



TUGAS AKHIR - SF 184801

**KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH BLEWAH
BERDASARKAN TEKSTUR WARNA KULIT BUAH
MENGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES
CLASSIFIER***

Misbachul Falach Asy'ari
NRP 0111164000063

Dosen Pembimbing :
Muhammad Arief Bustomi, M.Si.

DEPARTEMEN FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2020



TUGAS AKHIR - SF 184801

**KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH BLEWAH
BERDASARKAN TEKSTUR WARNA KULIT BUAH
MENGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES
CLASSIFIER***

**Misbachul Falach Asy'ari
NRP 01111640000063**

**Dosen Pembimbing :
Muhammad Arief Bustomi, M.Si.**

**DEPARTEMEN FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2020**

"Halaman ini sengaja dikosongkan"



FINAL PROJECT - SF 184801

***CLASSIFICATION OF THE RIPENESS OF
CANTALOUPE FRUITS BASED ON FRUIT SKIN
COLOR TEXTURE USING NAIVE BAYES
CLASSIFIER METHOD***

**Misbachul Falach Asy'ari
NRP 01111640000063**

**Advisor :
Muhammad Arief Bustomi, M.Si.**

**DEPARTMENT OF PHYSICS
FACULTY OF SCIENCES AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2020**

"Halaman ini sengaja dikosongkan"

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH BLEWAH BERDASARKAN TEKSTUR WARNA KULIT BUAH MENGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains pada
Bidang Studi Fisika Optoelektronika
Program Studi S1 Departemen Fisika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Misbachul Falach Asy'ari

NRP. 01111640000063

Disetujui oleh Dosen Pembimbing Tugas Akhir

Dosen Pembimbing



Muhammad Arief Bustomi, M.Si.

NIP. 197302151998021001



"Halaman ini sengaja dikosongkan"

KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH BLEWAH BERDASARKAN TEKSTUR WARNA KULIT BUAH MENGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*

Nama Mahasiswa : Misbachul Falach Asy'ari
NRP : 0111164000063
Departemen : Fisika, Fakultas Sains dan Analitika Data,
Insitut Teknologi Sepuluh Nopember
Dosen Pembimbing : Muhammad Arief Bustomi, M.Si.

Abstrak

Penyortiran manual buah blewah secara tradisional dilakukan oleh manusia. Hal tersebut memakan waktu lama dan hasilnya subjektif. Oleh karena itu diperlukan metode klasifikasi kematangan buah blewah berdasarkan tekstur warna kulit buahnya yang hasilnya objektif dan cepat. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dan membandingkan hasil akurasi dari metode tersebut dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ). *Naive Bayes Classifier* merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Penelitian ini menggunakan citra buah blewah mentah dan matang yang masing-masing berjumlah 15 citra. Sebanyak 16 citra dikelompokkan kedalam data latih untuk proses pelatihan dan 14 citra yang lainnya dikelompokkan menjadi data uji untuk proses pengujian. Penelitian ini menggunakan *software* Matlab R2016a. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi pelatihan dan pengujian oleh metode *Naive Bayes Classifier* lebih rendah dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ.

Kata Kunci: Buah blewah, Klasifikasi, *Naive Bayes Classifier*, Tekstur warna

"Halaman ini sengaja dikosongkan"

CLASSIFICATION OF THE RIPENESS OF CANTALOUPE FRUITS BASED ON FRUIT SKIN COLOR TEXTURE USING NAIVE BAYES CLASSIFIER METHOD

Name : Misbachul Falach Asy'ari
NRP : 01111640000063
Department : Physics, Faculty of Sciences and Data Analytics,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Advisor : Muhammad Arief Bustomi, M.Si.

Abstract

Manual sorting of cantaloupe fruit by human results takes a long time and subjective. Therefore we need the method for classification of the ripeness of cantaloupe based on fruit skin color texture that will give the results more objective and fast. The main objective of this research is to classify the ripeness of cantaloupe fruit using the Naive Bayes Classifier method and compare its accuracy results with the Learning Vector Quantization Artificial Neural Network method. The main characteristic of the Naive Bayes Classifier is a very strong assumption (naive) of the independence of each variable based on Bayes Theorem. This research used 15 of each image of raw cantaloupe and mature cantaloupe. A total of 16 images are grouped into training data for the training process and the other 14 images are grouped into test data for the testing process. This research used Matlab R2016a software. The results of this research show that the accuracy of training and testing by the Naive Bayes Classifier method is lower compared to the LVQ Artificial Neural Network method.

Keywords: Cantaloupe fruit, Classification, Color texture, Naive Bayes Classifier

"Halaman ini sengaja dikosongkan"

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan petunjuk dan rahmat-Nya sehingga penulis bisa menyelesaikan laporan penelitian Tugas Akhir yang berjudul **“KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH BLEWAH BERDASARKAN TEKSTUR WARNA KULIT BUAH MENGGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*”**. Penulis menyusun penelitian Tugas Akhir ini untuk memenuhi persyaratan menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) di Departemen Fisika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada beberapa pihak yang telah mendukung penulis dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini. Terima kasih penulis ucapkan kepada:

1. Bapak Muhammad Arief Bustomi, M.Si. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah membagikan ilmunya, pengalamannya, dan bimbingannya selama proses mengerjakan penelitian ini.
2. Ibu Mutmainnah yang telah memberikan kasih sayang serta dukungan kepada penulis selama penulis menempuh pendidikan S1 hingga selesai studinya.
3. Bapak Nur Wachid yang telah memberikan dukungan materil sehingga penulis dapat menempuh studi S1 dengan baik hingga lulus.
4. Rekan-rekan Sirius 2016 yang telah memberikan semangat dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
5. Semua pihak yang belum penulis sebutkan dalam kata pengantar ini.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam laporan ini dikarenakan keterbatasan wawasan dan pengetahuan yang penulis miliki. Oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak agar penulis bisa lebih baik lagi kedepannya. Penulis berharap laporan penelitian Tugas Akhir ini nantinya dapat bermanfaat bagi kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi, dan

bisa menjadi referensi dalam penelitian selanjutnya mengenai pengolahan citra digital.

Surabaya, 23 Juni 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Buah Blewah	5
2.2 Citra Digital.....	6
2.3 Pengolahan Citra	7
2.4 Ekstraksi Fitur Histogram	9
2.5 Klasifikasi dengan Metode <i>Naive Bayes Classifier</i>	11
BAB III METODOLOGI	15
3.1 Objek Penelitian	15
3.2 Prosedur Kerja	15
3.3 Diagram Alir Penelitian	20
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	23
4.1 Analisa Data	23

4.2 Pemrosesan Awal (<i>Pre-processing</i>).....	23
4.3 Ekstraksi Fitur Histogram.....	27
4.4 <i>Naive Bayes Classifier</i>	28
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	35
5.1 Kesimpulan.....	35
5.2 Saran.....	35
DAFTAR PUSTAKA	37
LAMPIRAN	39
BIODATA PENULIS	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Gradasi warna citra <i>greyscale</i> 2 bit	6
Gambar 2.2 Gradasi warna citra <i>greyscale</i> 3 bit	6
Gambar 2.3 Format 8 bit <i>truecolor</i>	7
Gambar 3.1 Diagram alir proses pelatihan menggunakan <i>Naive Bayes Classifier</i>	18
Gambar 3.2 Diagram alir proses pengujian menggunakan <i>Naive Bayes Classifier</i>	20
Gambar 3.3 Diagram alir penelitian	21
Gambar 4.1 (a) Buah blewah mentah dan (b) Buah blewah matang	23
Gambar 4.2 (a) Citra blewah mentah dan (b) Citra blewah mentah sesudah filterisasi	25
Gambar 4.3 (a) Citra blewah matang dan (b) Citra blewah matang sesudah filterisasi	25
Gambar 4.4 (a) Histogram awal citra buah blewah mentah dan (b) Histogram awal citra buah blewah matang	26
Gambar 4.5 (a) Citra buah blewah mentah hasil ekualisasi histogram adaptif dan histogramnya dan (b) Citra buah blewah matang hasil ekualisasi histogram adaptif dan histogramnya	26

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Contoh nilai fitur pada salah satu citra buah blewah mentah	28
Tabel 4.2 Contoh nilai fitur pada salah satu citra buah blewah matang	28
Tabel 4.3 Nilai mean (μ) dan standar deviasi (σ) dari kelima fitur tiap kelas.....	29
Tabel 4.4 Hasil klasifikasi proses pelatihan terhadap data latih..	30
Tabel 4.5 Hasil klasifikasi proses pengujian terhadap data latih..	32

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran I.....	39
Lampiran II.	41
Lampiran III.	43

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Buah blewah merupakan buah yang cukup banyak digemari oleh orang-orang di Indonesia. Tak heran banyak orang Indonesia yang mengkonsumsi buah ini terutama ketika bulan Ramadhan, pasalnya buah ini mengandung banyak serat dan memiliki vitamin A, vitamin C, vitamin B6, zat besi, dll. Mengetahui tingkat kematangan buah blewah penting untuk tujuan yang berbeda seperti prioritas distribusi ke pasar dan penyimpanan berdasarkan tingkat kematangannya (Xiao, Niu, & Zhang, 2015). Secara tradisional, buah blewah diklasifikasikan berdasarkan tingkat kematangan secara warna dan fisiknya dengan penyortiran manual. Namun, penyortiran secara manual pada buah adalah prosedur yang memakan waktu. Hal itu tergantung pada orang yang telah terbiasa dalam menyortir buah blewah. Keahlian penyortir ini bervariasi dari orang ke orang, oleh karena itu hasilnya belum tentu akurat karena subjektivitas tiap orang (Satpute, 2016).

Warna merupakan salah satu karakteristik dalam menentukan tingkat kematangan dan kualitas buah. Sebagai contoh, di pasar, buah segar seperti apel dan buah persik memiliki warna merah gelap yang mewakili buah berkualitas lebih baik daripada yang berwarna merah terang (Li, Cao, & Guo, 2009). Fitur warna telah banyak diterapkan untuk evaluasi tingkat kematangan buah. Dalam hal ini, fitur kedalaman warna *red*, *green*, dan *blue* (RGB) dapat digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan pada buah markisa (Tu et al., 2018). Selain itu, identifikasi ciri berdasarkan fitur warna pada buah blewah pernah dilakukan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk mengklasifikasikan kematangan buah blewah (Bustomi, 2019). Hasil dari klasifikasi tersebut didapatkan akurasi pada proses pelatihan sebesar 75% dan akurasi proses pengujian sebesar 78,6%.

Klasifikasi adalah penyusunan bersistem dalam kelompok

(kelas) menurut kaidah atau standar yang ditetapkan (KBBI). Tujuan dari klasifikasi adalah untuk menemukan model atau fungsi yang membedakan kelas data dengan tujuan untuk memperkirakan suatu kelas dari suatu obyek. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sesuatu berdasarkan kelasnya adalah *Naive Bayes Classifier* (NBC). NBC merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Ciri utama dari *Naive Bayes Classifier* ini adalah asumsi yang sangat kuat (naif) akan independensi dari masing-masing variabel (Mulyanto, 2009). Oleh karena itu, penelitian Tugas Akhir ini menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* untuk mengklasifikasikan kematangan buah blewah berdasarkan tekstur warna kulit buah. Penelitian Tugas Akhir ini diharapkan bisa menghasilkan akurasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya, yang berjudul “Keunggulan Ekstraksi Fitur Ordo Kedua terhadap Ordo Pertama dalam Identifikasi Ciri Berbasis Tekstur Warna” oleh Bustomi.

1.2 Rumusan Masalah

Perumusan masalah yang terdapat pada penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana cara mengklasifikasikan kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.
2. Bagaimana cara membandingkan akurasi hasil klasifikasi kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengklasifikasikan kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.
2. Untuk membandingkan akurasi hasil klasifikasi kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam Tugas Akhir ini antara lain adalah sebagai berikut.

1. Data diambil dari penelitian Bustomi yang berjudul “Keunggulan Ekstraksi Fitur Ordo Kedua terhadap Ordo Pertama dalam Identifikasi Ciri Berbasis Tekstur Warna”.
2. Jenis buah yang digunakan adalah buah blewah (*Cucumis melo* L. Kelompok *Cantalupensis*).
3. Metode yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah metode *Naive Bayes Classifier*.
4. Penelitian ini hanya untuk menguji dan membandingkan hasil akurasi pelatihan dan pengujian oleh metode *Naive Bayes Classifier* dengan metode sebelumnya (Jaringan Syaraf Tiruan LVQ) pada pengklasifikasian kematangan buah blewah.
5. Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB R2016a (9.0.0.341360).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Dapat memberikan pengetahuan mengenai keakuratan metode *Naive Bayes Classifier* dalam mengklasifikasikan kematangan buah blewah.
2. Dapat menjadi referensi tentang perancangan sistem perangkat lunak yang dapat mengklasifikasikan kematangan buah blewah.
3. Dapat menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya, terutama tentang pengolahan citra digital.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika yang digunakan dalam penulisan laporan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

BAB I : Pendahuluan

Bab Pendahuluan ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat,

batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II

: Tinjauan Pustaka

Bab Tinjauan Pustaka berisi teori dan konsep dasar sebagai penunjang “Identifikasi Kematangan Buah Blewah berdasarkan Tekstur Warna Kulit Buah dengan Metode Naive Bayes” yang meliputi Buah Blewah, Citra Digital, Pengolahan Citra, Ekstraksi Fitur Histogram, dan Klasifikasi dengan Metode *Naive Bayes Classifier*.

BAB III

: Metodologi

Bab Metodologi berisi mengenai metode yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini yang meliputi Objek Penelitian, Prosedur Kerja, dan Diagram Alir Penelitian.

BAB IV

: Hasil dan Pembahasan

Bab Hasil dan Pembahasan ini berisi inti dari penulisan laporan Tugas Akhir tentang Pemrosesan Awal Citra, Ekstraksi Fitur Histogram, serta Pelatihan dan Pengujian menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.

BAB V

: Kesimpulan

Bab Kesimpulan ini berisi mengenai kesimpulan umum serta saran untuk penelitian selanjutnya.

LAMPIRAN

: Lampiran berisi beberapa citra buah blewah yang digunakan dalam penelitian ini, hasil ekstraksi fitur histogram, dan *source code* program.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Buah Blewah

Blewah (*Cucumis melo* L. Kelompok *Cantalupensis*) adalah buah asli Indonesia. Buah ini biasanya banyak digunakan sebagai minuman penyegar di Indonesia, terutama ketika bulan Ramadhan. Blewah sejenis dengan melon namun berbeda kelompok budidaya. Buah ini juga berkerabat dekat dengan timun suri.

Pada umumnya, buah blewah berbentuk bulat lonjong dengan kulit berwarna jingga terang dengan bercak kehijauan. Di balik kulit buah yang tipis, di dalamnya terdapat daging buah yang relatif lembut dan bertekstur, serta terdapat rongga yang berisi biji dan serat dibagian dalamnya. Buah blewah mengandung banyak gizi yang bermanfaat untuk tubuh. Dalam 100 gram buah blewah mengandung karbohidrat sebanyak 8,16 gram, gula 7,86 gram, kalium 267 mg, natrium 16 mg, vitamin C 36,7 mg, dll (Sunarjono & Ramayulis, 2012).

Buah blewah ini dapat diklasifikasikan berdasarkan tingkatan atau taksonominya. Berikut ini merupakan klasifikasi dari tanaman buah blewah:

Kingdom	: Plantae
Sub Kingdom	: Tracheobionta
Super Divisi	: Spermatophyta
Divisi	: Magnoliophyta
Kelas	: Magnoliopsida
Sub kelas	: Dilleniidae
Ordo	: Violales
Famili	: Cucurbitaceae
Genus	: Cucumis
Spesies	: <i>Cucumis melo</i> var. <i>Cantalupensis</i> L.

2.2 Citra Digital

Citra atau gambar dapat didefinisikan sebagai sebuah fungsi dua dimensi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah suatu koordinat bidang datar, dan amplitudo f di setiap pasangan koordinat (x,y) disebut intensitas atau level keabuan (*grey level*) dari suatu citra di titik tersebut. Jika x , y , dan f semuanya mempunyai nilai yang berhingga dan nilainya diskrit, maka citranya disebut citra digital. Sebuah citra digital terdiri dari sejumlah elemen yang berhingga, di mana masing-masing mempunyai lokasi dan nilai tertentu. Elemen-elemen ini disebut sebagai *picture element/image element/pels/pixels* (Hermawati, 2013).

Citra Greyscale

Citra *greyscale* merupakan salah satu jenis citra digital yang hanya memiliki satu nilai tertentu pada setiap pikselnya, dengan kata lain nilai RGB-nya sama ($red=green=blue$). Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna hitam, keabuan, dan putih. Tingkatan keabuan (*greyscale level*) yang dimaksud merupakan warna abu dengan berbagai tingkatan dari hitam hingga mendekati putih. Banyaknya warna pada citra *greyscale* tergantung pada jumlah bit yang disediakan di memori untuk menampung kebutuhan warna ini. Citra 2 bit mewakili 4 warna dengan gradasi warna seperti pada Gambar 2.1. Citra 3 bit mewakili 8 warna dengan gradasi warna seperti pada Gambar 2.2 (Putra, 2010).



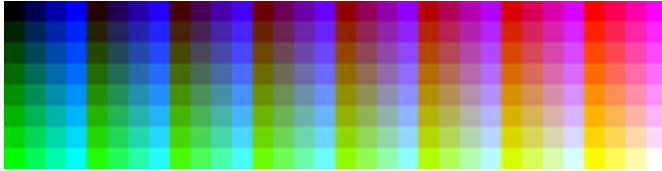
Gambar 2.1 Gradasi warna citra *greyscale* 2 bit



Gambar 2.2 Gradasi warna citra *greyscale* 3 bit

Citra Warna (8 bit)

Setiap piksel pada citra warna (8 bit) mewakili warna yang merupakan kombinasi dari tiga warna dasar (RGB atau *Red Green Blue*). Setiap warna dasar menggunakan penyimpanan 8 bit = 1 *byte*, yang berarti setiap warna mempunyai gradasi sebanyak 8 bit $= 2^8 = 256$ warna. Setiap piksel mempunyai kombinasi warna sebanyak $2^8 \cdot 2^8 \cdot 2^8 = 2^{24} = 16$ juta warna lebih. Ada dua jenis citra warna 8 bit. Pertama, citra warna 8 bit dengan menggunakan palet warna 256 dengan setiap paletnya memiliki pemetaan nilai (*colormap*) RGB tertentu. Model ini lebih sering digunakan. Kedua, setiap piksel memiliki format 8 bit yang dinamakan 8 bit *truecolor*.



Gambar 2.3 Format 8 bit *truecolor*

2.3 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah pemrosesan gambar dua dimensi dengan menggunakan komputer (Putra, 2010). Tujuan pengolahan citra digital adalah, yang pertama, untuk memperbaiki citra yang dilihat dari aspek radiometrik (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra) dan dari aspek geometrik (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik). Kedua, untuk melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung dalam citra. Ketiga, untuk melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data (Hermawati, 2013). Adapun pengolahan citra yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut.

Tapis Median (*Median Filter*)

Tapis median merupakan tapis non-linier yang bekerja dengan cara menghitung nilai dari setiap piksel baru, yaitu nilai piksel pada

pusat koordinat *sliding window* dengan nilai tengah (median) dari piksel di dalam *window*. Nilai tengah dari piksel di dalam *window* tergantung pada ukuran *sliding window*. Untuk ukuran *window* m baris dan n kolom maka banyaknya piksel dalam *window* adalah $(m \times n)$. Akan lebih baik ukuran *window* adalah bilangan ganjil karena piksel pada posisi tengahnya lebih pasti diperoleh, yaitu piksel pada posisi $(m \times n + 1)/2$ (Putra, 2010).

Tapis median sangat efektif untuk menghilangkan derau (*noise*) jenis *salt-and-pepper* dan juga impuls sementara mempertahankan detail citra karena tidak tergantung pada nilai-nilai yang berbeda dengan nilai-nilai yang umum dalam lingkungannya. Cara kerja tapis median dalam *window* tertentu adalah dengan mencari nilai mediannya sebagai berikut:

1. Baca nilai piksel yang akan diproses beserta piksel-piksel tetangganya.
2. Urutkan nilai-nilai piksel dari yang paling kecil hingga yang paling besar.
3. Pilih nilai pada bagian tengah untuk nilai yang baru bagi piksel (x, y) .

0	0	0	0	0		0	1	0
0	1	1	1	0		1	1	1
0	1	1	1	0		1	1	1
0	1	1	1	0		1	1	1
0	1	1	1	0		1	1	1
0	1	9	1	0		1	1	1
0	1	1	1	0		1	1	1
0	0	0	1	0		0	1	1
(a)						(b)		

Gambar 2.4 (a) Citra input, (b) Citra output tapis median 3×3

Gambar 2.4 menunjukkan contoh citra input dan citra output tapis median dengan ukuran *window* 3×3 . Nilai piksel 9 pada citra dianggap derau (memiliki frekuensi tinggi), dengan tapis median derau tersebut hilang pada citra output (Ahmad, 2005).

Ekualisasi Histogram Adaptif

Histogram adalah diagram yang menggambarkan frekuensi setiap nilai intensitas yang muncul diseluruh piksel citra. Nilai yang besar menyatakan bahwa nilai intensitas tersebut sering muncul (Kadir, 2013). Ekualisasi histogram memiliki tujuan untuk menghasilkan histogram citra yang seragam. Teknik ini dapat dilakukan pada keseluruhan citra atau pada beberapa bagian saja. Ide dari teknik ini adalah dengan mengubah pemetaan *grey level* agar sebarannya (kontrasnya) lebih luas yaitu pada kisaran 0-255. Sifat dari ekualisasi histogram adalah sebagai berikut.

- a. *Grey level* yang sering muncul lebih dijarangkan jaraknya dengan level sebelumnya.
- b. *Grey level* yang jarang muncul bisa lebih dirapatkan jaraknya dengan *grey level* sebelumnya.
- c. Histogram baru pasti mencapai nilai maksimal keabuan.

(Hermawati, 2013)

Histogram hasil proses ekualisasi tidak akan seragam atau sama untuk seluruh intensitas. Teknik ini hanya melakukan distribusi ulang terhadap distribusi intensitas dari histogram awal. Jika histogram awal memiliki beberapa puncak dan lembah maka histogram hasil ekualisasi akan tetap memiliki puncak dan lembah. Akan tetapi puncak dan lembah tersebut akan digeser dan akan lebih disebarkan (Putra, 2010).

Pada dasarnya ekualisasi histogram adaptif sama dengan ekualisasi histogram. Namun pada ekualisasi histogram adaptif, citra dibagi menjadi blok-blok (*sub-image*) dengan ukuran $n \times n$, kemudian pada setiap blok dilakukan proses ekualisasi histogram. Ukuran blok (n) dapat bervariasi dan setiap ukuran blok akan memberikan hasil yang berbeda. Setiap blok bisa saling tumpang tindih beberapa piksel dengan blok lainnya (Putra, 2010).

2.4 Ekstraksi Fitur Histogram

Ekstraksi fitur merupakan bagian fundamental dari pengolahan citra. Fitur adalah karakteristik unik dari suatu objek. Fitur dari

suatu citra yang baik sebisa mungkin memiliki karakteristik yang memenuhi persyaratan-persyaratan berikut.

1. Dapat membedakan suatu objek dengan objek yang lainnya.
2. Memperhatikan kompleksitas komputasi yang tinggi tentu akan menjadi beban tersendiri dalam menentukan suatu fitur.
3. Tidak terikat (*independence*) dalam artian bersifat *invariant* terhadap berbagai transformasi (rotasi, penskalaan, pergeseran, dll).
4. Jumlahnya sedikit, karena fitur yang jumlahnya sedikit akan dapat menghemat waktu komputasi dan ruang penyimpanan untuk proses selanjutnya (proses pemanfaatan fitur).

Ekstraksi fitur histogram merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Bila x menyatakan tingkat keabuan pada suatu citra, maka probabilitas $P(x)$ dinyatakan dengan persamaan berikut.

$$P(x) = \frac{\text{Banyaknya titik-titik yang memiliki tingkat keabuan } x}{\text{Total banyaknya titik pada daerah suatu citra}} \quad (2.1)$$

Dengan $x = 0, 1, \dots, L - 1$ (Putra, 2010).

Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama antara beberapa fitur yang digunakan pada penelitian ini, yakni rata-rata (*mean*), standar deviasi, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*.

1. *Mean* (μ) menunjukkan ukuran rata-rata intensitas dari suatu citra. Secara matematis dituliskan dalam persamaan berikut.

$$\mu = \sum_{x=0}^{L-1} x P(x) \dots \dots \dots (2.2)$$

2. Standar deviasi (σ) menunjukkan ukuran rata-rata kontras dari suatu citra. Secara matematis dituliskan sebagai berikut.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{x=0}^{L-1} (x - \mu)^2 P(x) \dots \dots \dots} \quad (2.3)$$

Dalam hal ini, σ^2 dinamakan *varians*. Fitur ini memberikan

ukuran kekontrasan.

3. Fitur *skewness* merupakan ukuran ketidaksimetrisan terhadap rata-rata intensitas. Fitur ini menunjukkan ukuran kecondongan histogram citra. Ukuran ini 0 untuk histogram yang simetris, positif untuk histogram yang condong ke kanan (terhadap *mean*) dan negatif untuk histogram yang condong ke kiri. Secara matematis ditunjukkan sebagai berikut.

$$skewness = \sum_{x=0}^{L-1} (x - \mu)^3 P(x) \dots \dots \dots (2.4)$$

4. Fitur *kurtosis* menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra. Secara matematis dituliskan sebagai berikut.

$$kurtosis = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{x=0}^{L-1} (x - \mu)^4 P(x) \dots \dots \dots (2.5)$$

5. *Entropy* menunjukkan ukuran keacakan histogram dari suatu citra. Semakin tinggi tinggi nilai *entropy*, maka semakin kompleks citra tersebut. *Entropy* juga merepresentasikan jumlah informasi yang terkandung dalam sebaran data. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut.

$$entropy = \sum_{x=0}^{L-1} P(x) \log_2 (P(x)) \dots \dots \dots (2.6)$$

(Kadir, 2013)

2.5 Klasifikasi dengan Metode *Naive Bayes Classifier*

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek. Klasifikasi merupakan proses awal dari pengelompokan data. Beberapa teknik klasifikasi yang digunakan adalah *Decision tree classifier*, *Rule-based classifier*, Jaringan syaraf tiruan, *Support vector machine*, dan *Naive Bayes Classifier*. Setiap teknik menggunakan algoritma pembelajaran masin-masing untuk mengidentifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data input (Agus Mulyanto, 2009 dalam Natalius, 2011).

Teorema Bayes

Teorema Bayes dikemukakan oleh seorang pendeta Inggris bernama Thomas Bayes pada tahun 1763. Teorema Bayes digunakan untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan pengaruh yang didapat dari hasil observasi. Teorema Bayes menerangkan hubungan antara probabilitas terjadinya peristiwa A dengan syarat peristiwa B telah terjadi dan probabilitas terjadinya peristiwa B dengan syarat peristiwa A telah terjadi. Teorema ini didasarkan pada prinsip bahwa tambahan informasi dapat memperbaiki probabilitas (Putra, 2010).

Ide dasar aturan Bayes adalah hasil dari hipotesis atau peristiwa (Y) dapat diperkirakan berdasarkan pada beberapa bukti kejadian (*evidence*) (X) yang diamati. Secara matematis, Teorema Bayes dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y) \times P(Y)}{P(X)} \dots \dots \dots (2.7)$$

$P(Y|X)$ adalah probabilitas posterior bersyarat suatu peristiwa Y terjadi jika diberikan bukti kejadian X terjadi. $P(X|Y)$ adalah probabilitas sebuah kejadian X terjadi yang akan mempengaruhi peristiwa Y. $P(Y)$ adalah probabilitas awal (*prior probability*) peristiwa Y terjadi tanpa memandang *evidence* atau bukti peristiwa apapun. $P(X)$ adalah probabilitas awal (*prior probability*) peristiwa X terjadi tanpa memandang *evidence* atau peristiwa yang lainnya (Misigo, 2016).

Naive Bayes Classifier (NBC)

Teorema Bayes merupakan metode yang sangat bagus untuk melakukan klasifikasi pola. NBC merupakan teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan Teorema Bayes. Teorema Bayes memiliki asumsi independensi (ketidaktergantungan) yang kuat (*naive*). Independensi yang kuat pada fitur adalah bahwa sebuah fitur pada sebuah data tidak

memiliki keterkaitan dengan ada atau tidak adanya fitur yang lain dalam data yang sama. Korelasi hipotesis/peristiwa dan *evidence* Bayes dengan klasifikasi adalah bahwa hipotesis merupakan label kelas yang menjadi target pemetaan dalam klasifikasi, sedangkan *evidence* merupakan fitur-fitur yang menjadi masukan dalam model klasifikasi.

Jika X adalah vektor masukan yang berisi fitur-fitur, dan Y adalah label kelas, maka probabilitas *Naive Bayes Classifier* $P(Y|X)$ adalah probabilitas label kelas Y yang didapatkan setelah fitur-fitur X diamati, disebut juga probabilitas akhir (*posterior probability*) untuk Y . Sedangkan $P(Y)$ disebut probabilitas awal (*prior probability*) Y . Pembelajaran probabilitas *Naive Bayes Classifier* $P(Y|X)$ pada model untuk setiap kombinasi X dan Y berdasarkan informasi yang didapat dari data latih. Probabilitas *Naive Bayes Classifier* dapat dituliskan melalui persamaan berikut.

$$P(Y|X) = \frac{P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i|Y)}{P(X)} \dots\dots\dots(2.8)$$

Dimana $P(Y)$ adalah probabilitas awal kelas Y , $\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ adalah probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X . Probabilitas independen $\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ merupakan pengaruh semua fitur dari data terhadap setiap sebuah kelas Y , dapat dinotasikan sebagai:

$$P(X|Y = y) = \prod_{i=1}^q P(X_i|Y = y) \dots\dots\dots(2.9)$$

Dimana setiap set fitur $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_q\}$ yang terdiri dari q -atribut (q -dimensi) (Kubat, 2017).

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB III

METODOLOGI

3.1 Objek Penelitian

Objek yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah data berupa citra buah blewah sejumlah 30 buah. Citra buah blewah terdiri dari citra buah blewah yang mentah sejumlah 15 buah dan citra buah blewah yang sudah matang sejumlah 15 buah. Pengolahan citra dilakukan dengan bantuan perangkat lunak MATLAB R2016a (9.0.0.341360).

3.2 Prosedur Kerja

Dalam penelitian tugas akhir ini terdapat beberapa persiapan yang dilakukan, diantaranya adalah persiapan data penelitian. Data penelitian berupa citra buah blewah dibagi menjadi 2 kelas, yaitu kelas 1 yang merupakan citra buah blewah mentah sejumlah 15 buah dan kelas 2 yang merupakan citra buah blewah matang sejumlah 15 buah. Masing-masing dari kelas tersebut dibagi lagi menjadi 8 citra sebagai data latih dan 7 citra sebagai data uji.

Pemrosesan Awal (*Pre-processing*)

Dari data citra buah blewah yang ada, pertama-tama yang harus dilakukan adalah tahapan pemrosesan awal terhadap kelompok data latih dan data uji tersebut. Pemrosesan awal citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas dari citra tersebut dan menonjolkan informasi yang terkandung di dalam citra sehingga dapat mempermudah proses yang akan dilakukan selanjutnya. Tahapan-tahapan pemrosesan awal citra adalah sebagai berikut.

1. Konversi citra RGB ke *greyscale*

Pada tahap ini, semua citra berwarna RGB yang ada diolah terlebih dahulu untuk disamakan ukurannya dan diubah kedalam bentuk *greyscale*.

2. Tapis Median (*Median Filter*)

Tahap kedua adalah adalah tapis median. Tapis median

merupakan tipe *filter* spasial non-linier. Metode ini tidak membutuhkan nilai konvolusi, namun mengambil nilai titik tengah (*median*) dari citra setelah nilai pikselnya diurutkan dengan menggunakan ukuran tertentu. Tapis median yang digunakan pada penelitian ini mempunyai blok berdimensi 9×9 . Proses pem-*filter*-an dengan metode ini digunakan untuk mengurangi derau (*noise*) yang ada pada citra.

3. Ekualisasi Histogram Adaptif (*Adaptive Histogram Equalization*)

Ekualisasi histogram merupakan metode untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara mengubah nilai sebaran tingkat keabuan citra. Pada tahapan ini citra dibagi menjadi beberapa bagian dan tiap bagian citra dilakukan ekualisasi histogram. Tahapan ini memiliki tujuan untuk menghasilkan histogram citra yang seragam.

Ekstraksi Fitur Histogram

Setelah dilakukan pemrosesan awal citra, berikutnya citra diproses melalui proses ekstraksi fitur. Proses ini bertujuan untuk memunculkan ciri pada citra dan memunculkan informasi-informasi penting dari citra buah blewah. Citra yang telah melalui proses ekualisasi histogram adaptif kemudian diekstrak nilai-nilai fitur histogramnya. Fitur histogram yang digunakan pada penelitian ini adalah *mean*, standar deviasi, *kurtosis*, *skewness*, dan *entropy*.

Proses Klasifikasi

Hasil dari ekstraksi fitur diklasifikasikan berdasarkan kemiripan dengan kelas yang sebenarnya. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Naive Bayes Classifier* (NBC). Klasifikasi dengan metode NBC dilakukan baik pada data latih (proses pelatihan) maupun pada data uji (proses pengujian).

1. Proses pelatihan menggunakan *Naive Bayes Classifier*

Pada proses ini dilakukan pelatihan terhadap data latih dengan

menghitung nilai *mean* dan standar deviasi dari masing-masing fitur tiap kelas. Untuk menghitung *mean* (μ) digunakan persamaan berikut.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \dots \dots \dots (3.1)$$

Dengan n adalah banyaknya data dan x_i adalah citra ke- i pada masing-masing fitur dan masing-masing kelas. Sedangkan untuk menghitung standar deviasi (σ) digunakan persamaan berikut.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \dots \dots \dots (3.2)$$

Proses pelatihan dilanjutkan dengan mencari probabilitas masing-masing citra pada fitur X terhadap kelas $Y=y$ menggunakan distribusi Gaussian yang dinyatakan oleh persamaan berikut.

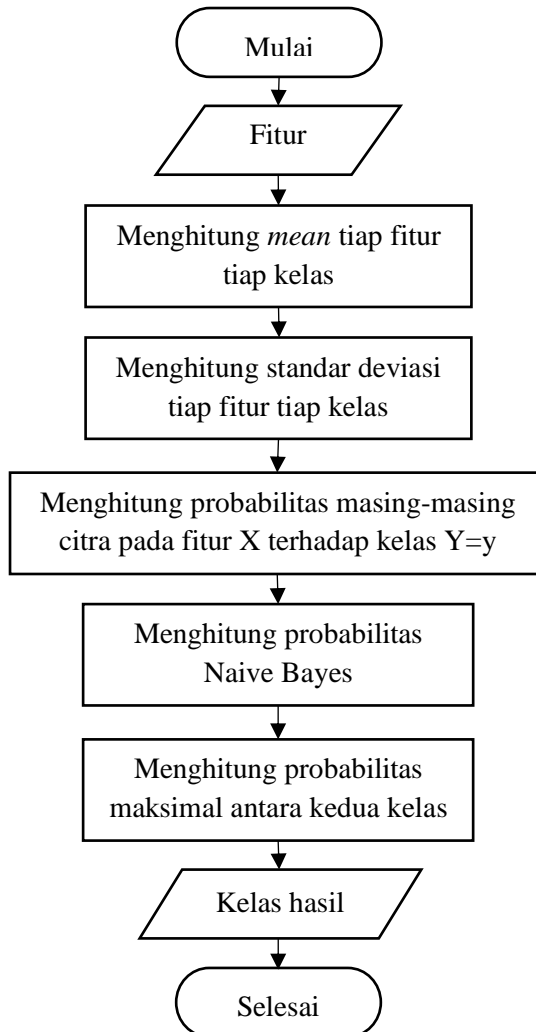
$$P(X_i|Y = y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \dots \dots \dots (3.3)$$

Setelah didapatkan probabilitas independen $P(X_i|Y = y)$, proses selanjutnya adalah mendapatkan probabilitas *posterior* atau probabilitas akhir Naive Bayes. Probabilitas Naive Bayes dihitung menggunakan Persamaan 2.8.

Proses selanjutnya adalah membandingkan probabilitas Naive Bayes untuk kelas $y = 1$ dan $y = 2$. Nilai terbesar yang diambil untuk dijadikan kelas hasil. Kelas hasil merupakan *output* hasil klasifikasi. Kelas hasil yang sesuai dengan kelas aslinya merupakan data latih yang benar, sedangkan kelas hasil yang tidak sesuai dengan kelas aslinya merupakan data latih yang salah.

Tahapan selanjutnya merupakan analisa kinerja program. Kinerja program dari proses pelatihan dapat diukur menggunakan nilai akurasi. Dimana nilai akurasi merupakan tingkat keakuratan program dalam mengenali *input* yang diberikan sehingga dapat menghasilkan *output* yang benar. Akurasi proses pelatihan dapat dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$\text{akurasi pelatihan} = \frac{\text{jumlah data latih yang benar}}{\text{jumlah data latih keseluruhan}} \times 100\% \quad (3.4)$$



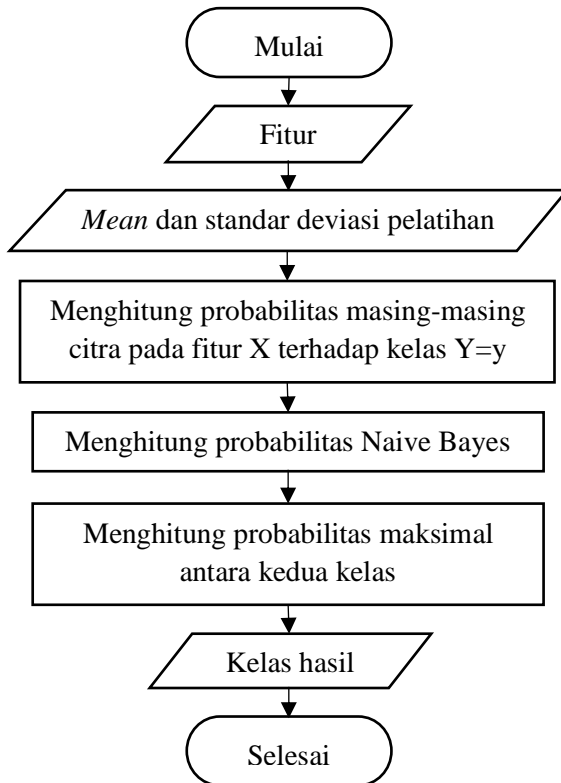
Gambar 3.1 Diagram alir proses pelatihan menggunakan *Naive Bayes Classifier*

2. Proses pengujian menggunakan *Naive Bayes Classifier*

Proses pengujian dilakukan terhadap data uji berdasarkan nilai *mean* (μ) dan standar deviasi (σ) dari data latih. Probabilitas masing-masing citra pada fitur X terhadap kelas $Y=y$ atau $P(X_i|Y = y)$ dicari menggunakan probabilitas distribusi Gaussian seperti pada Persamaan 3.3. Kemudian proses selanjutnya adalah mendapatkan probabilitas *posterior* atau probabilitas akhir Naive Bayes menggunakan Persamaan 2.8. Proses selanjutnya adalah membandingkan probabilitas Naive Bayes untuk kelas $y = 1$ dan $y = 2$. Nilai terbesar yang akan diklasifikasikan menjadi kelas hasil.

Untuk mengetahui tingkat akurasi sistem dari proses pengujian, perlu dilakukan analisa kinerja program. Kinerja program dapat diuji menggunakan nilai akurasi. Akurasi proses pengujian dinyatakan dalam persamaan berikut.

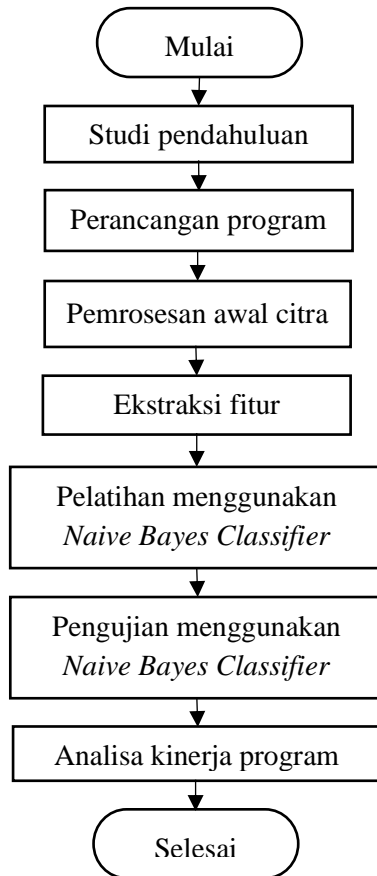
$$\text{akurasi pengujian} = \frac{\text{jumlah data uji yang benar}}{\text{jumlah data uji keseluruhan}} \times 100\% \text{ ..(3.5)}$$



Gambar 3.2 Diagram alir proses pengujian menggunakan *Naive Bayes Classifier*

3.3 Diagram Alir Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian tugas akhir ini dapat digambarkan dalam diagram alir berikut.



Gambar 3.3 Diagram alir penelitian

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisa Data

Data yang digunakan pada penelitian Tugas Akhir ini adalah citra buah blewah dalam format .jpg dengan ukuran 512x512 piksel. Terdapat 30 citra buah blewah yang terbagi menjadi 15 citra buah blewah mentah dan 15 citra buah blewah matang. Gambar 4.1 memperlihatkan contoh buah blewah yang (a) mentah dan (b) matang.



(a)



(b)

Gambar 4.1 (a) Buah blewah mentah dan (b) Buah blewah matang

Pengolahan citra digital untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah blewah terbagi menjadi beberapa tahapan, yaitu tahap pemrosesan awal, tahap ekstraksi fitur histogram, dan tahap *Naive Bayes Classifier*.

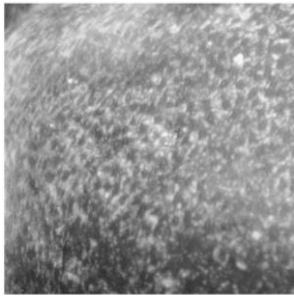
4.2 Pemrosesan Awal (*Pre-processing*)

Tahap awal dalam pengolahan citra dimulai dari membagi citra menjadi 2 kelompok. Kelompok pertama merupakan data latih yang digunakan sebagai data acuan model klasifikasi. Data latih terdiri dari 16 citra buah blewah yang terbagi menjadi 8 citra buah blewah mentah (kelas 1) dan 8 citra buah blewah matang (kelas 2) yang kesemuanya dipilih secara acak. Kelompok kedua merupakan data uji yang digunakan sebagai validasi hasil uji model klasifikasi.

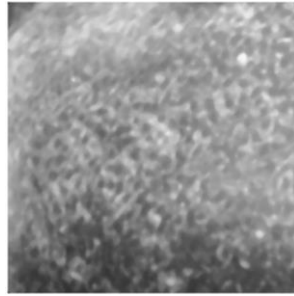
Data uji terdiri dari 14 citra buah blewah yang tidak termasuk kedalam data latih. Data uji terbagi menjadi 7 citra buah blewah mentah (kelas 1) dan 7 citra buah blewah matang (kelas 2). Kemudian kedua kelompok data tersebut dilakukan tahap pemrosesan awal (*pre-processing*).

Tahap pemrosesan awal bertujuan untuk memperbaiki kualitas suatu citra dan mengambil ciri atau karakteristik citra sebelum dilakukan ke tahapan selanjutnya. Pada tahapan pemrosesan awal ini, terdapat beberapa proses sebelum citra diekstraksi nilai ciri atau fiturnya. Proses yang pertama adalah konversi citra RGB ke *greyscale*. Konversi citra RGB ke citra *greyscale* bertujuan untuk menyederhanakan pemrosesan terhadap objek gambar. Proses konversi dilakukan dengan mendapatkan nilai rata-rata dari nilai *red*, *green*, dan *blue*. Proses konversi ini menghasilkan nilai pada skala keabuan dari 0 sampai 255. Hasil konversi ini akan digunakan dalam proses selanjutnya.

Proses yang kedua adalah filterisasi citra menggunakan *median filter*. Proses ini dilakukan dengan tujuan untuk mengurangi derau (*noise*) pada citra. Derau pada citra bisa berasal dari proses pengambilan citra. Proses filterisasi menggunakan *median filter* dilakukan dengan menggunakan *filter* blok berdimensi 9x9. Penggunaan *filter* blok yang semakin lebar memungkinkan untuk menghilangkan derau lebih bagus. Hal ini disebabkan oleh semakin besarnya dimensi *filter* blok yang digunakan, maka derau semakin berkurang karena jumlah piksel tetangga yang dilingkupi dalam proses perhitungan komputasi semakin banyak. Berikut ini merupakan hasil citra sebelum dan sesudah dilakukan filterisasi.

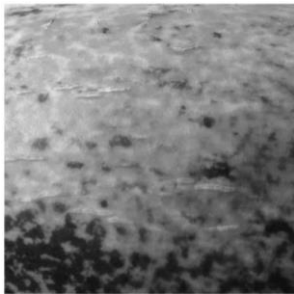


(a)

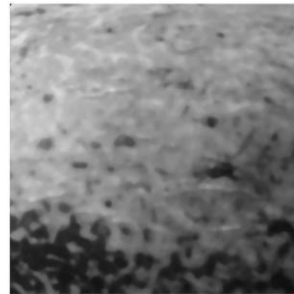


(b)

Gambar 4.2 (a) Citra blewah mentah dan (b) Citra blewah mentah sesudah filterisasi



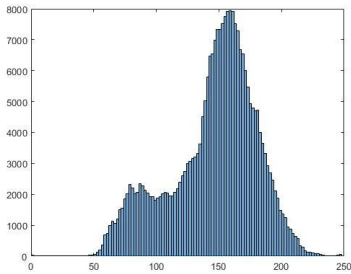
(a)



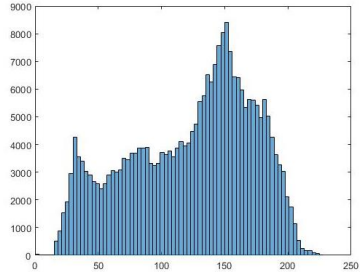
(b)

Gambar 4.3 (a) Citra blewah matang dan (b) Citra blewah matang sesudah filterisasi

Citra hasil filterisasi pada Gambar 4.2 dan Gambar 4.3 terlihat berkurang kontrasnya. Hal itu dapat mengurangi kualitas hasil klasifikasi nantinya. Sehingga perlu dilakukan perbaikan pada citra sebelum dilakukan proses selanjutnya. Citra hasil filterisasi dapat ditajamkan kontrasnya menggunakan proses ekualisasi histogram adaptif. Ekualisasi histogram adaptif (*adaptive histogram equalization*) merupakan proses yang digunakan untuk menyeragamkan histogram (tingkat keabuan) citra. Cara kerja teknik ini adalah dengan cara meratakan tingkat keabuan histogram citra sehingga hasilnya citra memiliki kontras yang lebih baik.

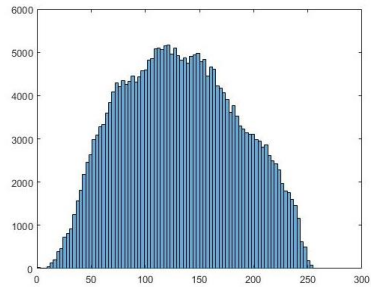
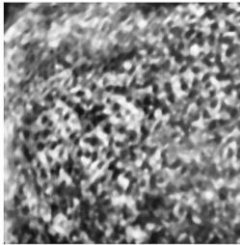


(a)

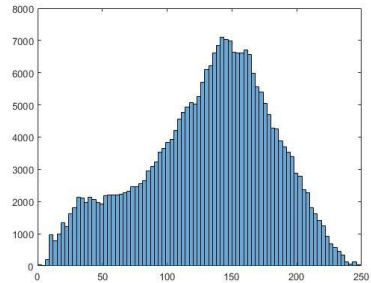
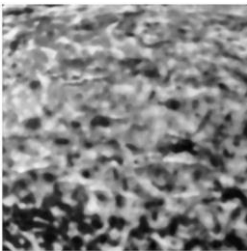


(b)

Gambar 4.4 (a) Histogram awal citra buah blewah mentah dan
(b) Histogram awal citra buah blewah matang



(a)



(b)

Gambar 4.5 (a) Citra buah blewah mentah hasil ekualisasi histogram adaptif dan histogramnya dan (b) Citra buah blewah matang hasil ekualisasi histogram adaptif dan histogramnya

Berdasarkan Gambar 4.4 yaitu histogram citra sebelum melalui proses ekualisasi histogram adaptif, nilai keabuan masih belum merata. Setelah melalui proses ekualisasi histogram adaptif, citra dapat terlihat lebih jelas berkat kekontrasannya, serta nilai keabuannya cenderung lebih merata dan menyebar. Teknik ekualisasi histogram adaptif ini dapat membatasi kontras citra, terutama pada bagian yang homogen agar terhindar dari peningkatan derau pada citra. Oleh karena itu, teknik ekualisasi histogram adaptif ini dapat digunakan untuk memperbaiki kontras citra tanpa mengurangi kualitas citra itu sendiri.

4.3 Ekstraksi Fitur Histogram

Setelah melalui tahap pemrosesan awal, citra memiliki masing-masing histogram yang memiliki karakteristiknya masing-masing. Karakteristik-karakteristik tersebut bisa disebut sebagai fitur histogram. Proses selanjutnya adalah mengekstrak fitur histogram masing-masing citra. Tujuan dari mengekstrak fitur histogram ini adalah untuk mendapatkan nilai-nilai yang khas pada masing-masing citra dan menjadikannya pembeda antar masing-masing citra. Selain itu hasil dari ekstraksi fitur histogram ini nantinya akan digunakan sebagai parameter masukan (*input*) dalam proses klasifikasi.

Pada penelitian ini, fitur histogram yang digunakan ada 5 jenis, yaitu nilai rata-rata (*mean*), standar deviasi, *entropy*, *skewness*, dan *kurtosis*. Kelima fitur tersebut merupakan fitur yang dihitung secara statistik untuk menghitung distribusi derajat keabuan atau *grey level* pada histogram citra. Setelah dilakukan perhitungan menggunakan MATLAB, didapatkan nilai fitur yang nantinya akan digunakan sebagai parameter *input* dalam proses pengklasifikasian selanjutnya. Berikut ini merupakan contoh nilai dari salah satu citra buah blewah mentah dan matang (hasil lebih lengkap lihat di lampiran).

Tabel 4.1 Contoh nilai fitur pada salah satu citra buah blewah mentah

Fitur	Nilai
Mean	117.0116
Standar Deviasi	47.3232
Entropy	7.5574
Skewness	-0.2003
Kurtosis	3.3530

Tabel 4.2 Contoh nilai fitur pada salah satu citra buah blewah matang

Fitur	Nilai
Mean	130.5155
Standar Deviasi	49.9788
Entropy	7.6052
Skewness	0.1222
Kurtosis	2.7566

4.4 *Naive Bayes Classifier*

Setelah citra buah blewah telah diekstrak nilai fiturnya, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan *Naive Bayes Classifier*. Metode *Naive Bayes Classifier* merupakan metode statistik yang menggunakan teori probabilitas dan Teorema Bayes. Proses klasifikasi dibagi menjadi proses pelatihan dan proses pengujian.

Pelatihan Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*

Proses pelatihan menggunakan kelompok data latih. Data latih terdiri dari 8 citra buah blewah mentah (kelas 1) dan 8 citra buah blewah matang (kelas 2). Nilai fitur yang telah didapatkan untuk masing-masing citra pada data latih dihitung nilai rata-ratanya

(*mean*) untuk kelima fitur tiap kelas menggunakan Persamaan 3.1. Selain itu dihitung juga standar deviasi untuk kelima fitur tiap kelas menggunakan Persamaan 3.2. Berikut ini merupakan tabel *mean* (μ) dan standar deviasi (σ) dari kelima fitur tiap kelas.

Tabel 4.3 Nilai *mean* (μ) dan standar deviasi (σ) dari kelima fitur tiap kelas

Kelas	Fitur	μ	σ
1	Mean	132.2219	9.8965
	Standar Deviasi	41.7873	9.2725
	Entropy	7.3535	0.3195
	Skewness	-0.2082	1.0761
	Kurtosis	6.7725	5.9938
2	Mean	135.1843	8.5358
	Standar Deviasi	42.8205	12.8668
	Entropy	7.3530	0.4194
	Skewness	0.0065	0.2858
	Kurtosis	5.5125	5.2855

Nilai mean dan standar deviasi tersebut digunakan sebagai parameter masukan (*input*) yang digunakan untuk mencari probabilitas masing-masing citra pada suatu fitur X terhadap kelas $Y=1,2$ $P(X_i|Y = 1,2)$ menggunakan distribusi Gaussian sesuai dengan Persamaan 3.3. Setelah probabilitas ini dihitung untuk masing-masing citra pada kelima fitur tiap kelas, selanjutnya adalah menghitung probabilitas akhir Naive Bayes $P(Y|X)$ menggunakan Persamaan 2.8. Dimana probabilitas awal $P(Y)=0,5$ karena jumlah datanya sama antara kedua kelas.

Hasil klasifikasi didapatkan setelah probabilitas akhir Naive Bayes $P(Y = 1|X)$ dibandingkan dengan hasil $P(Y = 2|X)$. Dengan kata lain, nilai probabilitas akhir Naive Bayes yang didapatkan pada kedua kelas dibandingkan. Nilai terbesar dari

kedua kelas pada masing-masing citralah yang dijadikan sebagai kelas hasil citra tersebut. Berikut ini merupakan hasil klasifikasi proses pelatihan terhadap data latih.

Tabel 4.4 Hasil klasifikasi proses pelatihan terhadap data latih

Citra ke	Keterangan	Kelas	Hasil
1	Mentah	1	1
2	Matang	2	2
3	Mentah	1	2
4	Matang	2	2
5	Mentah	1	1
6	Matang	2	2
7	Mentah	1	2
8	Matang	2	2
9	Mentah	1	2
10	Matang	2	2
11	Mentah	1	1
12	Matang	2	2
13	Mentah	1	2
14	Matang	2	2
15	Mentah	1	2
16	Matang	2	2
Jumlah data latih			16
Jumlah data latih yang benar			11
Jumlah data latih yang salah			5

Hasil dari proses pelatihan dapat dinyatakan dalam prosentase tingkat keakuratan sistem atau performansi. Tingkat keakuratan sistem ini digunakan untuk melihat seberapa bagus metode *Naive Bayes Classifier* dalam mengenali kelas data. Berdasarkan hasil

pada Tabel 4.4, dapat dihitung akurasi proses pelatihan menggunakan Persamaan 3.4. Hasilnya adalah sebagai berikut.

$$\text{akurasi pelatihan} = \frac{11}{16} \times 100\% = 68,75\%$$

Terlihat bahwa akurasi yang didapatkan pada proses pelatihan menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* ternyata lebih rendah dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ yang memiliki akurasi sebesar 75% (Bustomi, 2019). Tetapi terdapat penelitian dengan metode yang sama, yaitu *Naive Bayes Classifier*, yang digunakan untuk mengklasifikasikan buah apel mendapatkan akurasi sebesar 91% (Misigo, 2016). Terdapat penelitian yang lain dengan metode *Naive Bayes Classifier* untuk mengklasifikasikan buah belimbing, didapatkan akurasi proses pelatihan sebesar 71,11% (Manik & Saragih, 2017).

Pengujian Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*

Proses pengujian menggunakan kelompok data uji. Data uji terdiri dari 14 citra buah blewah yang terbagi menjadi 7 citra buah blewah mentah (kelas 1) dan 7 citra buah blewah matang (kelas 2). Proses pengujian bergantung pada *mean* (μ) dan standar deviasi (σ) data latih (Tabel 4.3). Pengujian dilakukan dengan cara menghitung probabilitas masing-masing citra data uji pada fitur X terhadap kelas $Y=1,2$ atau $P(X_i|Y = 1,2)$ yang dicari menggunakan probabilitas distribusi Gaussian menggunakan Persamaan 3.3.

Naive Bayes Classifier merupakan penerapan Teorema Bayes yang memiliki asumsi ketidaktergantungan yang kuat. Pada penelitian ini, asumsi yang dimaksud adalah antara fitur satu dengan yang lain tidak saling ketergantungan (independen). Setelah probabilitas untuk masing-masing citra pada kelima fitur tiap kelas dihitung, tahap selanjutnya sama seperti proses pelatihan,

yaitu menghitung probabilitas akhir Naive Bayes $P(Y|X)$ menggunakan Persamaan 2.8.

Klasifikasi Naive Bayes dilakukan dengan cara membandingkan antara probabilitas akhir Naive Bayes (*posterior probability*) untuk kelas 1 $P(Y = 1|X)$ dengan probabilitas akhir Naive Bayes (*posterior probability*) untuk kelas 2 $P(Y = 2|X)$. Nilai terbesar dari kedua kelas pada masing-masing citralah yang dijadikan sebagai kelas hasil pengujian citra tersebut. Hasil klasifikasi proses pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil klasifikasi proses pengujian terhadap data uji

Citra ke	Keterangan	Kelas	Hasil
1	Mentah	1	2
2	Matang	2	1
3	Mentah	1	1
4	Matang	2	2
5	Mentah	1	2
6	Matang	2	2
7	Mentah	1	1
8	Matang	2	2
9	Mentah	1	2
10	Matang	2	2
11	Mentah	1	2
12	Matang	2	2
13	Mentah	1	2
14	Matang	2	2
Jumlah data uji			14
Jumlah data uji yang benar			8
Jumlah data uji yang salah			6

Berdasarkan Tabel 4.5, akurasi proses pengujian *Naive Bayes Classifier* dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.5 sebagai berikut.

$$\text{akurasi pengujian} = \frac{8}{14} \times 100\% = 57,14\%$$

Sistem lebih banyak mendeteksi citra buah blewah yang mentah dan lebih sedikit mendeteksi citra buah blewah matang. Hal ini disebabkan karena *posterior probability* lebih tinggi pada kelas 1 (buah blewah mentah) dibandingkan dengan kelas 2 (buah blewah matang). Selain itu, banyaknya jumlah data latih juga mempengaruhi performansi pengujian. Hal itu bisa terjadi karena data latih digunakan sebagai acuan dalam membuat model klasifikasi.

Penelitian Tugas Akhir ini menggunakan data berupa citra buah blewah yang sama pada penelitian Bustomi, namun menggunakan metode yang berbeda (Bustomi, 2019). Hasil klasifikasi metode *Naive Bayes Classifier* hanya menghasilkan akurasi pengujian sebesar 57,14%. Akurasi pengujian tersebut lebih kecil jika dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ yang memiliki akurasi pengujian sebesar 78,6%. Hasil yang berbeda didapatkan karena metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ memiliki parameter yang bisa diatur nilainya, misalkan iterasi (*epoch*), *learning rate* (α), dan *error* minimal. Sedangkan metode *Naive Bayes Classifier* hanya mengandalkan parameter masukan yang sifatnya mutlak dan tidak bisa diubah-ubah nilainya. Tetapi metode *Naive Bayes Classifier* memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ, diantaranya adalah tidak memerlukan inisialisasi parameter masukan dan waktu *running* program yang lebih cepat.

Walaupun hasil akurasi yang didapatkan pada penelitian ini, baik akurasi pelatihan maupun akurasi pengujian, lebih rendah dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ, tetapi

terdapat penelitian lain yang menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dengan berbagai objek penelitian memiliki hasil akurasi yang lebih baik. Misalnya penelitian mengenai klasifikasi apel menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* memiliki akurasi pengujian rata-rata 91%. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut cukup banyak, terdapat 3 varietas buah apel yang diklasifikasikan dengan masing-masing varietas apel berjumlah 50 citra (Misigo, 2016). Selain itu terdapat penelitian lain tentang klasifikasi tingkat kemanisan buah belimbing menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dapat menghasilkan akurasi pengujian sebesar 80%. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut berjumlah total 120 citra dari 3 macam tingkat kemanisan, dengan masing-masing tingkat kemanisan berjumlah 40 citra (Manik & Saragih, 2017). Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *Naive Bayes Classifier* juga bisa menghasilkan akurasi yang cukup baik jika datanya cukup banyak.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Beberapa hal yang dapat disimpulkan pada penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Setelah dilakukan analisa kinerja metode *Naive Bayes Classifier*, didapatkan hasil bahwa metode ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kematangan buah blewah kedalam buah blewah mentah dan buah blewah matang dengan akurasi pelatihan dan pengujian berturut-turut sebesar 68,75% dan 57,14%.
2. Setelah dilakukan komparasi hasil dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*, didapatkan hasil akurasi klasifikasi kematangan buah blewah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* menghasilkan hasil yang lebih rendah jika dibandingkan dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*, baik akurasi pelatihan maupun akurasi pengujian.

5.2 Saran

Agar didapatkan hasil yang lebih baik, sebaiknya perlu dilakukan beberapa hal berikut ini.

1. Jumlah citra untuk masing-masing kelas buah blewah diperbanyak agar metode *Naive Bayes Classifier* mampu memberikan kinerja yang lebih baik.
2. Bisa ditambahkan ekstraksi ciri yang lain, bukan hanya ekstraksi fitur histogram saja.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR PUSTAKA

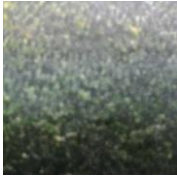
- Ahmad, U. (2005). *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya* (I). Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Bustomi, A. (2019). Keunggulan Ekstraksi Fitur Ordo Kedua terhadap Ordo Pertama dalam Identifikasi Ciri Berbasis Tekstur Warna. *Jurnal Fisika Dan Aplikasinya*, 15(3), 119. <https://doi.org/10.12962/j24604682.v15i3.5311>
- Hermawati, F. A. (2013). *Pengolahan Citra Digital: Konsep dan Teori* (I; P. Y. Jati, ed.). Yogyakarta: ANDI.
- Kadir, A. (2013). *Dasar Pengolahan Citra dengan DELPHI* (I; D. Harjono, ed.). Yogyakarta: ANDI.
- Kubat, M. (2017). Probabilities: Bayesian Classifiers. In *An Introduction to Machine Learning* (pp. 19–41). https://doi.org/10.1007/978-3-319-63913-0_2
- Manik, F. Y., & Saragih, K. S. (2017). Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 11(1), 99. <https://doi.org/10.22146/ijccs.17838>
- Misigo, R. (2016). Classification of Selected Apple Fruit Varieties Using Naive Bayes. *University of Nairobi*, 3(1), 56. <https://doi.org/https://doi.org/10.3929/ethz-b-000238666>
- Mulyanto, A. (2009). *Sistem Informasi Konsep dan Aplikasi* (I). Yogyakarta: Pustaka Belajar.
- Natalius, S. (2011). Metoda Naïve Bayes Classifier dan Penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen. *Jurnal Sistem Informasi Sekolah Tinggi Elektro Dan Informatika Institut Teknologi Bandung*, (3), 1–5.

- Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital* (I; Westriningsih, ed.). Yogyakarta: ANDI.
- Satpute, M. R. (2016). *Color , Size , Volume , Shape and Texture Feature Extraction Techniques for Fruits : A Review*. (2010).
- Sunarjono, H., & Ramayulis, R. (2012). *Timun Suri dan Blewah: Kandungan dan Khasiat* (I; S. Nugroho, ed.). Jakarta: Penebar Swadaya.
- Tu, S., Xue, Y., Zheng, C., Qi, Y., Wan, H., & Mao, L. (2018). Detection of passion fruits and maturity classification using Red-Green-Blue Depth images. *Biosystems Engineering*, 175, 156–167.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.09.004>
- Xiao, Q., Niu, W., & Zhang, H. (2015). *Predicting fruit maturity stage dynamically based on fuzzy recognition and color feature*. <https://doi.org/10.1109/ICSESS.2015.7339210>

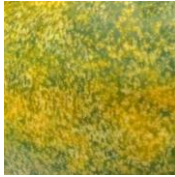
LAMPIRAN

Lampiran I

1. Data latih citra buah blewah mentah



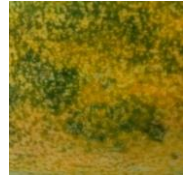
(1)



(2)



(3)



(4)



(5)



(6)



(7)

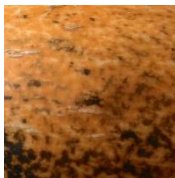


(8)

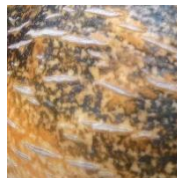
2. Data latih citra buah blewah matang



(1)



(2)



(3)



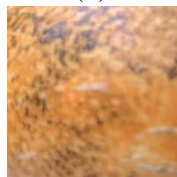
(4)



(5)



(6)

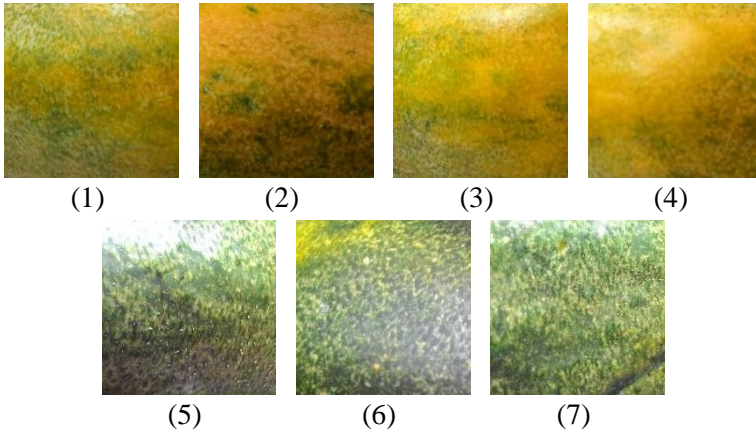


(7)

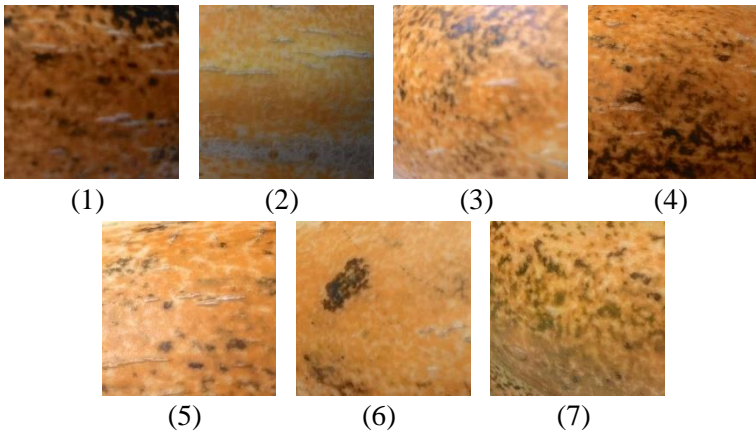


(8)

3. Data uji citra buah blewah mentah



4. Data uji citra buah blewah matang



Lampiran II

1. Nilai ekstraksi fitur histogram data latih pada citra buah blewah mentah

Citra ke	Mean	Standar Deviasi	Entropy	Skewness	Kurtosis
1	117.0116	47.3232	7.5574	-0.2003	3.3530
2	135.6811	50.3792	7.6356	0.2673	3.0902
3	131.5710	53.4828	7.7176	-2.7224	19.5298
4	124.5127	47.6100	7.5683	-0.2232	3.7481
5	133.5555	29.5086	6.8933	-0.2561	4.1459
6	127.4994	31.8033	6.9986	0.6814	3.9139
7	137.5608	33.0810	7.0770	0.5356	4.0050
8	150.3830	41.1102	7.3800	0.2522	12.3940

2. Nilai ekstraksi fitur histogram data latih pada citra buah blewah matang

Citra ke	Mean	Standar Deviasi	Entropy	Skewness	Kurtosis
1	130.5155	49.9788	7.6052	0.1222	2.7566
2	124.9213	49.9160	7.5984	-0.1627	3.3289
3	131.6200	62.7031	7.8916	0.3812	2.2928
4	148.5867	28.9931	6.8849	-0.0942	3.7807
5	141.5905	28.6682	6.8755	0.2642	3.0220
6	131.7764	28.4762	6.8453	-0.3445	18.2995
7	144.4695	42.9637	7.4479	0.2439	5.4404
8	127.9944	50.8646	7.6750	-0.3584	5.1791

3. Nilai ekstraksi fitur histogram data uji pada citra buah blewah mentah

Citra ke	Mean	Standar Deviasi	Entropy	Skewness	Kurtosis
1	125.7053	37.9295	7.2639	-0.0266	4.7121
2	118.2078	41.2407	7.3694	-0.1828	4.7612
3	136.9991	37.0550	7.2445	0.4617	3.4871
4	140.7630	37.0769	7.2397	0.5454	2.7680
5	136.4661	65.1867	7.8016	-0.1550	3.2349
6	130.9847	58.5520	7.8189	-0.0627	2.8496
7	129.4490	63.2649	7.9037	-0.0319	3.1691

4. Nilai ekstraksi fitur histogram data uji pada citra buah blewah matang

Citra ke	Mean	Standar Deviasi	Entropy	Skewness	Kurtosis
1	103.2687	42.9539	7.4363	-0.0905	2.9017
2	111.9321	29.9880	6.9243	0.1957	2.9373
3	143.2042	46.0437	7.5408	0.4407	3.2922
4	121.7562	49.8115	7.6230	-0.1010	3.6141
5	147.5550	45.4719	7.5142	-0.3399	3.9184
6	145.4881	33.0056	6.9669	0.1624	6.1497
7	135.6101	51.7523	7.6841	0.2920	4.3017

Lampiran III

```
% Pemrosesan awal ditunjukkan pada variabel
a,b,c,d.
% Proses ekstraksi fitur ditunjukkan pada
variabel e,f,g,h,i.
%% Proses ekstraksi fitur data latih
for data=1:16
a=imread(['D:\Tugas Sekolah\Tugas
Kuliah\ITS\Tugas Akhir\data\Data Citra Crop\data
latih copy\1',num2str(data),'.jpg']);
b=rgb2gray(a);
c=medfilt2(b,[9 9]);
d=adapthisteq(c);
e=mean(mean(d));
f=std2(d);
g=entropy(d);
d1=double(d);
h=skewness(skewness(d1));
i=kurtosis(kurtosis(d1));
m=[e f g h i];
matrikslatih(data,1:5)=m(1,:);
end
% Menampilkan nilai ekstraksi fitur data latih
matrikslatih

%% Proses ekstraksi fitur data uji
for data=1:14
a=imread(['D:\Tugas Sekolah\Tugas
Kuliah\ITS\Tugas Akhir\data\Data Citra Crop\data
uji copy\1', num2str(data),'.jpg']);
b=rgb2gray(a);
c=medfilt2(b,[3 3]);
d=adapthisteq(c);
e=mean(mean(d));
f=std2(d);
g=entropy(d);
d1=double(d);
h=skewness(skewness(d1));
```



```

        i=kurtosis(kurtosis(d1));
        m=[e f g h i];
        matriksuji(data,1:5)=m(1,:);
end
% Menampilkan nilai ekstraksi fitur data uji
matriksuji

%% Data latih dan data uji
fiturA = matrikslatih(:,1);
fiturB = matrikslatih(:,2);
fiturC = matrikslatih(:,3);
fiturD = matrikslatih(:,4);
fiturE = matrikslatih(:,5);
% Membuat kelas untuk data latih
for i=1:8
    kelasl(2*i-1)=1;
    kelasl(2*i)=2;
end
kelas=kelasl';

datauji_fiturA = matriksuji(:,1);
datauji_fiturB = matriksuji(:,2);
datauji_fiturC = matriksuji(:,3);
datauji_fiturD = matriksuji(:,4);
datauji_fiturE = matriksuji(:,5);
% Membuat kelas untuk data uji
for i=1:7
    kelasu(2*i-1)=1;
    kelasu(2*i)=2;
end
kelasuji=kelasu';

jumlah_datalatih = 16;
jumlah_datauji = 14;

%% Proses pelatihan
data_uji = [datauji_fiturA, datauji_fiturB,
datauji_fiturC, datauji_fiturD, datauji_fiturE];

```

```

data_latih = [fiturA, fiturB, fiturC, fiturD,
fiturE];
kelas_latih = kelas;
model = fitcnb(data_latih, kelas_latih);
kelas_latih_hasil = model.predict(data_latih);
% Menampilkan kelas awal dan kelas hasil
hasil_latih = [kelas_latih, kelas_latih_hasil]

% Perhitungan akurasi blewah mentah
jum=0;
for i=1:2:15
    if kelas_latih(i)==kelas_latih_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benarbelummatang=jum
prosentase_latih_belummatang=(benarbelummatang/8
)*100

% Perhitungan akurasi blewah matang
jum=0;
for i=2:2:16
    if kelas_latih(i)==kelas_latih_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benarmatang=jum
prosentase_latih_matang=(benarmatang/8)*100

% Perhitungan akurasi data latih secara
keseluruhan
jum=0;
for i=1:16
    if kelas_latih(i)==kelas_latih_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benar_latih=jum
prosentase_latih=(benar_latih/16)*100

```

```

%% Proses Pengujian
kelas_uji_hasil = model.predict(data_uji);
kelas_uji = kelasuji(1:14,:);
% Menampilkan kelas awal dan kelas hasil
hasil_uji = [kelas_uji, kelas_uji_hasil]

% Perhitungan akurasi blewah mentah
jum=0;
for i=1:2:13
    if kelas_uji(i)==kelas_uji_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benarujibelummatang=jum
prosentase_uji_belummatang=(benarujibelummatang/
7)*100

% Perhitungan akurasi blewah matang
jum=0;
for i=2:2:14
    if kelas_uji(i)==kelas_uji_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benarujimatang=jum
prosentase_uji_matang=(benarujimatang/7)*100

% Perhitungan akurasi data uji secara
keseluruhan
jum=0;
for i=1:14
    if kelas_uji(i)==kelas_uji_hasil(i)
        jum=jum+1;
    end
end
benar_uji=jum
prosentase_uji=(benar_uji/14)*100

```

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Misbachul Falach Asy'ari dengan nama panggilan Ari. Penulis dilahirkan di Surabaya pada tanggal 12 Desember 1996. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara yang merupakan anak dari pasangan Nur Wachid dan Mutmainnah. Riwayat pendidikan penulis yaitu, TK Kartika Surabaya lulus tahun 2003, SDN Kalirungkut III Surabaya lulus tahun 2009, SMPN 35 Surabaya lulus tahun 2012, SMKN 1 Surabaya program studi Multimedia lulus tahun 2015. Tahun 2016, penulis diterima di Departemen Fisika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) melalui jalur SBMPTN. Penulis mengambil bidang minat Optoelektronika dan Instrumentasi Elektronika. Pengalaman penulis di bidang akademik adalah Asisten Laboratorium Fisika I, Asisten Laboratorium Fisika Laboratorium I, dan Asisten Dosen Fisika II. Selain itu penulis pernah menjadi Staf Departemen Media dan Jaringan UKM Penalaran ITS periode 2017/2018 dan pada periode yang sama juga menjadi *Staff of Publication and Design ITS MUN Club*. Penulis juga pernah mengikuti lomba PKM KC pada tahun 2019 hingga lolos ke PIMNAS ke-32 serta pernah mengikuti kompetisi *business plan* ITS Youth Technopreneur tahun 2019 dan FNWMU Universitas Udayana tahun 2020 dengan produk berupa aplikasi *event ticketing* yang diberi nama "Event Track". Penulis bisa diajak berdiskusi via email misbachulfalach@gmail.com.