

Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah

Bobby Kurniadi W.¹, Hariyanto Prasetyo², Ghifari Ahmad L.³, Bagas Aditya Wibisono.⁴,
Desta Sandya Prasvita⁵

Informatika / Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

Jl. RS. Fatmawati Raya, Pd. Labu, Kec. Cilandak, Kota Depok, Daerah Khusus Ibukota Jakarta 12450

hariyantoprasetyo@upnvj.ac.id¹, ghifariahmad@upnvj.ac.id², bobbyk@upnvj.ac.id³, bagasaw@upnvj.ac.id⁴,
desta.sandya@upnvj.ac.id⁵

Abstrak. Buah adalah makanan alami yang dapat dijumpai dan sangat mudah diperoleh. Dari data yang berasal dari Badan Pusat Statistik di Indonesia sudah memproduksi 2,4 ton buah pada tahun 2020. Oleh karena itu, diperlukan program mengimplementasikan klasifikasi buah demi memudahkan para petani agar tidak perlu memisahkan buah yang dipanen secara manual. Penelitian ini dilakukan untuk membantu menyempurnakan penelitian sebelumnya dan memberikan rekomendasi algoritma terbaik untuk klasifikasi buah. Pada penelitian ini penulis ingin membandingkan Algoritma SVM dan CNN untuk klasifikasi buah. Proses yang dilakukan yaitu dengan mengumpulkan *dataset* dengan data yang berasal dari kaggle berjumlah 11,219 yang memiliki 17 label. Klasifikasi menggunakan Algoritma SVM dan CNN, mencari akurasi dan menganalisis perbedaan akurasi. Hasil dari penelitian ini untuk Algoritma SVM menghasilkan akurasi sejumlah 93,09%, untuk Algoritma CNN sejumlah 96,87 %. Dari penelitian ini didapat kesimpulan bahwa Algoritma CNN lebih baik dalam hal klasifikasi buah dengan perolehan akurasi sejumlah 96,87%.

Kata Kunci: SVM, CNN, Buah, Algoritma.

1 Pendahuluan

Buah adalah makanan alami yang dapat dijumpai dan sangat mudah diperoleh. Sebagai negara tropis, Indonesia terkenal akan keanekaragaman buah yang beragam. Saat ini terdapat lebih dari 300 jenis buah asli maupun budidaya yang dimiliki oleh Indonesia (Hidiah Muaris) [5]. Dari data yang diperoleh Badan Pusat Statistik pada tahun 2020 saja sudah tercatat untuk produksi buah dengan total kurang lebih 2,4 juta Ton dari seluruh Indonesia, salah satu buah yaitu apple saja memperoleh kurang lebih 500 ribu Ton per tahun [1]. Dari banyaknya jumlah tersebut diperlukan sebuah program yang digunakan untuk klasifikasi buah demi memudahkan para petani agar tidak perlu memisahkan buah yang dipanen secara manual. Buah sebagai objek yang akan diklasifikasikan, buah memiliki banyak karakteristik yang bisa digunakan sebagai data untuk dilakukan klasifikasi. Contohnya adalah karakteristik warna, fitur ini dapat dikatakan sebagai fitur yang dominan yang dimiliki buah yang dapat membedakan satu jenis buah dengan jenis buah lainnya. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membantu menyempurnakan penelitian sebelumnya dan memberikan rekomendasi algoritma terbaik untuk klasifikasi buah.

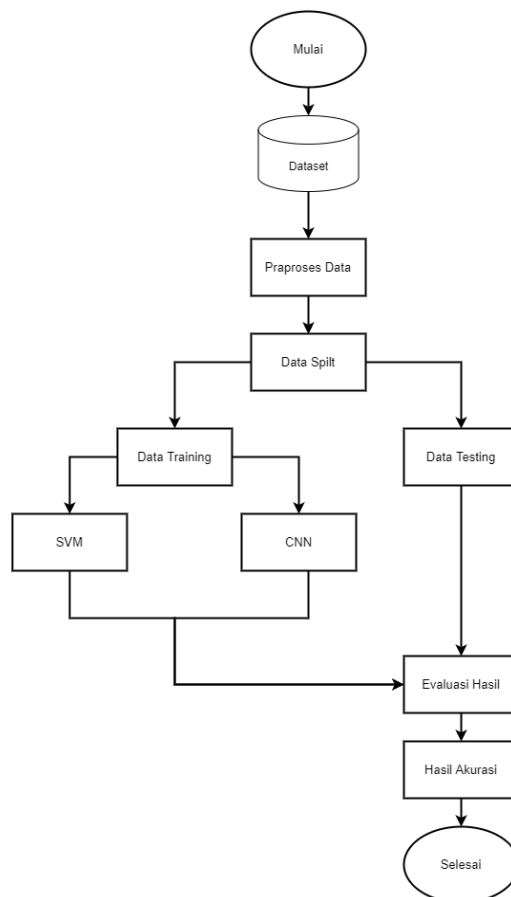
Beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya yaitu. (Ridho Aji Pengestu, 2020) Pada penelitian ini melakukan implementasi algoritma CNN untuk membedakan antara citra lahan sawah, lapangan, dan lahan kosong dengan menggunakan ekstraksi fitur dan klasifikasi fitur. Hasil dari penelitian ini didapatkan hasil akurasi rata-rata dari cross validation adalah 97,77%. (Meiryama, 2018) Mengklasifikasikan citra buah dengan basis fitur warna HSV dan diklasifikasikan dengan algoritma SVM. Pada penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 92% dengan nilai $k = 3$.

Machine learning adalah sebuah aplikasi komputer dan algoritma matematika dengan cara kerja pembelajaran dengan prosesnya diberikan sebuah data dan menghasilkan prediksi untuk masa yang akan datang, proses pembelajaran yang dimaksud merupakan proses untuk memperoleh kecerdasan dengan dilakukan dua tahap yaitu latihan (training) dan pengujian (testing) (Huang, Zhu & Siew, 2006). Pada penelitian ini akan membahas

mengenai perbandingan algoritma CNN dan algoritma SVM untuk mendapatkan perbandingan performa baik dari waktu eksekusi maupun hasil akurasi yang diperoleh dari kedua algoritma yang dipilih. Perbandingan akan dilakukan dengan menguji kedua algoritma tersebut dengan pengklasifikasian jenis buah. Perbandingan akan dilakukan dengan menguji kedua algoritma tersebut dengan pengklasifikasian jenis buah.

2 Metodologi

Pada penelitian terdapat beberapa tahap yang akan dilakukan yaitu, pengumpulan *dataset*, pra-proses, split data menjadi data latih dan uji, melakukan klasifikasi, mencari akurasi dan menganalisis perbedaan akurasi. Pada penelitian yang dilakukan terdapat beberapa langkah untuk mendapatkan hasil yang diinginkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar. 1. Langkah Metode.

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari kaggle *dataset* yang memiliki 17 label buah yaitu, apple, avocado, banana, blueberry, cherry, corn, guava, kiwi, lemon, mango, orange, papaya, pineapple, rambutan, salak, strawberry, watermelon.

2.2 Pra-proses

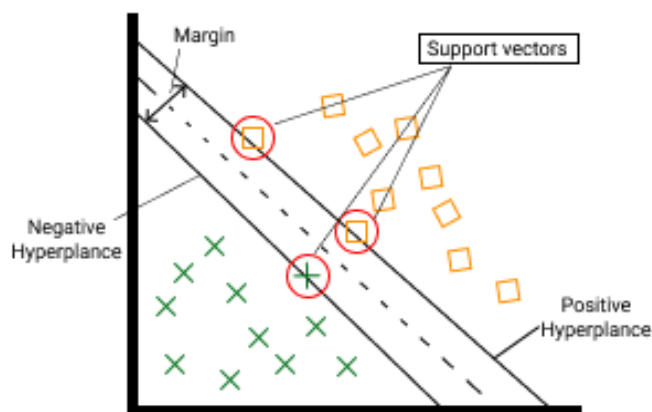
Dalam penelitian ini dilakukan pra-proses dengan melakukan normalisasi pada citra yaitu untuk meningkatkan skala nilai intensitas piksel citra. Kegunaannya adalah untuk perbaikan foto yang memiliki kecerahan yang rendah. Untuk SVM dilakukan proses merata - ratakan nilai RGB untuk mendapatkan nilai R, G, dan B dari setiap gambar yang akan dijadikan *dataset* yang siap diolah dengan fitur R,G,B dan label nama buah. Untuk pra-proses pada algoritma CNN dilakukan dengan melakukan konvolusi layer pada data citra setelah itu dilakukan subsampling layer. Subsampling layer dilakukan dengan metode max pooling.

2.3 Data Split

Setelah data bersih dari noise dan sudah dilakukan normalisasi, pada proses selanjutnya dilakukan proses split data, pada penelitian ini data dibagi menjadi 2 yaitu data latih dan data model dengan perbandingan data latih 70% dan data uji 30%.

2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sebuah metode pembelajaran terawasi yang digunakan untuk klasifikasi. Cara kerja Model SVM klasifikasi adalah dengan mencoba memisahkan dari setiap kelas atau labelnya dengan cara membuat marginnya seluas sebisa mungkin (Nithnya Devaraj 2019) [6]. Jadi SVM merupakan sebuah metode dalam supervised learning yang biasa digunakan untuk klasifikasi *Support Vector Regression* atau *Support Vector Classification*. Cara kerja algoritma SVM dengan menemukan hyperplane terbaik dengan cara mencari jarak paling jauh antar kelas. Hyperplane dalam SVM adalah sebuah fungsi yang dapat digunakan untuk memisahkan antara satu kelas dengan kelas lainnya. Untuk fungsi 2 Dimensi yang digunakan pada klasifikasi antar kelas disebut sebagai *line whereas*, sedangkan untuk fungsi 3 Dimensi disebut *plane similarly*, dan fungsi yang biasanya dipakai untuk klasifikasi pada ruang dimensi kelas yang lebih tinggi dari 3 Dimensi disebut *hyperplane*.

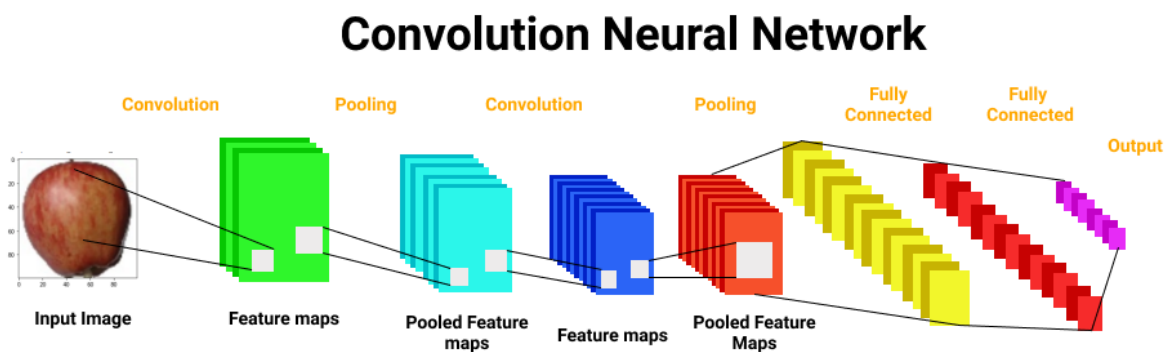


Gambar. 2. Ilustrasi metode SVM.

Hyperplane pada SVM dapat dilihat Gambar 2, letak *hyperplane* berada ditengah-tengah diantara satu kelas dengan kelas lainnya yang berbeda. Pada algoritma SVM sebuah objek data yang posisinya paling terluar dari kawananya yang paling mendekati *hyperplane* dapat dikatakan adalah *support vector*. Mengingat sifat dari SVM yaitu menemukan hyperplane terbaik dengan cara memaksimalkan jarak antar kelas satu dengan kelas lainnya, ketika sudah menemukan *support vector* maka hal inilah yang digunakan untuk menemukan *hyperplane* yang paling optimal pada algoritma SVM.

2.5 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network yang biasa dikenal dengan CNN merupakan salah satu algoritma *deep learning* dengan menggunakan konsep perkembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengolah data pada umumnya berbentuk dua Dimensi[10], contohnya algoritma ini digunakan untuk mengolah data seperti gambar atau suara. CNN merupakan dalam jenis algoritma deep neural network, hal ini dikarenakan algoritma CNN memiliki tingkat kedalaman jaringan dan banyak juga diimplementasikan dalam data berjenis gambar. CNN pada umumnya sering digunakan untuk mengenali suatu objek atau pemandangan. Operasi linear pada metode CNN merupakan proses konvolusi dan bobot yang berupa dalam bentuk 4 dimensi yang berupa kumpulan dari sebuah kernel[8]. Pada algoritma CNN, ada sebuah layer yang memiliki fungsi untuk melakukan ekstraksi dan klasifikasi fitur[10].



Gambar. 3. Arsitektur metode CNN.

2.5.1 Convolution Layer

Proses citra yang dimanipulasi menggunakan *eksternal mask* dan dapat menghasilkan citra baru dimana proses ini dilakukan dengan mereduksi dimensi sebuah citra dengan menggunakan operasi *convolutional* yang bertujuan untuk mengekstrak fitur penting dari citra melalui proses encoding. Jadi, *Convolution Layer* ialah sebuah hasil kali dari elemen dan memiliki kesesuaian di dalam dua vector[10].

2.5.2 Pooling Layer

Pooling layer merupakan salah satu proses dalam metode CNN. Layer ini melakukan proses reduksi sebuah ukuran dari citra yang memiliki tujuan untuk meningkatkan persamaan dari posisi fitur. Dalam proses algoritma CNN *max pooling* merupakan metode *Pooling* yang paling banyak digunakan. *Max Pooling* menggunakan nilai maksimal dari sebuah grid atau bagian kecil dari *convolution layer* untuk menyusun citra sehingga citra tersebut tereduksi[8].

2.5.3 Fully Connected Layer

Fully Connected Layer adalah layer yang biasa digunakan untuk MLP dan memiliki tujuan dalam melakukan transformasi dimensi data sehingga data tersebut dapat diklasifikasikan secara linear[10]. Neuron pada *convolution layer* ditransformasikan menjadi data satu dimensi, setelah itu neuron tersebut diinput ke dalam sebuah *fully connected layer*. Akibat dari perubahan neuron pada convolution layer menjadi satu dimensi menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversible, *fully connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan[8].

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah metode evaluasi yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi objek. Tabel merupakan gambaran sederhana yang mempresentasikan hasil dari klasifikasi untuk mempermudah pemahaman mengenai confusion matrix dalam melakukan evaluasi atau pengujian dari model klasifikasi.

Tabel 1. Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sebenarnya	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Pada tabel diatas terdapat beberapa variabel yang memiliki peran untuk melakukan proses evaluasi sebuah model klasifikasi. Penjelasan tiap variabel adalah untuk variabel *True Negative* (TN) adalah ketika data yang berhasil diklasifikasikan oleh sistem memiliki nilai yang salah atau negatif, kemudian variabel *True Positif* (TP) adalah ketika data yang berhasil diklasifikasikan oleh sistem mendapatkan nilai yang benar atau positif. Lalu untuk variabel *False Positive* (FP) adalah data yang tidak berhasil diklasifikasikan oleh sistem tetapi memiliki nilai yang benar atau positif, kemudian untuk variabel terakhir yaitu *False Negative* (FN) merupakan data yang tidak berhasil diklasifikasikan oleh sistem[10].

$$TA = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

$$ER = \frac{FP+FN}{TP+FP+FN+TN} \quad (2)$$

Keterangan :

TA : total akurasi

ER : rasio error

TP : data yang diprediksi positif dan benar

FP : data yang diprediksi positif tetapi salah

FN : data yang diprediksi negatif tetapi salah

TN : data yang diprediksi negative dan benar

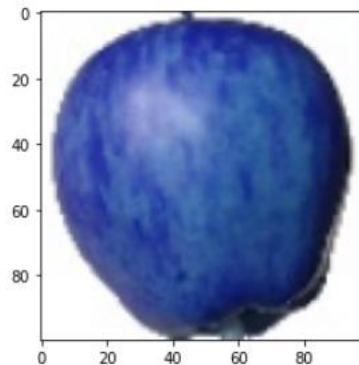
3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Pra-proses

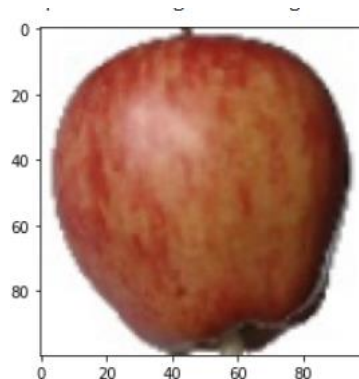
Pada Pra-proses data dilakukan dengan jumlah data yang dimiliki sebanyak 8407 data latih dan 2812 data uji. Pada data jenis buah yang diambil adalah buah *Apple, Avocado, Banana, Blueberry, Cherry, Corn, Guava, kiwi, Lemon, Mango, Orange, Papaya, Pineapple, Rambutan, Salak, Strawberry, Watermelon*.

3.1.2 Konversi BGR ke RGB Untuk Metode SVM

Berikut ini proses pemasukan citra dengan menggunakan citra Apple.



Gambar. 4. Citra yang dimasukan dengan Library OpenCV.



Gambar. 5. Citra Asli dengan Mengembalikan nilai RGB.

Citra asli berupa citra RGB dan saat citra tersebut dimasukan maka citra tersebut akan terkonversi otomatis menjadi BGR. Oleh karena itu citra tersebut harus di konversi ke RGB agar Kembali ke citra asli sesuai dengan citra didalam *dataset*.

3.1.3 Normalisasi Data

```
array([[255, 253, 255],
       [255, 253, 255],
       [255, 255, 255],
       ...,
       [255, 255, 255],
       [255, 255, 255],
       [255, 255, 255]],

      [[255, 253, 255],
       [255, 255, 255],
       [255, 255, 255],
       ...])
```

Gambar. 6. Sebelum dinormalisasi

```
array([[1.          , 0.99215686, 1.          ],
       [1.          , 0.99215686, 1.          ],
       [1.          , 1.          , 1.          ],
       ...,
       [1.          , 1.          , 1.          ],
       [1.          , 1.          , 1.          ],
       [1.          , 1.          , 1.          ]],

      [[1.          , 0.99215686, 1.          ],
       [1.          , 1.          , 1.          ],
       [1.          , 1.          , 1.          ],
       ...])
```

Gambar. 7. Sesudah dinormalisasi

Melakukan normalisasi untuk nilai RGB citra agar nilai akurasi klasifikasi dapat meningkat, normalisasi dilakukan dengan memberikan nilai dengan range 0 – 1 untuk nilai 1 adalah nilai pixel 255

3.1.4 Melakukan rata-rata untuk nilai RGB pada metode SVM

```
array([0.69765725, 0.50475529, 0.43649412])
```

Gambar. 8. Rata-rata nilai RGB

Setelah nilai RGB di normalisasi maka dicarilah nilai rata – rata RGB tersebut. Dan nilai tersebutlah yang nantinya akan digunakan sebagai *dataset* untuk perhitungan algoritma SVM.

3.1.5 Pembuatan model pada klasifikasi CNN

Pada pembuatan model CNN pada ukuran gambar buah yang akan digunakan adalah 100 x 100 piksel sebagai input yang dimasukkan kedalam arsitektur CNN dengan menggunakan 3 *convolutional layer* , 2 *Max pooling layer* menggunakan aktivasi ReLu dan 1 Fully Connected layer dengan aktivasi softmax karena data memiliki jumlah kelas lebih dari 2. Dalam pelatihan ini dilakukan sebanyak 25 epoch dengan menggunakan *compile optimizer adam*.

```

Model: "sequential"
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d (Conv2D)             (None, 100, 100, 16)       208
activation (Activation)     (None, 100, 100, 16)       0
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 50, 50, 16)         0
conv2d_1 (Conv2D)           (None, 50, 50, 32)         2080
max_pooling2d_1 (MaxPooling2) (None, 25, 25, 32)         0
conv2d_2 (Conv2D)           (None, 25, 25, 64)         8256
max_pooling2d_2 (MaxPooling2) (None, 12, 12, 64)         0
conv2d_3 (Conv2D)           (None, 12, 12, 128)        32896
max_pooling2d_3 (MaxPooling2) (None, 6, 6, 128)         0
dropout (Dropout)           (None, 6, 6, 128)         0
flatten (Flatten)           (None, 4608)               0
dense (Dense)                (None, 150)                691350
activation_1 (Activation)    (None, 150)                0
dropout_1 (Dropout)         (None, 150)                0
dense_1 (Dense)              (None, 17)                 2567
-----
Total params: 737,357
Trainable params: 737,357
Non-trainable params: 0
  
```

Gambar. 9. Hasil pra-proses algoritma CNN

3.2 Evaluasi Hasil

3.2.1 Evaluasi metode SVM

Setelah didapatkan semua nilai rata – rata RGB dari citra maka dilakukanlah perhitungan klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Setelah dilakukanya klasifikasi dengan SVM maka dilakukan evaluasi dengan menggunakan Confusion Matrix

```

Confusion Matrix:
[[463  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  29  0]
 [  0 417  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 10]
 [  0  0 458  0  0 23  0  0  0  0  0  9  0  0  0  0]
 [  0  0  0 462  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0 738  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0 10  0  0 440  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0 490  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0 431  0  0  0 35  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0 496  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0 53  0  0  0  0  0  0  0 400  0  0  0  0  0 37]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 479  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0 134  0  0  0 358  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 483  0  0  7]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 492  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 490  0]
 [  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  80 411]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0 168  0  0  0  0  0 307]]
  
```

Gambar. 10. Confusion Matrix pada SVM

Hasil akurasi yang diperoleh dari setiap buah dihitung dengan menggunakan rumus (1)

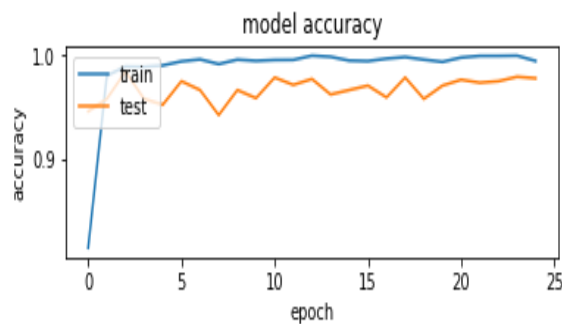
$$TA = \frac{463+417+458+462+738+440+490+431+496+400+479+358+483+492+490+411+307}{463+417+458+462+738+440+490+431+496+400+479+358+483+492+490+411+307+29+10+23+10+35+37+53+134+1+80+168}$$

$$TA = \frac{7,815}{8,395} = 0.9309112567004169148302561048243$$

Akurasi yang diperoleh dengan menggunakan metode SVM sejumlah 93,09%.

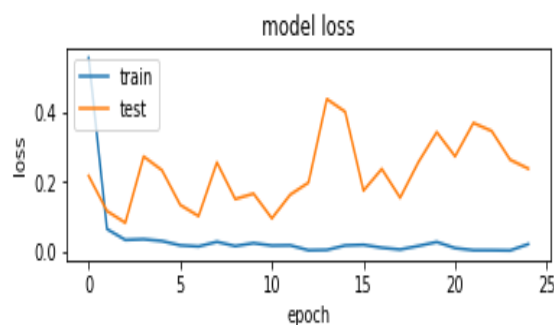
3.2.2 Evaluasi metode CNN

Pada pelatihan dan pengujian dengan menggunakan algoritma CNN dilakukan dengan 25 epoch, memperoleh nilai akurasi dan nilai loss validasi. Pada gambar 11, pada model akurasi didapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu pada nilai 100% dan pada data uji didapatkan nilai 96,87% sebagai nilai akurasi tertinggi pada data uji serta, model ini sudah optimum karena memiliki grafik yang konvergen.



Gambar. 11. Hasil Model Akurasi Validation

Pada gambar 12, Model loss dari hasil pelatihan data dengan menggunakan 25 epoch mendapatkan nilai loss hasil pelatihan yaitu 1,04% tetapi hasil dari model tersebut masih belum optimum karena menghasilkan grafik yang belum konvergen



Gambar. 12. Hasil Model Loss Validation

Dari hasil tersebut, terdapat hal-hal yang dapat mempengaruhi nilai hasil akurasi dengan menggunakan metode convolutional neural network. Hal yang mempengaruhi adalah nilai parameter setiap layer yang digunakan, bentuk arsitektur pada konvolusi layer citra, nilai learning rate, dan banyaknya epoch yang digunakan pada saat data latih. Untuk mendapatkan nilai akurasi dari semua tingkat akurasi yang didapat tiap gambar citranya, confusion matrix sebagai model evaluasi algoritma CNN untuk mendapatkan hasil rata-rata dari semua akurasi dari pelatihan data citra.

```

====Laporan Hasil Menggunakan CNN====
Confusion Matrix:
[[ 87  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0 72  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0 70  0  0  4  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0 84  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0 118  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0 43 20  0 18  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0 90  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0 78  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0 73  0  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0 79  0  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 73  0  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 70  0  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  2  0  0  0  81  0  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 88  0  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 84  0]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 89]
 [  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0 83]]
    
```

Gambar. 12. Confusion Matrix pada CNN

Hasil akurasi yang diperoleh dari setiap buah dihitung dengan menggunakan rumus (1)

$$TA = \frac{87 + 72 + 70 + 84 + 118 + 43 + 90 + 78 + 73 + 79 + 73 + 70 + 81 + 88 + 84 + 89 + 83}{87 + 72 + 70 + 84 + 118 + 43 + 90 + 78 + 73 + 79 + 73 + 70 + 81 + 88 + 84 + 89 + 83 + 4 + 20 + 18 + 2}$$

$$TA = \frac{1,362}{1,406} = 0.96870554765291607396870554765292$$

Akurasi yang diperoleh dengan menggunakan metode CNN sejumlah 96,87%.

4 Kesimpulan

Warna dan tekstur pada buah merupakan salah satu ciri dominan pada buah, dan menjadi fitur ketika dilakukan proses klasifikasi jenis buah. Klasifikasi jenis buah dengan menggunakan model klasifikasi SVM didapati hasil akurasi 93,09% serta dengan menggunakan model klasifikasi CNN didapatkan hasil akurasi 96,87%. Dari hasil akurasi tersebut dapat disimpulkan bahwa dalam mengklasifikasi citra jenis buah, model klasifikasi CNN menjadi model yang memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi yaitu 96,87%. Pada algoritma CNN ini menggunakan subsampling dengan menggunakan metode max sampling dan dilakukan latihan data sebanyak 25 epoch.

Referensi

- [1] Badan Pusat Statistik. 2020. "Produksi Tanaman Buah-buahan 2020" <https://www.bps.go.id/indicator/55/62/1/produksi-tanaman-buah-buahan.html>, diakses pada 8 Agustus 2021 Pukul 8:00 Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., & Siew, C.-K. (2006), Extreme learning machine: theory and applications Neurocomputing.
- [2] <https://www.kaggle.com/moltean/fruits>, Version 2020.05.18.0 (Diakses pada 14-6-2021)
- [3] Meiriyama. (2018), Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikator SVM. Jurnal Komputer Terapan. Vol. 4, No. 1
- [4] Muaris, Hidah. 2014. Bahaya Makan Buah dan Sayur. JakPT. Gramedia Pustaka Utama
- [5] Nithya Devaraj (2019), Feature Selection using Genetic Algorithm to improve SVM Classifier.

- [6] Ridho Aji Pengestu, Basuki Rahmat. (2020). IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN UNTUK KLASIFIKASI CITRA LAHAN DAN PERHITUNGAN LUAS. Jurnal Informatika dan Sistem Informasi. Vol. 1, No.1
- [7] Suartika, I. W., Wijaya, A. Y. and Soelaiman, R. (2016) 'Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101', Jurnal Teknik ITS,
- [8] Wikaningrum, A. dan Ratnasari, E.K. (2016), Pengenalan Jenis Buah pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur CoOccurrence. Jurnal INFORM. Vol.1 No.2
- [9] Yudianto, Muhammad Resa Arif. (2020). ANALISIS PENGARUH TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI CITRA WAYANG DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. Jurnal Teknologi Informasi. Vol.4, No.2