

1. PENDAHULUAN

Anggur adalah salah satu buah yang banyak dikonsumsi dan cukup populer di semua Negara belahan Dunia. Buah anggur biasanya dikonsumsi secara langsung atau juga dapat dibuat menjadi suatu produk seperti makanan dan minuman yang difermentasi dari buah anggur [1]. Purwodadi merupakan salah satu daerah penghasil anggur terbesar dan terbaik, yang hasilnya untuk di distribusikan ke berbagai kota besar yang ada di Indonesia.

Dengan adanya potensi perkebunan anggur ini membuat warga setempat memiliki peluang mendapatkan pekerjaan dan tentunya mendapat pendapatan upah. Buah anggur merupakan tanaman buah berupa perdu merambat yang termasuk ke dalam keluarga Vitaceae. Buah ini biasanya digunakan dalam produksi jus anggur, jeli anggur, biji anggur, kismis atau dapat langsung dimakan [2].

Semua jenis kumpulan dataset memiliki spesifikasinya sendiri. Setiap buah memiliki fitur khusus mereka sendiri seperti bentuk, tekstur, warna yang membantu menemukan setiap identitas buah. Jadi untuk melihat fitur-fitur dari dataset buah-buahan yang diberikan adalah bagian terpenting dalam klasifikasi buah [3].

Penelitian oleh [3] dengan judul “Optimasi dan Klasifikasi Buah menggunakan Algoritma Pembelajaran Mesin” untuk mengklasifikasikan buah apel, pisang dan anggur dengan 178 buah gambar percobaan 70% data latihan 30% pengujian hasil akurasi mencapai 96,77%.

Penelitian oleh [4] dengan judul “Deteksi anggur dengan jaringan saraf convolutional Hubert” Memanfaatkan jaringan saraf convolutional dengan menggunakan pembelajaran transfer, kinerja terbaik dicapai dengan jaringan Resnet mencapai akurasi 99% untuk anggur merah dan putih.

Penelitian oleh [5] dengan judul “Deteksi tandan anggur menggunakan piksel klasifikasi dalam pemrosesan gambar” Total data latih terdiri dari 100 citra, sedangkan data uji terdiri dari 30 citra, dan hasil akurasi nya adalah 96%.

Penelitian oleh [6] dengan judul “Grape detection, segmentation, and tracking using deep neural networks and three-dimensional association” untuk mendeteksi, segmentasi dan pelacakan buah anggur. Hasil akurasi 91% dari total dataset gambar 300.

Penelitian oleh [7] dengan judul “Classification Of Type Of Banana Fruits With Image Processing Using Backpropagation Method” Total data training sebanyak 192 gambar dan data uji sebanyak 48 gambar dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 89%.

Dengan masalah dan penelitian sebelumnya yang terkait dengan hal tersebut memunculkan ide untuk melakukan penelitian tentang klasifikasi citra 13 jenis buah Anggur Champagne, Concord, Cotton Candy, Chris Moncedless, Gewürztraminer, Grenora, Kyoho, Moondrops, Pinot Noir, Riesling, Sultana, Sweet Jubilee dan Valiant algoritma yang digunakan Data Augmentasi dan Covolutional Neural Network (CNN).

1.1. Klasifikasi

Dalam bidang pengolahan citra ada beberapa algoritma yang dapat digunakan, diantaranya adalah seperti Naive Bayes, Support Vector Machine, dan Neural Network. Algoritma yang umum digunakan adalah neural network. Jaringan saraf dikembangkan berdasarkan cara kerja jaringan saraf di otak manusia. Seiring dengan perkembangan teknologi saat ini, algoritma pengolahan citra digital juga terus berkembang sesuai dengan kebutuhan. Salah satu perkembangan deep learning adalah convolutional neural network [8].

Klasifikasi adalah proses menemukan model yang dapat membagi data berdasarkan kelas, dan dibagi menjadi dua fase: fase pelatihan (learning) dan pengujian (testing) untuk memahami bagaimana kategori data diketahui meningkat. Fase penilaian eksposur model merupakan hasil dari fase pelatihan yang menggunakan data baru sebagai data uji. Hasil dari fase ini adalah tingkat akurasi/kinerja model saat memprediksi data kelas yang tidak diketahui, khususnya data uji [3], [9].

1.2. Deep Learning

Machine Learning adalah sebuah metode yang banyak digunakan oleh para peneliti. Machine Learning diperkenalkan untuk meningkatkan kemampuan deteksi otomatis. Teknik pembelajaran mesin adalah kombinasi dari matematika ilmu komputer dan teknik pencarian yang secara otomatis berfungsi sebagai model klasifikasi yang efisien dan efektif [1]. Jaringan saraf tiruan seperti Jaringan saraf convolutional dapat digunakan pada dibidang pertanian untuk mengelompokkan dan mengklasifikasikan gambar yang berisi objek yang menarik seperti buah dan daun [10].

Deep learning adalah evolusi teknologi pembelajaran mesin yang menggunakan algoritma berdasarkan hukum matematika yang bertindak seperti otak manusia. Salah satu aplikasi deep learning adalah pada bidang image processing atau pengolahan citra digital.

Pengolahan citra digunakan untuk membantu manusia mengenali dan/atau mengklasifikasikan objek secara cepat dan akurat, serta dapat mengolah data dalam jumlah besar sekaligus [8]. Berikut adalah merupakan algoritma yang termasuk dalam Deep Learning seperti

Convolutional Networks, Deep Belief Networks (DBN), Restricted Boltzmann Machine (RBM), dan Stacked Autoencoders [11].

1.3. Convolutional Neural Networks

Salah satu jenis algoritma jaringan syaraf tiruan yaitu Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari algoritma MultiLayer Perceptron (MLP) [12]. Selain itu, CNN memiliki konvolusi tiga lapis yang digabungkan dengan lapisan Max pooling menggunakan fitur aktivasi ReLu [13].

Tahap klasifikasi (full connected layer) menggunakan algoritma JST (Artificial Neural Network) dengan dua lapisan tersembunyi. Lapisan tersembunyi 1 memiliki 700 kernel dan lapisan tersembunyi 2 memiliki 500 lapisan tersembunyi.

Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan yang terhubung penuh adalah sigmoid [14]. VGG16 adalah model konvolusi yang menggunakan lapisan konvolusi ukuran filter kecil (3x3), dengan 16 lapisan yang terdiri dari 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan yang terhubung penuh [10], [15]. VGG16 adalah model CNN yang menggunakan lapisan convolutional dengan spesifikasi filter convolutional kecil dengan ukuran (3x3) [16].

Ukuran filter konvolusi dapat digunakan untuk meningkatkan kedalaman jaringan saraf dengan meningkatkan jumlah lapisan konvolusi. Ini membuat model CNN lebih akurat dari pada model-model CNN sebelumnya [17].



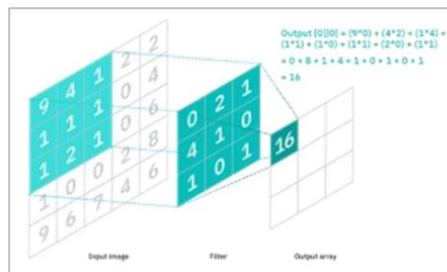
Gambar 1. Arsitektur VGG16

1.3.1. Convolution Layer

Convolution Layer adalah proses manipulasi gambar yang dilakukan menggunakan maks eksternal atau subwindow, dengan menggunakan operasi konvolusi untuk mengubah ukuran gambar dan membuat fungsi ekstraksi penting dari gambar, seperti: Buat gambar baru lainnya dengan proses coding [18]. Anda dapat memeriksa rumus untuk operasi konvolusi dengan rumus berikut [19]:

$$s(t) = (x \times y)(t)$$

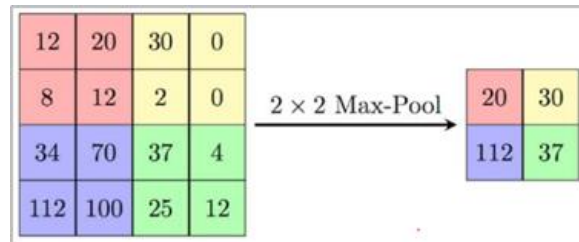
Menggunakan $s(t)$ ialah fungsi dari konvolusi, x ialah input, dan w ialah filter.



Gambar 2. Lapisan Convolutional

1.3.2. Lapisan Pooling

Lapisan Pooling umumnya digunakan setelah convolution layer. Proses convolution dan pooling dilakukan beberapa kali untuk mendapatkan fitur peta dengan ukuran yang diinginkan. Fungsi peta dimasukkan untuk lapisan atau kepadatan yang terhubung penuh yang telah diubah menjadi larik satu dimensi untuk klasifikasi. Lapisan pooling berfungsi dengan set peta fitur apa pun dan mengurangi ukurannya. Bentuk dan ukuran pooling layer yang paling umum adalah menggunakan filter 2x2. Ini digunakan dalam dua langkah dan berfungsi untuk setiap irisan input. Formulir ini mengecilkan peta fitur ke ukuran aslinya 75%. Metode pooling yang digunakan adalah Max Pooling [9].



Gambar 3. Proses pooling

1.3.3. Rectified Linear Unit

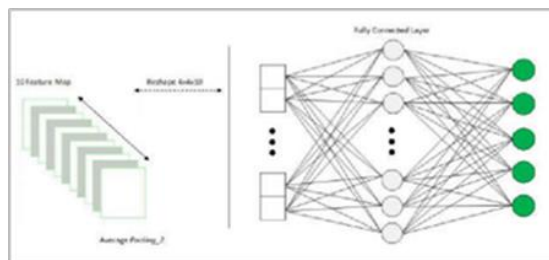
Unit linier ternormalisasi (ReLU) adalah fitur yang banyak digunakan dalam jaringan saraf convolutional sebagai aktivasi linier. Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan apakah suatu neuron aktif berdasarkan nilai bobot yang dimasukkan [20].

$$f(x) = \max(0, x)$$

Persamaan (2) menunjukkan fungsi Rectified Linear Unit (ReLU) yang digunakan untuk mengubah nilai negatif menjadi nol.

1.3.4. Lapisan yang Terhubung

Setiap neuron pada convolutional layer harus ditransformasikan menjadi data satu dimensi sebelum diinput ke dalam full connected layer. Hal ini menyebabkan informasi spasial data menjadi hilang dan tidak dapat diubah, oleh karena itu lapisan yang dapat terhubung penuh hanya bisa digunakan disisi jaringan [21].



Gambar 4. Lapisan yang Terhubung

Dari gambar 4 di atas, lapisan 1 ditransfer ke lapisan 2 menggunakan fitur aktivasi ReLU. Lapisan 2 dapat diklasifikasikan sebagai Softmax [22]. Rumus untuk lapisan yang terhubung penuh dapat ditulis sebagai [23]:

$$Z_r = \sum_{c=1}^J x_c W_{cr} + b_r$$

Dimana r adalah 1,2,3, R dan R adalah jumlah neuron output, J adalah jumlah neuron yang di input, Z_r adalah output dari neuron ke- r , X_c adalah input dari neuron ke C , dan W_{cr} adalah bobot diantara mereka. Dari neuron input ke neuron output. b_r adalah bias neuron output ke- r

1.3.5. Softmax

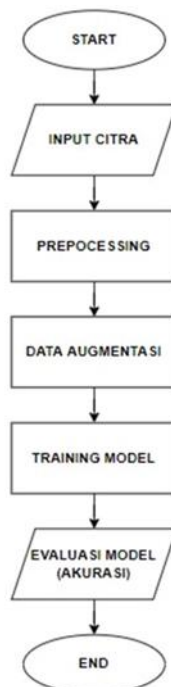
Aktivasi Softmax adalah bentuk lain dari regresi logistik yang dapat Anda gunakan [10]. Mengklasifikasikan 3 kelas atau lebih. Softmax membantu mengubah output dari lapisan terakhir menjadi distribusi probabilitas dasarnya. Rumus untuk aktivasi softmax adalah.

$$f_i(\vec{x}) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^k e^{x_j}}$$

Persamaan di atas mempunyai notasi f_i yang hasil dari fungsi masing-masing elemen ke- i pada output vektor kelas. Dimana x adalah nilai-nilai vektor diambil dari layer yang terhubung penuh terakhir. Softmax dapat menghitung probabilitas dari semua kelas, mengambil nilai vektor yang nyata, mengubahnya menjadi nilai dalam rentang 0 hingga 1, dan menjumlahkannya menjadi nilai 1 [24].

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini menggunakan metode penelitian convolutional neural network dan data augmentasi menggunakan framework pada backendnya aplikasi Google Collaboratory dan TensorFlow. Gambaran umum dari apa yang dilakukan dalam proses investigasi ini dapat dilihat seperti pada gambar 5 berikut:



Gambar 5. Kerangka Kerja

Pada gambar diatas, langkah pertama adalah memasukkan gambar dalam bentuk dataset yang telah disiapkan sebelumnya dan membaginya menjadi dua bagian. Yaitu data latih dan data uji, sebagian besar gambar dalam survei ini diunduh dari berbagai sumber internet. Tentu saja, ada ukuran yang berbeda.

Oleh karena itu, dilakukan preprocessing citra untuk mendapatkan citra akhir, yang diolah baik dari segi ekstraksi data maupun klasifikasinya. Proses ini melibatkan beberapa langkah preprocessing data yang dapat Anda lakukan saat mengklasifikasikan dengan metode Convolutional Neural Network (CNN).

Preprocessing yaitu tahapan yang dilakukan sebelum training dan testing model dengan dilakukan proses resize, mengkonversi citra RGB dan ekstraksi fitur pada model VGG16. Proses mengubah ukuran gambar menyesuaikan gambar untuk pelatihan atau pengujian. Konversi gambar RGB mengubah gambar berwarna menjadi skala abu-abu.

Ekstraksi ciri adalah suatu teknik pengenalan objek yang mengkaji ciri-ciri tertentu dari suatu objek dengan tujuan melakukan perbandingan untuk mengklasifikasikan gambar dan perhitungan pada gambar. Proses pada klasifikasi gambar buah anggur dengan dua buah model yang berbeda jenis.

Pengujian kesatu dijalankan pada model sekuensial. Dengan kata lain, saya menggunakan model pengujian untuk menentukan parameter secara random dan memperoleh nilai hasil akurasi maksimum. Pada pengujian kedua dijalankan pada model on-top VGG16 teratas, melakukan ekstraksi fitur VGG16 sebelum pengujian.

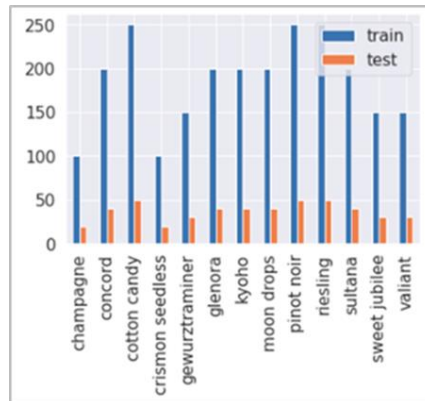
Model VGG16 sering dipakai penelitian sebelumnya karena mendapatkan hasil akurasi yang tinggi. sebelumnya setiap pengujian model dievaluasi, didapatkan nilai akurasi dan nilai loss dari model pengujian. kami mudah melihat kemungkinan kesalahan pada objek gambar yang dibaca oleh proses klasifikasi. Proses pada evaluasi juga dapat menentukan akurasi akhir dari semua model pengujian.

2.1. Tahapan Review

Pengujian pada dataset yang dipakai adalah 2400 foto persiapan informasi dan 480 foto inspeksi informasi, masing-masing dengan 20% pengujian informasi dari persiapan informasi, dan setiap foto anggur dari berbagai sumber di internet, yaitu diambil dengan Google image dan salah satu cara mengumpulkannya adalah dari <https://www.kaggle.com/rifandrid/grapesfruit> Diunduh gambar yang terkait dengan objek dalam survei ini dan gunakan 13 anggur berbeda di sini.

Table 1. Variable Penelitian

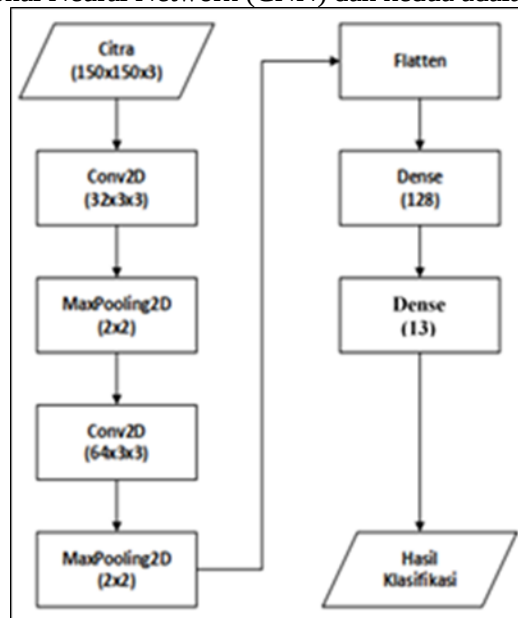
No	Variable	Train	Test	Definisi Variable
1	Champagne	100	20	Citra buah anggur Champagne
2	Concord	200	40	Citra buah anggur Concord
3	Cotton Candy	250	50	Citra buah anggur Cotton candy
4	Crismon Seedless	100	20	Citra buah anggur Crismon Seedles
5	Gewurztraminer	150	30	Citra buah anggur Gewurztraminer
6	Glenora	200	40	Citra buah anggur Glenora
7	Kyoho	200	40	Citra buah anggur Kyoho
8	Moon Drops	200	40	Citra buah anggur Moon Drops
9	Pinot Noir	250	50	Citra buah anggur Pinot Noir
10	Riesling	250	50	Citra buah anggur Riesling
11	Sultana	200	40	Citra buah anggur Sultana
12	Sweet Jubilee	150	30	Citra buah anggur Sweet Jubilee
13	Valiant	150	30	Citra buah anggur Valiant



Gambar 6. Chart Dataset Train dan Test

2.2. Desain Percobaan

Berikut adalah flowchart percobaan yang menggunakan dua demonstrate desain, pertama adalah model dari Convolutional Neural Network (CNN) dan kedua adalah model dari VGG16.

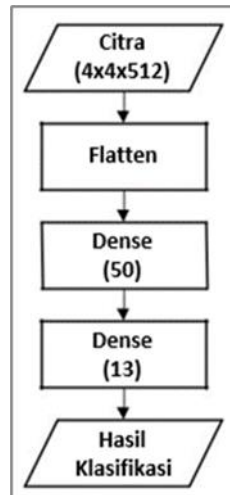


Gambar 7. Model Sequential

Gambar 7 di atas merupakan model aliran uji sekuensial. Dari gambar di atas, gambar input adalah 150 x 150 x 3 piksel dan diubah menjadi skala abu-abu. Konvolusi kemudian dilakukan dengan menggunakan dua lapisan konvolusi dengan masing-masing 3 x 3 32 dan 64 filter.

Lapisan pooling pada penelitian ini menggunakan operasi pooling maksimum. Ukuran pooling maksimum adalah 2x2, dan setiap ukuran gambar dibagi 2 saat menjalankan proses ini. Proses perataan digunakan untuk mengubah format gambar 2D menjadi format gambar 1D dengan nilai yang diberikan sebesar 150x150x3 piksel.

Kemudian gunakan dua lapisan kepadatan tinggi. Lapisan pertama bertindak sebagai aktivasi ReLu (unit linier ternormalisasi), berukuran 128 neuron, dan lapisan softmax kedua memiliki 13 neuron sesuai dengan jumlah kelas data yang diekstraksi dari dataset.



Gambar 8. Model on-top VGG16

Gambar diatas adalah menunjukkan model kedua yang diekstraksi dari VGG16 dan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan salah satu fitur yang dilatih ImageNet. Setelah mendapatkan ekstrak dari fungsi VGG16, langkah pertama adalah menginput gambar dengan ukuran 4x4x512 piksel.

Kemudian diproses smoothing pada citra masukan, diikuti dengan dua lapisan tetap. Lapisan pertama merupakan aktivasi rectified linear unit dengan ukuran 50 neuron, dan lapisan softmax kedua berisi 13 neuron.

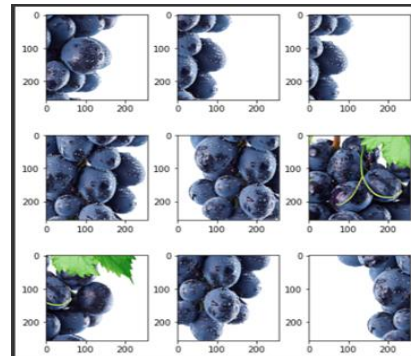
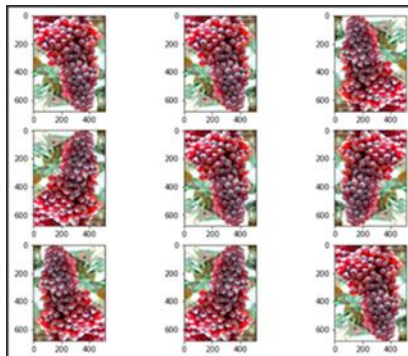
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Augmentasi Data Dataset

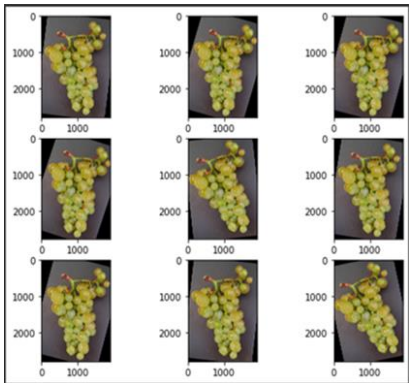
Dalam penelitian ini, kami memperoleh hasil gambar dari berbagai sumber di Internet. Namun, hasil yang dicapai menunjukkan bahwa jumlah dataset yang dikumpulkan tidak terlalu banyak.

Oleh karena itu, untuk meningkatkan variasi citra perlu diterapkan ekstensi atau memperbanyak data untuk mendapatkan dataset yang diinginkan. Sebelum diperbesar, gambar yang dihasilkan dipotong menjadi beberapa bagian.

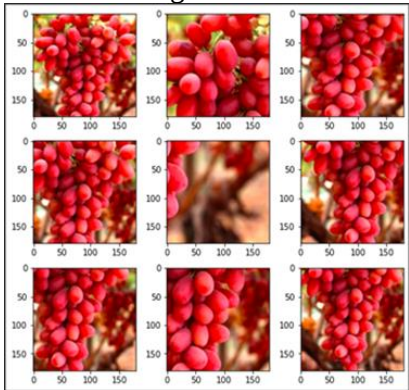
Bagian tersebut kemudian diskalakan menjadi 200 x 200 dan mengalami beberapa jenis ekspansi data seperti: flip, random crop, random rotation, random resize crop, center crop, random affine, random shear dan jitter brightness. Proses ini menghasilkan dataset yang sudah teraugmentasi secara acak dengan perbandingan 50:50 dengan dataset yang tidak dilakukan augmentasi.



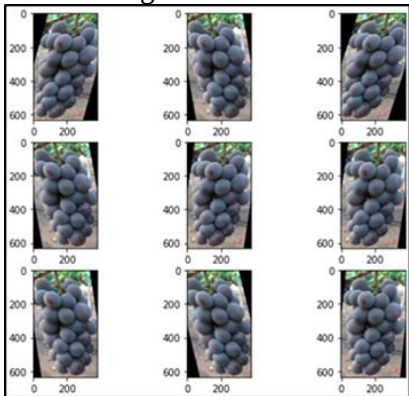
Gambar 9. Augmentasi Flip



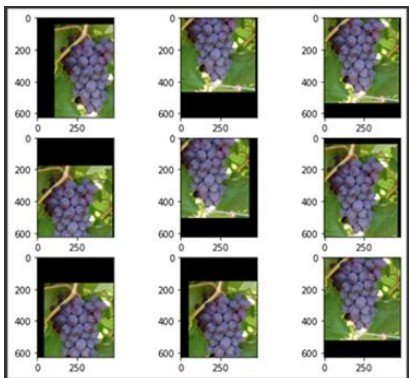
Gambar 10. Augmentasi Random Crop



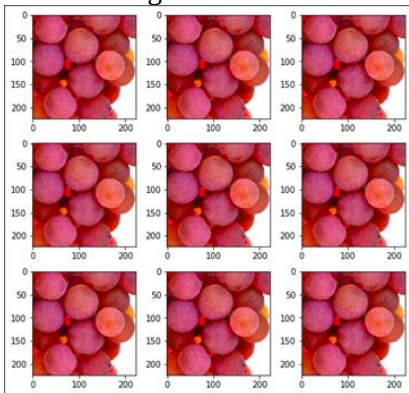
Gambar 11. Augmentasi Random Rotation



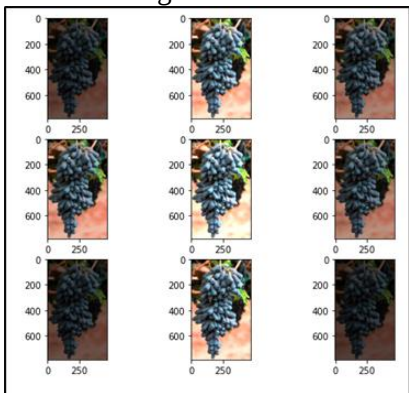
Gambar 12. Augmentasi Random Resize



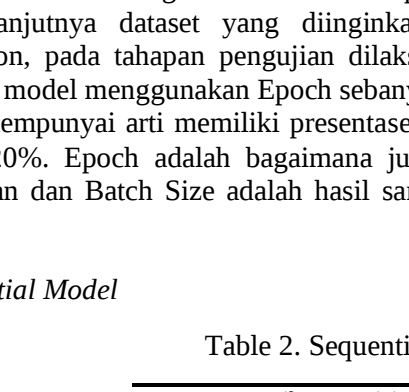
Gambar 13. Augmentasi Random Shear



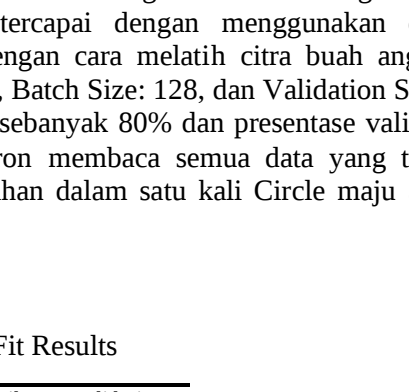
Gambar 14. Augmentasi Random Affine



Gambar.15 Augmentasi Center Crop



Gambar.16 Augmentasi Jitter Brightness



Selanjutnya dataset yang diinginkan sudah tercapai dengan menggunakan data augmentation, pada tahapan pengujian dilaksanakan dengan cara melatih citra buah anggur kedalam fit model menggunakan Epoch sebanyak 20 kali, Batch Size: 128, dan Validation Split: 0,2 yang mempunyai arti memiliki presentase pelatihan sebanyak 80% dan presentase validasi sebanyak 20%. Epoch adalah bagaimana jumlah Neuron membaca semua data yang telah dikumpulkan dan Batch Size adalah hasil sampel pelatihan dalam satu kali Circle maju atau mundur.

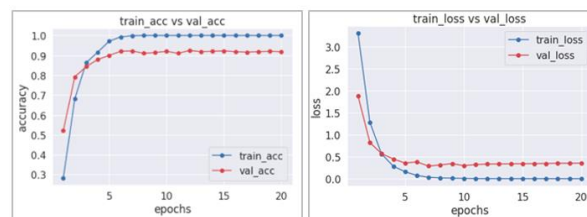
3.2. Sequential Model

Table 2. Sequential Model Fit Results

No	Hasil Data Training	Hasil Data Validasi
----	---------------------	---------------------

	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	2.8068	0.2766	1.6392	0.5375
2	1.0636	0.6552	0.7177	0.7625
3	0.5581	0.8260	0.5551	0.8167
4	0.2770	0.9182	0.3644	0.8938
5	0.1386	0.9573	0.3188	0.8979
6	0.0750	0.9812	0.3093	0.9000
7	0.0353	0.9948	0.2908	0.9000
8	0.0237	0.9948	0.3199	0.9146
9	0.0144	0.9979	0.3363	0.9125
10	0.0085	0.9984	0.3359	0.9062
11	0.0052	1.0000	0.3032	0.9062
12	0.0033	1.0000	0.3301	0.9042
13	0.0024	1.0000	0.3326	0.9083
14	0.0020	1.0000	0.3342	0.9104
15	0.0016	1.0000	0.3405	0.9083
16	0.0014	1.0000	0.3496	0.9125
17	0.0012	1.0000	0.3431	0.9104
18	0.0011	1.0000	0.3542	0.9083
19	9.6332	1.0000	0.3628	0.9104
20	8.7868	1.0000	0.3559	0.9125

Pada tabel 2 menunjukkan dari hasil pelatihan data latih dan validasi data menggunakan sebanyak 20 epoch, terlihat iterasi mendapatkan nilai akurasi, nilai data latih dan nilai data validasi. Nilai akurasi bisa dijadikan patokan dalam menentukan tingkat kesuksesan atau kesesuaian model yang dikerjakan sebelumnya sedangkan nilai loss adalah ukuran kesalahan yang dilakukan oleh jaringan yang dimaksudkan untuk meminimalkannya. Data latih didapatkan nilai akurasi tertinggi 1.0000 pada epoch 11 sampai dengan 20 dan nilai loss terendah 0,0011 pada epoch 18, selanjutnya pada validasi data nilai akurasi tertinggi 0.9146 pada epoch 8 sedangkan loss terendah 0.2908 pada epoch 7. Dari hasil data latih dan data validasi dapat digambarkan pada plot grafik seperti berikut:



Gambar 17. Sequential Accuracy and Loss Results

Dari Gambar 17 diatas dapat dilihat bahwa hubungan antara akurasi data latih dan validasi dengan nilai loss adalah jumlah epoch atau iterasi. Hubungan yang terjadi pada evaluasi akurasi menunjukkan korelasi positif yang memiliki hubungan satu arah dengan syarat semakin banyak epoch yang dilakukan maka data train dan validasi data akan semakin akurat.

Sebaliknya menurut nilai akurasi, hubungan antara jumlah epoch dengan nilai loss berkorelasi negatif, dan jika jumlah epoch yang digunakan besar maka nilai loss yang dihasilkan oleh data latih akan terpengaruh dan akan kecil.

Mengingat hasil ini, kita dapat menyimpulkan bahwa meningkatkan jumlah epoch dalam proses pelatihan dapat mencapai pengurangan loss yang diharapkan. Skor evaluasi kinerja dihasilkan dari hasil pelatihan model sekuensial diatas. Dari data hasil pengujian didapatkan dengan nilai akurasi sebesar 98,54% dan nilai loss sebesar 0,027% pada model sequential.

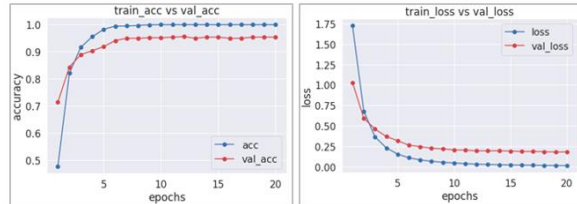
3.3. Sequential Model

Table 3. Model on-top VVG16

No	Hasil Data Train		Hasil Data Validation	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	1.7236	0.4776	1.0275	0.7146
2	0.6782	0.8208	0.5934	0.8438
3	0.3633	0.9167	0.4585	0.8896
4	0.2291	0.9557	0.3677	0.9042
5	0.1526	0.9828	0.3167	0.9187
6	0.1076	0.9948	0.2620	0.9417
7	0.0816	0.9953	0.2446	0.9500
8	0.0646	0.9974	0.2245	0.9500
9	0.0523	0.9995	0.2170	0.9521
10	0.0442	1.0000	0.2037	0.9521
11	0.0355	1.0000	0.2012	0.9542
12	0.0299	1.0000	0.1930	0.9563
13	0.0258	1.0000	0.1929	0.9500
14	0.0229	1.0000	0.1933	0.9542
15	0.0205	1.0000	0.1899	0.9542
16	0.0179	1.0000	0.1847	0.9500
17	0.0161	1.0000	0.1853	0.9500
18	0.0143	1.0000	0.1835	0.9542
19	0.0129	1.0000	0.1778	0.9542
20	0.0117	1.0000	0.1804	0.9542

Tabel 3 di atas menunjukkan hasil percobaan dengan menggunakan model kedua, model on-top VGG16 dengan total 20 epoch. Dari data tersebut, hasil percobaan data train memberikan nilai akurasi tertinggi 1.000 mulai dari epoch ke 10 sampai dengan ke-20 dan nilai loss terendah 0,0117 pada epoch ke-20.

Kemudian pada data validasi didapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,9563 dengan 12 epoch. Di sisi lain, nilai loss pada epoch ke-19 hanya 0,1778. Hasil pengujian data pada tabel di atas dapat divisualisasikan dalam plot atau diagram grafik sebagai berikut:



Gambar 18. VGG16 Accuracy and Loss Results

Gambar 18 menunjukkan hubungan antar nilai accuracy dan loss data latih dengan validasi data dari jumlah pengulangan model kedua.

Anda melihat bahwa model kedua memiliki korelasi nilai akurasi yang mengarah ke arah yang sama untuk data pelatihan validasi, dan korelasi negatif dibandingkan dengan nilai loss.

Dari pelatihan model VGG16 teratas, peringkat kinerja yang dihasilkan dari data pengujian diperoleh dengan accuracy 99,37% dan nilai loss hanya 0,029%.

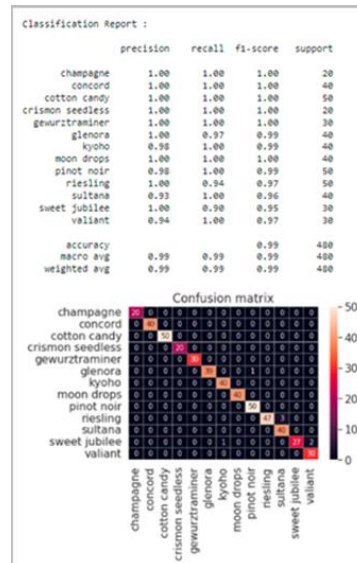
3.4. Tahapan Review

Mengevaluasi hasil dari dua model percobaan yang dilatih dalam rangkaian data 2400 gambar, model sequential dan model on-top VGG16, memberikan nilai evaluasi yang dihasilkan dari data test hingga 480 gambar dan 20 gambar. Batch size = 128, split validation = 0.2 Nilai akurasi dan loss yang didapat adalah:

Table 4. Model Sequential vs VGG16 Results

No	Sequential Fit Model		On-top VGG16	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	0,027%	98,54%	0,029%	99,37%

Berikut hasil performa dari model yang telah dibangun. Classification Report pada library sklearn akan digunakan untuk melihat nilai akurasi, presisi, recal dan f1-score. Hasil dari evaluasi dapat dilihat pada gambar 19.



Gambar 19. Classification Report Results

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil implementasi augmentation dan convolutional neural network (CNN) pada proses klasifikasi 13 jenis citra buah anggur, ukuran citra sampai dengan 150 x 150 x 3 piksel pada model sequential agar lolos preprocessing dengan baik. Kemudian mengubah warna gambar menjadi grayscale, kemudian menggunakan ekstraksi fitur yang dilatih ImageNet VGG16 menjadi ukuran 4 x 4 x 512 piksel dengan model on-top VGG16.

Semakin banyak data train yang digunakan, semakin akurat hasilnya. Hal ini dibuktikan dengan percobaan data train dengan jumlah hingga 80% dan 20% data validation untuk setiap model test. Dengan mengevaluasi pengujian model sequential dan model on-top VGG16 di epoch 20, batch size = 128 dan split validation = 0,2 (training 80% dan validation 20%).

Pada nilai accuracy dan loss model didasarkan oleh data pengujian. Model sequential memiliki nilai presisi 98,54% dan nilai loss 0,027%, dan model VGG16 teratas memiliki nilai presisi 99,37% dan nilai loss 0,029%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Supriyadi, W. Gata, N. Maulidah, A. Fauzi, I. Komputer, and S. Nusa Mandiri Jalan Margonda Raya No, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah," vol. 13, no. 2, pp. 67–75, 2020.
- [2] P. I. Hidayati, "Analisis Hama pada Tanaman Anggur dengan Pendekatan Metode CF (Certainty Factor) Berbasis Mobile Android," Smatika J., vol. 8, no. 01, pp. 9–17, 2018, doi: 10.32664/smatika.v8i01.194.

- [3] I. Jurnal, P. Inovatif, and K. Buah, "Optimasi dan Klasifikasi Buah Menggunakan Algoritma Machine Learning."
- [4] H. Cecotti, A. Rivera, M. Farhadloo, and M. A. Pedroza, "Grape detection with convolutional neural networks," *Expert Syst. Appl.*, vol. 159, 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113588.
- [5] H. Cervantes, "Deteksi tandan anggur menggunakan piksel klasifikasi dalam pemrosesan gambar," no. Ropec 2020, 2021.
- [6] T. T. Santos, L. L. de Souza, A. A. dos Santos, and S. Avila, "Grape detection, segmentation, and tracking using deep neural networks and three-dimensional association," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 170, 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105247.
- [7] H. H. Setiawan, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Dengan Image Processing Menggunakan Metode Classification Of Type Of Banana Fruits With Image Processing Using Backpropagation Method," Univ. Sanata Dharma, 2018.
- [8] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 01, pp. 104–108, 2019.
- [9] T. Dwi Antoko, M. Azhar Ridani, and A. Eko Minarno, "Klasifikasi Buah Zaitun Menggunakan Convolution Neural Network," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 119–126, 2021, doi: 10.34010/komputika.v10i2.4475.
- [10] K. Z. Thet, K. K. Htwe, M. M. Thein, and U. T. Informasi, "Klasifikasi Penyakit Daun Anggur menggunakan Convolutional Neural Network Abstrak," pp. 147–152, 2020.
- [11] K. P. Seng, L. M. Ang, L. M. Schmidtke, and S. Y. Rogiers, "Computer vision and machine learning for viticulture technology," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 67494–67510, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2875862.
- [12] R. P. Arum, A. Prasetiadi, and C. Ramdani, "Deteksi Rasa Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Dengan Teknik Identitas Ganda," *IJIS - Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 6, no. 1, 2021, doi: 10.36549/ijis.v6i1.132.
- [13] H. Cecotti, A. Rivera, M. Farhadloo, and M. A. P. B, "Sistem Pakar dengan Aplikasi Deteksi anggur dengan jaringan saraf convolutional," vol. 159, 2020.
- [14] S. Juliansyah and A. D. Laksito, "Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan Convolutional Neural Networks," *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 11, no. 1, p. 65, 2021, doi: 10.22441/incomtech.v11i1.10185.
- [15] J. Riset et al., "Klasifikasi Penyakit Daun Anggur menggunakan Transfer Learning," pp. 3171–3177, 2020.

- [16] D. I. Mulyana, "Optimization of Image Classification Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm for Cirebon Batik Image Indonesian," no. 12, pp. 39–46, 2021.
- [17] M. Afif, A. Fawwaz, K. N. Ramadhani, and F. Sthevanie, "Klasifikasi Ras pada Kucing menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network(CNN)," J. Tugas Akhir Fak. Inform., vol. 8, no. 1, pp. 715–730, 2020.
- [18] T. NURHIKMAT, "Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Wayang Golek," Univ. Islam Indones., vol. 10, no. 2, pp. 1–15, 2018.
- [19] F. C. Kartika Wisnudhanti, "Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Tiga Tokoh Wayang Pandawa," vol. 7, no. 2018, pp. 1–5, 2020.
- [20] P. A. Wicaksana, I. M. Sudarma, and D. C. Khrisne, "Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Gringsing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Model Arsitektur," J. SPEKTRUM, vol. 6, no. 3, pp. 159–168, 2019.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "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.
- [24] 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.