

**KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI
BERDASARKAN FITUR TEKSTUR DAN WARNA
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE**

Tugas Akhir
Untuk memenuhi sebagian persyaratan
mencapai derajat Sarjana S-1 Program Studi Teknik Informatika



Oleh :

**Rani Farinda
F1D 013 090**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MATARAM
2018**

Tugas Akhir

**KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI
BERDASARKAN FITUR TEKSTUR DAN WARNA
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE**

Oleh:

**Rani Farinda
F1D 013 090**

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Pembimbing

1. Pembimbing Utama

I Gede Pasek Suta W, S.T., M.T., D.Eng.
NIP. 19731130 200003 1 001

Tanggal : _____

2. Pembimbing Pendamping

Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom.
NIP: 19860622 201504 1 002

Tanggal : _____

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram

Dr. Eng. Budi Irmawati, S.Kom.,M.T.
NIP. 197210 199903 2 001

Tugas Akhir

**KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI
BERDASARKAN FITUR TEKSTUR DAN WARNA
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE**

Oleh:

**Rani Farinda
F1D 013 090**

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Pada tanggal 4 juli 2018
dan dinyatakan telah memenuhi syarat mencapai derajat Sarjana S-1
Program Studi Teknik Informatika

Susunan Tim Penguji

1. Penguji 1

Ario Yudo Husodo, S.T., M.T.
NIP. 19901218 201212 1 002

Tanggal : _____

2. Penguji 2

Dr. Eng. I Gde Putu Wirarama Wedashwara Wirawan, S.T., M.T.
NIP. 19840919 201803 1 001

Tanggal : _____

3. Penguji 3

Ariyan Zubaidi, S.Kom., M.T.
NIP. 19860913 201504 1 001

Tanggal : _____

Mataram, Juli 2018
Dekan Fakultas Teknik
Universitas Mataram

Akmaluddin, S.T., M.Sc., (Eng)., Ph.D.
NIP. 19681231 199412 1 001

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Saya yang bertanda tangan di bawah ini bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Mataram, Juli 2018

Rani Farinda

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Pengasih dan Penyayang atas segala berkat, bimbingan, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan tugas akhir dengan judul “Klasifikasi Tingkat Kesegaran Daging Sapi Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Menggunakan *Support Vector Machine*”.

Tugas Akhir ini dilaksanakan di Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram. Tujuan dari tugas akhir ini adalah mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan tekstur dan warna menggunakan *Support Vector Machine*(SVM), serta menganalisis akurasi metode yang diusulkan dalam pengklasifikasian tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tekstur dan warna. Tugas akhir ini merupakan salah satu persyaratan kelulusan guna mencapai gelar kesarjanaan di Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram.

Dalam penulisan skripsi ini tentunya tidak lepas dari kekurangan, baik aspek kualitas maupun aspek kuantitas dari materi penelitian yang disajikan. Semua ini didasarkan dari keterbatasan yang dimiliki penulis. Penulis menyadari bahwa skripsi ini jauh dari sempurna sehingga penulis membutuhkan kritik dan saran yang bersifat membangun untuk kemajuan teknologi di masa yang akan datang. Akhir kata semoga tidaklah terlampau berlebihan, bila penulis berharap agar karya ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Mataram, Juli 2017

Penulis

UCAPAN TERIMA KASIH

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat bimbingan dan dukungan ilmiah maupun materil dari berbagai pihak, oleh karena itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada :

1. Ayahanda dan ibunda tercinta yang telah mendukung dan menyediakan segala kebutuhan selama perkuliahan hingga penelitian ini berakhir.
2. Bapak I Gede Pasek Suta Wijaya, S.T., M.T., D.Eng. selaku dosen pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis selama penyusunan tugas akhir ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
3. Bapak Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom., selaku dosen pembimbing pendamping yang telah memberikan bimbingan dan arahan selama menyusun tugas akhir ini.
4. Bapak Ario Yudo Husodo, S.T., M.T., Bapak Dr. Eng. I Gde Putu Wirarama Wedashwara Wirawan, S.T., M.T., dan Bapak Ariyan Zubaidi, S.Kom., M.T. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang bersifat membangun dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Rekan-rekan mahasiswa Program Studi Teknik Informatika khususnya angkatan 2013 yang telah membantu, memberi dukungan serta motivasi selama proses pengerjaan tugas akhir ini.
6. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, yang telah memberikan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Semoga Tuhan Yang Maha Esa memberikan imbalan yang setimpal atas bantuan yang diberikan kepada penulis.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	iv
PRAKATA.....	v
UCAPAN TERIMA KASIH	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
ABSTRAK.....	xiv
ABSTRACT	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Daging	7
2.3 Pengenalan Pola	9
2.4 Ruang Warna	9
2.5 Metode Statistik	11
2.6 Tekstur	12

2.7 <i>Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i>	13
2.8 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	15
2.10 Evaluasi Hasil Klasifikasi	16
BAB III METODE PENELITIAN	17
3.1 Alat dan Bahan	17
3.1.1 Alat	17
3.1.2 Bahan	17
3.2 Studi Literatur	17
3.3 Rancangan Penelitian	18
3.4 Perancangan Sistem	18
3.4.1 Proses Pelatihan	19
3.4.2 Proses Klasifikasi	20
3.5 Tahap <i>Preprocessing</i>	20
3.6 Tahap Ekstraksi Fitur	21
3.6.1 Ekstraksi Fitur Warna dengan Metode Statistik	21
3.6.2 Ekstraksi Fitur Tekstur dengan Metode GLCM	23
3.7 Tahap Klasifikasi	25
3.8 Teknik Pengujian	27
BAB IV PEMBAHASAN	30
4.1. Pengumpulan Data	30
4.2. <i>Preprocessing</i>	31
4.3. Ekstraksi Fitur	31
4.4. Pelatihan dengan SVM	32
4.5. Pengujian dengan SVM	33
4.6. Hasil	34
4.6.1 Pengaruh Jumlah Kelas Terhadap Akurasi	34
4.6.2 Pengaruh Resolusi Citra Terhadap Akurasi	36
4.6.3 Pengaruh Rotasi Terhadap Akurasi	38
4.6.4 Analisis Sebaran Data Fitur	40

BAB V PENUTUP	44
5.1.Kesimpulan	44
5.2.Saran	44

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram <i>fishbone</i>	6
Gambar 2.2 Daging merah dan daging putih	7
Gambar 2.3 Daging segar dan daging tidak segar	8
Gambar 2.4 Model pengenalan pola	9
Gambar 2.5 Ruang warna RGB	10
Gambar 2.6 Model ruang warna HSI	10
Gambar 2.7 Model ruang warna YcbCr	11
Gambar 2.8 Arah dalam GLCM	13
Gambar 2.9 Pembentukan matriks GLCM	13
Gambar 2.10 <i>Margin hyperplane</i>	15
Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem	18
Gambar 3.2 <i>Block diagram</i> sistem.....	19
Gambar 3.3 Proses <i>cropping</i>	20
Gambar 3.4 Proses <i>resizing</i>	20
Gambar 3.5 Hasil konversi ruang warna	21
Gambar 3.6 Diagram alir ekstraksi fitur	21
Gambar 3.7 Contoh matriks citra dalam ruang warna HSI	22
Gambar 3.8 Contoh matriks citra dalam ruang warna YCbCr	22
Gambar 3.9 Contoh matriks citra <i>grayscale</i>	23
Gambar 3.10 Matriks GLCM 3x3	23

Gambar 3.11 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°	24
Gambar 3.12 Arah matrks GLCM	24
Gambar 3.13 Hasil pembentukan matriks GLCM	24
Gambar 3.14 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi	25
Gambar 3.15 <i>Dataset</i> dalam diagram kartesius	25
Gambar 3.16 Contoh <i>dataset</i> dengan <i>hyperplane</i>	27
Gambar 4.1 Tahap <i>preprocessing</i>	31
Gambar 4.2 Proses pelatihan	32
Gambar 4.3 Pelatihan 3 kelas dengan pendekatan <i>one-versus-all</i>	33
Gambar 4.4 Proses pengujian	33
Gambar 4.5 Sebaran data fitur HSI <i>dataset</i> lemari es	40
Gambar 4.6 Sebaran data fitur HSI <i>dataset</i> suhu ruang	41
Gambar 4.7 Sebaran data fitur YCbCr <i>dataset</i> lemari es	41
Gambar 4.8 Sebaran data fitur YCbCr <i>dataset</i> suhu ruang	42
Gambar 4.9 Sebaran data fitur GLCM <i>dataset</i> lemari es	42
Gambar 4.10 Sebaran data fitur GLCM <i>dataset</i> suhu ruang	43

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion matrix</i>	16
Tabel 3.1 Nilai-nilai statistik pada ruang warna HSI	22
Tabel 3.2 Nilai-nilai statistik pada ruang warna YCbCr	22
Tabel 3.3 <i>Dataset</i> kelas -1 dan kelas +1	25
Tabel 3.4 Pembagian <i>dataset</i>	28
Tabel 3.5 <i>Confusion matrix</i> dengan data <i>dummy</i>	28
Tabel 4.1 Contoh citra daging sapi pada lemari es	30
Tabel 4.2 Akurasi proses pelatihan	33
Tabel 4.3 Pengaruh jumlah kelas terhadap klasifikasi.....	34
Tabel 4.4 Akurasi masing-masing kelas pada klasifikasi 3 kelas.....	35
Tabel 4.5 Nilai <i>recall</i> dan <i>specificity</i> pada klasifikasi 2 kelas.....	35
Tabel 4.6 Pengaruh resolusi citra terhadap hasil klasifikasi	36
Tabel 4.7 Nilai <i>recall</i> dan <i>specificity</i> berdasarkan resolusi citra	37
Tabel 4.8 Pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik	37
Tabel 4.9 Pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi.....	38
Tabel 4.10 Nilai <i>recall</i> dan <i>specificity</i> citra uji yang dirotasi	39

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Contoh perhitungan fitur GLCM.....	46
---	----

ABSTRAK

Tingkat kesegaran daging sapi dapat diperiksa secara manual dengan cara melihat langsung warna dan tekstur daging. Metode manual ini sangat sederhana namun juga sangat subjektif karena adanya perbedaan pemahaman tentang karakteristik daging segar dan tidak segar pada setiap orang serta perbedaan tingkat ketelitian. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi secara otomatis. Dalam penelitian ini, dikembangkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tekstur dan warna menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Metode pendekatan statistik dan metode GLCM digunakan dalam proses ekstraksi fitur. Total data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 480 citra daging sapi yang dibagi menjadi data latih dan data uji. Akurasi tertinggi yang diperoleh yakni 97% menggunakan fitur warna pada ruang warna HSI.

Kata kunci: Tingkat kesegaran daging sapi, Statistical approach, GLCM, SVM.

ABSTRACT

Beef quality can be examined visually by observing the beef color or texture using human eyes. This manual method is very simple yet very subjective because of differences in knowledge about fresh or defective beef characteristics and differences in accuracy. Therefore, a system that can automatically classify beef quality whether it is still fresh or already defective is needed. In this research, we developed a system that can classify beef quality based on its color and texture features using Support Vector Machines classifier. Statistical approach and Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) methods were used for the feature extraction process. The total of data used in this research was 480 images, divided into training and testing datasets. The highest accuracy was 97% for cold beef when the system was tested using color features of HSI color space.

Keywords: Beef quality, Statistical approach, GLCM, SVM.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Daging sapi merupakan salah satu jenis daging yang dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Sebagai salah satu sumber protein hewani, daging sapi dapat membantu pemenuhan gizi masyarakat. Daging sapi segar mengandung zat-zat bernutrisi yang sangat baik untuk dikonsumsi. Kandungan gizi daging sapi terdiri atas air, lemak, energi, vitamin B6, B12, kalsium, zat besi, dan masih banyak kandungan lainnya yang diperlukan oleh tubuh manusia [1].

Seiring dengan meningkatnya populasi penduduk serta peningkatan pengetahuan masyarakat akan pentingnya protein hewani, permintaan daging sapi pun semakin meningkat. Peningkatan permintaan daging sapi secara langsung berpengaruh terhadap jumlah produksi daging sapi itu sendiri. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, produksi daging sapi nasional pada tahun 2016 mencapai 524,109 ton. Angka ini meningkat 174,48 ton dari tahun sebelumnya [2]. Kementerian Pertanian memproyeksikan peningkatan produksi daging sapi akan mencapai 55,796 ton pada tahun 2020 dengan rata-rata pertumbuhan 1.93% setiap tahun [3].

Proses distribusi daging sapi pada umumnya melalui beberapa tahap, mulai dari tempat pemotongan kemudian dibawa oleh pedagang besar untuk didistribusikan kepada pedagang kecil dan akhirnya dibeli oleh konsumen. Proses distribusi yang lama tanpa perlakuan yang tepat tentunya dapat menurunkan kualitas daging. Demi menjaga ketahanan daging, biasanya dilakukan pelayuan atau pembekuan terhadap daging tersebut. Daging yang tidak langsung dimasak dan disimpan dalam waktu lama akan kehilangan cairan. Semakin lama daging disimpan dalam suhu yang tidak tepat, terlebih lagi apabila disimpan tanpa dikemas dengan benar, semakin banyak cairan yang hilang dari daging tersebut. Cairan yang keluar dari daging mengandung zat gizi berupa protein, vitamin dan mineral. Oleh karena itu, kehilangan cairan yang dialami daging dapat menurunkan kualitas daging tersebut baik dari segi tampilan maupun dari segi gizi.

Setiap konsumen daging tentunya menginginkan daging segar dengan kualitas tinggi baik dari segi rasa maupun kandungan gizi. Perbedaan daging sapi yang masih segar dan yang sudah tidak segar dapat dilihat dari warna, tekstur, dan baunya. Secara

manual, konsumen dapat melakukan pengecekan dengan melihat kondisi daging berdasarkan ciri pembedanya. Cara manual ini tentunya dapat menghasilkan kesimpulan yang berbeda-beda pada setiap orang. Kesalahan juga sering terjadi karena cara manual ini sangat bergantung kepada pemahaman terhadap ciri daging segar serta tingkat ketelitian.

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi, salah satunya yaitu *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan mesin pembelajaran yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra yang terdiri atas dua kelas. Saat ini telah ada *Multi Class SVM* yang dapat mengklasifikasi data ke dalam beberapa kelas (lebih dari dua kelas). Sebelumnya, metode SVM telah digunakan untuk mengklasifikasi jenis daging yang terdiri atas daging sapi, daging kerbau, daging kambing dan daging kuda dan menghasilkan akurasi sebesar 87.5% [4].

Berdasarkan uraian di atas penulis akan melakukan penelitian yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Kesegaran Daging Sapi Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Menggunakan Support Vector Machine”. Di dalam penelitian ini, tingkat kesegaran daging sapi lokal akan diklasifikasi berdasarkan fitur yang dimilikinya berupa fitur tekstur dan warna menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine*.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana menerapkan metode SVM untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tekstur dan warna?
2. Bagaimana tingkat akurasi dari metode SVM dalam proses klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tekstur dan warna?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM).
2. Daging sapi yang digunakan adalah daging sapi lokal.
3. Bagian daging sapi yang digunakan adalah bagian yang berwarna merah.
4. Citra yang digunakan adalah citra dengan format JPEG.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dengan tujuan sebagai berikut:

1. Mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan tekstur dan warna menggunakan metode SVM.
2. Menganalisis tingkat akurasi metode yang diusulkan dalam pengklasifikasian tingkat kesegaran daging berdasarkan fitur tekstur dan warna.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan harapan dapat memberi manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan pengetahuan baru tentang metode yang dapat digunakan untuk klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi.
2. Menjadi referensi untuk pembuatan aplikasi klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi untuk digunakan langsung oleh konsumen.

1.6 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian tugas akhir ini ditulis dengan sistematika sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

Bab ini merupakan berisi dasar-dasar yang menyebabkan dilakukannya penelitian. Bab ini meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, manfaat, dan sistematika penulisan. Latar belakang merupakan permasalahan yang mendasari dilakukannya penelitian. Rumusan masalah berisi permasalahan yang akan diselesaikan melalui penelitian berdasarkan latar belakang. Batasan masalah merupakan batasan-batasan yang ditentukan agar ruang lingkup penelitian menjadi lebih jelas. Manfaat berisi manfaat yang dihasilkan melalui penelitian yang dilakukan.

2. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Bab ini berisi tinjauan pustaka dan dasar teori yang terkait dan menjadi referensi dalam penelitian ini. Adapun tinjauan pustaka yang dicantumkan dalam penelitian ini meliputi penelitian-penelitian terbaru yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan. Sedangkan dasar teori yang dicantumkan meliputi teori-teori yang berkaitan dengan daging segar, citra, ruang warna, metode statistik, metode GLCM dan metode SVM.

3. Bab III Metode Penelitian

Bab ini menjelaskan bagaimana penelitian dilaksanakan mulai dari perancangan sistem hingga proses klasifikasi. Bab ini meliputi alat dan bahan, studi literatur, proses rancangan penelitian, perancangan sistem, tahap *preprocessing*, tahap ekstraksi fitur, tahap klasifikasi, teknik pengujian, dan jadwal penelitian.

4. Bab IV Penjelasan

Bab ini berisi hasil penelitian serta pembahasan dari penelitian yang telah dilaksanakan. Dalam bab ini disajikan gambar, tabel, serta grafik hasil penelitian.

5. Bab V Kesimpulan

Bab ini merupakan kesimpulan dari keseluruhan pembahasan pada Bab sebelumnya terutama hasil penelitian yang telah dijelaskan pada Bab IV. Bab ini juga berisi saran untuk penelitian selanjutnya yang akan mengangkat tema yang sama dengan penelitian ini.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian yang terkait dengan klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi telah dilakukan sebelumnya oleh beberapa peneliti. Beragam metode ekstraksi fitur telah digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi. Metode pendekatan statistik telah digunakan sebelumnya oleh Yuristiawan, Rahmianti dan Santoso [5], serta Falah, Nurhayati dan Martono [6] untuk mendeteksi kualitas daging sapi. Kedua penelitian ini memperoleh akurasi sebesar 90%.

Metode ekstraksi fitur lain yang dapat digunakan yakni GLCM yang merupakan metode ekstraksi fitur tekstur. Metode ini telah digunakan oleh Widiyanto dkk. [7] untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging. Dengan menggunakan metode GLCM, diperoleh nilai korelasi hingga 0.86.

Selanjutnya Yulianti dkk. [8] menggunakan *color intensity* sebagai fitur dalam penelitiannya yang bertujuan untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging. Di dalam penelitiannya, Yulianti dkk. menyimpulkan bahwa terdapat perbedaan yang jelas antara kelas segar dan tidak segar dengan menggunakan metode ini pada ruang warna RGB.

Selain metode ekstraksi fitur, beragam metode klasifikasi pun dapat digunakan dalam mengklasifikasi tingkat kesegaran daging. Xiao, Gao dan Shou [9] menggunakan metode PNN Neural Network di dalam penelitiannya yang bertujuan untuk mengembangkan sistem *on-line* pengidentifikasi tingkat kesegaran daging babi. Dalam penelitian ini dihasilkan akurasi sebesar 88%.

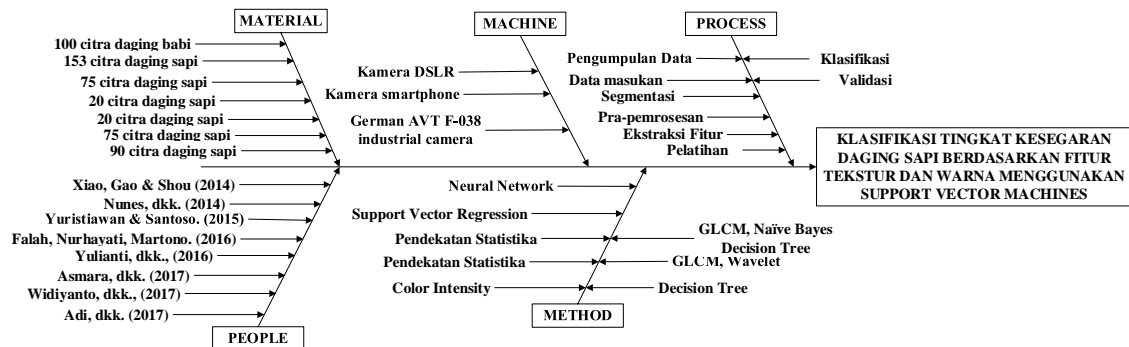
Asmara dkk. [10] membandingkan metode Naïve Bayes dan Decision Tree dalam mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur warna dan tekstur. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes menghasilkan akurasi yang lebih tinggi daripada metode Decision Tree yakni sebesar 95,83%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Adi, dkk. [11], metode Decision Tree digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi. Dengan metode ini, dihasilkan akurasi sebesar 90% untuk data latih dan 84% untuk data uji.

Nunes dkk. [12] melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengestimasi kualitas daging sapi dengan menggunakan data *ultrasound image* dan metode *Support*

Vector Regression. Beberapa metode ekstraksi fitur digunakan dalam penelitian ini, yaitu, *gradient*, *co-occurrence matrix*, *gray level*, *histogram*, *Fourier transform* dan LBP. Nunes dkk. menyimpulkan bahwa metode ini menghasilkan estimasi tingkat kesegaran daging yang baik dengan akurasi hingga 90%.

Dari penjelasan di atas, disusun sebuah diagram *fishbone* tentang klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi seperti pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Diagram *fishbone* klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi

Seperti terlihat pada Gambar 2.1, material yang digunakan dalam penelitian-penelitian tentang klasifikasi jenis daging dan klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi yaitu citra daging sapi sebagai citra pelatihan dan pengujian. Total citra yang digunakan berkisar antara 20 hingga 540 citra. Selanjutnya perangkat yang digunakan dalam pengambilan citra berupa kamera *smartphone* dan kamera digital. Tahapan klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian-penelitian tersebut sama dengan tahapan klasifikasi atau pengenalan citra yang sering dilakukan pada umumnya yakni, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, pelatihan, klasifikasi dan validasi. Metode yang digunakan dalam penelitian-penelitian di atas di antaranya GLCM, *wavelet*, pendekatan statistik, CRR, *color intensity*, *gradient*, *fourier transform*, serta metode LBP untuk ekstraksi fitur. Sedangkan untuk tahap klasifikasi digunakan metode SVM, Naïve Bayes dan Decision Tree.

Penelitian-penelitian di atas telah menghasilkan akurasi yang sangat baik yang mencapai 95%. Akan tetapi, penelitian-penelitian tersebut tidak membedakan antara daging sapi segar normal dan daging sapi segar dingin, sementara kedua daging ini memiliki fitur yang sangat berbeda satu sama lain.

Berdasarkan penjelasan di atas, maka penulis akan membuat suatu sistem untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tesktur dan warna

menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Daging sapi akan dibedakan menjadi daging sapi sapi normal yang disimpan dalam suhu kamar dan daging sapi dingin yang disimpan di lemari es. Adapun *dataset* yang akan digunakan yaitu citra daging sapi sebanyak 480 citra. Metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi karena dalam penelitian sebelumnya, SVM telah berhasil mengklasifikasi beberapa jenis daging ke dalam kelasnya masing-masing dengan akurasi sebesar 87.5% [4].

2.2 Daging

Daging adalah semua jaringan hewan dan produk olahannya yang sesuai dan digunakan sebagai makanan. Berdasarkan intensitas warnanya, daging dapat dibedakan menjadi daging merah dan daging putih [13]. Daging merah misalnya daging sapi, daging kerbau, daging domba dan daging kuda. Sedangkan daging putih contohnya daging ayam dan ikan. Gambar 2.2 menunjukkan contoh daging merah dan daging putih.



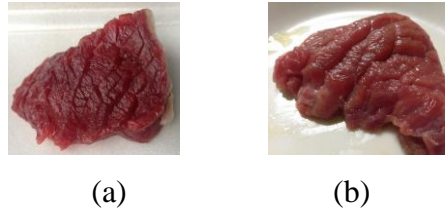
Gambar 2.2 (a) Daging merah [14]. (b) Daging Putih [15]

Daging segar memiliki ciri fisik serta kandungan gizi yang berbeda dengan daging yang sudah tidak segar lagi. Adapun penjelasan mengenai daging segar, kandungan gizi dan ciri fisiknya dijelaskan sebagai berikut:

a. Daging Segar

Daging segar dapat didefinisikan sebagai daging yang baru disembelih tanpa perlakuan apapun sedangkan daging segar dingin adalah daging yang mengalami pendinginan setelah proses pemotongan sehingga suhu bagian dalam daging 0 – 7°C [16].

Sifat-sifat fisik yang berpengaruh terhadap kualitas daging yakni, daya ikat air, warna, susut masak, kesan jus dan tekstur [13]. Daging sapi segar atau daging sapi yang baik berwarna merah cerah. Jika dilihat dari segi tekstur, apabila daging ditekan dengan jari tangan serat tidak akan hancur tetapi kembali ke bentuk awal [17]. Selain itu, daging segar memiliki tekstur yang kenyal dan padat. Sedangkan daging yang sudah tidak segar akan terasa lengket dan memiliki lendir [18]. Perbedaan daging sapi segar dan tidak segar secara fisik dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 (a) Daging Segar. (b) Daging tidak segar [10]

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Prihharsanti (2009), disimpulkan bahwa proses pembusukan pada daging sapi yang disimpan dalam suhu kamar mulai terjadi pada jam ke 9 sedangkan daging sapi yang disimpan dalam lemari es belum mengalami pembusukan hingga jam ke 18. Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Suradi [19], daging kerbau yang disimpan dalam suhu kamar dinyatakan agak busuk pada jam ke 12 dan dinyatakan busuk pada jam ke 18. Daging sapi yang disimpan dalam lemari es dapat bertahan hingga 3 hari sedangkan daging yang dibekukan di dalam *freezer* dapat bertahan hingga 3 bulan [3].

b. Pengujian Kualitas Daging

Pengujian kualitas daging harus menggunakan otot yang cukup besar dengan arah serat yang jelas. Untuk ternak ruminansia besar seperti sapi dan kerbau biasanya digunakan otot Semitendinosus (ST), Bicep femoris (BF), Semimembranosus (SM), Vastus lateralis (VL), Gluteus medius (GM), Longissimus dorsi (LD), Psoas major (PM), Pectoralis profus atau dipectoral (DP), dan Tricep brachii (TB) [13].

c. Perbandingan Daging Lokal dan Impor

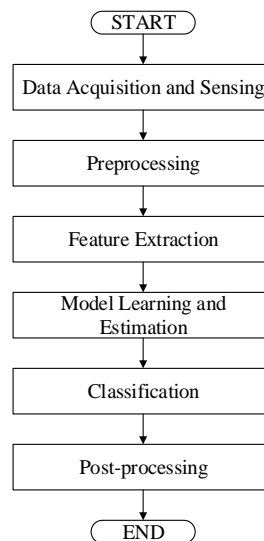
Daging lokal merupakan spesies asli Indonesia dan bukan merupakan sapi impor. Sapi lokal ini termasuk ke dalam rumpun bangsa Zebu dengan ciri-ciri punuk di atas pangkal leher, telinga lebar, kulit kendur, dan berembun pada moncongnya. Sedangkan daging impor merupakan daging sapi yang didatangkan dari luar negeri untuk diperdagangkan di dalam negeri. Untuk dapat disebut daging sapi impor, sapi tersebut dikembangkan dan dipotong bukan di negara pengimpornya. Daging sapi impor yang selama ini diimpor, sebagian besar merupakan daging sapi dari negara Australia, Amerika Serikat, dan Jepang [20].

Perbedaan kualitas fisik daging sapi impor dan daging sapi lokal terlihat pada tekstur daging, lemak (*marbling*) daging, dan rasa daging. Daging sapi impor memiliki tekstur yang empuk karena serat dagingnya sedikit serta halus terlihat untuk seratnya, berbanding terbalik dengan tekstur daging sapi lokal yang teksturnya keras karena mempunyai banyak serat daging dan jelas terlihat untuk seratnya. Kemudian jumlah

lemak yang terkandung dalam daging impor banyak dan berwarna putih sedangkan daging sapi lokal jumlah lemak yang terkandung dalam dagingnya sedikit dan berwarna kekuningan [17].

2.3 Pengenalan Pola

Pattern recognition atau pengenalan pola merupakan salah satu bidang dalam ilmu komputer yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yang telah didefinisikan sebelumnya. Secara umum, desain model dari pengenalan pola digambarkan dalam diagram alir yang tertuang pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Model pengenalan pola [21]

Seperti terlihat pada Gambar 2.4, terdapat beberapa proses dalam pengenalan pola yakni dimulai dari *data acquisition and sensing* yang merupakan tahap penentuan variabel-variabel fisik yang akan digunakan. Selanjutnya tahap *preprocessing* yang merupakan tahap penghilangan *noise* dari citra kemudian *feature extraction* atau ekstraksi fitur yang bertujuan untuk menemukan fitur atau ciri khusus yang dimiliki oleh suatu objek. *Model learning* yaitu tahap pemetaan antara suatu kategori dengan fiturnya. Setelah itu tahap *classification* merupakan tahap klasifikasi suatu citra sesuai dengan fitur yang dimilikinya. Tahap terakhir yaitu *postprocessing* atau tahap validasi terhadap hasil klasifikasi [21].

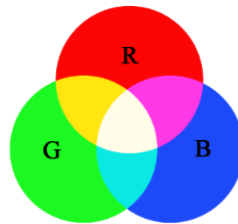
2.4 Ruang Warna

Ruang warna adalah sebuah model matematika untuk merepresentasikan informasi warna ke dalam tiga atau empat komponen warna yang berbeda. Ruang warna menjelaskan bagaimana warna direpresentasikan dan menspesifikasikan komponen-

komponen dari ruang warna secara akurat untuk mempelajari seperti apa spektrum warna tersebut terlihat. Masing-masing model warna digunakan dalam aplikasi yang berbeda seperti grafika komputer, pengolahan citra, siaran televisi, dan komputer visi [22].

a. Ruang Warna RGB

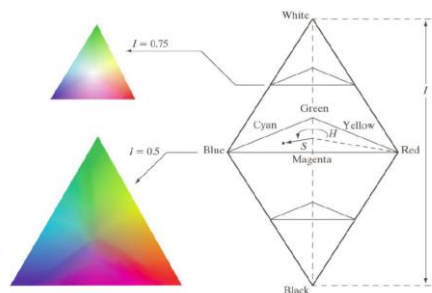
Ruang warna RGB terdiri atas warna primer merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*). Ruang warna ini tidak cocok digunakan untuk analisis warna dan algoritma segmentasi yang berbasis warna karena komponen *chrominance* dan *luminance*-nya tercampur [22]. Ilustrasi ruang warna RGB dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Ruang Warna RGB

b. Ruang Warna HSI

Model warna HSI mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue*, *Saturation* dan *Intensity*. *Hue* menyatakan warna sebenarnya, seperti merah, hijau dan biru. *Hue* digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan kemerahan (*redness*), kehijauan (*greeness*) dan sebagainya dari cahaya. *Saturation* menyatakan tingkat kemurnian suatu warna, yaitu mengindikasikan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna. *Intensity* adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna [23]. Gambar 2.6 mengilustrasikan model ruang warna HSI.



Gambar 2.6 Model Ruang Warna HSI [24]

Rumus konversi dari ruang warna RGB menjadi HSI tertuang dalam persamaan (2-1) hingga (2-4) [24].

$$H = \begin{cases} \theta & \text{jika } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{jika } B > G \end{cases} \quad (2-1)$$

dengan

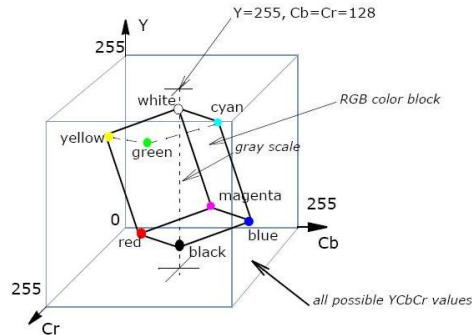
$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} \quad (2-2)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (2-3)$$

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad (2-4)$$

c. Ruang Warna YCbCr

Ruang warna YCbCr sering digunakan pada *digital video* dan pemrosesan gambar. Dalam format ini, informasi *luminance* direpresentasikan oleh komponen Y, sedangkan informasi warnanya direpresentasikan oleh komponen Cb dan Cr. Komponen Cb merupakan intensitas komponen warna biru relatif terhadap warna hijau. Sementara komponen Cr merupakan intensitas komponen warna merah relatif terhadap warna hijau [25]. Gambar 2.7 menunjukkan hubungan antara ruang warna RGB dan YCbCr.



Gambar 2.7 Warna RGB dalam ruang warna YCbCr [26]

Adapun persamaan untuk mengubah ruang warna RGB menjadi YCbCr tertera dalam persamaan (2-5).

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

2.5 Metode Statistik

Statistik merupakan kumpulan dari teknik mengumpulkan, analisis, dan interpretasi data dalam bentuk angka dan bilangan yang menunjukkan sifat-sifat (karakteristik) data yang dikumpulkan tersebut [27].

Berikut ini beberapa istilah dalam metode statistik:

a. *Mean*

Mean atau rata-rata adalah bilangan yang didapat dari hasil pembagian jumlah nilai data oleh banyaknya data dalam kumpulan tersebut. Rumus untuk mencari rata-rata dapat dilihat pada persamaan (2-6).

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n} \quad (2-6)$$

b. *Median*

Median atau yang sering disebut dengan titik tengah adalah sebuah bilangan yang berada tepat di tengah data setelah disusun menurut urutan besarnya. Jika jumlah data ganjil maka mediannya adalah bilangan yang berada tepat di tengah data. Apabila jumlah data genap maka mediannya merupakan rata-rata dari kedua bilangan yang berada di tengah data.

c. *Modus*

Modus dari suatu variabel acak diskrit merupakan nilai yang paling sering muncul atau dengan kata lain memiliki probabilitas terbesar untuk terjadi. Berbeda dengan median, untuk mencari nilai modus tidak perlu melakukan pengurutan terlebih dahulu.

d. *Variance*

Jika mempunyai sampel berukuran n dengan data x_1, x_2, \dots, x_n dan rata-rata \bar{x} , maka statistik varian (S^2) dihitung dengan rumus pada persamaan (2-7) dan persamaan (2-8).

$$S^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (2-7)$$

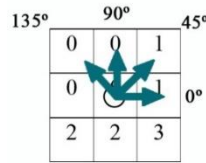
$$S^2 = \frac{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}{n(n-1)} \quad (2-8)$$

2.6 **Tekstur**

Dalam pengolahan citra, tekstur merupakan fitur yang merepresentasikan permukaan atau struktur dari sebuah citra atau dapat juga didefinisikan sebagai suatu perulangan pola dalam sebuah permukaan [28]. Menurut Zhang, dkk [29], tekstur merupakan suatu deskripsi homogenitas dari sebuah gambar, memiliki skala, keteraturan dan keterarahan.

2.7 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM pertama kali diperkenalkan pertama kali dengan nama *Gray-Tone Spatial-Dependence Matrix*. GLCM adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra [30]. Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1, 2, 3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Adapun arah sudut dalam matriks GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Arah dalam GLCM

Gambar 2.9 menunjukkan sebuah matriks A serta matriks GLCM yang terbentuk dari matriks A pada $d = 1$ dan $\theta = 0^\circ$.

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

(a)

4	2	1	0
2	4	0	0
1	0	6	1
0	0	1	2

(b)

Gambar 2.9 Pembentukan matrik GLCM (a) Matriks A. (b) Matriks GLCM dari Matriks A

Di dalam penelitiannya yang berjudul “Textural Features for Image Classification”, Haralick dkk. [30] mengusulkan 14 fitur tekstural yang mengandung informasi tentang karakteristik tekstur. Persamaan (2-9) hingga (2-28) menjelaskan rumus perhitungan ke-14 fitur tersebut.

a. *Angular Second Moment : Energy/Uniformity*

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \quad (2-9)$$

b. *Contrast*

$$f_2 = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=n}}^{Ng} p(i,j) \right\} \quad (2-10)$$

c. *Correlation*

$$f_3 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \quad (2-11)$$

dimana

$$\mu = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP(i,j) \quad (2-12)$$

$$\sigma = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(i-\mu)^2 \quad (2-13)$$

d. *Sum of Squares : Variance*

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i-\mu)^2 p(i,j) \quad (2-14)$$

e. *Inverse Difference Moment : Homogeneity*

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \quad (2-15)$$

f. *Sum Average*

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i) \quad (2-16)$$

g. *Sum Variance*

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i-f_6)^2 p_{(x+y)}(i) \quad (2-17)$$

h. *Sum Entropy*

$$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log \{p_{x+y}(i)\} \quad (2-18)$$

i. *Entropy*

$$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j)) \quad (2-19)$$

j. *Difference Variance*

$$f_{10} = \text{variance of } p_{x-y} \quad (2-20)$$

k. *Difference Entropy*

$$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\} \quad (2-21)$$

l. *Information Measures of Correlation*

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max \{H, X, Y\}} \quad (2-22)$$

$$f_{13} = (1 - \exp [-2.0(HXY2 - HXY)])^{\frac{1}{2}} \quad (2-23)$$

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j)) \quad (2-24)$$

dimana HX dan HY adalah *entropy* dari p_x dan p_y , dan

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log \{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2-25)$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log \{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2-26)$$

m. *Maximal Correlation Coefficient*

$$f_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{\frac{1}{2}} \quad (2-27)$$

dimana

$$Q_{(i,j)} = \sum_k \frac{p(i,k)p(j,k)}{p_x(i)p_y(k)} \quad (2-28)$$

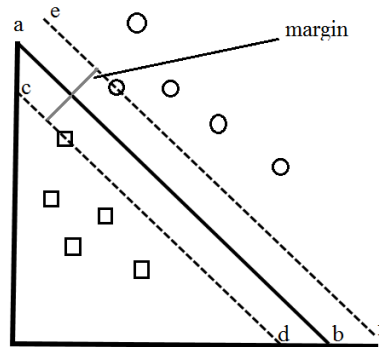
Dari ke-14 fitur di atas, 5 fitur yang paling baik untuk digunakan yaitu *Energy*, *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity* dan *Entropy* [31].

2.8 Support Vector Machine (SVM)

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier* dan selanjutnya dikembangkan agar bekerja pada permasalahan *non-linear* dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi [32]. Dalam kasus klasifikasi yang secara linier bisa dipisahkan, dapat digunakan fungsi pemisah seperti pada persamaan (2-29).

$$f(x) = w^T x + b \quad (2-29)$$

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis ab pada Gambar 2.10 menunjukkan *hyperplane* terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas sedangkan lingkaran dan kotak yang terletak pada garis putus-putus cd dan ef merupakan *support vector*.



Gambar 2.10 Margin hyperplane

Setiap data latih dinyatakan oleh (x_i, y_i) , di mana $i=1,2,\dots, N$, dan $x_i=\{ x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq} \}^T$ merupakan atribut (fitur) *set* untuk data latih ke- i . $y_i \in \{-1, +1\}$ menyatakan label kelas. *Hyperplane* klasifikasi linier SVM, seperti pada Gambar 2.10, dinotasikan seperti pada persamaan (2-30).

$$w \cdot x_i + b = 0 \quad (2-30)$$

W dan b adalah parameter model. $w \cdot x_i$ merupakan *inner-product* dalam antara w dan x_i . Data x_i yang masuk ke dalam kelas -1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (2-31).

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (2-31)$$

Sementara data x_i yang masuk ke dalam kelas +1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (2-32).

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (2-32)$$

2.9 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Evaluasi hasil klasifikasi dapat dilakukan dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. Keempat nilai ini dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* seperti yang tertera pada Tabel 2.1 [33]. Nilai-nilai yang didapatkan dari *confusion matrix* kemudian akan digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi.

Tabel 2.1 *Confusion matrix*

Hasil Klasifikasi Kelas Sebenarnya	Positif	Negatif
Positif	a	b
Negatif	c	d

Akurasi merupakan proporsi dari kedua kelas (positif dan negatif) dari total kelas yang diuji. Persamaan (2-33) menunjukkan perhitungan untuk nilai akurasi.

$$Akurasi = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (2-33)$$

True Positive Rate (recall) merupakan proporsi dari kelas positif yang diklasifikasi dengan benar. Persamaan (2-34) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Positive Rate*.

$$True Positive Rate (Recall) = \frac{a}{a+b} \quad (2-34)$$

True Negative Rate (Specificity) merupakan proporsi dari kelas negatif yang diklasifikasi dengan benar. Persamaan (2-38) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Negative Rate*.

$$True Negative Rate (Specificity) = \frac{d}{c+d} \quad (2-35)$$

BAB III

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dibangun sebuah sistem untuk mengklasifikasi tingkat kesegaran daging sapi berdasarkan fitur tekstur dan warna menggunakan metode SVM. Terdapat 8 subbab dari bab metode penelitian ini yaitu alat dan bahan, rancangan penelitian, perancangan sistem, tahap *preprocessing*, tahap ekstraksi fitur, tahap klasifikasi, teknik pengujian serta jadwal penelitian.

3.1. Alat dan Bahan

Berikut ini alat dan bahan yang dibutuhkan untuk membangun sistem:

3.1.1. Alat

Alat-alat yang akan digunakan untuk mendukung penelitian ini terdiri atas:

- *Processor Laptop* : Intel Core i5 dengan RAM 4GB.
- Sistem Operasi : Windows 8.1 64-bit.
- Kamera : DSLR Canon EOS Kiss X7 8 MP Lensa 18-55 mm.
- *Software* : Matlab R2013a.

3.1.2. Bahan

Bahan-bahan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu:

- Daging sapi lokal bagian otot *bicep femoris* atau otot paha.
- Citra daging sapi lokal sebanyak 480 citra dengan format JPEG yang merupakan hasil pengambilan gambar dengan menggunakan kamera DSLR. *Dataset* dibagi menjadi dua yaitu, *dataset* daging yang disimpan di suhu ruang dan daging yang disimpan di dalam lemari es. Daging sapi yang dibekukan di dalam *freezer* tidak digunakan dalam penelitian ini karena daging yang disimpan beku dalam *freezer* dapat bertahan dalam jangka waktu lama.

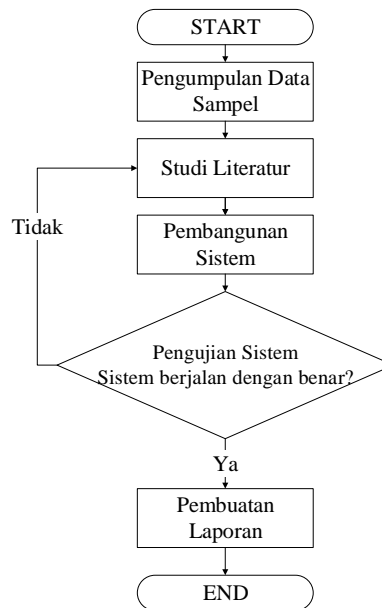
3.2. Studi Literatur

Guna mendukung berjalannya penelitian, studi literatur dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal penelitian serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat. Adapun materi yang dipelajari dalam studi literatur berkaitan dengan ekstraksi fitur warna menggunakan metode statistik, ekstraksi fitur

tekstur menggunakan GLCM, klasifikasi citra menggunakan metode SVM serta materi lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

3.3. Rancangan Penelitian

Diagram alir pembuatan sistem dari mulai pengumpulan data hingga pembuatan laporan tertuang dalam Gambar 3.1.

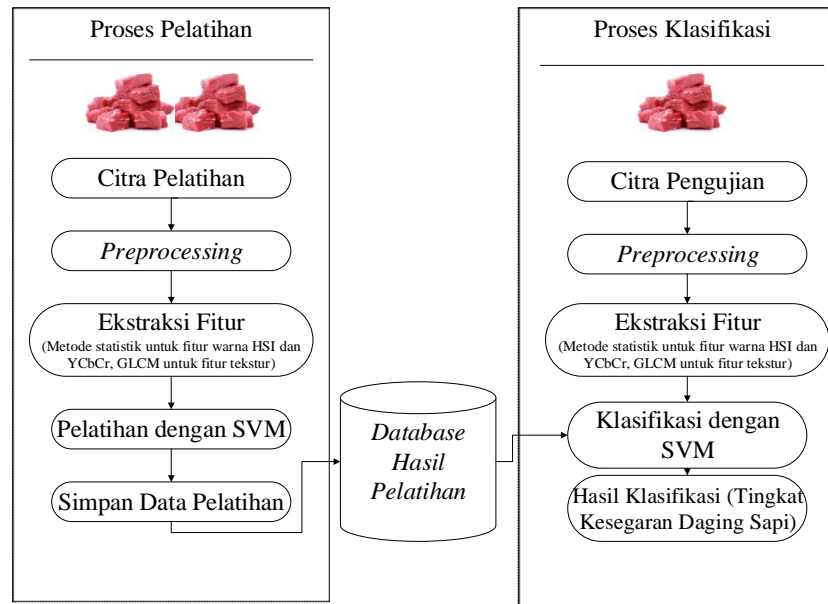


Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem

Langkah pertama dalam pembuatan sistem ini yaitu proses pengumpulan citra daging sapi. Daging sapi dibeli langsung dari tempat pemotongan hewan kemudian dibagi menjadi dua untuk diberikan perlakuan berbeda. Daging sapi pertama akan disimpan pada suhu ruang, dan yang kedua disimpan di dalam lemari es. Dalam jangka waktu tertentu, citra daging sapi diambil menggunakan kamera yang telah tersedia. Langkah kedua yakni studi literatur untuk mempelajari cara membangun sistem sesuai dengan metode yang digunakan. Selanjutnya adalah tahap pembangunan sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat. Tahap pengujian dilakukan untuk menguji apakah sistem berfungsi sesuai dengan tujuan, apabila belum sesuai maka langkah selanjutnya kembali ke studi literatur. Setelah sistem berhasil dibangun dan berjalan sesuai dengan fungsinya maka tahap terakhir yakni pembuatan laporan.

3.4. Perancangan Sistem

Di dalam subbab ini dijelaskan bagaimana sistem dirancang mulai dari tahap pelatihan sistem hingga sistem dapat mengklasifikasikan tingkat kesegaran daging sapi. *Block diagram* sistem tertuang dalam Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Block diagram sistem

Seperti terlihat pada Gambar 3.2, terdapat dua proses utama dalam penelitian ini, yaitu proses pelatihan dan proses klasifikasi. Proses pelatihan dan proses klasifikasi tersebut dijelaskan sebagai berikut:

3.4.1. Proses Pelatihan

Proses pelatihan sistem meliputi tahap-tahap berikut ini:

- i. *Input* citra daging sapi untuk pelatihan. Citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra yang telah di-*crop* dan di-*resize* sehingga citra masukan hanya citra daging tanpa latar. Proses *cropping* dan *resize* dilakukan di luar sistem untuk menghemat waktu komputasi di dalam sistem.
- ii. Tahap *preprocessing* merupakan proses manipulasi gambar sesuai dengan yang diinginkan. Karena proses *cropping* dan *resizing* telah dilakukan di luar sistem, maka tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem yaitu konversi ruang warna.
- iii. Ekstraksi fitur yang dilakukan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua, yaitu ekstraksi fitur warna dan tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM.
- iv. Pelatihan dengan SVM dilakukan untuk mendapatkan bobot *training sample* yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra daging sapi.
- v. *Database* hasil pelatihan berisi bobot *training sample* yang dihasilkan dari tahap pelatihan dengan SVM.

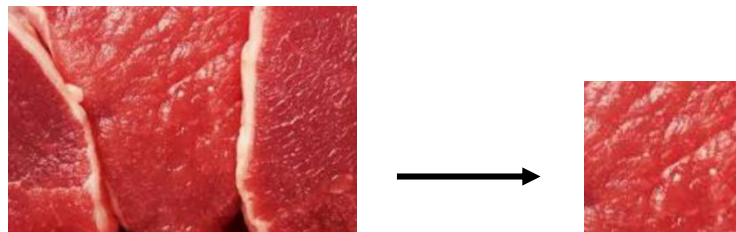
3.4.2. Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi meliputi tahap-tahap berikut ini:

- i. *Input* citra daging sapi untuk klasifikasi (citra pengujian). Citra yang dimasukkan yaitu citra daging sapi tanpa *background* yang telah di-*crop* dan di-*resize* di luar sistem.
- vi. Tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem pada proses klasifikasi sama dengan pada proses pelatihan yakni konversi ruang warna.
- ii. Ekstraksi fitur terdiri atas ekstraksi fitur warna dan fitur tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode GLCM.
- iii. Tahap klasifikasi dilakukan dengan metode SVM untuk mengetahui tingkat kesegaran daging sapi. Data hasil pelatihan dimuat untuk dibandingkan dengan data uji.
- iv. Keluaran akhir dari proses klasifikasi berupa tingkat kesegaran daging sapi.

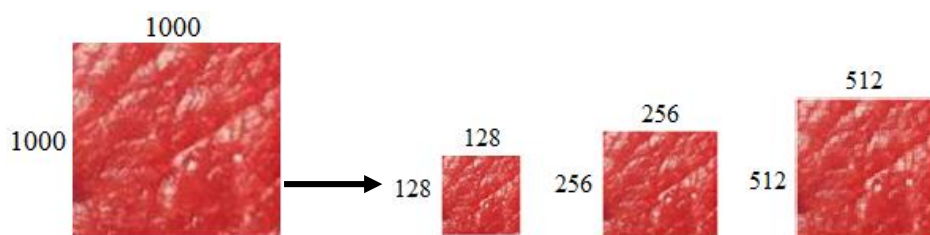
3.5. Tahap *Preprocessing*

Proses *preprocessing* yang dilakukan yaitu *cropping*, *resizing* dan konversi warna citra. *Cropping* dilakukan untuk mengambil bagian citra yang dibutuhkan dan membuang sisanya. Citra daging sapi di potong dengan perbandingan 1:1. Gambar 3.3 merupakan contoh proses *cropping*.



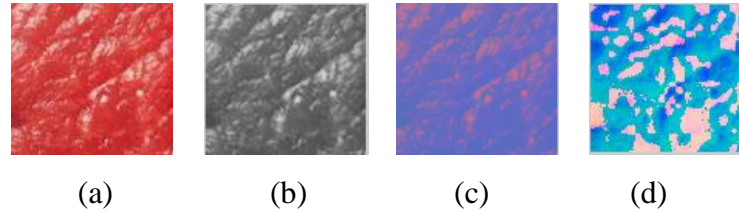
Gambar 3.3 Proses *cropping*

Resizing dilakukan untuk mengubah resolusi citra menjadi 3 resolusi berbeda yaitu 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 512x512 piksel. Gambar 3.4 menunjukkan contoh hasil *resizing* citra. Proses *cropping* dan *resizing* dilakukan di luar sistem.



Gambar 3.4 Proses *resizing*

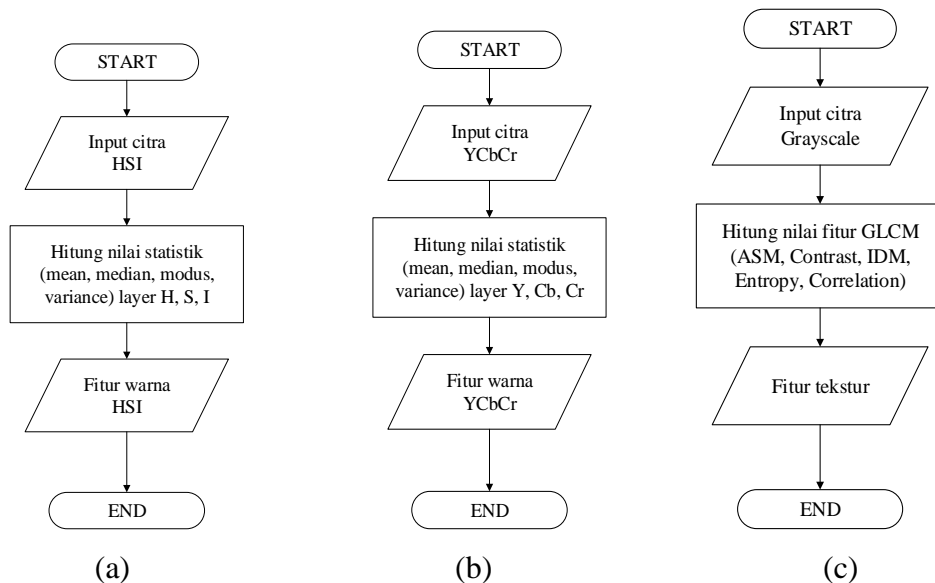
Setelah resolusi citra diubah, selanjutnya ruang warna citra dikonversi dari RGB menjadi ruang warna *grayscale*, HSI dan YCbCr. Proses ini merupakan proses pertama yang dilakukan di dalam sistem setelah *input* citra. Gambar 3.7 menunjukkan contoh hasil konversi dari ruang warna RGB menjadi *grayscale*, HSI dan RGB menjadi YCbCr.



Gambar 3.5 Hasil konversi ruang warna (a) RGB. (b) *Grayscale*. (c) YCbCr. (d) HSI

3.6. Tahap Ekstraksi Fitur

Terdapat dua jenis fitur yang akan diekstraksi pada tahap ini yaitu, fitur warna dan fitur tekstur. Fitur warna diekstraksi dengan menggunakan metode statistik sedangkan untuk mengekstraksi fitur tekstur digunakan metode GLCM. Diagram alir ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Diagram alir ekstraksi fitur (a) Ekstraksi fitur warna HSI. (b) Ekstraksi fitur warna YCbCr. (c) Ekstraksi fitur tekstur

3.6.1. Ekstraksi Fitur Warna dengan Metode Statistik

Pada tahap ini, citra dalam ruang warna HSI dan YCbCr akan dihitung nilai-nilai statistiknya berupa *mean*, *median*, *modus*, dan *variance* untuk setiap *layer*-nya.

a. Fitur ruang warna HSI

Misalkan terdapat suatu citra 5x5 piksel pada ruang warna HSI dengan matriks seperti pada Gambar 3.7.

0	0	0	0	0
0	0	0.9	0.9	0
0	0.9	0.9	0.9	0.9
0	0.9	0.9	0.9	0
0	0	0	0	0

(a)

0	0	0	0	0
0	0	0.8	0.8	0
0	0.8	0.8	0.8	0.8
0	0.8	0.8	0.8	0
0	0	0	0	0

(b)

0	0	0	0	0
0	0	0.9	0.9	0
0	0.9	0.9	0.9	0.9
0	0.9	0.9	0.9	0
0	0	0	0	0

(c)

Gambar 3.7 Contoh matriks citra HSI (a) *Layer H*. (b) *Layer S*. (c) *Layer I*

Dengan menggunakan rumus statistik yang telah dijelaskan pada persamaan (2-6) hingga (2-7), nilai-nilai statistik untuk ruang warna HSI dihitung pada masing-masing *layer*.

Tabel 3.1 merupakan hasil perhitungan nilai-nilai statistik HSI.

Tabel 3.1 Nilai-nilai statistik pada ruang warna HSI

Nilai Statistik	<i>Layer H</i>	<i>Layer S</i>	<i>Layer I</i>
<i>Mean</i>	0.324	0.288	0.324
<i>Median</i>	0	0	0
<i>Modus</i>	0	0	0
<i>Variance</i>	0.194	0.154	0.194

b. Fitur warna YCbCr

Misalkan terdapat suatu citra 5x5 piksel pada ruang warna YCbCr dengan matriks seperti pada Gambar 3.8.

183	183	183	183	183
183	183	94	94	183
183	94	94	94	94
183	183	94	94	183
183	183	183	183	183

(a)

128	128	128	128	128
128	128	101	101	128
128	101	101	101	101
128	128	101	101	128
128	128	128	128	128

(b)

128	128	128	128	128
128	128	219	219	219
128	219	219	219	219
128	128	219	219	128
128	128	128	128	128

(c)

Gambar 3.8 Contoh matriks citra dalam ruang warna YCbCr (a) *Layer Y*. (b) *Layer Cb*.(c) *Layer Cr*

Masing-masing *layer* akan dihitung nilai-nilai statistiknya berupa *mean*, median, modus, dan *variance*. Tabel 3.2 merupakan hasil perhitungan nilai statistik pada ruang warna YCbCr.

Tabel 3.2 Nilai-nilai statistik pada ruang warna YCbCr

Nilai Statistik	<i>Layer Y</i>	<i>Layer Cb</i>	<i>Layer Cr</i>
<i>Mean</i>	154.42	156.76	160.76
<i>Median</i>	183	128	128
<i>Modus</i>	183	128	128
<i>Variance</i>	400.051	165.24	1987.44

3.6.2. Ekstraksi Fitur Tekstur dengan Metode GLCM

Proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dibagi menjadi dua tahap, yaitu pembentukan matriks GLCM dan perhitungan nilai fitur GLCM.

- a. Pembentukan matriks GLCM.

Misalkan terdapat citra *grayscale* dengan matriks seperti pada Gambar 3.9.

A =

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

Gambar 3.9 Contoh matriks citra *grayscale*

Dari matriks di atas dibentuk matriks GLCM dengan orientasi sudut 0° , 45° , 90° , 135° . Adapun langkah-langkah pembentukan matriks GLCM sebagai berikut:

- i. Langkah pertama yaitu membuat matriks dengan ordo $n \times n$ dimana n sama dengan nilai elemen terbesar dari matriks *grayscale* A. Dalam hal ini, nilai elemen terbesar matriks A adalah 3, maka dibuat matriks ukuran 3×3 dengan indeks dimulai dari 0 seperti terlihat pada Gambar 3.10.

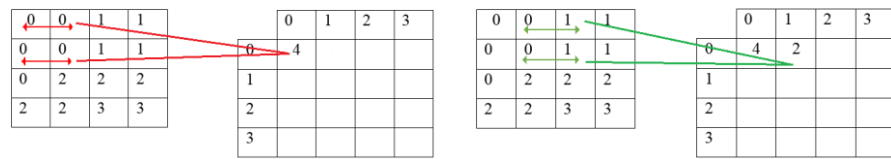
B =

	0	1	2	3
0				
1				
2				
3				

Gambar 3.10 Matriks GLCM 3×3

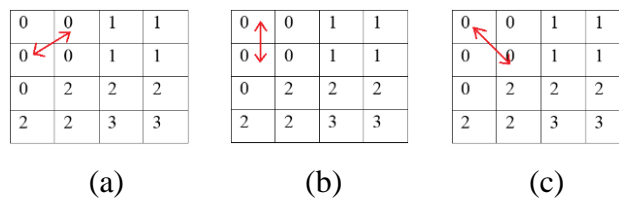
- ii. Penentuan nilai matriks B dimulai dari elemen (0,0). Untuk mengisi matriks B dilakukan iterasi terhadap setiap 2 blok matriks A untuk mengecek nilai elemennya. Sebagai contoh, membuat matriks GLCM dengan sudut 0° , maka arah iterasi yang dilakukan yaitu horizontal (sesuai dengan arah sudut matriks GLCM).
- iii. Iterasi pertama dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai (0,0). Iterasi dimulai dari elemen (0,0) dan (0,1) pada matriks A. Pengecekan berlaku dua arah, artinya elemen (0,0) dan (0,1) dicek sebanyak dua kali dengan arah berlawanan. Jumlah matriks ketetanggaan dengan nilai (0,0) ditulis pada matriks B elemen (0,0). Selanjutnya geser satu blok ke kanan untuk mengecek elemen matriks (0,1) dan (0,2). Lakukan pengecekan hingga elemen

(0,2) dan (0,3) kemudian pindah ke baris selanjutnya. Gambar 3.11 menunjukkan proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0° .



Gambar 3.11 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°

- iv. Iterasi selanjutnya dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai (0,1) untuk diisi pada matriks B elemen (0,1), begitu seterusnya hingga elemen terakhir pada matriks B.
- v. Hal yang sama dilakukan untuk membuat matriks GLCM dengan sudut 45° , 90° dan 135° namun dengan arah yang berbeda. Matriks GLCM sudut 45° dibuat dengan arah diagonal-kanan (*right-diagonal*), sudut 90° dengan arah vertikal, sedangkan sudut 135° dibuat dengan arah diagonal-kiri (*left-diagonal*) seperti yang terlihat pada Gambar 3.12.



Gambar 3.12 Arah matriks GLCM a. Sudut 45° . (b) Sudut 90° . (c) Sudut 135°

- vi. Didapatkan empat buah matriks GLCM seperti pada Gambar 3.13.

B =	4	2	1	0
	2	4	0	0
	1	0	6	1
	0	0	1	2
(a)				
C =	4	1	0	0
	1	2	3	0
	0	2	4	1
	0	0	1	0
(b)				
D =	6	0	2	0
	0	4	2	0
	2	2	2	2
	0	0	2	0
(c)				
E =	2	1	3	0
	1	2	1	0
	3	1	0	2
	0	0	2	0
(d)				

Gambar 3.13 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ$ $d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ$ $d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ$ $d = 1$. (d) $\theta = 135^\circ$ $d = 1$

- vii. Matriks GLCM kemudian dinormalisasi agar jumlah seluruh elemennya sama dengan satu. Gambar 3.14 merupakan hasil normalisasi terhadap matriks B.

$$F = \begin{bmatrix} 0.18 & 0.06 & 0.06 & 0.03 & 0.09 \\ 0.06 & 0 & 0.06 & 0.03 & 0.03 \\ 0.06 & 0.06 & 0 & 0 & 0.03 \\ 0.03 & 0.03 & 0 & 0 & 0 \\ 0.09 & 0.03 & 0.03 & 0 & 0.06 \end{bmatrix}$$

Gambar 3.14 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi

Proses normalisasi menghasilkan 4 matriks GLCM normal yang kemudian akan digunakan pada tahap selanjutnya.

b. Perhitungan nilai fitur GLCM

Matriks GLCM yang telah dihasilkan pada tahap sebelumnya digunakan untuk menghitung 5 fitur GLCM yang terdiri atas ASM (*Energy*), *Contrast*, IDM (*Homogeneity*), *Entropy* dan *Correlation*. Contoh perhitungan ke-5 fitur *terlampir*. Pada tahap ini dihasilkan 20 fitur GLCM yang kemudian akan menjadi masukan pada tahap pelatihan ataupun klasifikasi.

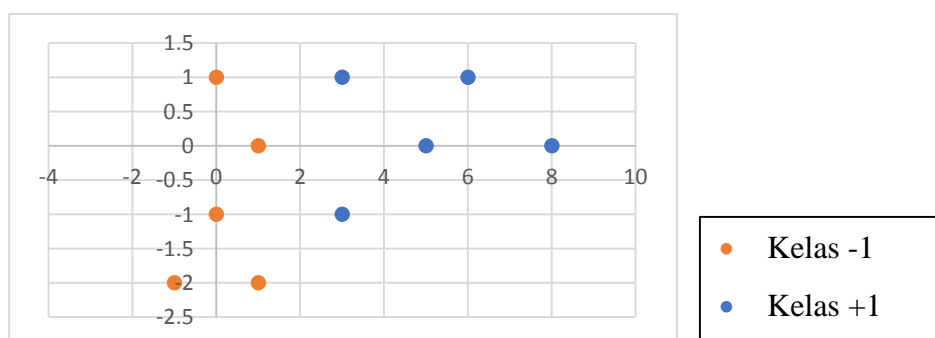
3.7. Tahap Klasifikasi

Proses klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode *Support Vector Machine*. Misalkan terdapat 2 set data kelas +1 dan kelas -1 dengan data seperti pada tabel 3.3.

Tabel 3.3. *Dataset* kelas -1 dan kelas +1

Kelas -1	Kelas +1
3,1	1,0
3,-1	0,1
6,1	0,-1
6,-1	-1,0
8,0	-2,-1

Titik-titik di atas dimasukkan ke dalam diagram kartesius seperti pada Gambar 3.15.



Gambar 3.15 *Dataset* dalam diagram kartesius

Dari *dataset* pada Tabel 3.5 diambil 3 buah data yakni $S_1=(1,0)$, $S_2=(3,1)$ dan $S_3=(3,-1)$. Selanjutnya data-data ini digunakan untuk mencari persamaan *hyperplane*. Adapun proses pencarian persamaan *hyperplane* dijabarkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\alpha_1 \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_1) + \alpha_2 \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_1) + \alpha_3 \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_1) &= -1 \\ \alpha_1 \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_2) + \alpha_2 \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_2) + \alpha_3 \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_2) &= +1 \\ \alpha_1 \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_3) + \alpha_2 \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_3) + \alpha_3 \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_3) &= +1\end{aligned}\quad (3-1)$$

$$\Phi(S_1) \cdot \Phi(S_1) = w \cdot x + b, \quad b=1 \quad (3-2)$$

$$\Phi(U) \cdot \Phi(Z) = (U_1 \cdot Z_1)^2 + 2(U_1 \cdot Z_1)(U_2 \cdot Z_2) + (U_2 \cdot Z_2)^2 + 2(U_1 \cdot Z_1) + 2(U_2 \cdot Z_2) + 1 \quad (3-3)$$

Ketiga data yang telah dipilih kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (3-3). Proses perhitungannya dijabarkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\Phi(S_1) \cdot \Phi(S_1) &= \Phi(1,0) \cdot \Phi(1,0) = (1.1)^2 + 2(1.1)(0.0) + (0.0)^2 + 2(1.1) + 2(0.0) + 1 \\ \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_1) &= 4 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_1) &= \Phi(3,1) \cdot \Phi(1,0) = (3.1)^2 + 2(3.1)(1.0) + (3.0)^2 + 2(3.1) + 2(1.0) + 1 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_1) &= 16 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_1) &= \Phi(3,-1) \cdot \Phi(1,0) = (3.1)^2 + 2(3.1)(-1.0) + (-1.0)^2 + 2(3.1) + 2(-1.0) + 1 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_1) &= 16 \\ \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_2) &= \Phi(2,0) \cdot \Phi(3,1) = (2.3)^2 + 2(2.3)(0.1) + (0.1)^2 + 2(2.3) + 2(0.1) + 1 \\ \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_2) &= 16 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_2) &= \Phi(3,1) \cdot \Phi(3,1) = (3.2)^2 + 2(3.2)(1.1) + (1.1)^2 + 2(3.2) + 2(1.1) + 1 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_2) &= 121 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_2) &= \Phi(3,-1) \cdot \Phi(3,1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(-1.1) + (-1.1)^2 + 2(3.3) + 2(-1.1) + 1 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_2) &= 79 \\ \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_3) &= \Phi(1,0) \cdot \Phi(3,-1) = (1.3)^2 + 2(1.3)(0.-1) + (0.-1)^2 + 2(1.3) + 2(0.-1) + 1 \\ \Phi(S_1) \cdot \Phi(S_3) &= 16 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_3) &= \Phi(3,1) \cdot \Phi(3,-1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(1.-1) + (1.-1)^2 + 2(3.3) + 2(1.-1) + 1 \\ \Phi(S_2) \cdot \Phi(S_3) &= 79 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_3) &= \Phi(3,-1) \cdot \Phi(3,-1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(-1.-1) + (-1.-1)^2 + 2(3.3) + 2(-1.-1) + 1 \\ \Phi(S_3) \cdot \Phi(S_3) &= 121\end{aligned}$$

Hasil perhitungan menggunakan persamaan (3-3) kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (3-1).

$$\begin{aligned}4\alpha_1 + 16\alpha_2 + 16\alpha_3 &= -1 \\ 16\alpha_1 + 121\alpha_2 + 79\alpha_3 &= +1 \\ 16\alpha_1 + 79\alpha_2 + 121\alpha_3 &= +1\end{aligned}\quad (3-4)$$

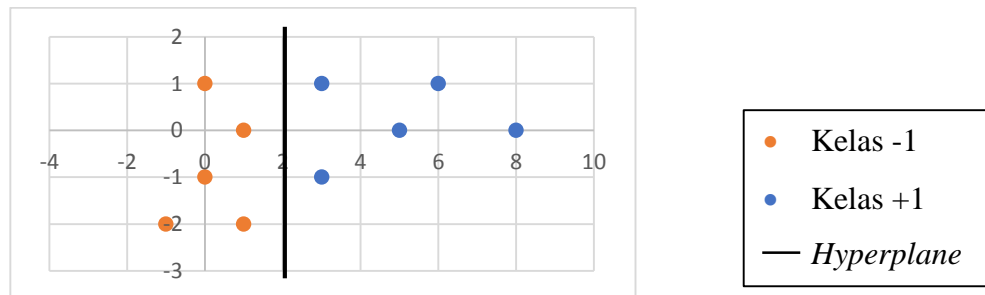
Dengan menggunakan metode substitusi, didapatkan nilai $\alpha_1 = -3.5$, $\alpha_2 = 0.75$ dan $\alpha_3 = 0.75$. Langkah selanjutnya yaitu menghitung *offset* dan bobot *hyperplane* dengan menggunakan persamaan (3-5).

$$w = \sum_i \alpha_i S_i \quad (3-5)$$

$$w = -3,5 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}$$

Sehingga diperoleh *offset* dan bobot *hyperplane* $y = wx+b$ dengan $w = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}$ dan $b = -2$.

Gambar 3.16 menunjukkan *dataset* yang dipisahkan oleh garis *hyperplane*.



Gambar 3.16 Contoh *dataset* dengan *hyperplane*

3.8. Teknik Pengujian

Daging sapi yang digunakan dalam penelitian didapatkan langsung dari rumah pemotongan hewan. Adapun daging sapi yang akan digunakan diambil dari empat sapi yang berbeda untuk mendapatkan data yang lebih beragam. Daging sapi inilah yang akan diambil gambarnya untuk menjadi *dataset*.

Dataset dibagi menjadi dua yaitu citra daging sapi yang disimpan dalam suhu ruang dan citra daging sapi yang disimpan dalam lemari es. Kategori segar atau tidaknya daging ditentukan berdasarkan lama waktu penyimpanan. Adapun kategori daging segar pada suhu kamar adalah daging yang disimpan selama 0-9 jam, kategori sedang adalah daging sapi 9-18 jam dan kategori tidak segar adalah daging sapi di atas 18 jam. Selanjutnya untuk daging sapi yang disimpan dalam lemari es, kategori segar adalah 0-18 jam, kategori sedang 18-36 jam, dan tidak segar di atas 36 jam. Total citra yang digunakan yaitu sebanyak 480 citra dengan penjabaran seperti pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Pembagian *dataset*

Data	Suhu Ruang			Lemari Es			Total
	Segar	Sedang	Tidak Segar	Segar	Sedang	Tidak Segar	
Latih	60	60	60	60	60	60	360
Uji	20	20	20	20	20	20	120

Terdapat beberapa parameter yang diuji dalam penelitian ini antara lain:

1. Pengaruh jumlah kelas terhadap akurasi

Pengujian ini dilakukan sebanyak 2 kali dengan jumlah kelas berbeda yakni 3 kelas dan 2 kelas. Pada klasifikasi menggunakan 2 kelas, *dataset* daging sedang masuk ke dalam kategori tidak segar.

2. Pengaruh resolusi citra terhadap akurasi

Pengujian ini dilakukan dengan menguji citra menggunakan beberapa resolusi yang berbeda yakni 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 512x512 piksel.

3. Pengaruh rotasi terhadap akurasi

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi sebesar 90° dan 180° terhadap akurasi.

Pengujian untuk masing-masing parameter dilakukan sebanyak 5 kali untuk menguji 5 fitur berbeda yang terdiri atas:

1. Fitur warna HSI.
2. Fitur warna YCbCr.
3. Fitur tekstur GLCM.
4. Fitur HSI+GLCM.
5. Fitur YCbCr+GLCM.

Dalam proses pengujian akan dihitung nilai akurasi, *True Positive Rate* dan *True Negative Rate*. Misalkan terdapat data *dummy* seperti pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 *Confusion matrix* dengan data *dummy*

Hasil Klasifikasi Kelas Sebenarnya		
	Positif	Negatif
Positif	19	1
Negatif	2	18

Berdasarkan *confusion matrix* di atas, dapat dihitung nilai akurasi, *True Positive Rate* dan *True Negative Rate*.

- Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan persamaan (2-33).

$$Akurasi = \frac{19 + 18}{19 + 1 + 18 + 2} = 0.925$$

- Nilai *True Positive Rate (recall)* dihitung dengan menggunakan persamaan (2-34).

$$True\ Positive\ Rate = \frac{19}{19 + 1} = 0.95$$

- Nilai *True Negative Rate (specificity)* dihitung dengan menggunakan persamaan (2-35).

$$True\ Negative\ Rate = \frac{18}{2 + 18} = 0.9$$

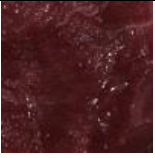
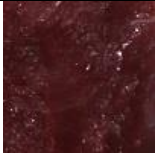













BAB IV

PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan selama 27 jam untuk daging yang disimpan dalam suhu ruang dan 55 jam untuk daging yang disimpan dalam lemari es. Pengambilan citra dilakukan di ruangan dengan jarak pengambilan sejauh 20 cm dan pencahayaan yang tidak berubah. Citra daging yang disimpan dalam suhu ruang diambil setiap 2 jam sekali sedangkan citra daging yang disimpan dalam lemari es diambil setiap 5 jam sekali. Adapun contoh citra daging sapi yang telah dikumpulkan selama proses pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Contoh citra daging sapi pada lemari es

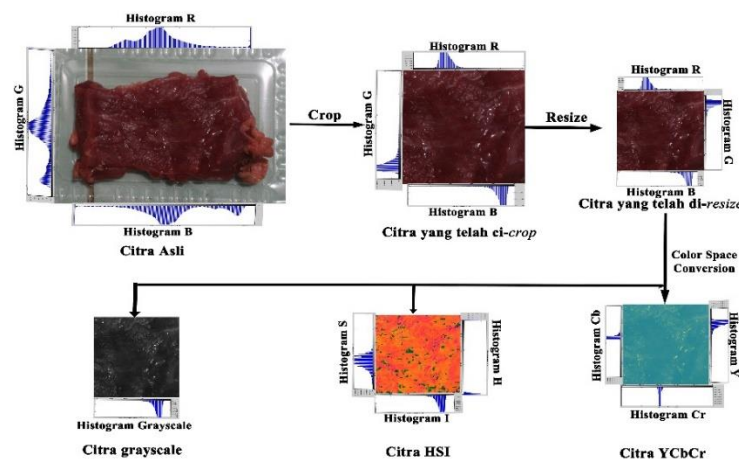
Citra					
Jam ke-	1	5	9	13	18
Citra					
Jam ke-	19	23	27	31	36
Citra					
Jam ke-	37	41	46	50	55

Dari proses ini, dihasilkan 240 citra daging sapi yang disimpan dalam suhu ruang dan 240 citra daging sapi yang disimpan dalam lemari es, sehingga total citra yaitu 480 citra. Citra daging sapi ini kemudian dibagi menjadi citra latih dan citra uji dengan pembagian yang sesuai dengan Tabel 3.4.

4.2. Preprocessing

Tahap *preprocessing* yang dilakukan antara lain, *cropping*, *resizing* dan konversi ruang warna. Tahap *cropping* dan *resizing* dilakukan secara manual di luar sistem untuk mengurangi beban komputasi. Citra asli yang diperoleh dari proses pengumpulan data merupakan citra daging sapi dengan latar belakang sehingga citra ini harus dipotong terlebih dahulu. Semua citra, baik citra latih maupun citra uji kemudian diubah resolusinya menjadi 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 512x512 piksel sehingga dihasilkan 3 citra baru dari masing-masing citra asli.

Setelah citra dengan ukuran 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 512x512 piksel didapatkan, citra tersebut selanjutnya menjadi citra masukan dari sistem yang kemudian akan melalui tahap *preprocessing* selanjutnya yaitu konversi ruang warna. Citra masukan dengan ruang warna RGB dikonversi menjadi HSI, YCbCr dan *grayscale*. Proses *preprocessing* secara keseluruhan digambarkan dalam Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Tahap *Preprocessing*

Hasil dari tahap *preprocessing* yang terakhir yaitu citra daging sapi dalam ruang warna HSI, YCbCr dan *grayscale*. Semua citra ini kemudian akan diproses dalam tahap ekstraksi fitur.

4.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan dua fitur dari setiap citra yaitu fitur warna dan fitur tekstur. Fitur-fitur yang didapatkan kemudian akan digunakan pada tahap pelatihan. Adapun fitur-fitur tersebut meliputi:

a. Fitur Warna HSI

Ekstraksi fitur warna HSI dilakukan dengan menggunakan pendekatan statistik.

Nilai-nilai statistik yang diekstraksi yaitu rata-rata, median, modus dan *variance*. Nilai-nilai statistik ini dihitung dari *layer* H, S dan *layer* I sehingga dari tahap ini didapatkan 12 fitur.

b. Fitur Warna YCbCr

Sama halnya dengan fitur warna HSI, fitur warna YCbCr juga didapatkan melalui pendekatan statistik dengan mencari nilai rata-rata, median, modus dan *variance*. Sebanyak 12 fitur juga diperoleh dari *layer* Y, Cb dan Cr.

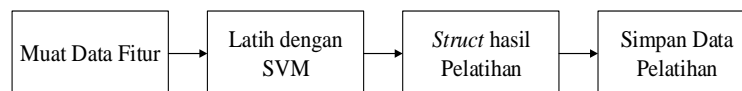
c. Fitur Tekstur

Ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode GLCM untuk mendapatkan 5 fitur yaitu, ASM, *contrast*, IDM, *entropy* dan *correlation*. Terdapat 4 matriks yang terdapat pada metode GLCM dan dari keempat sudut ini diekstraksi ke-5 fitur tersebut sehingga dari proses ini diperoleh 20 fitur.

Fitur-fitur hasil dari proses ini kemudian disimpan untuk kemudian menjadi data dalam proses pelatihan dengan SVM.

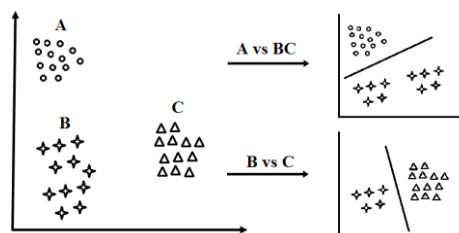
4.4. Pelatihan dengan SVM

Proses pelatihan dilakukan untuk melatih fitur-fitur yang telah diekstraksi sehingga dapat digunakan pada tahap pengujian. Secara sederhana, proses pelatihan digambarkan dalam Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Proses pelatihan

Pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa tahap pertama dari proses pelatihan yakni memuat data fitur yang telah disimpan sebelumnya pada proses ekstraksi fitur. Fitur-fitur ini kemudian dilatih menggunakan SVM. Proses pelatihan untuk 3 kelas atau 3 kategori dilakukan dengan menggunakan pendekatan *one-versus-all* seperti terlihat pada Gambar 4.3. Pada pelatihan pertama, kelas tidak segar masuk ke dalam kelas sedang. Setelah pelatihan kelas segar dengan kelas sedang selesai, barulah pelatihan antara kelas sedang dan tidak segar dilakukan.



Gambar 4.3 Pelatihan 3 kelas dengan pendekatan *one-versus-all*

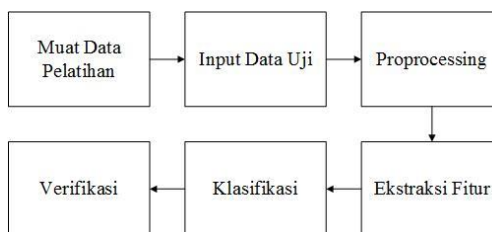
Hasil dari proses pelatihan disimpan dalam bentuk *struct* untuk kemudian digunakan dalam proses pengujian. Akurasi dari proses pelatihan untuk semua parameter pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Akurasi proses pelatihan

Dataset	Resolusi Citra	Jumlah Kelas	Akurasi (%)				
			HSI	YCbCr	GLCM	HSI+ GLCM	YCbCr+ GLCM
LE	256x256	3	76%	72%	57%	76%	76%
SR	256x256	3	74%	69%	61%	80%	78%
Rata-rata			75%	70.5%	59%	78%	77%
LE	128x128	2	89%	85%	78%	92%	55%
SR	128x128	2	82%	83%	80%	88%	86%
Rata-rata			85.5%	84%	79%	90%	70.5%
LE	256	2	91%	85%	79%	91%	87%
SR	256	2	73%	77%	78%	88%	77%
Rata-rata			87%	81%	78.5%	89.5%	82%
LE	512x512	2	91%	85%	50%	91%	88%
SR	512x512	2	83%	83%	76%	90%	88%
Rata-rata			87%	84%	63%	90.5%	88%

4.5. Pengujian dengan SVM

Tahap pengujian merupakan tahap mengklasifikasi data uji ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan. Tahap pengujian digambarkan secara sederhana pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Proses pengujian

Proses pengujian dimulai dengan memuat data hasil pelatihan kemudian dilanjutkan dengan memasukkan data uji yang akan diklasifikasi. Adapun data uji baik untuk *dataset* lemari es maupun suhu ruangan terdiri atas 60 citra. Data uji kemudian

memasuki tahap *preprocessing* yaitu konversi ruang warna. Setelah diperoleh citra daging dalam ruang warna HSI, YCbCr dan *grayscale*, dilakukan ekstraksi fitur warna dan tekstur. Fitur-fitur yang didapatkan kemudian digunakan dalam tahap klasifikasi. Tahap klasifikasi dilakukan dengan cara membandingkan data hasil pelatihan dengan fitur dari data baru menggunakan metode SVM. Hasil yang diperoleh dari proses klasifikasi yakni *vector* berisi kelas dari citra uji. Hasil ini kemudian diverifikasi dengan cara membandingkan kelas sesungguhnya dengan kelas hasil klasifikasi. Seperti pada proses pelatihan, proses klasifikasi 3 kelas juga dilakukan dengan menggunakan pendekatan *one-versus-all*.

4.6. Hasil

Pengujian dilakukan beberapa kali untuk mengetahui pengaruh dari beberapa parameter terhadap hasil klasifikasi. Adapun parameter-parameter tersebut terdiri atas, jumlah kelas, resolusi citra, serta rotasi. Hasil yang diperoleh setelah proses verifikasi cukup bervariasi. Hasil dari masing-masing pengujian ini dibahas dalam subbab 4.6.1 hingga 4.6.3 serta analisis sebaran data fitur dibahas pada subbab 4.6.4.

4.6.1. Pengaruh Jumlah Kelas Terhadap Akurasi

Pengujian pertama dilakukan untuk melihat pengaruh akurasi terhadap jumlah kelas. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan akurasi antara klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas dan 2 kelas. Adapun kategori atau kelas terdiri atas ‘segar’, ‘sedang’ dan ‘tidak segar’ untuk klasifikasi 3 kelas serta ‘segar’ dan ‘tidak segar’ untuk klasifikasi 2 kelas. Tabel 4.3 menunjukkan hasil klasifikasi dari masing-masing pengujian.

Tabel 4.3. Pengaruh jumlah kelas terhadap hasil klasifikasi

<i>Dataset</i>	Jumlah Kelas	Akurasi (%)				
		HSI	YCbCr	GLCM	HSI+ GLCM	YCbCr+ GLCM
LE	3	83%	57%	45%	47%	45%
SR	3	65%	62%	37%	43%	48%
Rata-rata		74%	59.2%	41%	45%	46.5%
LE	2	95%	80%	73%	93%	80%
SR	2	73%	77%	78%	88%	77%
Rata-rata		84%	78.5%	75.5%	90.5%	78.5%

Keterangan: LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang

Pada Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa akurasi klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas menghasilkan akurasi yang tidak begitu tinggi. Akurasi tertinggi yang diperoleh yakni 83% dengan menggunakan fitur warna HSI dan *dataset* lemari es sedangkan akurasi terendah yakni 37% dengan fitur GLCM dan *dataset* suhu ruang. Sementara itu akurasi yang cukup tinggi diperoleh pada klasifikasi dengan hanya menggunakan 2 kelas. Adapun akurasi tertinggi diperoleh pada saat pengujian dengan menggunakan fitur HSI yaitu sebesar 95%. Dapat dilihat bahwa akurasi menjadi jauh lebih tinggi ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan dua kelas dengan rata-rata peningkatan sebesar 28.3%.

Akurasi untuk masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel 4.4 dan 4.5. Pada klasifikasi 2 kelas, akurasi untuk masing-masing kelas direpresentasikan oleh nilai *recall* dan *specificity*. *Recall* merupakan proporsi kelas positif yang terklasifikasi dengan benar sedangkan *specificity* merupakan proporsi kelas negatif yang terklasifikasi dengan benar.

Tabel 4.4 Akurasi masing-masing kelas pada klasifikasi 3 kelas

Data set	HSI			YCbCr			GLCM			HSI+GLCM			YCbCr+GLCM		
	SG	SD	TS	SG	SD	TS	SG	SD	TS	SG	SD	TS	SG	SD	TS
LE	85%	90%	75%	70%	70%	60%	35%	55%	45%	5%	85%	50%	0%	85%	50%
SR	15%	45%	85%	70%	35%	75%	15%	40%	55%	0%	35%	95%	15%	45%	85%

Keterangan: LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang, SG=Segar, SD=Sedang, TS=Tidak Segar

Tabel 4.5 Nilai *recall* dan *specificity* pada klasifikasi 2 kelas

Data set	HSI		YCbCr		GLCM		HSI+GLCM		YCbCr+GLCM	
	R	S	R	S	R	S	R	S	R	S
LE	95%	95%	80%	80%	65%	77.5%	90%	95%	65%	87.5%
SR	75%	72.5%	75%	72.5%	75%	72.5%	90%	90%	80%	75%

Keterangan: LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang, R=*Recall*, S=*Specificity*

Pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa pada klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas, presentase dikenalnya kelas segar, sedang dan tidak segar sangat bervariasi. Pada fitur HSI+GLCM, kelas segar untuk *dataset* suhu ruang tidak dikenali sama sekali sedangkan kelas tidak segar dikenali sebanyak 95%. Begitu pula dengan fitur YCbCr+GLCM, kelas segar pada *dataset* lemari es tidak dikenali sama sekali sedangkan kelas sedang dikenali sebanyak 85%. Akurasi untuk masing-masing kelas menjadi lebih baik ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan 2 kelas seperti terlihat pada Tabel 4.5. Baik kelas segar (*recall*) maupun tidak segar (*specificity*) dapat dikenali dengan baik dengan nilai tertinggi hingga 95% pada fitur HSI dan HSI+GLCM.

Peningkatan akurasi yang cukup tinggi dari klasifikasi dengan menggunakan 3 menjadi 2 kelas terjadi disebabkan oleh metode klasifikasi SVM. Sesuai dengan teorinya bahwa pada dasarnya metode SVM merupakan metode klasifikasi 2 kelas sehingga hasil akan lebih baik ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan 2 kelas saja.

4.6.2. Pengaruh Resolusi Citra Terhadap Akurasi

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk menguji pengaruh resolusi citra terhadap akurasi. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mencari resolusi citra yang lebih baik digunakan dalam mengklasifikasi tingkat kesegaran daging menggunakan fitur warna dan tekstur. Citra dengan resolusi 500x500 piksel dan 128x128 piksel digunakan baik untuk pengujian maupun pelatihan untuk kemudian dibandingkan dengan hasil klasifikasi pada citra dengan resolusi 256x256 piksel. Jumlah kelas yang digunakan yakni 2 kelas dengan kategori segar dan tidak segar. Akurasi klasifikasi berdasarkan resolusi citra dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Pengaruh resolusi citra terhadap hasil klasifikasi

<i>Dataset</i>	Resolusi Citra	Akurasi (%)				
		HSI	YCbCr	GLCM	HSI+ GLCM	YCbCr+ GLCM
LE	128x128	93%	77%	73%	93%	57%
SR	128x128	72%	75%	73%	82%	78%
Rata-rata		82.5%	76%	73%	87.5%	67.5%
LE	256	95%	80%	73%	93%	80%
SR	256	73%	77%	78%	88%	77%
Rata-rata		84%	78.5%	75.5%	90.5%	78.5%
LE	512x512	97%	78%	52%	93%	87%
SR	512x512	75%	77%	77%	85%	83%
Rata-rata		86%	77.5%	64.5%	89%	85%

Keterangan : LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang

Dapat dilihat pada Tabel 4.6 bahwa hasil klasifikasi tidak mengalami perubahan yang signifikan ketika resolusi citra diubah menjadi 128x128 dan 512x512 piksel. Meskipun terjadi penurunan maupun peningkatan akurasi, namun secara umum penurunan maupun peningkatan hanya sebesar 1 hingga 3 % saja. Terdapat dua fitur yang mengalami perubahan yang cukup signifikan dalam pengujian ini yaitu fitur GLCM dan YCbCr+GLCM. Penurunan sebesar 21% terjadi pada fitur GLCM *dataset* lemari es dari pengujian dengan menggunakan citra 256x256 menjadi 512x512 piksel. Selanjutnya fitur YCbCr+GLCM mengalami peningkatan yang cukup signifikan yakni sebesar 23% dari citra dengan resolusi 128x128 menjadi 256x256 piksel. Adapun fitur yang secara konstan mengalami peningkatan akurasi seiring dengan peningkatan resolusi yakni fitur HSI dan YCbCr+GLCM. Akurasi terbaik untuk kedua fitur ini diperoleh pada pengujian dengan

citra 512x512 piksel sedangkan akurasi tertinggi untuk fitur lainnya diperoleh pada pengujian dengan citra 256x256 piksel.

Adapun akurasi untuk masing-masing kelas dapat dilihat dari nilai *recall* dan *specificity*. Tabel 4.7 menunjukkan nilai *recall* dan *specificity* dari hasil klasifikasi berdasarkan resolusi citra.

Tabel 4.7 Nilai *recall* dan *specificity* berdasarkan resolusi citra

Resolusi Citra	Data set	HSI		YCbCr		GLCM		HSI+GLCM		YCbCr+GLCM	
		R	S	R	S	R	S	R	S	R	S
128x128	LE	90%	95%	75%	77.5%	60%	80%	90%	95%	100%	35%
128x128	SR	70%	72.5%	75%	75%	70%	75%	80%	80.25%	80%	77.5%
256x256	LE	95%	95%	80%	80%	65%	77.5%	90%	95%	65%	87.5%
256x256	SR	75%	72.5%	75%	72.5%	75%	72.5%	90%	90%	80%	75%
512x512	LE	95%	97.5%	70%	82.5%	80%	37.5%	85%	97.5%	85%	87.5%
512x512	SR	70%	77.5%	85%	72.5%	70%	80%	85%	85%	90%	80%

Keterangan : LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang, R=*Recall*, S=*Specificity*

Berdasarkan nilai *recall* dan *specificity* pada Tabel 4.7 dapat disimpulkan bahwa nilai *recall* dan *specificity* secara umum memiliki persentase yang hampir sama. Hal ini berarti bahwa persentase total daging segar dan tidak segar yang berhasil diklasifikasi hampir sama. Nilai *recall* tertinggi yakni 100% menggunakan fitur YCbCr+GLCM pada *dataset* lemari es dengan resolusi citra 128x128 piksel. Sedangkan nilai *specificity* tertinggi yaitu 97.5% pada fitur HSI dan HSI+GLCM pada *dataset* lemari es dengan resolusi citra 512x512 piksel.

Selain berpengaruh terhadap akurasi, resolusi citra juga mempengaruhi waktu komputasi. Meskipun secara umum hasil yang diperoleh dari pengujian dengan citra 512x512 piksel lebih baik dari citra dengan resolusi yang lebih kecil, akan tetapi waktu komputasinya cukup lama. Di sisi lain, citra dengan resolusi 128x128 piksel dan 256x256 piksel membutuhkan waktu yang cukup singkat. Tabel 4.8 menunjukkan waktu komputasi 1 buah citra untuk masing-masing resolusi. Waktu komputasi diuji pada semua fitur.

Tabel 4.8 Pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik

Resolusi Citra	HSI	YCbCr	GLCM	HSI+GLCM	YCbCr+GLCM
128x128	0.6026	0.6436	5.5290	5.7156	5.4558
256x256	1.9594	1.8134	6.9314	7.4780	7.2282
512x512	8.2494	6.6218	10.9689	17.6215	16.9711

Waktu komputasi terbesar dibutuhkan oleh fitur HSI+GLCM dan YCbCr+GLCM karena terdapat 32 perhitungan yang harus dilakukan dalam kedua fitur tersebut. Terlihat jelas pada Tabel 4.8 bahwa resolusi citra berpengaruh cukup besar terhadap waktu komputasi. Peningkatan waktu komputasi yang signifikan terjadi dari resolusi 256x256 piksel menjadi 512x512 piksel. Pada fitur HSI, peningkatan waktu komputasi terjadi hingga 4 kali lipat pada dari resolusi 256x256 piksel menjadi 512x512 piksel. Semakin besar resolusi citra, semakin lama pula waktu komputasinya. Hal ini terjadi karena semakin besar citra, semakin banyak piksel yang harus dihitung maka semakin banyak pula waktu yang dibutuhkan.

Berdasarkan hasil pengujian ini diketahui bahwa peningkatan resolusi citra berpengaruh positif terhadap akurasi fitur HSI dan YCbCr+GLCM, semakin besar resolusi citra, semakin bagus pula akurasinya. Sementara itu fitur YCbCr, GLCM, dan HSI+GLCM tidak mengalami perubahan yang konstan ketika resolusi citra diperbesar atau diperkecil. Rata-rata akurasi terbaik diperoleh ketika pengujian dilakukan dengan menggunakan citra resolusi 256x256 piksel dengan waktu komputasi yang cukup singkat untuk masing-masing citra. Oleh karena itu, citra dengan resolusi 256x256 piksel merupakan citra terbaik dilihat dari rata-rata akurasi dan waktu komputasi.

4.6.3. Pengaruh Rotasi Terhadap Akurasi

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi terhadap akurasi klasifikasi. Dalam pengujian ini, *dataset* yang digunakan yaitu citra dengan resolusi 256x256 piksel. Rotasi dilakukan terhadap citra uji dengan arah rotasi 90° dan 180° searah dengan jarum jam. Adapun jumlah kelas yang digunakan dalam pengujian ini yaitu 2 kelas dengan kategori segar dan tidak segar. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9. Pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi

<i>Dataset</i>	Arah Rotasi	Akurasi (%)				
		HSI	YCbCr	GLCM	HSI+ GLCM	YCbCr+ GLCM
LE	0°	95%	80%	73%	93%	80%
SR	0°	73%	77%	78%	88%	77%
Rata-rata		84%	78.5%	75.5%	90.5%	78.5%
LE	90°CW	95%	82%	72%	95%	87%
SR	90°CW	72%	75%	82%	83%	78%
Rata-rata		83.5%	78.5%	77%	80%	82.5%

Dataset	Arah Rotasi	Akurasi (%)				
		HSI	YCbCr	GLCM	HSI+GLCM	YCbCr+GLCM
LE	180°CW	92%	82%	72%	97%	85%
SR	180°CW	72%	75%	77%	83%	82%
Rata-rata		82%	78.5%	74.5%	90%	83.5%

Keterangan : LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang

Dari hasil pengujian pada Tabel 4.9 dapat disimpulkan bahwa rotasi 90°CW dan 180°CW tidak berpengaruh besar terhadap akurasi. Akurasi dari beberapa fitur mengalami sedikit penurunan dan beberapa fitur yang lain mengalami peningkatan dibandingkan dengan hasil klasifikasi normal tanpa rotasi. Jika dilihat dari rata-rata akurasi, perubahan akurasi hanya berkisar antara 0 hingga 5% baik untuk rotasi 90° maupun 180°. Hal ini disebabkan karena pada fitur warna menggunakan pendekatan statistik, hanya fitur *variance* yang berpengaruh terhadap rotasi sedangkan 3 fitur lainnya tidak dipengaruhi oleh rotasi. Selanjutnya untuk fitur tekstur, pembentukan matriks GLCM dilakukan dengan menggunakan 4 sudut, yaitu 0°, 45°, 90° dan 135°. Kemudian proses pembentukan matriks GLCM juga dilakukan dengan memeriksa setiap 2 matriks berdekatan secara dua arah (simetris) sehingga pada citra rotasi 90° dan 180° tidak terjadi banyak perubahan akurasi.

Adapun untuk *recall* dan *specificity* memiliki nilai yang tidak jauh berbeda dengan akurasi. Tabel 4.10 menunjukkan nilai *recall* dan *specificity* untuk hasil klasifikasi citra uji yang dirotasi.

Tabel 4.10 Nilai *recall* dan *specificity* citra uji yang dirotasi

Rotasi	Data set	HSI		YCbCr		GLCM		HSI+GLCM		YCbCr+GLCM	
		R	S	R	S	R	S	R	S	R	S
90	LE	90%	95%	80%	82.5%	45%	85%	90%	97.5%	60%	95%
90	LE	70%	72.5%	85%	70%	50%	97.5%	60%	95%	75%	80%
180	SR	95%	90%	80%	85%	45%	85%	90%	100%	65%	95%
180	SR	70%	72.5%	85%	70%	60%	85%	60%	95%	75%	85%

Keterangan : LE = Lemari Es, SR = Suhu Ruang, R=*Recall*, S=*Specificity*

Berdasarkan Tabel 4.10, nilai *recall* dan *specificity* dari citra uji yang dirotasi pada fitur HSI, YCbCr, HSI+GLCM dan YCbCr+GLCM secara umum tidak berbeda jauh. Hal ini menunjukkan bahwa baik daging segar maupun tidak segar sama-sama dapat dikenali dengan baik menggunakan fitur-fitur tersebut. Akan tetapi pada fitur GLCM, nilai *recall* dan *specificity* memiliki perbedaan yang cukup besar. Hal ini berarti bahwa dengan

menggunakan fitur GLCM, daging tidak segar dapat dikenali lebih baik daripada daging segar.

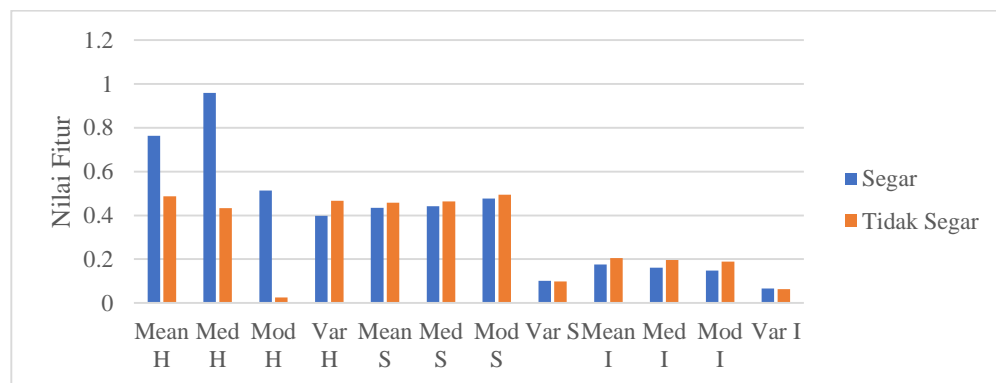
Berdasarkan hasil pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa rotasi dengan arah 90°CW dan 180°CW tidak berpengaruh besar terhadap akurasi. Pada rotasi dengan arah ini citra uji masih dapat dikenali dengan baik.

4.6.4. Analisis Sebaran Data Fitur

Selain metode klasifikasi yang digunakan, fitur juga merupakan faktor penting yang mempengaruhi hasil klasifikasi. Sebaran data yang baik dalam arti terdapat perbedaan yang jelas antara fitur pada masing-masing kelas dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang baik pula. Subbab ini menyajikan grafik sebaran data fitur untuk fitur HSI, YCbCr dan GLCM. Sebaran data ini diperoleh dari rata-rata nilai fitur semua data latih untuk masing-masing fitur untuk citra dengan resolusi citra 256x256 piksel dan klasifikasi 2 kelas.

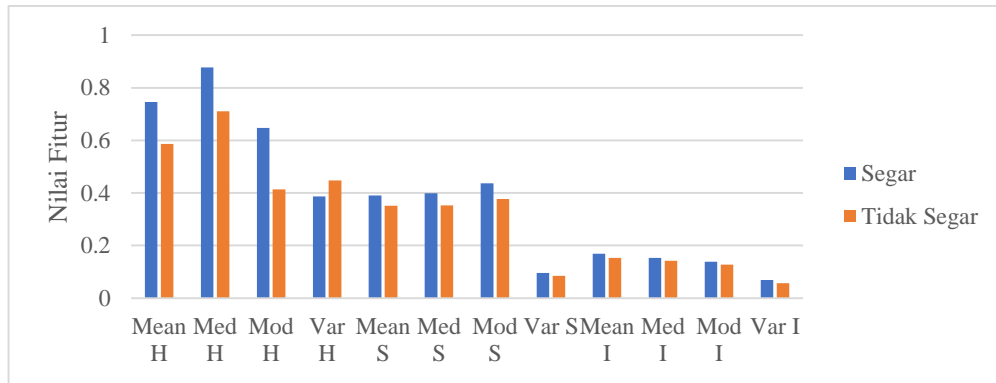
a. Sebaran data fitur HSI

Terdapat 12 perhitungan statistik dalam fitur HSI mulai dari *mean*, *median*, *modus* serta *variance* dari masing-masing *layer* pada ruang warna HSI. Grafik sebaran data fitur HSI untuk *dataset* lemari es tersedia pada Gambar 4.5 dan untuk *dataset* suhu ruang pada Gambar 4.6.



Gambar 4.5 Sebaran data fitur HSI *dataset* lemari es

Berdasarkan grafik pada Gambar 4.5, sebaran data fitur HSI pada *dataset* lemari es cukup baik, terdapat perbedaan yang jelas antara masing-masing kelas hampir di semua fitur. Sebaran data terbaik ada pada *layer* H untuk semua nilai statistik. Hal inilah yang menyebabkan tingginya nilai akurasi pada fitur HSI untuk *dataset* lemari es.



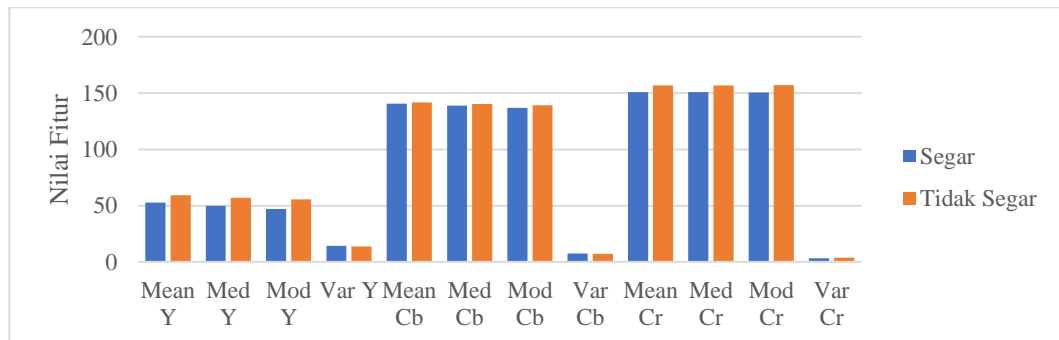
Gambar 4.6 Sebaran data fitur HSI *dataset* suhu ruang

Sebaran data fitur HSI pada *dataset* suhu ruang tidak sebaik sebaran data pada *dataset* lemari es. Namun sama dengan *dataset* lemari es, sebaran data terbaik terdapat pada *layer* H.

Berdasarkan grafik sebaran data HSI, dapat disimpulkan bahwa *layer* H memiliki fitur dengan sebaran yang paling baik. Masing-masing kelas memiliki perbedaan yang sangat jelas pada *layer* ini.

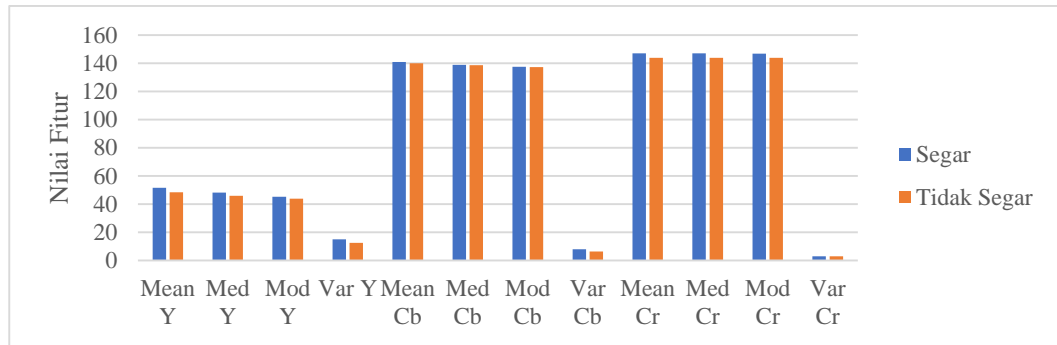
b. Sebaran data fitur YCbCr

Sama seperti fitur HSI, fitur YCbCr memiliki 12 fitur statistik yang diperoleh dari perhitungan *mean*, *median*, *mode* dan *variance*. Gambar 4.7 dan Gambar 4.8 merupakan grafik sebaran data fitur YCbCr.



Gambar 4.7 Sebaran data fitur YCbCr *dataset* lemari es

Seperti terlihat pada Gambar 4.7 bahwa sebaran data fitur YCbCr pada *dataset* lemari es tidak sebaik fitur HSI sehingga hasil klasifikasinya pun berada di bawah fitur HSI. Adapun dua *layer* yang cukup jelas perbedaannya yaitu *layer* Y dan *layer* Cr.

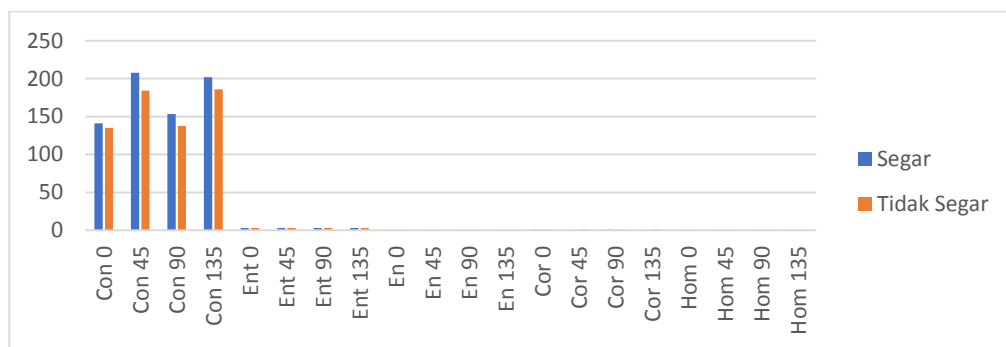


Gambar 4.8 Sebaran data fitur YCbCr *dataset* suhu ruang

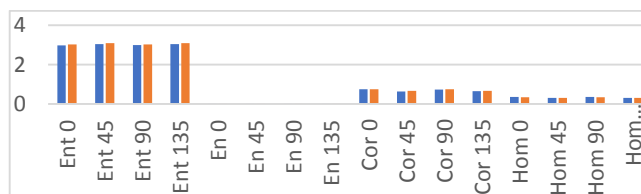
Sebaran data fitur YCbCr pada *dataset* suhu ruang berdasarkan Gambar 4.8 cukup mirip dengan sebaran *dataset* lemari es. Dua *layer* yang memiliki perbedaan yang cukup jelas antarkelas yakni *layer* Y dan *layer* Cb. Hasil klasifikasi dari *dataset* suhu ruang pun mendekati hasil klasifikasi *dataset* lemari es, perbedaan akurasi hanya sebesar 1 hingga 3%.

c. Sebaran data fitur GLCM

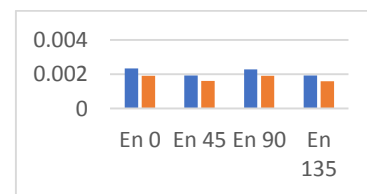
Berbeda dengan fitur HSI dan YCbCr, fitur GLCM memiliki 20 perhitungan yang terdiri atas *Contrast*, *Entropy*, *Energy* (ASM), *Correlation* dan *Homogeneity* (IDM). Ke-5 fitur ini dihitung pada 4 matriks GLCM sehingga terdapat 20 total perhitungan. Gambar 4.9 dan 4.10 merupakan grafik sebaran data dari fitur GLCM.



(a)



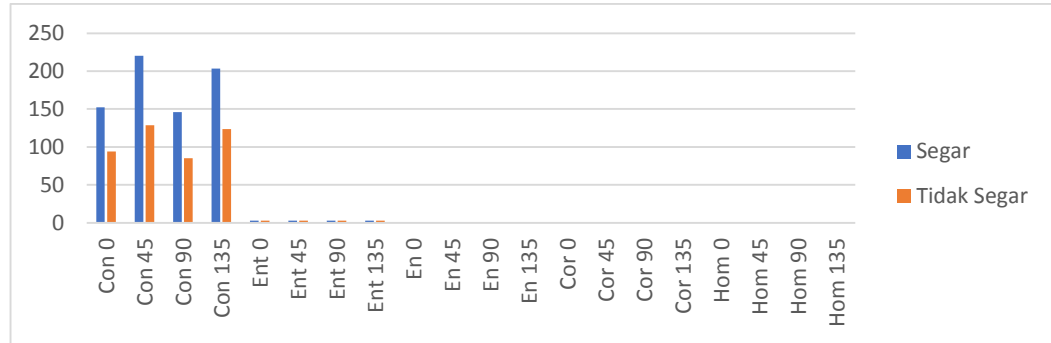
(b)



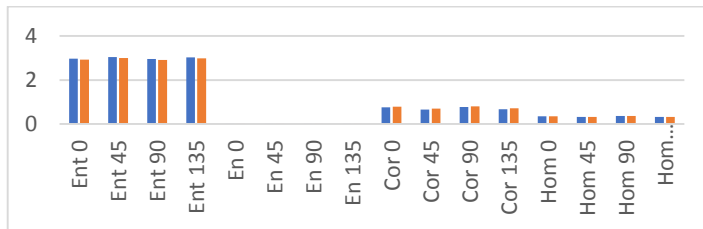
(c)

Gambar 4.9 Grafik sebaran data fitur GLCM *dataset* lemari es, (a) Semua fitur, (b) Fitur *entropy*, *energy*, *correlation* dan *homogeneity*, (c) Fitur *energy*

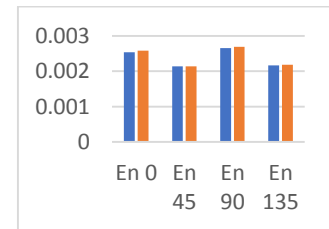
Sebaran data fitur GLCM pada *dataset* lemari es tidak begitu baik, perbedaan fitur antara masing-masing kelas cukup kecil bahkan sangat kecil untuk beberapa variabel. Sebaran terbaik ada pada fitur *contrast* untuk semua sudut GLCM.



(a)



(b)



(c)

Gambar 4.10 Grafik sebaran data fitur GLCM *dataset* suhu ruang, (a) Semua fitur, (b) Fitur *entropy*, *energy*, *correlation* dan *homogeneity*, (c) Fitur *energy*

Dataset suhu ruang untuk fitur GLCM memiliki sebaran data yang lebih baik dibandingkan dengan *dataset* lemari es. Hal inilah yang menyebabkan akurasi *dataset* suhu ruang lebih baik daripada *dataset* lemari es. Sama dengan *dataset* lemari es, sebaran terbaik juga ada pada fitur *contrast* untuk semua sudut GLCM.

Masing-masing fitur baik HSI, YCbCr maupun GLCM memiliki sebaran data yang berbeda. Terdapat beberapa variabel untuk masing-masing fitur yang memiliki sebaran yang cukup baik untuk kedua *dataset*. Oleh sebab itu, ketika fitur HSI ataupun YCbCr digabungkan dengan fitur GLCM maka fitur-fitur tersebut menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih baik.

Berdasarkan grafik sebaran data di atas dapat disimpulkan bahwa masing-masing fitur memiliki variabel dengan sebaran data terbaik dibandingkan dengan variabel lainnya. Oleh karena itu, untuk penelitian lebih lanjut dengan tujuan meningkatkan akurasi dapat menggunakan variabel-variabel tersebut dan mengabaikan variabel lainnya.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pada BAB sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa:

1. Proses klasifikasi menghasilkan akurasi yang lebih baik ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan dua kelas dengan rata-rata peningkatan sebesar 28.3%.
2. Akurasi tertinggi diperoleh pada fitur HSI *dataset* lemari es dengan resolusi citra 512x512 piksel yakni sebesar 97%.
3. Resolusi citra 256x256 merupakan resolusi terbaik jika dilihat dari rata-rata akurasi dan waktu komputasi yaitu dengan rata-rata akurasi sebesar 90.5%.
4. Nilai *recall* terbaik yakni 100% pada fitur HSI+GLCM resolusi 128x128 *dataset* lemari es, sedangkan *specificity* terbaik yakni 100% menggunakan fitur YCbCr+GLCM pada data uji yang dirotasi 180°CW dengan resolusi citra 256x256 *dataset* lemari es.
5. Perubahan resolusi citra tidak memberikan pengaruh besar terhadap akurasi namun peningkatan resolusi citra meningkatkan waktu komputasi hingga 4 kali lipat lebih besar.
6. Rotasi sebesar 90° dan 180° searah dengan jarum jam tidak berpengaruh secara signifikan terhadap akurasi hasil klasifikasi, citra uji yang telah dirotasi masih dapat dikenali dengan baik oleh sistem.
7. Fitur warna dan tekstur cocok digunakan untuk klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi.

5.2 Saran

Berikut ini saran-saran untuk penelitian lebih lanjut:

1. Gunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasi jenis daging yang lain berdasarkan fitur tekstur dan warna.
2. Lakukan pengujian untuk arah rotasi yang lebih banyak untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi.

3. Lakukan seleksi fitur untuk mengeliminasi fitur yang tidak memberikan pengaruh positif terhadap hasil klasifikasi.
4. Peningkatan akurasi *training data* dengan menggunakan citra dari pakar serta penentuan kelas atau kategori oleh pakar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. G. Williams, "Nutritional Composition of Red Meat," *Nutrition & Dietetics*, pp. 1-14, 2007.
- [2] BPS, "Produksi Daging Sapi Menurut Provinsi, 2009-2016," 2016. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/1038>. [Accessed 17 July 2017].
- [3] Kemenper, "Outlook Daging Sapi," Desember 2015. [Online]. Available: <http://epublikasi.setjen.pertanian.go.id/epublikasi/outlook/2015/Peternakan/Outlook%20Daging%20Sapi%202015/files/assets/basic-html/page-1.html>.
- [4] Neneng, "Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, pp. 1-10, 2016.
- [5] Y. Dedy, R. Farah Z. and H. Santoso, "Aplikasi Pendeteksi Tingkat Kesegaran Daging Sapi Lokal Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dengan Pendekatan Statistika," *Riptek*, vol. 9, no. 1, pp. 9-16, 2015.
- [6] R. F. Falah, O. D. Nurhayati and K. T. Martono, "Aplikasi Pendeteksi Kualitas Daging Menggunakan Segmentasi Region of Interest Berbasis Mobile," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 4, no. 2, pp. 333-343, 2016.
- [7] S. Widiyanto, Y. Karyanti, D. T. Wardani and Y. Charli, "Fat Content, Color and Texture Features for Fresh Meat Evaluation from Digital Image," in *6th International Conference on Electronics, Computer and Manufacturing Engineering*, Singapore, 29-30 March, 2017.
- [8] T. Yulianti, A. Yudamson, H. D. Septama, S. R. Sulistiyanti, F. A. Setiawan and M. Telaumbanua, "Meat Quality Classification Based on Color Intensity Measurement Method," in *2016 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)*, Bandung, November 29-30, 2016.
- [9] K. Xiao, G. Gao and L. Shou, "An Improved Method for Detecting Pork Freshness Based on Computer Vision in On-line System," *Sensors and Transducers*, vol. 169, no. 4, pp. 42-48, 2014.
- [10] R. A. Asmara, D. Puspitasari, S. Romlah, Q. Hasanah and R. Romario, "Identifikasi Kesegaran Daging Sapi Berdasarkan Citranya dengan Ekstraksi Fitur Warna dan Teksturnya Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix," *Jurnal Prosiding SENTIA*, vol. 9, pp. 89-94, 2017.
- [11] K. Adi, S. Pujiyanto, D. Nurhayati and A. Pamungkas, "Beef Quality Identification using Thresholding Method and Decision Tree Classification Based on Android Device," *Journal of Food Quality*, vol. 2017, pp. 1-10, 2017.

- [12] J. L. Nunes, M. Piquerez, L. Pujadas, E. Armstrong and A. Fernandes, "Beef Quality Parameters Estimation using Ultrasound and Color Images," in *The 9th IAPR Conference on Pattern Recognition in Bioinformatics*, Stockholm, Sweden, 21-23 August, 2014`.
- [13] N. MS and S. Mulyani, *Dasar Teknologi Hasil Ternak*, Semarang: Fakultas Peternakan, Universitas Diponegoro, 2003.
- [14] A. A. D. Rahmawati, "Kalau Rutin Konsumsi Daging Merah, Berat Badan Juga Bisa Turun," 2016. [Online]. Available: <https://food.detik.com/info-sehat/d-3286520/kalau-rutin-konsumsi-daging-merah-berat-badan-juga-bisa-turun>. [Accessed 26 February 2017].
- [15] L. Mustinda, "Kenali 5 Ciri Ayam Broiler yang Segar," 2016. [Online]. Available: <https://food.detik.com/info-kuliner/d-3227962/kenali-5-ciri-ayam-broiler-yang-segar>. [Accessed 26 February 2017].
- [16] SNI, *Rumah Pemotongan Hewan*, Vols. SNI-01-6159-1999, Jakarta: Badan Standarisasi Nasional, 1999.
- [17] L. Gunawan, "Analisa Perbandingan Kualitas Fisik Daging Sapi Impor dan Daging Sapi Lokal," *Hospital dan Manajemen Jasa*, vol. 1, no. 1, pp. 1-21, 2013.
- [18] D. Yuristiawan and H. A. Santoso, *Identifikasi Kualitas Daging Sapi Berbasis Android dengan Ekstraksi Fitur Warna dan Klasifikasi KNN*, Semarang: Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Dian Nusantoro, 2015.
- [19] Suradi, "Pengaruh Lama Penyimpanan Pada Suhu Ruang Terhadap Perubahan Nilai pH, TVB, dan Total Bakteri Daging Kerbau," *Jurnal Ilmu Ternak*, vol. 12, no. 2, pp. 9-12, 2012.
- [20] Jiuhardi, "Kajian Tentang Import Daging Sapi di Indonesia," *Jurnal Forum Ekonomi*, vol. 17, no. 2, pp. 75-91, 2016.
- [21] A. Jagahirdar and V. Pawar, "Pattern Recognition Models : A Study and Review," *IJRDO - Journal of Computer Science and Engineering*, vol. 2, no. 3, pp. 32-38, 2016.
- [22] P. Ganesan, V. Rajini, B. S. Sathish, V. Kalist dan S. K. K. Basha, "Satellite Segmentation based on YCbCr Color Space," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 8(1), pp. 35-41, 2015.
- [23] E. R. Swedia and M. Cahyanti, *Algoritma Transformasi Ruang Warna*, Depok: Universitas Gunadarma, 2010.
- [24] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing 3rd Edition*, Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2008.
- [25] Basilio, "Explicit Image Detection using YCbCr Space Color Model as Skin Detection," *Application of Mathematics and Computer Science*, pp. 123-128, 2011.

- [26] A. Ageeva, "Color Models," 25 Agustus 2015. [Online]. Available: <https://software.intel.com/en-us/node/503873>. [Accessed 27 Agustus 2017].
- [27] Sugiyono, *Statistika untuk Penelitian*, Bandung: Alfabeta, 2006.
- [28] B. Pathak and D. Barooah, "Teksture Analysis Based on The Gray-Level Co-Occurrence Matrix Considering Possible Orientations," *International Journal of Advanced Researach and Instrumentation Engineering*, vol. 2, no. 9, pp. 4206-4212, 2013.
- [29] Y. Zhang and L. Wu, "Classification of Fruits Using Computer Vision and a Multiclass Support Vector Machine," *Sensors*, pp. 12489-12505, 2012.
- [30] R. M. Haralick, K. Shanmugam dan I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 610-621, 1973.
- [31] S. T. Sharmila, "Efficient Analysis of Satellite Image Denoising and Resolution Enhancement for Improving Classification Accuracy," Faculty of Information and Communication Engineering, Anna University, 2012.
- [32] e. a. Nugroho, *Support Vector Machine, Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika*, 2003.
- [33] M. Sokolova and G. Lapalme, "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks," *Information Processing and Management*, vol. 45, pp. 427-437, 2009.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Contoh perhitungan fitur GLCM

Jika terdapat matriks A dengan nilai:

0.167	0.083	0.041	0
0.083	0.167	0	0
0.041	0	0.25	0.041
0	0	0.041	0.083

Maka, nilai *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Inverse Difference Moment*, *Entropy* dan *Correlation* dari GLCM dapat dihitung sebagai berikut:

i. *Angular Second Moment*

Untuk menghitung nilai ASM, digunakan persamaan (2-13).

$$\begin{aligned}
 ASM &= (0.167)^2 + (0.083)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0.083)^2 + (0.167)^2 + (0)^2 + (0)^2 \\
 &\quad + (0.041)^2 + (0)^2 + (0.25)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + (0.083)^2 \\
 ASM &= 0.028 + 0.007 + 0.002 + 0 + 0.007 + 0.028 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0.0625 + 0.002 \\
 &\quad + 0 + 0 + 0.002 + 0.007 + 0.147
 \end{aligned}$$

$$ASM = 0.148$$

ii. *Contrast*

Untuk menghitung nilai *contrast*, digunakan persamaan (2-14).

$$\begin{aligned}
 Contrast &= ((0 - 0)^2 * 0.167) + ((0 - 1)^2 * 0.083) \\
 &\quad + ((0 - 2)^2 * 0.041) + ((0 - 3)^2 * 0) + ((1 - 0)^2 \\
 &\quad * 0.083) + ((1 - 1)^2 * 0.167) + ((1 - 2)^2 * 0) \\
 &\quad + ((1 - 3)^2 * 0) + ((2 - 0)^2 * 0.041) + ((2 - 1)^2 \\
 &\quad * 0) + ((2 - 2)^2 * 0.25) + ((2 - 3)^2 * 0.041) \\
 &\quad + ((3 - 0)^2 * 0) + ((3 - 1)^2 * 0) + ((3 - 2)^2 \\
 &\quad * 0.041) + ((3 - 3)^2 * 0.083)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Contrast &= 0 + 0.083 + 0.164 + 0 + 0.083 + 0 + 0 + 0 + 0.164 + 0 + 0 + \\
 &\quad 0.041 + 0 + 0 + 0.041 + 0
 \end{aligned}$$

$$Contrast = 0.576$$

iii. IDM

Untuk menghitung IDM, digunakan persamaan (2-19).

$$\begin{aligned}
 IDM &= \left(\frac{1}{1+(0-0)^2} 0.167 \right) + \left(\frac{1}{1+(0-1)^2} 0.083 \right) + \left(\frac{1}{1+(0-2)^2} 0.041 \right) + \left(\frac{1}{1+(0-3)^2} 0 \right) \\
 &\quad + \left(\frac{1}{1+(1-0)^2} 0.083 \right) + \left(\frac{1}{1+(1-1)^2} 0.167 \right) + \left(\frac{1}{1+(1-2)^2} 0 \right) + \left(\frac{1}{1+(1-3)^2} 0 \right) \\
 &\quad + \left(\frac{1}{1+(2-0)^2} 0.041 \right) + \left(\frac{1}{1+(2-1)^2} 0 \right) + \left(\frac{1}{1+(2-2)^2} 0.25 \right) + \left(\frac{1}{1+(2-3)^2} 0.041 \right) \\
 &\quad + \left(\frac{1}{1+(3-0)^2} 0 \right) + \left(\frac{1}{1+(3-1)^2} 0 \right) + \left(\frac{1}{1+(3-2)^2} 0.041 \right) + \left(\frac{1}{1+(3-3)^2} 0.083 \right) \\
 IDM &= \frac{1}{1} 0.167 + \frac{1}{2} 0.083 + \frac{1}{5} 0.041 + \frac{1}{7} 0 + \frac{1}{2} 0.083 + \frac{1}{1} 0.167 + \frac{1}{2} 0 + \frac{1}{5} 0 \\
 &\quad + \frac{1}{5} 0.041 + \frac{1}{2} 0 + \frac{1}{1} 0.25 + \frac{1}{2} 0.041 + \frac{1}{7} 0 + \frac{1}{5} 0 + \frac{1}{2} 0.041 + \frac{1}{1} 0.083 \\
 IDM &= 0.807
 \end{aligned}$$

iv. Entropy

Untuk menghitung *entropy* digunakan persamaan (2-21).

$$\begin{aligned}
 Entropy &= (-0.167 * \log(0.167)) + (-0.083 * \log(0.083)) + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0 * \log(0)) + (-0.083 * \log(0.083)) \\
 &\quad + (-0.167 * \log(0.167)) + (-0 * \log(0)) + (-0 * \log(0)) + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0 * \log(0)) + (-0.25 * \log(0.25)) \\
 &\quad + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0 * \log(0)) + (-0 * \log(0)) + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0.083 * \log(0.083)) \\
 Entropy &= (-0.167 * -0.777) + (-0.083 * -1.081) + (-0.041 * -1.387) + 0 + (-0.083 * -1.081) + (-0.167 * -0.777) + 0 + 0 \\
 &\quad + (-0.041 * -1.387) + 0 + (-0.25 * -0.602) + (-0.041 * -1.387) + 0 + 0 + (-0.041 * -1.387) + (-0.083 * -1.081) \\
 Entropy &= 0.130 + 0.090 + 0.057 + 0 + 0.090 + 0.130 + 0 + 0 + 0.057 + 0 + 0.130 + 0.057 + 0 + 0 + 0.057 + 0.90 \\
 Entropy &= 2.148
 \end{aligned}$$

v. Correlation

Untuk menghitung nilai *correlation* digunakan persamaan (2-15). Sebelum menghitung *correlation*, perlu dihitung nilai μ dengan persamaan (2-16) dan σ dengan persamaan (2-17) terlebih dahulu.

$$\mu = (0 * 0.167) + (0 * 0.083) + (0 * 0.041) + (0 * 0) + (1 * 0.083) + (1 * 0.167) + (1 * 0) + (1 * 0) + (2 * 0.041) + (2 * 0) + (2 * 0.25) + (2 * 0.041) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * 0.041) + (3 * 0.083)$$

$$\mu = 0 + 0 + 0 + 0 + 0.083 + 0.167 + 0 + 0 + 0.082 + 0 + 0.5 + 0.082 + 0 + 0 + 0.123 + 0.249$$

$$\mu = 1.286$$

$$\sigma = (0.167 * (0 - 1.286))^2 + (0.083 * (0 - 1.286))^2 + (0.041 * (0 - 1.286))^2 + (0 * (0 - 1.286))^2 + (0.083 * (1 - 1.286))^2 + (0.167 * (1 - 1.286))^2 + (0 * (1 - 1.286))^2 + (0 * (1 - 1.286))^2 + (0.041 * (2 - 1.286))^2 + (0 * (2 - 1.286))^2 + (0.25 * (2 - 1.286))^2 + (0.041 * (2 - 1.286))^2 + (0 * (3 - 1.286))^2 + (0 * (3 - 1.286))^2 + (0.041 * (3 - 1.286))^2 + (0.083 * (3 - 1.286))^2$$

$$\sigma = (0.167 * 1.654) + (0.083 * 1.654) + (0.041 * 1.654) + 0 + (0.083 * 0.082) + (0.167 * 0.082) + 0 + 0 + (0.041 * 0.509) + 0 + (0.25 * 0.509) + (0.041 * 0.509) + 0 + 0 + (0.041 * 2.937) + (0.083 * 2.937)$$

$$\sigma = 1.02$$

$$\begin{aligned} Correlation = & \left(0.167 \frac{(0-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.083 \frac{(0-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(0-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(0-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.083 \frac{(1-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.167 \frac{(1-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0 \frac{(1-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(1-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(2-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(2-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.25 \frac{(2-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.041 \frac{(2-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0 \frac{(3-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(3-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(3-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.083 \frac{(3-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) \end{aligned}$$

$$Correlation = 0.265 + 0.029 - 0.036 + 0 + 0.029 + 0.013 + 0 + 0 - 0.036 + 0 + 0.122 + 0.048 + 0 + 0 + 0.048 + 0.234$$

$$Correlation = 0.716$$