

PENERAPAN ALGORITMA DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENENTUKAN KEMATANGAN BUAH JERUK MANIS BERDASARKAN CITRA RED GREEN BLUE (RGB)

Budi Yanto*¹, Erni Rouza², Luth Fimawahib³, B. Herawan Hayadi⁴, Rinanda Rizki Pratama⁵

^{1,2,3,5}Universitas Pasir Pengaraian, Bengkulu, ⁴Universitas Potensi Utama, Medan
Email: ¹budiyantost@gmail.com, ²ernirouzait@gmail.com, ³luthfimawahib@gmail.com,
⁴b.herawan.hayadi@gmail.com, ⁵rinandarizkipratama@gmail.com
*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 19 Oktober 2021, diterima untuk diterbitkan: 27 Februari 2023)

Abstrak

Secara umum proses menentukan jeruk manis layak (bagus) dan tidak layak (busuk) masih banyak menggunakan cara manual. Cara manual dilakukan berdasarkan pengamatan visual secara langsung pada buah yang akan diamati. Pengamatan dengan cara ini memiliki beberapa kelemahan yaitu adanya keterbatasan visual manusia, di pengaruhi oleh kondisi psikis pengamatannya serta memakan waktu yang lama terutama bagi perkebunan besar. Untuk itu, diperlukan suatu algoritma untuk menentukan buah jeruk manis dengan sistem terkomputerisasi yang dibuat menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu algoritma dari *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang mampu mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya gambar serta mampu melakukan klasifikasi pada citra dengan kelas-kelas yang lebih banyak atau besar. Sistem ini dirancang dan dibangun menggunakan bahasa pemrograman *matlab* versi R2018a, dengan 100 *dataset* gambar jeruk manis menunjukkan tingkat akurasi sebesar 96% untuk *training* 92% untuk *testing* yang dinilai telah mampu melakukan klasifikasi kelayakan buah jeruk manis dengan sangat baik. Pada pengujian menggunakan data baru dari 10 citra jeruk manis dihasilkan 9 citra jeruk manis dengan nilai benar dan 1 citra jeruk manis dengan nilai salah.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Jeruk Manis*

APPLICATION OF THE DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM IN DETERMINING THE MURABILITY OF SWEET ORANGE FRUIT BASED ON IMAGES RED GREEN BLUE (RGB)

Abstract

In general, the process of determining appropriate (good) and unfit (rotten) sweet oranges still uses manual methods. The manual method is carried out based on direct visual observation of the fruit to be observed. Observations in this way have several weaknesses, namely the presence of human visual limitations, being influenced by the psychological condition of the observations and taking a long time, especially for large plantations. For this reason, an algorithm is needed to determine sweet oranges with a computerized system created using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm, which is one of the deep learning algorithms, which is the development of Multilayer Perceptron (MLP), which is able to process data in two-dimensional form, for example. Images as well as being able to classify images with more or larger classes. This system is designed and built using the Matlab programming language version R2018a, with 100 sweet orange image datasets showing an accuracy rate of 96% for training 92% for testing which is considered to have been able to classify the feasibility of sweet oranges very well. In testing using new data from 10 images of sweet oranges, 9 images of sweet oranges were generated with the correct value and 1 image of sweet oranges with a false value.

Keywords: *Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Sweet orange*

1. PENDAHULUAN

Buah jeruk manis adalah Produk hortikultura dasar yang memainkan peran penting dalam pembangunan

pertanian di Indonesia (Saragih, Lubis and Meidy Rahayu, 2020). Dewasa ini, masyarakat sudah mulai mengonsumsi buah-buahan yang mengandung nutrisi. Buah yang terkenal adalah jeruk manis.

(Rosmaiti, Saputra and Yusnawati, 2019) Buah jeruk merupakan jenis buah dengan prospek pengembangan yang luas. Jeruk (*Citrus sp.*) dapat ditemukan pada musim karena mudah menanam buah jeruk dan cocok untuk segala kondisi cuaca dan iklim jeruk adalah salah satu buah yang paling populer. (Adlini, Hafizah and Umaroh, 2020)

Berbagai jenis dan varietas unggulan buah jeruk lokal untuk diimpor yang tersedia dan mudah diperoleh di pasar tradisional atau pasar modern membuat konsumen dapat dengan mudah menentukan buah jeruk yang sesuai dengan selera dan keinginannya. Saat ini, ada lima kelompok buah jeruk di dunia yaitu : kelompok Mandarin, kelompok *Citroen*, kelompok *Orange* atau jeruk manis, kelompok *Pummelo* dan *Grapefruit*, dan kelompok *Lime* dan *Lemon* (Tuasamu, 2018). Bebasnya perdagangan dunia saat ini, yang membuat buah-buahan impor mudah memasuki pasar di Indonesia (Ro'Isah, 2019)

Tanaman jeruk manis (*Citrus Sinensis*) adalah tanaman buah tahunan yang berasal dari Asia. (Lukmana and Sahab, 2021) Diyakini bahwa Cina adalah tempat pertama bagi jeruk yang tumbuh. Selama ratusan tahun, jeruk telah tumbuh di Indonesia, baik secara alami maupun dibudidayakan. Tanaman *orange* di Indonesia adalah peninggalan Belanda yang membawa jeruk manis dan keprok dari Amerika dan Italia (Ihsan *et al.*, 2019). Tanaman Jeruk manis paling cocok ditanam di daerah subtropis yang memiliki suhu rata-rata 20 – 25°C. Jeruk manis mempunyai kedudukan paling istimewa diantara jenis jeruk lain dan merupakan kunci bagi industri jeruk diseluruh dunia. Sebab jeruk jenis ini merupakan bahan pembuat minuman yang sangat baik dan buahnya dapat dibuat “jam” (selai) (Michiko, Manalu and Mutia, 2020). Selain itu, bunga, biji dan Kulitnya dapat diambil minyaknya (Hanafi, 2020). Buah non-klimat jeruk ini ketika matangnya buah, hanya dapat diperoleh dipetik langsung dipohon atau tidak dapat diperam setelah proses panen (Ridho Ary Sumarno, 2017). Jadi penting hal nya untuk memetik ataupun memanen buah jeruk tepat saat matangnya (Haba and Pelangi, 2019). Karena setelah dipanen buah dengan rasa asam tidak akan berubah jadi manis karena tidak ada proses pematangan saat setelah panen (Supriyanto, Purbiati and Cahyono, 2019). Proses Klarifikasi yang dilakukan untuk menentukan jeruk layak (bagus) dan tidak layak (busuk) bahkan begitu banyak inputan menggunakan cara manual (Rahmadewi, Sari and Firmansyah, 2019). Manual berarti dibuat sesuai dengan pengamatan visual langsung pada buah yang akan diklasifikasikan (Astrianda, 2020). Kelemahan dari klasifikasi manual sangat dipengaruhi oleh

subjektivitas operator penyortiran sehingga, dalam kondisi tertentu, itu tidak konsisten dengan proses klasifikasi (Barkah, 2020).

Convolutional Neural Network (CNN) bagian dari algoritma *deep learning* dikembangkan dengan *Multilayer Perceptron* (MLP) dirancang sebagai mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya suara dan gambar (Yanto *et al.*, 2020). CNN digunakan mengklasifikasi data yang terlabel dengan menfungsikan metode *supervised learning* (Kasim and Nugraha, 2021; Muchtar *et al.*, 2021). Bagian daripada jenis *neural network* biasanya digunakan didata image adalah CNN. Pada tingkat kedalaman jaringan CNN termasuk jenis *Deep Neural Network* dan sering digunakan dalam data citra image (Ito *et al.*, 2021). Tahap pembelajaran menggunakan *backpropagation*, klasifikasi menggunakan *feedforward* dua bagian tersebut termasuk kedalam CNN. Keuntungan dari CNN dibandingkan dengan metode klasifikasi lain semakin terlihat ketika digunakan untuk mengklasifikasikan pada citra gambar dengan lebih banyak atau kelas yang besar (Bejiga *et al.*, 2017).

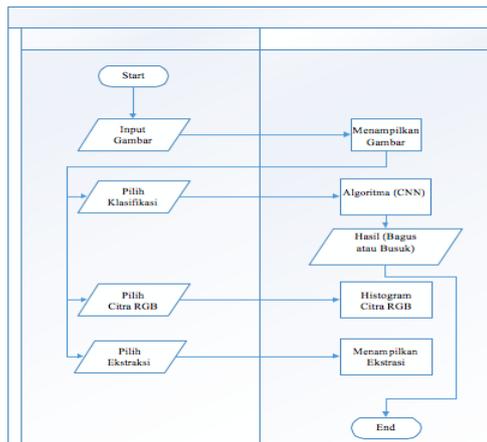
Deep Learning merupakan bagian *Machine Learning* dengan basis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) (Pratiwi, Cahyanti and Lamsani, 2021) atau pembaharuan JST dalam mendedikasikan komputer untuk dapat berpikir melakukan layaknya seperti manusia (Naufal, 2021). *Deep Learning*, pada komputer dikategorikan kedalam mengklasifikasi pengambilan dari gambar, suara, teks, atau video (Naufal, 2021). Seperti pada komputer pengujian dan dilatih memakai data set yang memiliki label dan dalam jumlah besar selanjutnya diubah kedalam nilai piksel pada gambar untuk dijadikan representasi internal atau *feature vector* (Yanto *et al.*, 2021) kemudian selanjutnya pengklasifikasian didapatkan dan digunakan pada deteksi untuk mengklasifikasikan pola pada masukan *input* (Goodfellow, Bengio and Courville, 2016). *Deep learning* merupakan pembelajaran representasi untuk membentuk arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan multi lapisan layer (Ye *et al.*, 2020). *Input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* dalam lapisan *deep learning*, (Rismiyati, 2016). Pada *hidden layer* dengan lapisan yang banyak untuk dapat membuat komposisi algoritma dalam hal meminimalisir nilai *error* pada *output* (Zhi *et al.*, 2016)

Atas dasar penelitian terkait yang menggunakan metode *Neuron Network* yang konklusif adalah penerapan jaringan *neuron convolutional network* untuk klasifikasi gambar tomat menggunakan Keras yang merupakan subjek penelitian. Pada pencarian kali ini adalah tomat, menggunakan R studio dan Keras, (Shafira, 2018). Dengan hasil penelitian Tingkat keakuratan data uji yang diperoleh dari analisa pemodelan yang terbentuk adalah 90% klasifikasi gambar tomat. Data baru klasifikasi adalah 10 gambar tomat dalam pengujian model tomat yang terbentuk, yaitu setiap gambar berhasil

diklasifikasikan dengan benar. Untuk itu disini diterapkannlah bagaimana klasifikasi terhadap Buah Jeruk Manis dengan menggunakan metode tersebut.

2. METODE PENELITIAN

Beberapa fase tahapan yang terkait, tahapan dijelaskan dalam metode penelitian. Metode penelitian dijelaskan menjadi bentuk skema yang jelas, terorganisir, dan sistematis.



Gambar 1 Kerangka Metodologi

Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) diperlukan data agar sistem berjalan sesuai dengan harapan. Gambar jeruk manis diperoleh dengan mengambil citra jeruk secara langsung dengan menggunakan kamera dari *Canon EOS 1200D* dengan resolusi 18 *Megapixel*. mengimputkan citra 64x64x3, tinggi dan lebar citra gambar 64 dan citra pada gambar yaitu 3 *channel red, green, blue (RGB)* dengan matriks berbeda-beda (Yuan, Xiong and Wang, 2019). Penggunaan kamera dengan resolusi tersebut cukup baik untuk mengambil data citra. Sebelum dilakukan pengambilan citra, jeruk diletakkan di atas kertas berwarna putih untuk mendapatkan citradengan *background* putih, Uji data latih 60 kali (Jebadurai *et al.*, 2019). Hal ini dilakukan untuk menyamakan keadaan pada setiap jeruk, fokus untuk mendapatkan objek jeruk saja pada citra yang akan diambil, serta untuk mendapatkan citra dengan kualitas yang bagus. Hasil konvolusi 64 piksel ukuran kernel 3x3. hasil 64 *fiture map*. Pencahayaan juga diperhatikan saat pengambilan citra jeruk. Data penelitian terdiri dari dua kelas yaitu jeruk yang bagus (layak) dan busuk (tidak layak) dengan karakteristik yang berbeda. Selanjutnya dilakukan proses penghilangan nilai negatif dengan fungsi fungsi aktivasi *ReLU (Rectified Linear Unit)*. Tahapan berikutnya yaitu Proses *Pooling* ini menggunakan ukuran 2x2 dengan *strade* 1 dimana nilai setiap geseran setiap kernel matriks berjumlah

satu. *input* gambar 64x64 piksel dengan jumlah *testing* sebanyak 1 kali didapatkan nilai akurasi sebesar 4.09%.

$$s(t) = (x * t)(t) = \sum_{\alpha=-\infty}^{\infty} (\alpha) * w(t) - \alpha \quad (1)$$

Keterangan :

S (t) : fungsi hasil operasi konvolusi
 X : input
 W : bobot (kernel)

Fungsi $s(t)$ memberikan *output* tunggal berupa *feature map*. Argumen pertama adalah *input* yang merupakan x dan argumen kedua w sebagai kernel atau filter. Apabila dilihat *input* sebagai citra dua dimensi, maka bisa dikatakan t sebagai piksel dan menggantinya dengan i dan j . Maka dari itu, operasi untuk konvolusi ke *input* dengan lebih dari satu dimensi dapat menulis sebagai berikut.

$$s(i, j) = s(i, j) = (k * i)(i, j) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} I(i - m, j - n) K(m, n) \quad (2)$$

$$(k * i)(i, j) = (K * i)(i, j) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} I(i + m, j + n) K(m, n) \quad (3)$$

Berdasarkan persamaan kedua diatas perhitungan dasar dalam konvolusi, I, j adalah sebuah piksel dari citra. Sebagai alternatif operasi konvolusi dapat dilihat sebagai perkalian matrik antara citra kernel dimana keluarannya dihitung dengan *dot product* (Parthy, 2018)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Softmax Layer, Image Input Layer, Convolutional Layer, ReLu Layer Fully Connected Layer, Classification Layer Batch Normalization Layer, Max Pooling Layer, dengan banyak ciri yang sudah di tentukan. konvolusi 1 kali di tunjukan pada *Convolutional Layer* yang di gunakan untuk mendapatkan model klasifikasi dengan filter sebanyak 8 dan kernel sebesar 3x3.

Proses pengolahan citra diawali dengan melakukan pemanggilan data citra untuk kemudian di proses ke tahapan berikutnya. Data ini berupa *dataset* citra jeruk bagus dan jeruk busuk sebanyak 100 citra. Penulis menggunakan *Image Data Store* untuk mengelola koleksi file gambar, dimana setiap gambar individu sesuai di dalam memori. *Image Data Store* dapat menentukan properti, lalu mengimpor dan memproses data menggunakan fungsi objek.

```

imds = imageDatastore('Jeruk',...
    'IncludeSubfolders',true,...
    'LabelSource','foldernames');
  
```

Gambar 2. Pemanggilan Data Citra

Setelah mendapatkan data citra jeruk peneliti memberikan label untuk *data training* dan *data testing* dengan pembagian 50:50. Pelabelan yang digunakan adalah bagus dan busuk. Label bagus mewakili jeruk yang layak sedangkan label busuk mewakili jeruk tidak layak. Pelabelan ini digunakan untuk memudahkan pembacaan data antara jeruk layak dan tidak layak.

```
[imdsTrain,imdsTest] = splitEachLabel(imds,0.5,'randomize');
```

Gambar 3. Proses Pelabelan Dataset

Tahapan Pengolahan citra selanjutnya yaitu implementasi *preprocessing* citra yaitu dengan mengubah ukuran citra menjadi 64x64 piksel dan karnel menjadi 3. Nilai yang lebih kecil dari 64 adalah 32 dan 16, penggunaan 32x32 piksel atau 16x16 piksel menjadikan informasi piksel banyak yang hilang. Sehingga pada akhirnya ukuran yang di gunakan adalah sebesar 64x64 piksel. Perintah yang di gunakan yaitu *ImageSize*. Proses pengubahan ukuran dari data *training* dan *testing* dilakukan satu persatu atau menggunakan perulangan hinggaselesai.

```
imageSize = [64 64 3];
datastore = augmentedImageDatastore(imageSize,imdsTrain,'DataAugmentation',augmenter);
```

Gambar 4. Proses Preprocessing Dataset

Seperti yang di jelaskan sebelumnya, umumnya proses yang dilakukan terdiri dari proses konvolusi, fungsi aktivasi, dan *pooling*. Banyaknya proses ini di sesuaikan dengan kebutuhan peneliti. Model yang di bentuk pada penelitian ini ditunjukan pada gambar 5 berikut.

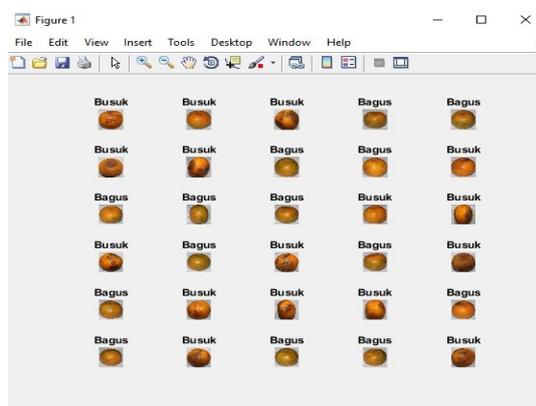
```
layers = [ ...
    imageInputLayer(imageSize,'Name','input')
    convolution2dLayer(3,8,'Padding','same')
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)
    fullyConnectedLayer(2)
    softmaxLayer
    classificationLayer ];
```

Gambar 5 Algoritma CNN

Algoritma di atas memuat beberapa jenis *layer* yang berbeda-beda, yaitu antara lain adalah *Image Input Layer*, *Convolutional Layer*, *Batch Normalization Layer*, *ReLU Layer*, *Max Pooling Layer*, *Fully Connected Layer*, *Softmax Layer*, *Classification Layer* dengan banyak ciri yang sudah di tentukan. Proses konvolusi dilakukan sebanyak 1 kali di tunjukan oleh banyaknya *Convolutional Layer* yang di gunakan untuk mendapatkan model klasifikasi dengan filter sebanyak 8 dan kernel sebesar 3x3

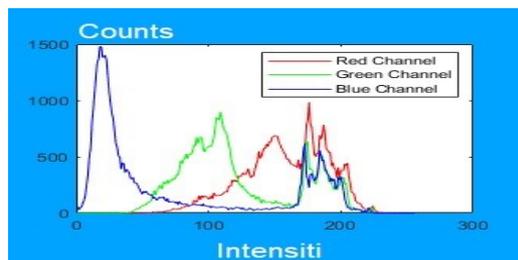
Model yang terbentuk *Loss* dan *accuracy*, di tunjukan plot. *Loss function* adalah fungsi untuk menggambarkan kekurangan terkait pada kemungkinan yang akan diproduksi oleh model. *Loss*

Function dikatakan baik ketika fungsi menghasilkan kesalahan sesuai dengan yang paling rendah. Untuk tingkat akurasi didefinisikan sebagai persentase dari data uji yang diklasifikasikan pada kelas yang benar. Nilai kehilangan yang dihasilkan dalam pelatihan adalah 0,1563. Nilai ini dapat dikatakan cukup rendah dan ini bagus untuk model. Nilai akurasi yang tinggi, yang mencapai 96% untuk pelatihan data dan 92% untuk tes data. Ini menunjukkan bahwa model yang diperoleh mampu mengklasifikasikan dengan benar. Pergerakan kerugian mendekati nol atau nilai rendah dan gerakan presisi yang tumbuh menunjukkan hasil yang baik seiring dengan waktu. Kondisi penghentian proses training ditentukan oleh waktu yang digunakan, dalam hal ini, hingga 50 *epoch*. Proses training akan terhenti jika telah memenuhi syarat.



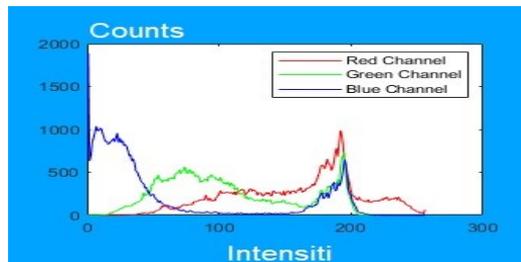
Gambar 6 Data Training dan Test

Grafik hasil akurasi *testing* nya adalah 0.92 atau 92%. Hasil ini cukup bagus untuk melakukan pengklasifikasian, dan sudah dapat memasuki ke tahap pengujian klasifikasi. Tampilan histogram RGB citra jeruk bagus.



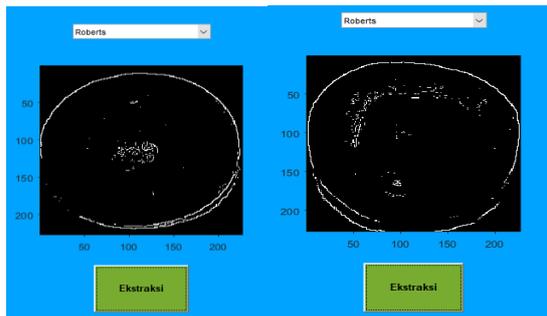
Gambar 7. Histogram RGB Citra Jeruk Bagus

Sedangkan tampilan histogram RGB citra jeruk busuk



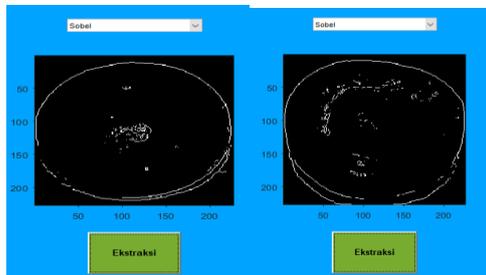
Gambar 8. Histogram RGB Citra Jeruk Busuk

Selanjutnya dilakukan deteksi tepi citra (edge) merupakan perubahan intensitas derajat keabuan (*edge detection*). Beberapa contoh ekstraksi deteksi tepi yang penulis masukan kedalam program di antaranya adalah *robert*, *prewitt*, *sobel*, LOG (*Laplacian of Gaussian*), dan *canny*. Tujuan dari deteksi tepi *robert* adalah meratakan distribusi warna hitam dan putih. Tampilan deteksi tepi *robert* pada jeruk bagus dan busuk



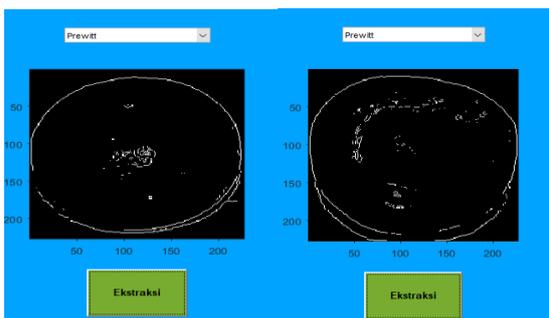
a. Jeruk Bagus b. Jeruk Busuk
Gambar 9. Ekstraksi Roberts Pada Jeruk Bagus Dan Busuk

Tujuan tepi *prewitt* dan *sobel* tepi *robert* dengan menggunakan filter HPF dengan penambahan angka 0. Tampilan deteksi tepi *sobel* pada jeruk bagus dan busuk.



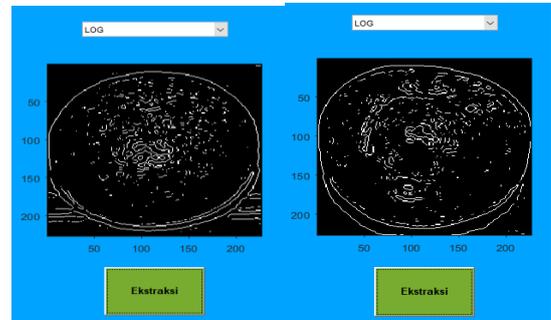
a. Jeruk Bagus b. Jeruk Busuk
Gambar 10. Ekstraksi Sobel Pada Jeruk Bagus Dan Busuk

Yang membedakan *sobel* dan *prewitt* adalah *Sobel* membersihkan *noise* ketika akan melakukan deteksi tepi sedangkan *prewitt* tidak melakukan itu. Tampilan deteksi tepi *prewitt* pada jeruk bagus dan busuk



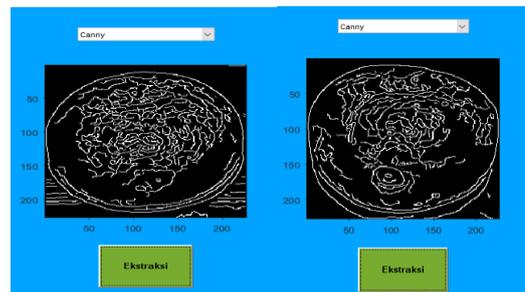
a. Jeruk Bagus b. Jeruk Busuk
Gambar 11. Ekstraksi Prewitt Pada Jeruk Bagus Dan Busuk

Tujuan dari deteksi tepi LOG (*Laplacian of Gaussian*) menentukan ambang batas antara hitam dan putih pada citra. Tampilan deteksi tepi LOG pada jeruk bagus dan busuk



a. Jeruk Bagus b. Jeruk Busuk
Gambar 12. Ekstraksi LOG Pada Jeruk Bagus Dan Busuk

Tujuan dari deteksi tepi *canny* adalah memfilter dari citra untuk perbaikan hasil deteksi tepi halus, deteksi tepi *canny* pada jeruk bagus dan busuk.



a. Jeruk Bagus b. Jeruk Busuk
Gambar 13 Ekstraksi Canny Pada Jeruk Bagus Dan Busuk

Dari hasil deteksi garis tepi gambar diatas dapat di simpulkan bahwa gambar *Laplace Of Gaussian* (LOG) karena terdapat banyak *noise*. Hasil dari proses pengklasifikasian model CNN tersebut berupa jeruk bagus dan jeruk busuk beserta skornya klasifikasi pada jeruk bagus



Gambar 14. Input dan Klasifikasi pada Jeruk Bagus

Pada gambar di atas dapat di simpulkan bahwa hasil klasifikasi Pada gambar 14 terdapat citra jeruk bagus, setelah dilakukan klasifikasi maka hasilnya sebesar 97.5184 %. Sedangkan proses klasifikasi pada jeruk busuk.



Gambar 15. Input dan Klasifikasi pada Jeruk Busuk

Pada gambar 15 terdapat citra jeruk busuk, setelah dilakukan klasifikasi maka hasilnya sebesar 67.8221 %. pengujian sebanyak 10 citra buah jeruk yang terbagi menjadi 5 citra jeruk bagus dan 5 citra jeruk busuk. Hasil pengujian klasifikasi citra buah jeruk manis menggunakan metode CNN:

Tabel 1 Hasil Klasifikasi Buah Jeruk Manis

No	Citra Jeruk Manis	Kelas	Skor	Nilai
1		Bagus	98.1564 %	Benar
2		Bagus	97.8437 %	Benar
3		Bagus	57.3703 %	Benar
4		Bagus	55.7629 %	Benar
5		Bagus	99.6214 %	Benar
6		Busuk	79.0748 %	Benar
7		Busuk	67.8221 %	Benar
8		Bagus	76.2958 %	Salah
9		Busuk	90.9586 %	Benar

No	Citra Jeruk Manis	Kelas	Skor	Nilai
10		Busuk	63.5467 %	Benar

Setiap gambar yang di *input*, hasilnya akan selalu berbeda tergantung pada bentuk dan warna jeruknya. Dari 10 citra jeruk manis dihasilkan 9 citra jeruk manis dengan nilai benar dan 1 citra jeruk manis dengan nilai salah. Pada pengujian nomor 8 terdapat kesalahan yaitu jeruk busuk terklasifikasi sebagai jeruk bagus dengan skor sebesar 76.2958 %. Masalah ini terjadi karena warna gelap pada citra jeruk manis tertutupi oleh bias cahaya. Itulah alasan mengapa pencahayaan pada citra yang akan di kelola harus diperhatikan

4. KESIMPULAN

Penerapan Algoritma *Convolutional Neural network* (CNN) untuk klasifikasi buah jeruk manis, berdasarkan tingkat kecerahan warna terhadap sampel data Data ini berupa *dataset* citra jeruk bagus dan jeruk busuk sebanyak 100 citra, dengan . pelabelan menggunakan Bagus dan Busuk. Label bagus mewakili jeruk yang layak. Pada *preprocessing* citra pengubah citra 64x64 piksel dan karnel menjadi 3. Nilai yang lebih kecil dari 64 adalah 32 dan 16, penggunaan 32x32 piksel atau 16x16 piksel menjadikan informasi piksel banyak yang hilansedangkan label busuk mewakili jeruk tidak layak. Konvolusi 1 proses di tunjukan pada *Convolutional Layer* menggunakan untuk mendapatkan model klasifikasi dengan filter sebanyak 8 dan kernel 3x3. Pada *Max Pooling* nilai 2x2 dengan tujuan mengurangi dimensi dari *feature map*. *Softmax* untuk mendapatkan hasil intuitif, kemudahan klasifikasi interpretasi probabilistik pada tabel yang dihasilkan. Jumlah *learnables* yang di latih dalam model ini sebanyak 16.626 parameter. Pada nilai plot loss dan accuracy training dengan nilai *loss* yang di hasilkan pada *training* sebesar 0.1563. bisa di katakan rendah dan bagus untuk model, *accuracy* 96%, *training* 92% *testing*, terhenti pada 50 *epoch*. *Edge detection* dari dateksi tepi yang diambil. Beberapa contoh ekstraksi deteksi tepi yang penulis masukan kedalam program di antaranya adalah *robert*, *prewitt*, *sobel*, LOG (*Laplacian of Gaussian*), dan *canny*. Tujuan dari deteksi tepi *robert* adalah meratakan distribusi warna hitam dan putih

DAFTAR PUSTAKA

ADLINI, M. N., HAFIZAH, D. AND UMAROH, K. 2020. Karakterisasi Tanaman Jeruk (*Citrus Sp.*) Di Kecamatan Nibung Hangus Kabupaten Batu Bara Sumatera Utara. *KLOROFIL: Jurnal Ilmu Biologi dan Terapan*, 4(1).

- ASTRIANDA, N. 2020. Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 1(2). doi: 10.38038/vocatech.v1i2.27.
- BARKAH, M. F. 2020. Klasifikasi Rasa Buah Jeruk Pontianak Berdasarkan Warna Kulit Buah Jeruk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Coding: Rekayasa Sistem Komputer*, 08(01).
- BEJIGA, M. B, dkk. 2017. A convolutional neural network approach for assisting avalanche search and rescue operations with UAV imagery. *Remote Sensing*. doi: 10.3390/rs9020100.
- COATES, A., LEE, H. & NG, A. Y. 2011. An analysis of single-layer networks in unsupervised feature learning. *Journal of Machine Learning Research*.
- GOODFELLOW, I., BENGIO, Y. & COURVILLE, A. 2016. *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*, Nature. doi: 10.1038/nmeth.3707.
- HABA, A. R. K. & PELANGI, K. C. 2019. Sistem Cerdas Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Ekstraksi Gcm Dengan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, 5(2). doi: 10.26905/jtmi.v5i2.3935.
- HANAFI, P. 2020. *Karakterisasi Morfologi Organ Generatif Tanaman Jeruk Siam (Citrus Nobilis L .) Di Dua Sentra Lokasi Yang Berbeda. UIN Suska Riau*.
- IHSAN, M., dkk. 2019. Pengaruh Faktor Bioekologis Terhadap Distribusi Jeruk Keprok Maga Mandailing Natal', *Eksakta. Jurnal Penelitian dan Pembelajaran MIPA*, 4(2). doi: 10.31604/eksakta.v4i2.99-103.
- ITO, T., dkk 2021. Deep Neural Network Incorporating CNN and MF for Item-Based Fashion Recommendation. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. doi: 10.1007/978-3-030-69886-7_4.
- JEBADURAI, J, dkk . 2019. Learning based resolution enhancement of digital images. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 8(6). doi: 10.35940/ijeat.F9025.088619.
- KASIM, N. & NUGRAHA, G. S. 2021. Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Arab Menggunakan Metode Convolution Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTIKA)*, 3(1). doi: 10.29303/jtika.v3i1.136.
- LUKMANA, M. & SAHAB, F. 2021. Respon Pertumbuhan Bibit Jeruk Manis (*Citrus sinensis L.*) terhadap Pemberian Limbah Solid Industri Kelapa Sawit. *Agrisains: Jurnal Budidaya Tanaman Perkebunan Politeknik Hasnur*, 6(02). doi: 10.46365/agrs.v6i02.410.
- MICHIKO, M., MANALU, C. V. & MUTIA, M. S. 2020. Uji Efektivitas Ekstrak Etanol Kulit Jeruk Manis (*Citrus Sinensis*) Terhadap Bakteri *Propionibacterium Acnes*. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Kesehatan Masyarakat* 5(1). doi: 10.37887/jimkesmas.v5i1.10552.
- MUCHTAR, K., dkk. 2021. Pendeteksian Septoria pada Tanaman Tomat dengan Metode Deep Learning berbasis Raspberry Pi. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(1). doi: 10.29207/resti.v5i1.2831.
- NAUFAL, M. F. 2021. Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca', *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(2). doi: 10.25126/jtiik.2021824553.
- PARTHY, K. 2018. CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. *Stanford University Course cs231n*.
- PRATIWI, H. A., CAHYANTI, M. & LAMSANI, M. 2021. Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 25(1). doi: 10.46984/sebatik.v25i1.1297.
- RAHMADEWI, R., SARI, G. L. & FIRMANSYAH, H. 2019. Pendeteksian Kematangan Buah Jeruk Dengan Fitur Citra Kulit Buah Menggunakan Transformasi Ruang Warna HSV. *JTEV (Jurnal Teknik Elektro dan Vokasional)*, 5(1.1).
- RIDHO, ARY SUMARNO. 2017. Aplikasi Klasifikasi Jenis – Jenis Buah Jeruk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Artikel Skripsi Universitas Nusantara PGRI Kediri (Universitas Nusantara PGRI Kediri Fakultas Teknik, Prodi Teknik Informatika)*.
- RISMIYATI. 2016. *Implementasi Convolution Neural Network untuk Sortasi Mutu Salak Ekspor Berbasis Citra Digital, Universitas Gadjah Mada*.
- RO'ISAH, K. 2019. Pengaruh Pemaparan Light Emitting Diode (Led) Terhadap Pertumbuhan Bakteri *Listeria monocytogenes*, Ph, dan Organoleptik pada Jus Apel. *Central Library of Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang*.
- ROSMAITI, R., SAPUTRA, I. & YUSNAWATI, Y. 2019. Evaluasi Kesesuaian Lahan Untuk Pengembangan Tanaman Jeruk (*Citrus, Sp*) Di Desa Jambo Labu Kecamatan Birem Bayeun Kabupaten Aceh Timur. *Jurnal Ilmiah Pertanian*, 16(1). doi: 10.31849/jip.v16i1.2430.

- SARAGIH, W., LUBIS, A. E. & MEIDY RAHAYU
2020. Analisis Agribisnis Jeruk Manis (Citrus Sp) Di Desa Merek, Kecamatan Merek, Kabupaten Karo. *Jurnal Agrilink*, 2(2). doi: 10.36985/agrilink.v9i2.435.
- SHAFIRA, T. 2018. Implementasi Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras. *Journal of Materials Processing Technology*.
- SUPRIYANTO, A., PURBIATI, T. AND CAHYONO, A. 2019. Bujangseta vs Non Bujangseta: pola pembuahan, produksi, mutu buah dan perubahan hormonal pada jeruk siam. *Prosiding Seminar Nasional Perhorti 2019*.
- TUASAMU, Y. 2018. Karakterisasi Morfologi Daun dan Anatomi Stomata pada Beberapa Species Tanaman Jeruk (*Citrus* sp). *Agrikan: Jurnal Agribisnis Perikanan*, 11(2). doi: 10.29239/j.agrikan.11.2.85-90.
- YANTO, B., dkk. .2020. Identifikasi Pola Aksara Arab Melayu Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Convolutional Neural Network (CNN). *JSAI (Journal Scientific and Applied Informatics)*, 3(3). doi: 10.36085/jsai.v3i3.1151.
- YANTO, B., dkk. 2021. Klarifikasi Kematangan Buah Nanas Dengan Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI). *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 6(1). doi: 10.35314/isi.v6i1.1882.
- YE, S., dkk. 2020. A flow feature detection method for modeling pressure distribution around a cylinder in non-uniform flows by using a convolutional neural network. *Scientific Reports*, 10(1). doi: 10.1038/s41598-020-61450-z.
- YUAN, Y., XIONG, Z. & WANG, Q. 2019. Acm: Adaptive cross-modal graph convolutional neural networks for rgb-d scene recognition', in *33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2019, 31st Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, IAAI 2019 and the 9th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, EAAI 2019*. doi: 10.1609/aaai.v33i01.33019176.
- ZHI, T., dkk. 2016. Two-stage pooling of deep convolutional features for image retrieval. *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP*. doi: 10.1109/ICIP.2016.7532802.