

**KLASIFIKASI BUAH BUSUK DAN BUAH MATANG BERDASARKAN DATA IMAGE MENGGUNAKAN MAHALANOBIS DISTANCE****Rico Handoyo¹, Dyah Erny Herwindiati², Tri Sutrisno³**^{1,2,3}Universitas Tarumanagara¹rickoha233@gmail.com, ²dyahh@fti.untar.ac.id, ³tris@fti.untar.ac.id**Info Artikel :**

Diterima : 6 Januari 2023

Disetujui : 19 Januari 2023

Dipublikasikan : 15 Februari 2023

ABSTRAK

Buah merupakan komoditas penting dalam sektor pertanian dan sering digunakan sebagai bahan olahan di Indonesia. Selain sebagai komoditas, buah-buahan juga merupakan makanan pokok yang banyak diminati. Namun jika yang dikonsumsi masyarakat adalah buah yang sudah tidak segar lagi, maka akan menimbulkan penyakit bagi yang mengkonsuminya. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan buah-buahan tersebut apakah busuk atau buah masak. Pada penelitian ini dataset citra apel, pisang, dan jeruk digunakan untuk mengekstraksi nilai karakteristik berdasarkan rata-rata warna RGB dan berdasarkan tekstur menggunakan *haar wavelet*. Setelah karakteristik diperoleh jarak akan dihitung menggunakan jarak mahalalanobis dengan menghitung nilai rata-rata dan matriks kovarians. Penelitian ini menggunakan *data training* untuk mengambil nilai karakteristiknya dan data testing untuk mengklasifikasikannya dengan jarak *mahalanobis* berdasarkan berdasarkan nilai karakteristik pada data training. Hasil pengujian pada penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan data citra apel, pisang, dan jeruk yang diuji menghasilkan akurasi sebesar 75,55 persen.

Kata Kunci :
Buah, Citra,
Haar wavelet,
*Mahalanobis***ABSTRACT**

Fruit is an important commodity in the agricultural sector and is often used as a processed material in Indonesia. Aside from being a commodity, fruits are also a staple food that is in high demand. However, if what people consume is fruit that is no longer fresh, it will cause disease for those who consume it. Therefore, it is necessary to do research to classify these fruits whether they are rotten or ripe fruit. In this study, the image dataset of apples, bananas, and oranges was used to extract the characteristic values based on the average RGB color and based on the texture using haar wavelets. After the characteristics are obtained, the distance will be calculated using the mahalalanobis distance by calculating the mean value and the covarians matrix. This study uses training data to retrieve its characteristic values in the training data. The test results in this study indicate that accuracy of the overall image data of apples, bananas, and oranges tested resulted in an accuracy of 77,55 percent.

Keywords :
Fruit, Image,
Haar wavelet,
Mahalanobis

PENDAHULUAN

Pada saat ini kebutuhan bahan pangan sangatlah penting karena masyarakat sangat membutuhkannya sebagai pemenuhan gizi maupun nutrisi. Ketersediaan bahan pangan sudah menjadi fungsi primer atau utama bagi masyarakat. Dengan adanya bahan pangan, masyarakat bisa menjalani kehidupan dengan sehat dan beraktivitas untuk pemenuhan kebutuhan hidup dalam sehari-hari. Tanpa adanya bahan pangan, masyarakat tidak bisa beraktivitas secara normal dan hidup secara sehat. Salah satu bahan pangan yang penting dan sudah menjadi konsumsi masyarakat dalam kehidupan sehari-hari adalah bahan pangan buah-buahan segar.

Buah sudah menjadi salah satu kelompok komoditas bahan pangan pertanian yang penting di Indonesia. Tingkat peminatan buah sangatlah tinggi hingga saat ini, ditandai dengan banyaknya produksi penjualan yang semakin meningkat dipasar tradisional maupun modern. Buah-buahan sendiri bahkan menjadi salah satu komoditas bahan pangan di Indonesia yang mempunyai prospek yang sangat tinggi dalam bidang ekspor, karena Indonesia memiliki banyak sekali jenis buah-buahan dan juga didukung oleh potensi alam yang membantupengembangan buah-buahan sehingga bisa menjadi komoditas unggulan yang diminati pasar ekspor.

Beberapa jenis buah yang sudah umum diproduksi dan dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia adalah buah apel, pisang dan jeruk. Buah-buahan tersebut adalah buah yang sangat disukai dari berbagai kalangan dan memiliki daya saing yang tinggi dalam pasar. Karena tingginya tingkat produksi dan distribusi buah-buahan tersebut, mengharuskan untuk bisa membedakan tingkat kesegaran dan kebersihan buah agar dapat mengurangi resiko masyarakat mengkonsumsi buah-buahan yang sudah lapuk dan busuk (Cahya, 2021).

Buah-buahan yang sudah lapuk atau busuk memiliki banyak kandungan mikroorganisme yang berbahaya. Ketika sudah membusuk, kandungan nutrisi dan gizi dalam buah-buahan akan berkurang sehingga tidak baik untuk mengkonsumsinya. Hal ini menyebabkan seseorang mengalami gangguan saluran pencernaan. Kualitas buah apel, pisang dan jeruk yang matang sebenarnya bisa dilihat dengan mudah secara fisik, namun perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk mengklasifikasikan buah-buahan yang matang dan busuk agar mendapatkan hasil yang akurat. Sekarang dengan perkembangan zaman yang sering berkembang, teknologi pun juga semakin berkembang pesat. Salah satu teknologi yang berkembang adalah pengolahan citra digital yang bisa membedakan ciri tekstur dan juga warna pada gambar. Citra digital adalah citra yang memiliki suatu kemiripan objek untuk diolah pada computer (Andono, 2017).

Pada penelitian ini, agar bisa mengklasifikasikan buah-buahan mana yang matang dan busuk, maka akan dilakukan proses untuk mengidentifikasi buah apel, pisang, dan jeruk yang sudah busuk maupun yang tidak busuk berdasarkan warna dan teksturnya untuk mengetahui kematangan buah-buahan tersebut. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri warna berdasarkan nilai rata-rata setiap RGB berdasarkan setiap citranya, kemudian untuk ekstraksi ciri teksturnya menggunakan metode transformasi *haar wavelet* dengan menghitung dekomposisi setiap baris dan kolom dalam citra untuk ditransformasi menjadi beberapa subband. Setelah didapatkan nilai ciri warna dan teksturnya, selanjutnya akan diklasifikasikan dengan menggunakan jarak Mahalanobis pada data testing.

METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan adalah penelitian yang membahas mengenai klasifikasi citra dalam machine learning dengan berdasarkan ekstraksi ciri warna dan teksturnya beserta perhitungan jarak untuk klasifikasi. Klasifikasi adalah tugas evaluasi Objek data untuk disertakan dalam kelas tertentu dari kelas yang tersedia. Metode klasifikasi digunakan dengan membantu untuk memahami pengelompokan data. Klasifikasi sendiri merupakan salah satu cabang dari pencarian data mining (Maimon, 2014). Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri dari suatu bentuk objek pada suatu citra. Dari karakteristik bentuk objek dapat diperoleh nilai untuk diproses lebih lanjut. Metode ekstraksi ciri yang umum digunakan adalah GLCM (Graylevel Co-occurrence Matrix), CCM (Color Co-occurrence Matrix), Canny Edge Detector, Gabor Filters, Discrete Wavelet Transform (DWT) yang digunakan untuk ekstraksi fitur (Farhan, 2019). Adapun Metode ekstraksi ciri warna yang digunakan adalah menghitung rata-rata nilai RGB. RGB adalah suatu model warna yang terdiri dari merah, hijau, dan biru, digabungkan dalam membentuk suatu susunan warna yang luas. Setiap warna dasar, misalnya merah, dapat diberi rentang nilai. Untuk monitor komputer, nilai rentangnya paling kecil = 0 dan paling besar = 255. Pilihan skala 256 ini didasarkan pada cara mengungkap 8 digit bilangan biner yang digunakan oleh mesin komputer. Dengan cara ini, akan diperoleh warna campuran sebanyak $256 \times 256 \times 256 = 16.777$ (Basuki, 2016).

Metode ekstraksi ciri tekstur yang digunakan adalah transformasi Haar wavelet. Wavelet Haar adalah wavelet tertua dan sederhana. Alasan penggunaan Haar Wavelet karena ini metode yang lebih baik digunakan untuk mewakili fitur struktural dan membentuk. Yang terpenting, Haar Wavelet membutuhkan waktu komputasi lebih kecil dari transformasi wavelet lainnya, fitur yang diperoleh dari gambar telah dijelajahi proses dekomposisi yaitu ganda untuk mendapatkan Dieksploitasi (Berutu, 2020). koefisien wavelet Haar diperkenalkan oleh Alfred Haar pada tahun 1909. Analisis low pass dan high pass pada koefisien wavelet Haar dapat dilihat pada persamaan berikut ini.

$$Low\ Pass = h_0 = \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (1)$$

$$High\ Pass = h_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (2)$$

Transformasi wavelet merupakan peningkatan dari transformasi Fourier dimana transformasi Fourier tidak membagi informasi domain waktu dan jika terjadi perubahan kecil pada sinyal tertentu akan mempengaruhi sinyal pada posisinya. Memang, transformasi Fourier didasarkan pada sin-cos periodik dan kontinu. Transformasi wavelet diskrit menggunakan proses penyaringan untuk menghasilkan koefisien wavelet (Anastasya, 2020).

Transformasi wavelet dari gambar adalah filter gambar menggunakan filter wavelet. Hasil dari Filter ini adalah 4 subbidang gambar dari gambar asal, keempat subbidang gambar ini ada dalam daerah gelombang. Keempat subbidang gambar ini adalah low pass-low pass(LL), low high (LH), high low (HL) dan pass high high (HH). Proses ini disebut dekomposisi, dekomposisi dapat dilanjutkan kembali ke gambar low pass rendah (LL) sebagai masukan untuk mendapatkan langkah dekomposisi berikutnya (Prihartono, 2011).

Jarak yang digunakan untuk klasifikasi dalam system ini menggunakan Mahalanobis distance. Mahalanobis merupakan salah satu perhitungan jarak sama seperti Euclidean distance. Mahalanobis distance adalah jarak yang digunakan untuk menghitung suatu korelasi antar variable. Jarak antara objek pertama dan kedua yang

memiliki kemiripan yang tinggi dapat diukur menggunakan jarak ini untuk diklasifikasikan. Berbeda dengan Euclidean distance, Mahalanobis adalah jarak yang memperhitungkan variable. Mahalanobis memiliki bidang statistic multivariat yang luas (Ghorbani, 2019). Perhitungan mahalanobis diukur melalui ukuran mean dan median berdasarkan dispersi multivariat matriks covariat. Jarak antara objek akan diukur dengan menghitung mean vector dan matriks covarian (Kantacarini, 2021). Penerapan jarak mahalanobis memiliki manfaat dalam klasifikasi, pengelompokan, analisis pola diskriminan, analisis komponen, pemrosesan gambar, neurocomputing, dan fisika.(Ghorbani, 2019). Jarak mahalanobis didefinisikan dengan persamaan berikut ini (Kantacarini, 2021).

$$D2 = (xi - me)C^{-1}(xi - me)^T \quad (3)$$







Keterangan:

- xi = variabel setiap data data ke-i
- me = Nilai pusat dari kelompok variable
- C^{-1} = Invers matriks covarian

Objek Penelitian

Objek penelitian juga sering disebut dengan apa yang dianalisis, dipelajari, atau diselidiki (Ananda, 2022). Objek dalam penelitian ini adalah citra buah apel, jeruk, dan pisang yang busuk dan matang dan juga busuk. Citra buah busuk dan buah matang yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah masing-masing 180 untuk data training dengan total keseluruhan citra berjumlah 360 citra data training. Setiap jenis buah berjumlah 60 citra buah busuk dan matang untuk ditraining dalam system. Sedangkan citra buah busuk dan buah matang yang digunakan untuk data testing atau uji berjumlah masing masing 45 untuk diuji dengan total keseluruhan berjumlah 90 citra data testing yang akan diuji satu persatu dalam melakukan klasifikasi. Berikut adalah contoh dataset yang akan dilakukan penelitian.

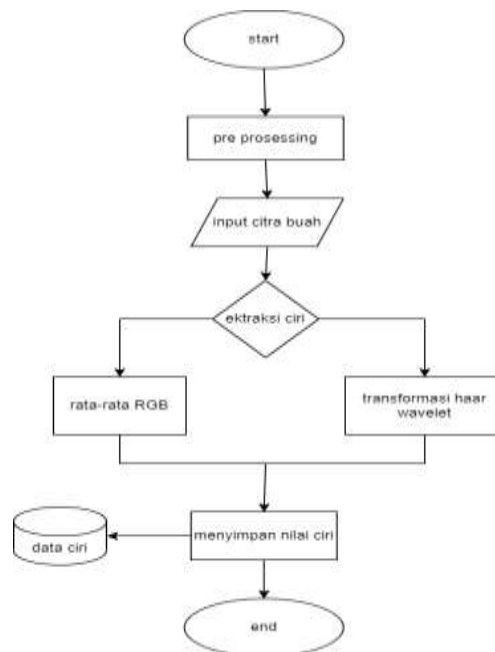
Tabel 1 Contoh Dataset Citra Buah

No	Apel	Jeruk	Pisang
1			
2			

Alur Penelitian

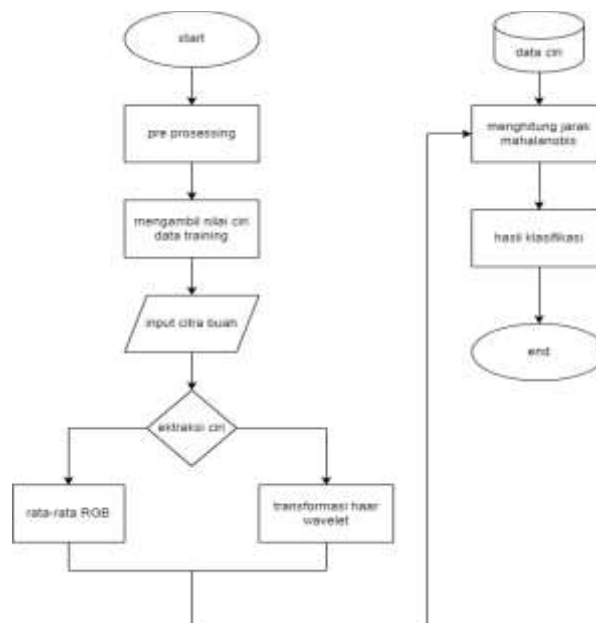
Gambaran system yang akan dibuat dimulai dengan menentukan data training dan jugadata testing. Pada tahapan data training akan dilakukan ekstraksi ciri dari citra buah busuk danmatang kemudian pada tahapan data testing adalah dengan menginput citra buah, lalu akan dilakukan proses pre-processing pada citra untuk diresize atau dicrop. Setelah itu, akandilakukan proses ekstraksi ciri citra berdasarkan warna dan teksturnya menggunakan rata-rata RGB dan juga transformasi haar wavelet. Kemudian akan dilakukan pengklasifikasian dengan menghitung jarak Mahalanobis. Berikut merupakan alur system pada data training.

Prosedur Penelitian



Gambar 1 Alur Data Training

Proses data training akan dilakukan dengan mengambil nilai ekstraksi ciri warna dan tekstur untuk disimpan kedalam data ciri yang nantinya akan digunakan untuk mengklasifikasicitra pada data testing dengan mengambil nilai ciri yang sudah tersimpan pada data training. Berikut merupakan alur system data testing.



Gambar 2 Alur data Testing

Proses data testing dilakukan dengan mengambil nilai ciri yang sudah tersimpan padadata training kemudian nilai ciri dari data training tersebut akan dihitung jaraknya dengan nilaiciri pada data testing menggunakan jarak mahalanobis untuk didapatkan hasil klasifikasi citraapakah termasuk buah busuk atau matang. Data training dan data

testing sangat penting sekaligus dalam melakukan klasifikasi. Data training dan data testing merupakan alur yang sering digunakan dalam machine learning untuk melakukan klasifikasi, prediksi, dan sebagainya dengan tujuan untuk melihat keakurasian dari system tersebut (PutraNew, 2019).

Perancangan system ini menggunakan metode *system development life cycle* (SDLC). SDLC bekerja menjelaskan tahapan utama dan Langkah-langkah untuk setiap langkah berbaris yang dibagi menjadi lima kegiatan utama, yaitu: Analisis, Desain, Implementasi, Uji dan pemeliharaan. Setiap aktivitas di SDLC bisa melalui tujuan dan hasil kegiatannya (Widharma, 2017).

Perencanaan

Tahapan awal yang dilakukan dalam membangun sebuah system adalah dengan perencanaan. Pada tahapan ini perencanaan dilakukan dengan mengetahui tujuan dari pembuatan system yang ingin dibuat dan juga penentuan beberapa elemen yang akan dibutuhkan dalam penggunaan dari system yang akan dirancang. System yang dirancang adalah sebuah system yang bisa mengklasifikasikan sebuah citra buah yang busuk dan yang tidak busuk berdasarkan ciri warna dan teksturnya dengan tujuan agar pengguna bisa mengidentifikasi jenis kematangan buah tersebut apakah masih segar atau sudah busuk dari hasil pengklasifikasiannya.

Analisis

Setelah perencanaan, adalah tahapan analisis system. Pada tahapan ini, penting untuk mengetahui spesifikasi perangkat lunak dan perangkat keras untuk mendukung kebutuhan system yang sedang dibuat. Spesifikasi perangkat keras yang digunakan adalah Processor Intel(R) Core (TM) i5-6200U CPU @ 2.30GHz 2.40 GHz. Sedangkan untuk perangkat lunaknya menggunakan Matlab R2015a 64 bit untuk membuat sistemnya.

Desain

Tahapan desain adalah tahapan yang memudahkan pengguna atau user untuk mengetahui alur dan fungsi dari tiap modul system yang akan digunakan serta memberikan tampilan awal dari system agar pengguna bisa menjalankan system tersebut dengan baik. Rancangan desain antarmuka ini memiliki 5 modul yaitu modul menu, modul training, modul testing, modul help, dan modul about.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Implementasi

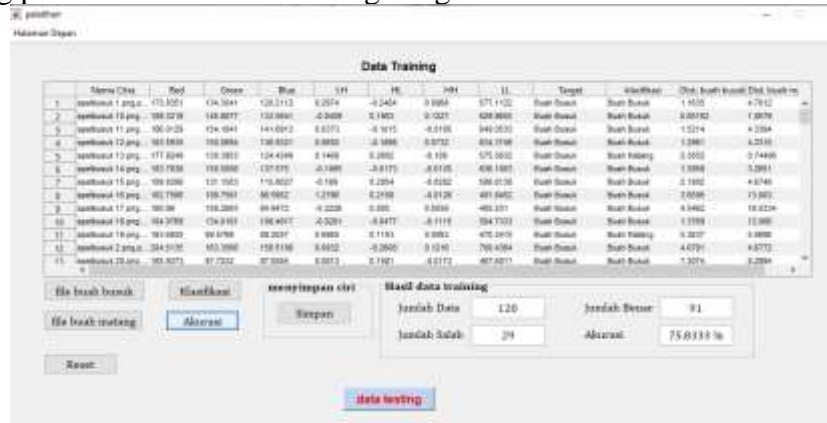
Tahap implementasi atau pembuatan adalah tahap selanjutnya yang akan dilaksanakan setelah melakukan tahapan perancangan sebelumnya. Implementasi atau pembuatan akan dilakukan setelah selesai menganalisa dan mempersiapkan perangkat keras dan perangkat lunak yang akan digunakan untuk pembuatan system. System yang akan dibuat menggunakan Bahasa pemrograman matlab. Matlab adalah aplikasi yang bisa menampilkan hasil komputasi dalam bentuk grafik dan dapat direncanakan sesuai keinginan kita dengan memanfaatkan sistem GUI(interface) yang akan dibuat (Hutagalung, 2018). Adapun fitur-fitur yang terdapat pada system yang akan dibuat adalah mengubah citra menjadi greyscale, mentransformasi haarwavelet sesuai level yang diinginkan, menampilkan nilai ciri dari warna dan teksturnya dari citra,

menyimpan nilai ciri, dan menampilkan hasil klasifikasi pada data testing. Tampilan awal pada pembuatan system sesuai dengan rancangan antarmuka adalah tampilan yang memiliki halaman depan berupa menu-menu seperti modul about dan modul help. Lalu terdapat button start untuk memulai proses ekstraksi ciri citra pada halaman modul training. Tampilan awal system hanya berupa judul dari system yang akan dibuat dan juga button start untuk memulai pelatihan citra.



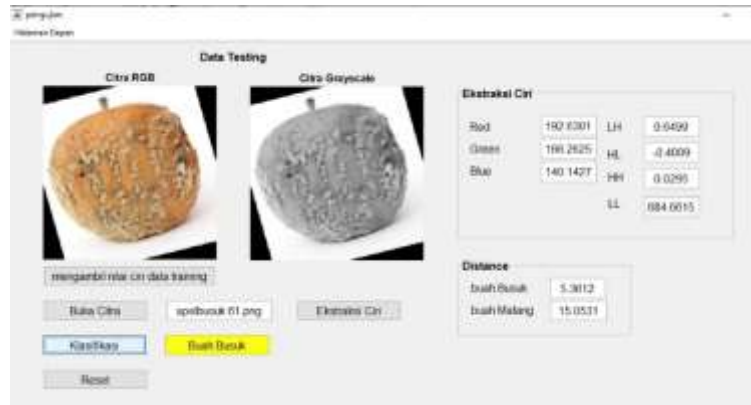
Gambar 3 Tampilan Modul Menu

Tampilan pada modul training adalah halaman ketika button start pada modul menu ditekan. Modul training adalah modul untuk mengambil nilai ciri dari 60 citra buah busuk dan buah matang berdasarkan cirinya. Setelah menampilkan nilai ciri pada tabel, lalu akan diklik button klasifikasi untuk melihat hasil klasifikasi pada data training. Kemudian akan dilihat total akurasi dari klasifikasi keseluruhan data training dengan menekan button akurasi. Setelah didapatkan nilai ciri dari buah busuk dan buah matang sebanyak 120, maka nilai ciri tersebut akan disimpan pada tabel matriks dengan menekan button simpan. Setelah nilai ciri disimpan, maka selanjutnya akan dilakukan data testing pada halaman modul testing dengan menekan button data testing.



Gambar 4 Tampilan Modeul Training

Setelah menyimpan nilai ciri ekstraksi warna dan tekstur pada halaman modul training, selanjutnya nilai ciri yang tersimpan akan diambil pada modul testing dengan menekan button mengambil nilai ciri. Kemudian nilai ciri yang diambil akan digunakan untuk data test citra buah untuk diuji satu persatu hasil klasifikasinya berdasarkan jarak mahalanobis dengan menghitung nilai mean dan covariannya. Setelah hasil klasifikasi muncul, untuk mengganti citra lain adalah dengan menekan button reset untuk menghilangkan citra yang sebelumnya dibuka.



Gambar 5 Tampilan Modul Testing

Halaman modul about terdapat pada modul menu pada halaman awal. Modul ini hanyaberisi profil singkat dari penulis dan juga judul beserta logo kampus. Modul ini memiliki button untuk Kembali ke menu awal pada modul menu.



Gambar 6 Tampilan modul About

Tampilan pada halaman modul help berupa beberapa keterangan dari metode yang akan diterapkan pada program yang akan dibuat dan juga panduan penjelasan manual dari program di setiap modul. Pada halaman ini, menggunakan beberapa fungsi pada interface untuk menampilkan beberapa keterangan ketika dipilih menggunakan listbox.



Gambar 7 Tampilan Modul Help

Hasil Pengujian

Pada tahap ini, akan dilakukan pengujian terhadap system yang telah dibuat. Hasil pengujian akan dilakukan pada modul testing dengan mengambil nilai ciri warna dan tekstur dari 120 citra data training dan kemudian akan dilakukan ekstraksi ciri pada data test dengan mentransformasi haar wavelet untuk mendapatkan nilai 4 subbidang dan juga rata-rata nilai red, green, dan blue berdasarkan satu-persatu citra yang dibuka. Nilai ciri tersebut nantinya akan dibandingkan jaraknya menggunakan metode jarak mahalanobis dengan nilai ciri yang sudah diambil pada modul data training dengan menghitung nilai mean dan covarian matriksnya. Setelah itu, akan didapatkan hasil klasifikasinya. Berikut merupakan hasil pengujian dari data testing citra apel, jeruk, dan pisang.

Tabel 2 Hasil Pengujian Buah Apel Busuk

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	apelbusuk 61.png	Buah busuk	benar
2	apelbusuk 62.png	Buah busuk	benar
3	apelbusuk 63.png	Buah busuk	benar
4	apelbusuk 64.png	Buah busuk	benar
5	apelbusuk 65.png	Buah busuk	benar
6	apelbusuk 66.png	Buah matang	Salah
7	apelbusuk 67.png	Buah busuk	benar
8	apelbusuk 68.png	Buah busuk	benar
9	apelbusuk 69.png	Buah busuk	benar
10	apelbusuk 70.png	Buah busuk	benar
11	apelbusuk 71.png	Buah busuk	benar
12	apelbusuk 72.png	Buah busuk	benar
13	apelbusuk 73.png	Buah busuk	benar
14	apelbusuk 74.png	Buah busuk	benar
15	apelbusuk 75.png	Buah busuk	benar
Total benar			14
Akurasi			93,33%

Tabel 3 Hasil Pengujian Buah Apel Matang

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	apel 61.png	Buah matang	benar
2	apel 62.png	Buah busuk	Salah
3	apel 63.png	Buah busuk	Salah
4	apel 64.png	Buah busuk	Salah
5	apel 65.png	Buah busuk	Salah
6	apel 66.png	Buah matang	benar
7	apel 67.png	Buah matang	benar
8	apel 68.png	Buah busuk	Salah
9	apel 69.png	Buah busuk	Salah
10	apel 70.png	Buah matang	benar
11	apel 71.png	Buah busuk	Salah

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
12	apel 72.png	Buah busuk	Salah
13	apel 73.png	Buah matang	benar
14	apel 74.png	Buah busuk	Salah
15	apel 75.png	Buah busuk	Salah
Total benar			5
Akurasi			33,33%

Tabel 4 Hasil Pengujian Buah Jeruk Busuk

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	jerukbusuk 61.png	Buah busuk	benar
2	jerukbusuk 62.png	Buah busuk	benar
3	jerukbusuk 63.png	Buah busuk	benar
4	jerukbusuk 64.png	Buah busuk	benar
5	jerukbusuk 65.png	Buah busuk	benar
6	jerukbusuk 66.png	Buah busuk	benar
7	jerukbusuk 67.png	Buah busuk	benar
8	jerukbusuk 68.png	Buah matang	Salah
9	jerukbusuk 69.png	Buah matang	Salah
10	jerukbusuk 70.png	Buah busuk	benar
11	jerukbusuk 71.png	Buah busuk	benar
12	jerukbusuk 72.png	Buah busuk	benar
13	jerukbusuk 73.png	Buah busuk	benar
14	jerukbusuk 74.png	Buah busuk	benar
15	jerukbusuk 75.png	Buah busuk	benar
Total benar			13
Akurasi			86,66%

Tabel 5 Hasil Pengujian Buah Jeruk Matang

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	jeruk 61.png	Buah matang	benar
2	jeruk 62.png	Buah matang	benar
3	jeruk 63.png	Buah matang	benar
4	jeruk 64.png	Buah matang	benar
5	jeruk 65.png	Buah matang	benar
6	jeruk 66.png	Buah matang	benar
7	jeruk 67.png	Buah matang	benar
8	jeruk 68.png	Buah matang	benar
9	jeruk 69.png	Buah matang	benar
10	jeruk 70.png	Buah matang	benar
11	jeruk 71.png	Buah busuk	Salah
12	jeruk 72.png	Buah busuk	Salah

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
13	jeruk 73.png	Buah busuk	Salah
14	jeruk 74.png	Buah busuk	Salah
15	jeruk 75.png	Buah matang	benar
Total benar			11
Akurasi			73,33%

Tabel 6 Hasil Pengujian Buah Pisang Busuk

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	pisangbusuk 61.png	Buah busuk	benar
2	pisangbusuk 62.png	Buah matang	Salah
3	pisangbusuk 63.png	Buah matang	Salah
4	pisangbusuk 64.png	Buah busuk	benar
5	pisangbusuk 65.png	Buah matang	Salah
6	pisangbusuk 66.png	Buah busuk	benar
7	pisangbusuk 67.png	Buah busuk	benar
8	pisangbusuk 68.png	Buah busuk	benar
9	pisangbusuk 69.png	Buah matang	Salah
10	pisangbusuk 70.png	Buah busuk	benar
11	pisangbusuk 71.png	Buah busuk	benar
12	pisangbusuk 72.png	Buah busuk	benar
13	pisangbusuk 73.png	Buah busuk	benar
14	pisangbusuk 74.png	Buah busuk	benar
15	pisangbusuk 75.png	Buah busuk	benar
Total benar			11
Akurasi			73,33%

Tabel 7 Hasil Pengujian Buah Pisang Matang

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
1	pisang 61.png	Buah matang	benar
2	pisang 62.png	Buah matang	benar
3	pisang 63.png	Buah matang	benar
4	pisang 64.png	Buah matang	benar
5	pisang 65.png	Buah matang	benar
6	pisang 66.png	Buah matang	benar
7	pisang 67.png	Buah matang	benar
8	pisang 68.png	Buah matang	benar
9	pisang 69.png	Buah matang	benar
10	pisang 70.png	Buah matang	benar
11	pisang 71.png	Buah matang	benar
12	pisang 72.png	Buah matang	benar
13	pisang 73.png	Buah matang	benar

No	Nama file	klasifikasi	Hasil
14	pisang 74.png	Buah busuk	Salah
15	pisang 75.png	Buah matang	benar
Total benar			14
Akurasi			93,33%

Berdasarkan pada hasil pengujian data testing pada tabel diatas, dapat diketahui bahwadata citra buah apel busuk mendapatkan 14 data citra yang hasil klasifikasinya benar dan klasifikasi yang salah hanya 1 citra. Hasil akurasi yang didapatkan dari 15 citra buah apel busuktersebut adalah 93,33%. Data citra buah apel matang mendapatkan 5 data citra saja yang klasifikasinya benar dari 15 citra, sehingga mendapatkan akurasi sebesar 33,33%. Data citra buah jeruk busuk mendapatkan 13 citra yang hasil klasifikasinya benar dan mendapatkan akurasi sebesar 86,66%, sedangkan untuk data citra buah jeruk matang mendapatkan 11 citra yang klasifikasinya benar dengan akurasi sebesar 73,33%. Data citra buah pisang busuk juga mendapatkan 11 citra yang klasifikasinya benar sehingga mendapatkan akurasi sebesar 73,33%, sedangkan data citra buah pisang matang mendapatkan 14 citra yang klasifikasinya benar dengan akurasi sebesar 93,33%.

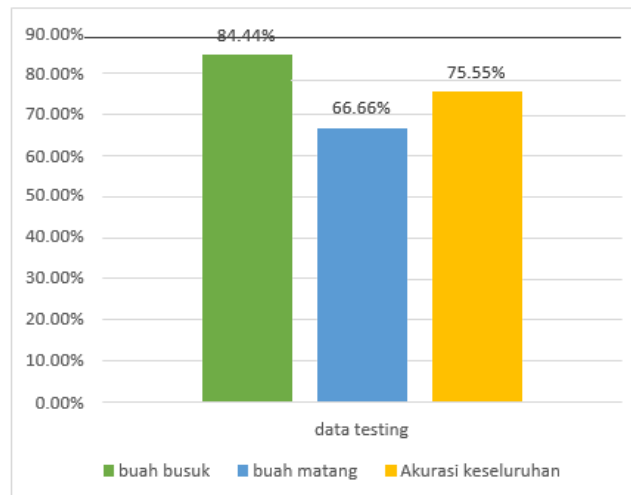
Analisis Hasil Pengujian

Setelah didapatkan hasil pengujian data testing, maka akan dilihat hasil keseluruhan dari data testing untuk melihat buah mana yang memiliki akurasi terendah dan tertinggi dalam klasifikasi mahalanobis. Pada pengujian data testing didapatkan bahwa citra buah apel busuk dan matang dengan jumlah 30 citra mendapatkan akurasi keseluruhan sebesar 63,33%, citra buah jeruk busuk dan matang yang juga berjumlah 30 mendapatkan akurasi keseluruhan sebesar 80%, dan citra buah pisang busuk dan pisang matang berjumlah 30 citra mendapatkan akurasi keseluruhan sebesar 83,33%. Grafik yang digunakan dalam analisis ini adalah grafik batang. Bagan batang, juga dikenal sebagai histogram, digunakan untuk menyoroti berbagai tingkat nilai dan berbagai aspek. Bagan jenis ini merupakan bagan yang paling sederhana, sangat mudah dipahami, dan menampilkan data hanya dalam bentuk batang (Uma, 2023). Berikut merupakan gambaran grafik akurasi dari hasil klasifikasi data testing apel, jeruk, dan pisang.



Gambar 8 Grafik Akurasi Data Testing Apel, Jeruk, dan Pisang

Berdasarkan pada grafik diatas, akan dilihat secara keseluruhan akurasi dari data testing buah busuk dan buah matang yang secara total keseluruhan 90 citra data testing dengan akurasinya sebesar 75,55%. Data citra buah busuk dengan 45 citra mendapatkan akurasi sebesar 84,44% dan data citra buah matang mendapatkan akurasi sebesar 66,66%. Berikut merupakan gambaran grafik keseluruhan akurasi data testing buah busuk dan matang.



Gambar 9 Grafik Akurasi Keseluruhan buah Busuk dan Matang

Dari grafik diatas dapat diketahui bahwa data testing pada buah matang memiliki akurasi yang lebih rendah yaitu sebesar 66,66% dibandingkan buah busuk karena citra buah matang cenderung memiliki latar belakang yang berbeda dan tidak sama dengan citra lainnya sehingga kualitas dari citra tersebut kurang untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang baik. Banyaknya noise-noise pada citra juga mempengaruhi, sehingga dibutuhkan proses pre-prosesing yang lebih baik lagi agar kualitas citra tersebut lebih baik lagi untuk diklasifikasikan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari penelitian untuk klasifikasi buah busuk dan matang berdasarkan data image menggunakan mahalanobis distance, maka dapat disimpulkan bahwa untuk mengklasifikasikan buah busuk dan buah matang, dilakukan proses ekstraksi untuk mendapatkan nilai ciri warna dan teksturnya. Kemudian dihitung jarak kedekatannya antara nilai ciri data training dan nilai ciri data testing, lalu diklasifikasikan menggunakan jarak mahalanobis. Dengan demikian, metode transformasi haar wavelet dan mahalanobis distance dapat diimplementasikan untuk mengklasifikasi citra buah busuk dan matang. Berdasarkan hasil pengujian data testing pada buah apel, jeruk, dan pisang didapatkan bahwa buah apel matang memiliki akurasi yang sangat rendah sekali sebesar 33,33% dari 15 citra data uji. Tingkat keseluruhan akurasi data testing pada buah busuk dan matang mendapatkan akurasi sebesar 75,55% dari 90 citra data uji dengan total klasifikasi yang benar sebanyak 68 citra.

DAFTAR PUSTAKA

- Ananda. (2022, July 28). *Objek Penelitian: Pengertian, Macam, prinsip, Dan Cara Menentukannya*. Gramedia Literasi. Diakses <https://www.gramedia.com/literasi/objek- penelitian/>
- Anastasya, N., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2020). Pengelompokan Musik berdasarkan Emosi menggunakan Metode Transformasi Haar Wavelet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- Andono, P. N., & Sutojo, T. (2017). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.
- Basuki, L. F. (2016). Implementasi metode histogram of oriented gradients dengan optimasi algoritma Frei-Chen untuk deteksi citra manusia. *Universitas Komputer Indonesia, Bandung*.
- Berutu, R. S. (2020). Perancangan Aplikasi Deteksi Citra Mentimun Yang Berkualitas Denganmetode Transformasi Haar Wavelet. *Pelita Informatika: Informasi dan Informatika*, 8(4), 457-460.
- Cahya, F. N., & Pebrianto, R. (2021). Klasifikasi Buah Segar dan Busuk Menggunakan Ekstraksi Fitur Hu-Moment, Haralick dan Histogram. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 6(1).
- Farhan, M. R., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). Ekstraksi Ciri Pada Klasifikasi Tipe Kulit Wajah Menggunakan Metode Haar Wavelet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- Ghorbani, H. (2019). Mahalanobis distance and its application for detecting multivariate outliers. *Facta Univ Ser Math Inform*, 34(3), 583-95.
- Hutagalung, S. N. (2018). Pembelajaran fisika dasar dan elektronika dasar menggunakan aplikasi matlab metode simulink. *Journal Of Science and Social Research*, 1(1), 30-35.
- Kantacarini, T. (2021). *Kinerja Metode Mahalanobis Distance yang Dibentuk dari Dua Ukuran Pusat dan Dua Dispersi Multivariat (Untuk Ukuran Similaritas Klasifikasi Image)* (Doctoral dissertation, Universitas Tarumanagara).
- Maimon, O. Z., & Rokach, L. (2014). *Data mining with decision trees: theory and applications* (Vol. 81). World scientific.
- Prihartono, T. D., Isnanto, R. R., & Santoso, I. (2011). *Identifikasi Iris Mata Menggunakan Alihragam Wavelet Haar* (Doctoral dissertation, Diponegoro University).
- PutraNew, A. (2019, November 1). *Proses data testing Dan Training Pada machine learning*. Medium. Diakses dari <https://medium.com/@anrelputranew/proses-data- testing-dan-training-pada-machine-learning-cdf8fcd93355>
- Uma, B. (2023, January 3). *Pengertian Grafik, Jenis, Tujuan, Dan Fungsinya - Bamai Uma*.
- Biro Administrasi Mutu Akademik dan Informasi Universitas Medan Area - Biro Administrasi Mutu Akademik dan Informasi Terbaik di Sumatera Utara. Diakses dari <https://bamai.uma.ac.id/2022/08/26/pengertian-grafik-jenis-tujuan-dan-fungsinya/>

Widharma, I. G. S. (2017). Perancangan Simulasi Sistem Pendaftaran Kursus Berbasis Web Dengan Metode Sdlc. *Matrix: Jurnal Manajemen Teknologi dan Informatika*, 7(2), 38-41.