

USULAN TUGAS AKHIR
KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA
BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK
MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Tugas Akhir

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



Oleh :

Lidia Ardhia Wardani

F1D 015 044

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MATARAM

2020

USULAN TUGAS AKHIR
KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA
BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK
MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Pembimbing

1. Pembimbing Utama

Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta W, S.T., M.T.

Tanggal : 2 Juli 2020

NIP. 19731130 200003 1 001

2. Pembimbing Pendamping

Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom.

Tanggal : 2 Juli 2020

NIP. 19860622 201504 1 002

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Teknik

Universitas Mataram

Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta W, S.T., M.T.

NIP. 19731130 200003 1 001

USULAN TUGAS AKHIR
KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA
BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK
MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Oleh:

Lidia Ardhia Wardani

F1D 015 044

Susunan Tim Penguji

1. Penguji 1



Gibran Satya Nugraha, S.Kom., M.Eng.

Tanggal : 7 Juli 2020

NIP. 19920323 201903 1 012

2. Penguji 2



Ramaditia Dwiyanaputra, ST., M.Eng.

Tanggal : 2 Juli 2020

NIP. -

3. Penguji 3



Nadiyahari Agitha, S.Kom., M.MT.

Tanggal : 2 Juli 2020

NIP. 19860813 201803 2 001

Mataram, 2020

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Teknik

Universitas Mataram



Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta W, S.T., M.T.

NIP. 19731130 200003 1 001

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR GAMBAR.....	vi
DAFTAR TABEL.....	vii
ABSTRAK.....	viii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Buah Pepaya.....	8
2.3 Pengenalan Pola	9
2.4 Ruang Warna.....	10
2.5 Metode Statistik	12
2.6 Tekstur.....	13
2.7 Gray Level Co-ocurrence Matrix (GLCM).....	13
2.8 Integral Proyeksi	15
2.9 Support Vector Machine (SVM).....	15
2.10 Evaluasi Hasil Klasifikasi	16
BAB III METODE PENELITIAN	18
3.1 Alat dan Bahan	18
3.2 Proses Penelitian	19
3.3 Perancangan Sistem	21
3.4 Tahap Preprocessing	22
3.5 Tahap Ekstraksi Fitur	24
3.6 Tahap Integral Proyeksi	28
3.7 Tahap Klasifikasi	29

3.8	Teknik Pengujian	31
3.9	Jadwal Penelitian.....	33
DAFTAR PUSTAKA		34
LAMPIRAN.....		34

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Pepaya California.....	9
Gambar 2. 2 Pepaya Bangkok.....	9
Gambar 2. 3 Model Pengenalan Pola.....	10
Gambar 2. 4 Warna RGB.....	11
Gambar 2. 5 Warna RGB dalam ruang warna HSI	11
Gambar 2. 6 Warna RGB dalam ruang warna YCbCr	14
Gambar 2. 7 Arah dalam GLCM	14
Gambar 2. 8 Integral Proyeksi pada citra	16
Gambar 2. 9 <i>Margin Hyperplane</i>	17
Gambar 3. 1 Diagram alir rancangan penelitian	19
Gambar 3. 2 Blok diagram sistem	21
Gambar 3. 3 Proses <i>Cropping</i>	23
Gambar 3. 4 Proses <i>Resizing</i>	23
Gambar 3. 5 Hasil konversi dari RGB ke <i>Grayscale</i>	23
Gambar 3. 6 Contoh matriks citra HSI (a) <i>Layer H</i> . (b) <i>Layer S</i> . (c) <i>Layer I</i>	24
Gambar 3. 7 Contoh matriks citra dalam ruang warna YCbCr (a) <i>Layer Y</i> . (b) <i>Layer Cb</i> . (c) <i>Layer Cr</i>	25
Gambar 3. 8 Contoh matriks citra <i>grayscale</i>	26
Gambar 3. 9 Matriks GLCM 3x3.....	26
Gambar 3. 10 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°	27
Gambar 3. 11 Arah matriks GLCM (a) sudut 45° . (b) sudut 90° . (c) sudut 135°	27
Gambar 3. 12 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ$ d = 1. (b) $\theta = 45^\circ$ d = 1. (c) $\theta = 90^\circ$. (d) $\theta = 135^\circ$	27
Gambar 3. 13 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi	28
Gambar 3. 14 Contoh Integral Proyeksi	28
Gambar 3. 15 Contoh <i>dataset</i> dengan <i>hyperplane</i>	31
Gambar 3. 16 Contoh pembagian <i>dataset</i> dalam proses <i>K-fold cross validation</i>	31

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka.....	6
Tabel 2. 2 <i>Confusion Matrix</i>	17
Tabel 3. 1 Contoh Citra Buah Pepaya.....	19
Tabel 3. 2 Nilai-nilai statistik pada ruang warna HSI.....	24
Tabel 3. 3 Nilai-nilai statistik pada ruang warna YCbCr	25
Tabel 3. 4 <i>Dataset</i> kelas -1 dan kelas +1	29
Tabel 3. 5 <i>Confusion Matrix</i> dengan data <i>dummy</i>	33
Tabel 3. 6 Jadwal penelitian pengembangan aplikasi klasifikasi buah pepaya	33

ABSTRAK

Perbedaan jenis buah pepaya dan tingkat kematangan buah pepaya yang sudah matang dan yang tidak matang dapat dilihat dari warna, tekstur dan bentuk. Secara manual, konsumen dapat melakukan pengecekan dengan melihat kondisi buah pepaya 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 buah pepaya serta tingkat ketelitian. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan secara otomatis. Dalam penelitian ini, dikembangkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan berdasarkan fitur warna, tekstur dan bentuk menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Metode pendekatan statistik dan metode GLCM digunakan dalam proses ekstraksi fitur. Fitur warna pada ruang warna HSI dan YCbCr, fitur tekstur dengan GLCM dan fitur bentuk Integral Proyeksi Vertikal Horisontal. Total data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 600 citra buah pepaya yang dibagi menjadi data latih dan data uji. Hasil penelitian berupa citra yang telah diklasifikasi serta tingkat akurasi.

Kata kunci: *Jenis buah pepaya, Tingkat kematangan buah pepaya, Statistical approach, HSI, YCbCr, GLCM, Integral proyeksi, SVM.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Buah pepaya merupakan buah-bahan yang serba guna dan mempunyai nilai gizi yang tinggi terutama kadar vitamin C dan vitamin A. Setiap 100 gram mengandung 3,65 mg vitamin A dan 78 mg vitamin C. Pepaya dapat diolah menjadi manisan, pudding dan jus. Keseluruhan tanaman pepaya ini sangat berguna bagi kehidupan manusia. Buah pepaya dapat digunakan sebagai pangan ataupun pakan ternak. Pepaya memiliki kandungan pektin dengan kadar yang tinggi oleh karena itu dapat diolah menjadi selai dengan penambahan gula pasir dan asam sitrat supaya diperoleh selai yang baik, yaitu tidak encer dan mengkilap [1].

Pepaya juga merupakan tanaman yang cukup banyak dibudidayakan di daerah-daerah di Indonesia salah satunya di Nusa Tenggara Barat. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, produksi dan banyaknya tanaman pepaya yang dihasilkan nasional pada tahun 2016 mencapai 904.284 ton. Angka ini meningkat 52.751 ton dari tahun sebelumnya dan meningkat terus setiap tahunnya. Untuk produksi dan banyaknya tanaman pepaya yang dihasilkan di Nusa Tenggara Barat pada tahun 2016 mencapai 1.508 ton. Angka ini meningkat pada tahun 2017 hingga mencapai 2.700 ton dan meningkat terus setiap tahunnya [2].

Setiap konsumen buah pepaya tentunya menginginkan buah dengan kualitas tinggi untuk dikonsumsi. Perbedaan buah pepaya yang sudah matang dan yang tidak matang dapat dilihat dari warna, tekstur dan bentuk. Secara manual, konsumen dapat melakukan pengecekan dengan melihat kondisi buah pepaya berdasarkan ciri pembedanya seperti pemeriksaan tampilan luar berdasarkan warna, pemeriksaan tekstur dengan menekan kulitnya, pemeriksaan bagian pusatnya berjamur atau tidak serta pemeriksaan aroma. 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 buah pepaya serta tingkat ketelitian. Kurangnya pemahaman dan belum adanya aplikasi yang dapat menganalisis buah pepaya yang dapat membantu masyarakat untuk mendapatkan informasi [1].

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beberapa metode HSI, YCbCr, GLCM, Integral Proyeksi dan SVM. Diantara metode-metode tersebut Salah satu metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur warna adalah ruang warna HSI mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue*, *Saturation* dan *Intensity* serta ruang warna YCbCr sering digunakan pada *digital video* dan pemrosesan gambar. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan pendeteksian kematangan buah pisang berdasarkan fitur warna citra kulit pisang menggunakan metode transformasi ruang warna HSI dengan akurasi kesesuaian sebesar 85% [3]. Serta aplikasi pengolahan citra mendeteksi kualitas cabai berdasarkan tingkat kematangan menggunakan transformasi warna YCbCr dengan nilai rata-rata maksimal dan minimal Cb dan Cr diperoleh persentase 96 % [4].

Selain warna, fitur yang dapat diekstrak adalah fitur bentuk. Metode untuk ekstraksi fitur bentuk salah satunya adalah metode integral proyeksi. Metode integral proyeksi adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari daerah atau lokasi dari objek. Pada penelitian sebelumnya pengenalan karakter angka menggunakan metode integral proyeksi dengan akurasi sebesar 65% [5]. Terdapat juga metode untuk fitur tekstur salah satunya adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM adalah metode ekstraksi ciri yang menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua yaitu memperhitungkan pasangan dua piksel citra asli. Sebelumnya pada tahun 2017, dilakukan penelitian klasifikasi mutu pepaya berdasarkan ciri tekstur GLCM (*energy*, *entropy*, *contras*, *homogeneity*, *invers difference moment*, *variance*, dan *dissimilarity*). Ciri-ciri ini dijadikan sebagai input pada algoritma pelatihan menggunakan jaringan saraf tiruan. Aplikasi yang dihasilkan dari penelitian ini memiliki tingkat akurasi sebesar 86.11% [1].

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan, salah satunya yaitu *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan mesin pembelajaran yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra yang terdiri atas dua kelas. Pada penelitian sebelumnya, metode SVM telah digunakan untuk melakukan pengenalan karakteristik buah Mengkudu berdasarkan fitur tekstur dan warna. Fitur tektur dan fitur warna didapatkan melalui proses pengolahan citra digital buah Mengkudu dengan hasil persentase tertinggi yang didapatkan yaitu sebesar 87.22% [6].

Berdasarkan uraian di atas penulis akan melakukan penelitian yang berjudul “Klasifikasi Jenis dan Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Fitur Tekstur, Bentuk dan Warna Menggunakan *Support Vector Machine*(SVM)”. Di dalam penelitian

ini, tingkat kematangan buah pepaya akan diklasifikasi berdasarkan fitur yang dimilikinya berupa fitur warna menggunakan ruang warna HSI dan YCbCr, tekstur menggunakan GLCM dan bentuk menggunakan Integral Proyeksi serta klasifikasi menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine*.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode SVM untuk mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur tekstur, bentuk dan warna?
2. Bagaimana tingkat akurasi dari metode SVM dalam proses klasifikasi jenis dan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur tekstur, bentuk dan warna?

1.3 Batasan Masalah

Untuk mempermudah dan membatasi cakupan pembahasan masalah pada tugas akhir ini, maka diambil batasan-batasan masalah sebagai berikut:

1. Buah yang akan digunakan untuk pengambilan data dan proses klasifikasi terbatas pada dua jenis buah pepaya yaitu buah pepaya California dan Bangkok. Sedangkan untuk tingkat kematangannya dibagi menjadi 3, yaitu matang, kurang matang dan tidak matang.
2. Citra diambil menggunakan kamera DSLR Canon dengan format JPEG.

1.4 Tujuan Penelitian

Berikut ini merupakan tujuan yang akan dicapai dalam tugas akhir ini:

1. Mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan tekstur, bentuk dan warna menggunakan metode SVM.
2. Menganalisis tingkat akurasi metode yang diusulkan dalam pengklasifikasian jenis dan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur tekstur, bentuk dan warna.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan adanya penelitian diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Dapat menerapkan ilmu yang telah diperoleh selama proses perkuliahan di Program Studi Teknik Informatika Universitas Mataram.
2. Mengimplementasikan hasil skripsi ini pada permasalahan yang terkait dengan pengenalan pola buah.

3. Sebagai bahan referensi dalam pengembangan sistem yang terkait dengan pengenalan pola buah.
4. Membantu masyarakat dalam memilih buah pepaya yang berkualitas.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

Bab ini membahas latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat dan sistematika penulisan Laporan Tugas Akhir.

2. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Bab ini membahas tentang teori-teori dasar yang mendasari dan mendukung penelitian Tugas Akhir ini.

3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini membahas tentang metodologi yang digunakan dalam penelitian dan pengembangan sistem perangkat lunak.

4. Bab IV Hasil Dan Pembahasan

Bab ini akan dibahas tentang analisis perangkat lunak yang terdiri dari beberapa analisis yaitu analisis masalah, analisis metode, analisis kebutuhan sistem, serta perancangan.

5. Bab V Kesimpulan Dan Saran

Bab ini membahas kesimpulan yang diperoleh dari sistem yang telah dibuat menggunakan *Matlab* dengan metode Statistik, GLCM dan Integral proyeksi sedangkan klasifikasi SVM.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tinjauan pustaka serta dasar teori yang menjadi dasar untuk melakukan penelitian. Beberapa penelitian yang terkait dengan klasifikasi jenis dan kematangan telah dilakukan sebelumnya oleh beberapa peneliti. Penelitian-penelitian tersebut menggunakan beberapa metode ekstraksi fitur maupun metode klasifikasi yang beragam. Penelitian ini dilakukan pada tahun 2018, pada penelitian ini fitur tekstur yang diekstrak meliputi nilai *energy*, *entropy*, *contras*, *homogeneity*, *invers difference moment*, *variance*, dan *dissimilarity* yang didapatkan berdasarkan GLCM (*gray level cooccurrence matrices*). Fitur-fitur tersebut dijadikan sebagai input pada algoritma pelatihan jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Hasil pengujian pada proses pengenalan menunjukkan fitur *energy*, dan *entropy* dapat membedakan kelas mutu pepaya Calina IPB-9 dengan data citra yang diambil sejumlah 192 data citra dengan rincian 156 data latih yang terdiri dari 52 citra pepaya kelas super, 52 citra pepaya kelas A, dan 52 citra pepaya kelas B, dan data pengujian sebanyak 36 data citra pepaya menghasilkan tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 86.11% [7].

Penelitian ini dilakukan tahun 2018, pada penelitian ini akan diusulkan metode GLCM digabungkan dengan *K-Means Clustering* untuk ekstraksi fitur pada buah mangga sehingga nantinya dapat digunakan pada berbagai jenis Mangga. Dengan menggunakan LS-SVM untuk menentukan tingkat kematangan buah Mangga. *Dataset* yang digunakan berjumlah 240 data, terdiri dari masing-masing 80 data untuk mangga jenis harum manis, mangga jenis manalagi, dan mangga jenis kent, masing-masing jenis terdiri dari 40 data mangga mentah dan 40 data data matang. Hasil Klasifikasi LS-SVM dengan menggunakan metode GLCM dan *K-Means Clustering* untuk Ekstraksi Fitur dengan *dataset* yang digunakan berjumlah 240 data, terdiri dari masing-masing 80 data untuk mangga jenis harum manis, mangga jenis manalagi, dan mangga jenis kent, masing-masing jenis terdiri dari 40 data mangga mentah dan 40 data data matang mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,33% pada data uji [8].

Penelitian ini dilakukan pada tahun 2018, pada penelitian ini fitur model warna HSV akan digunakan pada proses klasifikasi buah dengan menggunakan klasifikator SVM. Metodologi yang diajukan adalah dengan menggunakan fitur HSIogram HSV yang telah dinormalisasi dan *similarity* dari citra *training* dengan citra target dengan menggunakan

metode *Bhattacharyya Coefficient*. Fitur yang didapatkan akan digunakan pada proses *training* pada SVM untuk mendapatkan *hyperplane* yang ideal dengan margin maksimal. Setelah melakukan pengujian dengan klasifikator SVM, diketahui bahwa tingkat akurasi cukup baik, yaitu sebesar 94%, dimana SVM mampu melakukan klasifikasi secara akurat terhadap jenis buah yang telah ditraining menggunakan klasifikator SVM[9].

Penelitian lain terkait klasifikasi jenis dan kematangan terangkum pada tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka

Penulis	Judul	Metode	Hasil
M.A.Anggriawan, M. Ichwan, D. B. Utami(2017)	Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna Pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis	Metode LVQ	Jenis tomat bervariasi tak pengambilan citra secara tidak bergerak mampu mengenali 67 citra tomat dari 80 citra tomat presentase 83,75 % serta 83,33% untuk pengambilan citra secara bergerak 40 citra tomat dari 48 citra tomat presentase 83,33% [10].
Suastika Yulia Riska, Puji Subekti(2016)	Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-Svm	Metode Multi-SVM Dan KNN	Pada tahap klasifikasi menggunakan multi-SVM persentase yang diperoleh adalah 77,84% dengan fungsi kernel rbg. Sedangkan pada tahap klasifikasi KNN menggunakan k=3 dengan persentase 77,79% [11].
Rendy Pratama, Achmad Fuad Assagaf, Firman	Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan	Metode transformasi ruang warna HSI (<i>Hue, Saturation, Intensity</i>)	Hasil dari klasifikasi kematangan untuk pengujian keseluruhan data mencapai presentase sebesar 94,28571429% [12].

Tempola(2019)	Metode Transformasi Ruang Warna HSI		
Nurul Hidayat, Muh. Arif Rahman(2015)	Cara cepat untuk mendeteksi keberadaan wajah pada citra yang mempunyai background kompleks menggunakan model warna YCbCr dan HSV	Metode yang digunakan model warna YCbCr dan HSV	Hasil evaluasi didapatkan tingkat akurasi rata- rata deteksi wajah mencapai 83,4% dengan kecepatan rata-rata 6530 piksel/detik[13].
Evy Kamilah Ratnasari, Anggit Wikaningrum (2016)	Pengenalan Jenis Buah pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur Co-Occurrence	Klasifikasi dilakukan oleh K- Nearest Neighbor berdasarkan fitur warna dan tekstur co-occurrence.	Hasil eksperimen pa-da dataset 1882 citra buah untuk 12 kelas yang berbeda dapat mengenali buah secara baik berdasarkan fitur warna dan tekstur dengan akurasi tertinggi 92%[15].
Yesi Diah Rosita(2014)	Pengenalan Keaslian Dan Nilai Uang Kertas Rupiah Untuk Tuna Netra Menggunakan Metode Integral Proyeksi Dan Canny	Metode yang digunakan Integral Proyeksi dan Canny	Output yang dihasilkan berupa suara, karena penyandang tuna netra tidak dapat menggunakan matanya untuk melihat. Jadi panca indera pendengran sebagai alat untuk mengetahui hasil input citra[16].

Berdasarkan penjelasan di atas, maka penulis akan melakukan penelitian untuk mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur tesktur,

bentuk dan warna menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Adapun *dataset* yang akan digunakan yaitu citra buah pepaya sebanyak 600 citra. Metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi karena dalam penelitian sebelumnya, SVM telah berhasil mengklasifikasi beberapa beberapa jenis buah ke dalam kelasnya masing-masing.

2.2 Buah Pepaya

Pepaya merupakan tanaman yang berasal dari Amerika Tengah. Pepaya dapat tumbuh dengan baik di daerah yang beriklim tropis. Tanaman pepaya oleh para pedagang Spanyol disebarluaskan ke berbagai penjuru dunia. Negara penghasil pepaya antara lain Costa Rica, Republik Dominika, Puerto Riko, dan lain-lain. Pepaya merupakan salah satu buah tropika unggulan yang sangat potensial untuk dikembangkan di Indonesia. Pepaya (*Carica pepaya* L.) adalah salah satu jenis tanaman buah-buahan yang daerah penyebarannya berada di daerah tropis. Buah pepaya tergolong buah yang populer dan umumnya digemari oleh sebagian besar penduduk dunia. Hal ini disebabkan karena pepaya buahnya yang lunak dengan warna merah atau kuning, rasanya manis dan menyegarkan serta banyak mengandung air. Tanaman pepaya merupakan tanaman tahunan sehingga buah ini dapat tersedia setiap saat. Buah pepaya memiliki banyak varietas. Pengelompokan tanaman pepaya ke dalam beberapa varietas didasarkan pada bentuk, ukuran, warna dan tekstur buahnya[17].

Jenis pepaya yang ada di Indonesia, yaitu:

1. Pepaya Cibinong, bentuk buah panjang dengan ukuran besar, pepaya buah merah kekuningan, rasanya manis segar dan teksturnya keras.
2. Pepaya Bangkok, ukurannya paling besar dibanding pepaya jenis lain, warna pepaya buah jingga kemerahan, rasanya manis segar, teksturnya keras.
3. Pepaya Hawaii, bentuknya agak bulat atau bulat panjang, ukurannya kecil, habis sekali makan, pepaya buahnya agak tebal berwarna kuning dan rasanya manis segar.
4. Pepaya California, dikenal dengan pepaya Calina (dikembangkan oleh IPB dikenal dengan IPB-9), bentuknya tidak besar, rasanya sangat manis dan aroma yang harum.



Gambar 2. 1 Pepaya California

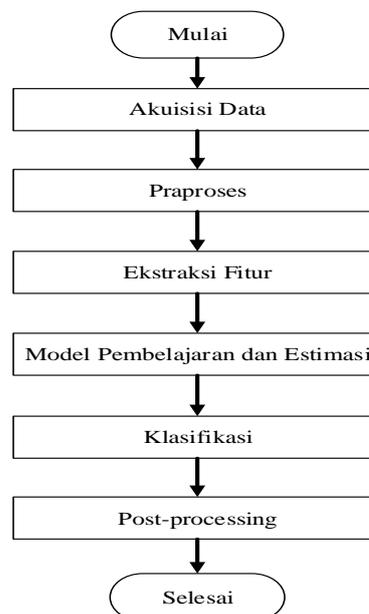


Gambar 2. 2 Pepaya Bangkok

Buah pepaya yang matang memiliki beberapa ciri seperti kulit buah pepaya yang matang berwarna kuning hingga jingga kemerahan, buah pepaya memiliki tekstur yang cenderung lebih lembut, namun tetap padat. Pepaya yang telah matang akan memiliki aroma yang khas saat dicium layaknya buah yang telah matang sempurna.

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 2.3.



Gambar 2. 3 Model Pengenalan Pola

Seperti terlihat pada Gambar 2.3, terdapat beberapa proses dalam pengenalan pola yakni dimulai dari akuisisi data yang merupakan tahap penentuan variabel-variabel fisik yang akan digunakan. Selanjutnya tahap praproses yang merupakan tahap penghilangan *noise* dari citra kemudian ekstraksi fitur yang bertujuan untuk menemukan fitur atau ciri khusus yang dimiliki oleh suatu objek. Model pembelajaran yaitu tahap pemetaan antara

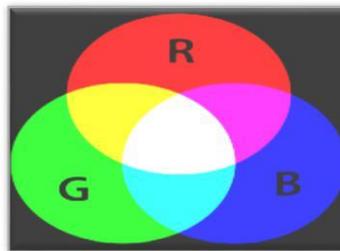
suatu kategori dengan fiturnya. Setelah itu tahap klasifikasi merupakan tahap klasifikasi suatu citra sesuai dengan fitur yang dimilikinya. Tahap terakhir yaitu *postprocessing* atau tahap validasi terhadap hasil klasifikasi[18].

2.4 Ruang Warna

Ruang warna atau yang sering juga disebut sebagai model warna merupakan sebuah cara atau metode untuk mengatur, membuat dan memvisualisasikan warna. Ruang warna biasa digunakan untuk menganalisis citra. Adapun ruang warna tersebut adalah sebagai berikut[18]:

2.4.1 RGB (*Red, Green, Blue*)

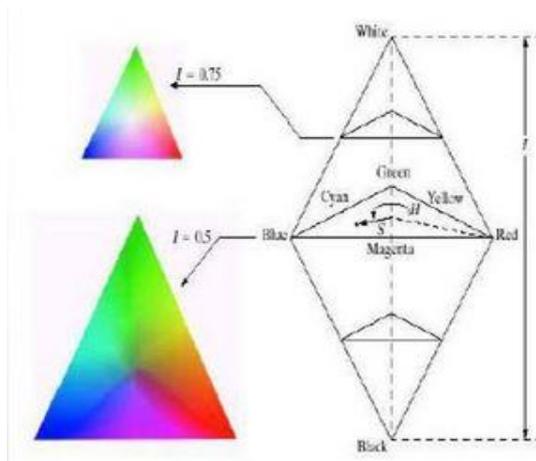
Model warna RGB adalah model warna berdasarkan konsep penambahan kuat cahaya primer yaitu *Red, Green* dan *Blue*. Dalam suatu ruang yang sama sekali tidak ada cahaya, maka ruangan tersebut adalah gelap total. Tidak ada signal gelombang cahaya yang diserap oleh mata kita atau RGB (0,0,0). Apabila ditambahkan cahaya merah pada ruangan tersebut, maka ruangan akan berubah warna menjadi merah RGB (255,0,0), semua benda dalam ruangan tersebut hanya dapat terlihat berwarna merah. Demikian juga apabila cahaya diganti dengan hijau atau biru.



Gambar 2. 4 Warna RGB

2.4.2 HSI

Model warna HSI mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue, Saturation* dan *Intensity*. *Hue* menyatakan warna sebenarnya, seperti merah, violet, dan kuning. *Hue* digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan kemerahan (*redness*), kehijauan (*greeness*), dan sebagainya, dari cahaya. Hue berasosiasi dengan panjang gelombang 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. Gambar 2.5 mengilustrasikan model ruang warna HSI.



Gambar 2. 5 Warna RGB dalam ruang warna HSI

Rumus konversi dari ruang warna RGB menjadi HSI tertuang dalam Persamaan berikut.

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

dengan

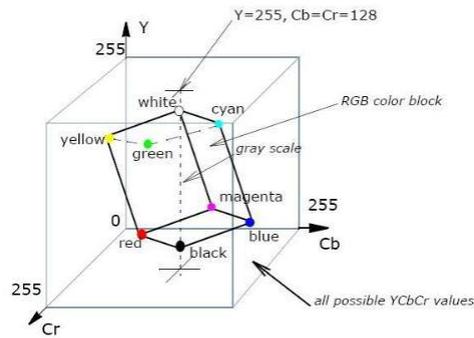
$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}}} \right\} \quad (2-2)$$

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

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

2.4.2 YCbCr

YCbCr merupakan standar internasional bagi pengkodean digital gambar televisi yang didefinisikan di CCIR *Recommendation* 601. Y merupakan komponen *luminance*, Cb dan Cr adalah komponen *chrominance*. Pada monitor monokrom nilai *luminance* digunakan untuk merepresentasikan warna RGB, secara psikologis ia mewakili intensitas sebuah warna RGB yang diterima oleh mata. *Chrominance* merepresentasikan corak warna dan saturasi (*saturation*). Nilai komponen ini juga mengindikasikan banyaknya komponen warna biru dan merah pada warna. Gambar 2.6 menunjukkan hubungan antara ruang warna RGB dan YCbCr.



Gambar 2. 6 Warna RGB dalam ruang warna YCbCr

Adapun Persamaan untuk mengubah ruang warna RGB menjadi YCbCr tertera dalam Persamaan berikut.

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

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 [18]. Berikut ini beberapa istilah dalam metode statistik:

- 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).

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

- 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.

- 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.

- *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 (2-6) dan Persamaan (2-7).

$$S^2 = \frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (2-6)$$

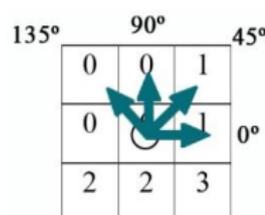
$$S^2 = \frac{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}{n(n-1)} \quad (2-7)$$

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. Menurut Zhang dkk, tekstur merupakan suatu deskripsi homogenitas dari sebuah gambar, memiliki skala, keteraturan dan keterarahan [19].

2.7 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM pertama kali diperkenalkan 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. 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 2.7 [18].



Gambar 2. 7 Arah dalam GLCM

GLCM adalah metode ekstraksi fitur tekstur statistik orde kedua. Dimana pasangan piksel dengan nilai-nilai spesifik dan dalam hubungan spasial yang ditentukan terjadi dalam suatu gambar dimasukkan ke dalam matriks dan fitur statistik diekstraksi dari matriks ini. Perhitungan memberikan fungsi yang menjadi ciri tekstur suatu gambar. Jumlah baris dan kolom dalam matriks sama dengan jumlah tingkat abu-abu, G , dalam gambar. Elemen matriks $P(i, j)$ adalah entri dalam matriks dependensi spasial *gray-tone* yang dinormalisasi. Fitur-fitur dari GLCM adalah sebagai berikut [18]:

1. Energi (*Energy*)

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{Pd(i,j)\}^2 \quad (2-8)$$

2. Entropi (*Entropy*)

$$f_2 = - \sum_i \sum_j Pd(i,j) \log(Pd(i,j)) \quad (2-9)$$

3. Kontras (*Contrast*)

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 Pd(i,j) \quad (2-10)$$

4. Homogenitas (*Homogeneity*)

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{Pd(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2-11)$$

5. Korelasi (*Correlation*)

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{ijPd(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2-12)$$

μ_x adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $Pd\theta(i, j)$.

μ_y adalah nilai rata-rata elemen baris pada matriks $Pd\theta(i, j)$.

σ_x adalah nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks $Pd\theta(i, j)$.

σ_y adalah nilai standar deviasi elemen baris pada matriks $Pd\theta(i, j)$.

6. Momentum Selisih Invers (*Inverse Difference Momentum*)

$$f_6 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} Pd(i, j) \quad (2-13)$$

7. Rata-rata Jumlah (*Sum Average*)

$$f_7 = \sum_{k=2}^{2Ng} \sum_{i+j=k} Pd(i, j) \quad (2-14)$$

8. Entropi Jumlah (*Sum Entropy*)

$$f_8 = - \sum_{k=2}^{2Ng} \sum_{i+j=k} Pd(i, j) \log(Pd(i, j)) \quad (2-14)$$

9. Varians Jumlah (*Sum Variance*)

$$f_9 = \sum_{k=2}^{2Ng} \sum_{i+j=k} (k - f_7)^2 Pd(i, j) \quad (2-15)$$

10. Varians Selisih (*Difference Variance*)

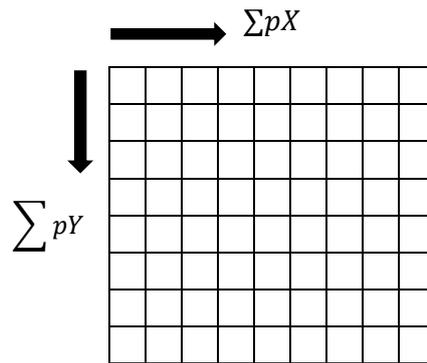
$$f_{10} = \text{var}\left\{\sum_{i,j} Pd(i, j)\right\}_{k=0, \dots, Ng-1} \quad (2-16)$$

11. Entropi Selisih (*Difference Entropy*)

$$F_{11} = - \sum_{k=0}^{Ng-1} \sum_{|i-j|=k} Pd(i, j) \log(Pd(i, j)) \quad (2-17)$$

2.8 Integral Proyeksi

Integral Proyeksi adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari daerah atau lokasi dari objek. Metode ini dapat digunakan untuk mendeteksi batas dari daerah gambar yang berbeda, sehingga kita bisa mencari daerah lokasi, huruf, dan fitur-fiturnya. Metode ini juga bisa disebut dengan integral baris dan kolom dari piksel, karena integral ini menjumlahkan piksel per baris dan piksel per kolom[5]. Proses integral proyeksi seperti ditunjukkan pada Gambar 2.8.



Gambar 2. 8 Integral Proyeksi pada citra

Integral Proyeksi secara umum didefinisikan seperti ditunjukkan pada Persamaan (2-18) dan Persamaan (2-19).

$$h(i) = \sum_{i=1}^{N \text{ baris}} x(i, j) \quad (2-18)$$

$$h(j) = \sum_{j=1}^{N \text{ kolom}} x(i, j) \quad (2-19)$$

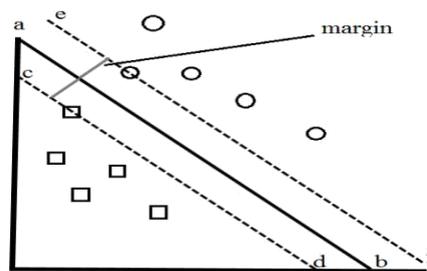
Di mana $h(i)$ merupakan penghitungan integral secara vertikal, sedangkan $h(j)$ merupakan penghitungan integral secara horisontal.

2.9 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[18]. Dalam kasus klasifikasi yang secara linier bisa dipisahkan, dapat digunakan fungsi pemisah seperti pada Persamaan berikut.

$$f(x) = w^T x + b \quad (2-20)$$

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 2.9 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. 9 Margin Hyperplane

Setiap data latih dinyatakan oleh (x_i, y_i) , di mana $i=1,2,\dots, N$, dan $x_i = \{ x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq} \}$ merupakan atribut (fitur) *set* untuk data latih ke- i . $y_i \in \{-1, +1\}$ menyatakan label kelas. *Hyperplane* klasifikasi linier SVM, seperti pada Gambar 2.8, dinotasikan seperti pada Persamaan (2-21).

$$w \cdot x_i + b = 0 \quad (2-21)$$

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 (2-22).

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (2-22)$$

Sementara data x_i yang masuk ke dalam kelas +1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (2-23).

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (2-23)$$

2.10 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini, dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. Keempat nilai tersebut dapat dihitung dengan *confusion matrix* pada Tabel 2.1. Nilai-nilai inilah yang kemudian digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi[18].

Tabel 2. 2 *Confusion Matrix*

Kelas Sebenarnya	Hasil Klasifikasi	Positif	Negatif
	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Akurasi dapat diartikan sebagai proporsi dari dua kelas (positif dan negatif) dari jumlah total kelas yang diujikan. Berikut ini Persamaan (2-24) untuk menghitung nilai akurasi.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (2-24)$$

True Positive Rate adalah proporsi dari kelas positif yang diklasifikasi dengan benar. Berikut Persamaan (2-25) akan menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Positive Rate*.

$$True\ Positive\ Rate\ (Recall) = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2-25)$$

True Negative Rate (Specificity) merupakan proporsi dari kelas negatif yang diklasifikasi dengan benar. Persamaan (2-26) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Negative Rate*.

$$True\ Negative\ Rate\ (Specificity) = \frac{TN}{FP + TN} \quad (2-26)$$

BAB III METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dibangun sebuah sistem untuk mengklasifikasikan jenis dan kematangan pepaya berdasarkan warna, bentuk dan tekstur 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

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Alat-alat:

1. Laptop ASUS AMD A8-7410 Processor dengan RAM 4GB.
2. Kamera DSLR Canon.
3. Sistem operasi Windows 10 64-bit.
4. Matlab R2013a.

Bahan-bahan:

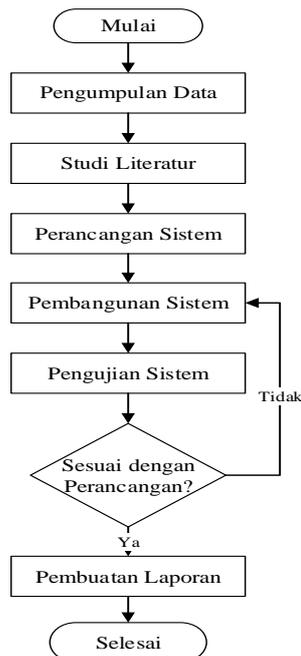
Citra buah pepaya sebanyak 600 citra dari 2 jenis pepaya yaitu California dan Bangkok dengan format JPEG dengan ukuran maksimal 300x300 piksel. Dengan menggunakan 5 buah pepaya California dan 5 buah pepaya Bangkok. Akuisisi citra menggunakan kamera digital dengan jarak 70 cm dengan sudut 90° sehingga mendapatkan citra yang baik. Pengambilan citra dilakukan pada 3 waktu yaitu pagi, siang dan malam dengan kondisi didalam ruangan. Dengan menggunakan latar belakang warna hitam. Hasil dari akuisisi citra adalah citra berukuran 5184x3456 piksel. Setelah itu, citra hasil akuisisi akan dikenai proses *cropping* dan di-*resize* menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Pembagian data latih dan data uji adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Sehingga total data latih yang digunakan yaitu 420 citra yang terdiri dari 210 citra untuk masing-masing jenis. Sedangkan untuk total data uji yang digunakan yaitu 180 citra yang terdiri dari 90 citra untuk masing-masing jenis.

Tabel 3.1 Contoh Citra Buah Pepaya

Nama	Tidak Matang	Kurang Matang	Matang
California			
Bangkok			

3.2 Proses Penelitian

Rancangan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini digambarkan pada diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Diagram alir rancangan penelitian

Secara sederhana cara kerja diagram alir pada Gambar 3.1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Pengumpulan Data

Tahap pertama dari rancangan penelitian ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data dilakukan dengan pembelian buah pepaya pada penjual buah. Data yang dikumpulkan yaitu buah pepaya California dan Bangkok. Untuk pengambilan citra

buah, kamera yang digunakan adalah kamera DSLR Canon. Jarak pengambilan citra adalah 70 cm. Pengambilan citra dilakukan pada 3 waktu yaitu pagi, siang dan malam dengan kondisi didalam ruangan. Dengan menggunakan latar belakang warna hitam. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 600 citra buah pepaya yang diambil dari 5 buah pepaya California dan 5 buah pepaya Bangkok. Data untuk setiap jenis pepaya masing-masing berjumlah 300 citra.

- Studi Literatur

Tahap kedua adalah melakukan studi literatur pada penelitian ini dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal-jurnal penelitian sebelumnya serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat pada penelitian ini. 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, ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi dan klasifikasi citra menggunakan metode SVM serta materi lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

- Perancangan Sistem

Tahap ketiga adalah melakukan perancangan sistem. Pada tahap ini, sistem dirancang agar dapat melakukan klasifikasi buah dengan metode yang digunakan yaitu YCbCr, GLCM dan Integral proyeksi untuk ekstraksi fitur citra dan metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi.

- Pembangunan sistem

Tahap keempat adalah memulai pembangunan sistem dengan metode yang digunakan. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah YCbCr, GLCM dan Integral proyeksi untuk ekstraksi fitur citra dan metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi.

- Pengujian sistem

Setelah pembangunan sistem selesai, tahap kelima adalah melakukan pengujian sistem. Sistem dikatakan berhasil jika sudah sesuai dengan perancangan dan dapat mengenali jenis dan tingkat kematangan buah pepaya dengan tepat. Jika sistem yang

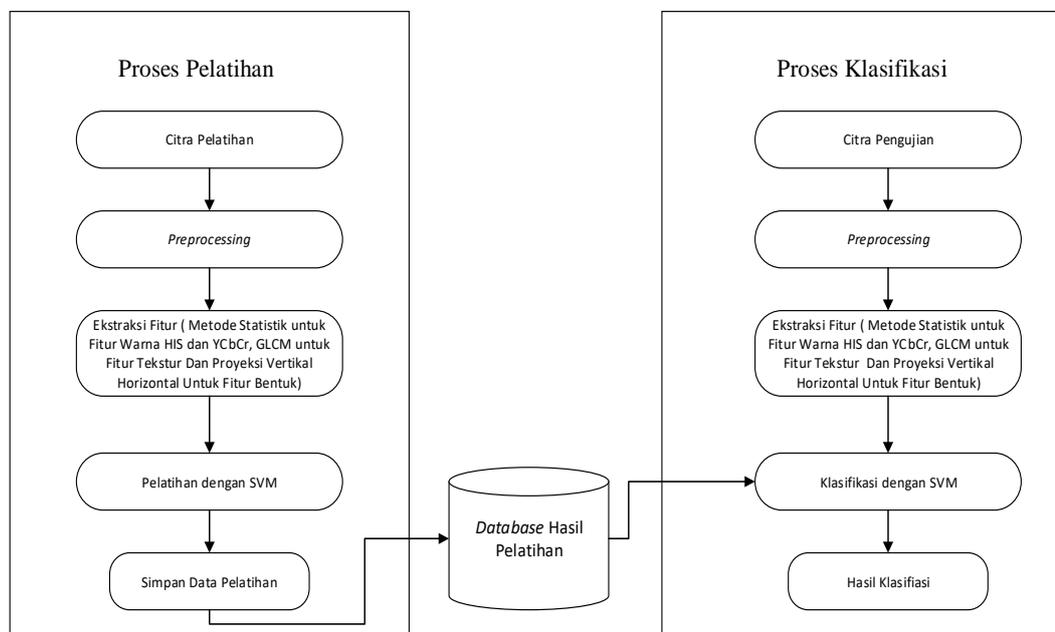
telah dibangun berhasil maka akan dilanjutkan ke tahap pembuata laporan. Namun, jika sistem belum berhasil maka langkah selanjutnya kembali ke pembangunan sistem.

- Pembuatan laporan

Langkah terakhir yang dilakukan setelah pengujian sistem memberikan hasil yang tepat adalah pembuatan laporan. Pembuatan laporan dari awal pengumpulan data sampai akhir pembuatan sistem.

3.3 Perancangan Sistem

Di dalam subbab ini dijelaskan bagaimana sistem dirancang mulai dari tahap pelatihan sistem hingga sistem dapat mengklasifikasikan jenis dan tingkat kematangan buah pepaya. *Block diagram* sistem tertuang dalam Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Blok diagram sistem

Seperti terlihat pada Gambar 3.2, terdapat dua proses utama dalam penelitian ini, yaitu proses pelatihan dan proses klasifikasi. Proses pelatihan digunakan untuk melatih data dalam penggunaan sistem sehingga dapat mengetahui keberhasilan pada sistem. Klasifikasi digunakan untuk proses pengelompokkan data berdasarkan ciri-ciri Persamaan dan perbedaan.

Proses pelatihan dan proses klasifikasi tersebut dijelaskan sebagai berikut:

3.3.1 Proses Pelatihan

Proses pelatihan sistem meliputi tahap-tahap berikut ini:

1. *Input* citra buah pepaya untuk pelatihan. Citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra yang telah di-*crop* dan di-*resize*. Proses *cropping* dan *resize* dilakukan di luar sistem untuk menghemat waktu komputasi di dalam sistem.
2. 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.
3. Ekstraksi fitur yang dilakukan dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga, yaitu ekstraksi fitur warna, bentuk dan tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM serta ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi.
4. Pelatihan dengan SVM dilakukan untuk mendapatkan bobot *training sample* yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra buah pepaya.
5. *Database* hasil pelatihan berisi bobot *training sample* yang dihasilkan dari tahap pelatihan dengan SVM.

3.3.2 Proses Klasifikasi

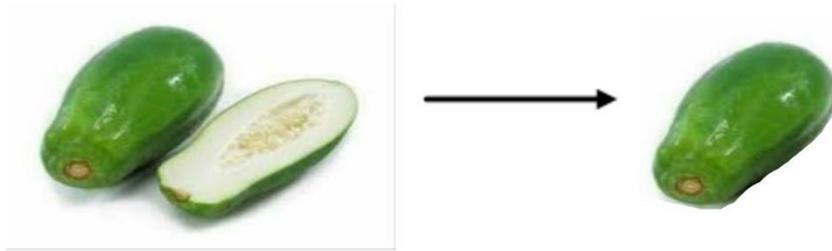
Proses klasifikasi meliputi tahap-tahap berikut ini:

1. *Input* citra buah pepaya untuk klasifikasi (citra pengujian). Citra yang dimasukkan yaitu citra buah pepaya yang telah di-*crop* dan di-*resize* di luar sistem.
2. Tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem pada proses klasifikasi sama dengan pada proses pelatihan yakni konversi ruang warna.
3. Ekstraksi fitur terdiri atas ekstraksi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode GLCM serta ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi.
4. Tahap klasifikasi dilakukan dengan metode SVM untuk mengetahui jenis dan tingkat kematangan buah pepaya. Data hasil pelatihan dimuat untuk dibandingkan dengan data uji.
5. Keluaran akhir dari proses klasifikasi berupa jenis dan tingkat kematangan buah pepaya.

3.4 Tahap Preprocessing

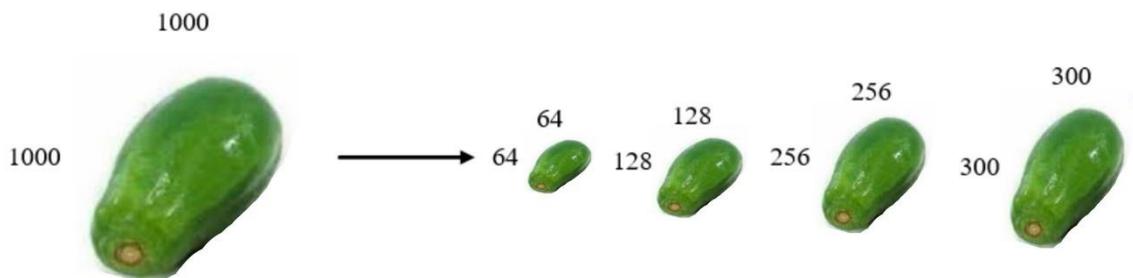
Pada penelitian ini, *preprocessing* yang dilakukan terdiri dari proses *cropping*, *resizing*, dan konversi warna citra. *Cropping* dilakukan untuk mengambil citra yang

dibutuhkan dan membuang bagian yang tidak dibutuhkan. Contoh *cropping* dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Proses *Cropping*

Resizing dilakukan untuk mengubah resolusi citra menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Gambar 3.4 adalah contoh *resizing* citra. Proses *cropping* dan *resizing* dilakukan diluar sistem.



Gambar 3. 4 Proses *Resizing*

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



Gambar 3. 5 Hasil konversi dari RGB ke *Grayscale*

Proses *cropping*, *resizing*, dan konversi ruang warna yang dilakukan pada citra dilakukan untuk mempermudah proses ekstraksi fitur yang akan dilakukan pada citra. Tahap *preprocessing* ini dilakukan terhadap 2 jenis buah pepaya.

3.5 Tahap Ekstraksi Fitur

Terdapat dua jenis fitur yang akan diekstraksi pada tahap ini yaitu fitur warna, fitur tekstur dan fitur bentuk. Fitur warna dengan menggunakan YCbCr, fitur tekstur diekstraksi dengan menggunakan metode GLCM sedangkan untuk fitur bentuk akan diekstraksi menggunakan metode Integral proyeksi.

3.5.1 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.

1. Fitur ruang warna HIS

Misalkan terdapat suatu citra 5x5 piksel pada ruang warna HSI dengan matriks seperti pada Gambar 3.6.

128	128	128	128	128
128	201	201	201	128
128	201	201	201	201
128	201	201	201	128
128	128	128	128	128

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

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

(a) (b) (c)
Gambar 3. 6 Contoh matriks citra HSI (a) *Layer H*. (b) *Layer S*. (c) *Layer I*

Dengan menggunakan rumus statistik yang telah dijelaskan pada Persamaan-Persamaan HSI, maka nilai-nilai statistik untuk ruang warna HSI dihitung pada masing-masing *layer*. Contoh perhitungan nilai-nilai statistik HSI.

- *Mean* pada layer H: $\frac{X_1+X_2+X_3+X_N}{N} = \frac{3930}{25} = 157.2$
- *Variance* pada layer H: $\frac{\sum(xi-x)^2}{n-1} = \frac{31974}{25-1} = \frac{31974}{24} = 1332.25$

Tabel 3.2 merupakan hasil perhitungan nilai-nilai statistik HSI.

Tabel 3. 2 Nilai-nilai statistik pada ruang warna HSI

Nilai Statistik	Layer H	Layer S	Layer I
<i>Mean</i>	157.2	154.52	119.36
<i>Median</i>	128	183	128
<i>Modus</i>	128	183	128
<i>Variance</i>	1332.25	1795.4267	165.24

2. Fitur ruang warna YCbCr

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

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. 7 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*. Contoh perhitungan nilai-nilai statistik HSI.

- *Mean* pada layer Cr: $\frac{X_1+X_2+X_3+X_N}{N} = \frac{4019}{25} = 160.76$
- *Variance* pada layer Cr: $\frac{\sum(xi-x')^2}{n-1} = \frac{47698.38}{25-1} = \frac{47698.38}{24} = 1987.4325$

Tabel 3.2 merupakan hasil perhitungan nilai statistik pada ruang warna YCbCr.

Tabel 3. 3 Nilai-nilai statistik pada ruang warna YCbCr

Nilai Statistik	Layer Y	Layer Cb	Layer Cr
<i>Mean</i>	154.52	119.36	160.76
<i>Median</i>	183	128	128
<i>Modus</i>	183	128	128
<i>Variance</i>	1795.4267	165.24	1987.4325

3.5.2 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 3.8.

$$A = \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 2 \\ \hline 2 & 2 & 3 & 3 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 3. 8 Contoh matriks citra *grayscale*

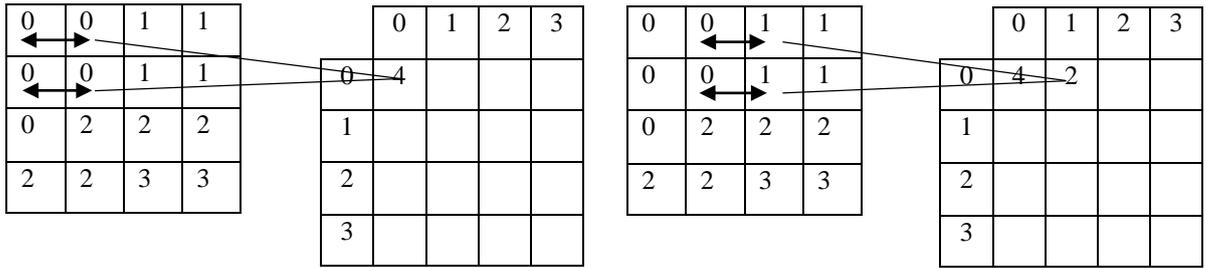
Dari matriks di atas dibentuk matriks GLCM dengan orientasi sudut 0° , 45° , 90° , 135° . Adapun langkah-langkah pembentukan matriks GLCM sebagai berikut:

- 1) 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 3.9.

$$B = \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline & 0 & 1 & 2 & 3 \\ \hline 0 & & & & \\ \hline 1 & & & & \\ \hline 2 & & & & \\ \hline 3 & & & & \\ \hline \end{array}$$

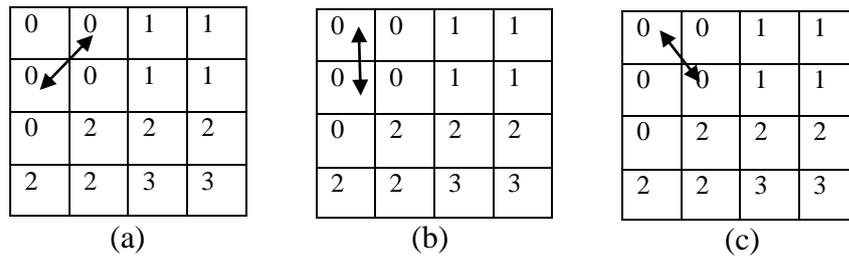
Gambar 3. 9 Matriks GLCM 3×3

- 2) Penentuan nilai matriks B yang 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).
- 3) 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 3.10 menunjukkan proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0° .



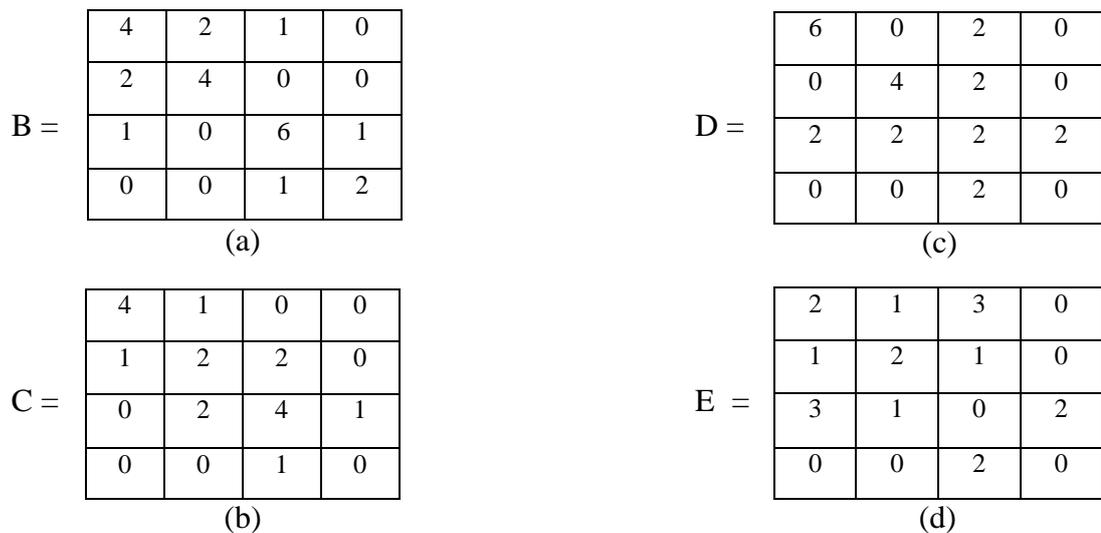
Gambar 3. 10 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°

- 4) 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.
- 5) 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 3.11.



Gambar 3. 11 Arah matriks GLCM (a) sudut 45° . (b) sudut 90° . (c) sudut 135°

- 6) Didapatkan empat buah matriks GLCM terlihat pada Gambar 3.12.



Gambar 3. 12 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ$ $d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ$ $d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ$. (d) $\theta = 135^\circ$

7) Matriks GLCM tersebut, kemudian dinormalisasi agar jumlah seluruh elemennya sama dengan 1. Gambar 3.13 menunjukkan 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. 13 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi

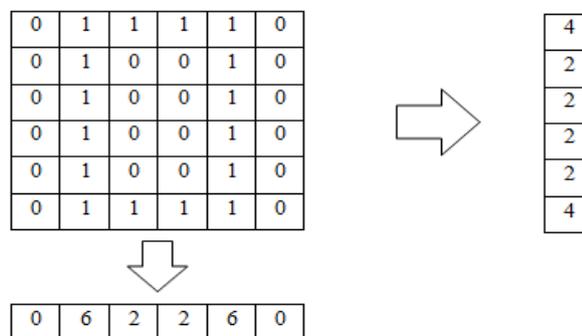
Proses normalisasi menghasilkan 4 matriks GLCM normal yang kemudian akan digunakan pada tahap selanjutnya.

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 (Inverse Difference Momentum)*, *Entropy* dan *Correlation*. Contoh perhitungan 5 fitur ini Terlampir.

3.6 Tahap Integral Proyeksi

Perhitungan integral proyeksi pada penelitian ini digunakan sebagai perhitungan untuk menentukan fitur bentuk seperti pada sebuah citra ditunjukkan pada Gambar 3.14. Hasil fitur integral proyeksi yang didapatkan pada contoh Gambar 3.14 tersebut adalah {0, 6, 2, 2, 6, 0, 4, 2, 2, 2, 2, 4} yang didapatkan dari Persamaan (2-18) dan (2-19). Dari hasil fitur yang didapatkan tersebut akan digunakan sebagai nilai identifikasi setiap gambar yang digunakan pada pengolahan citra digital.



Gambar 3. 14 Contoh Integral Proyeksi

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. 4 *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

Dari *dataset* pada Tabel 3.3 diambil 3 buah data yakni $S1=(1,0)$, $S2=(3,1)$ dan $S3=(3,-1)$. Selanjutnya data-data ini digunakan untuk mencari Persamaan *hyperplane*. Adapun proses pencarian Persamaan *hyperplane* dijabarkan sebagai berikut.

$$\alpha_1\Phi(S1).\Phi(S1)+\alpha_2\Phi(S2).\Phi(S1)+\alpha_3\Phi(S3).\Phi(S1)=-1$$

$$\alpha_1\Phi(S1).\Phi(S2)+\alpha_2\Phi(S2).\Phi(S2)+\alpha_3\Phi(S3).\Phi(S2)=+1$$

$$\alpha_1\Phi(S1).\Phi(S3)+\alpha_2\Phi(S2).\Phi(S3)+\alpha_3\Phi(S3).\Phi(S3)=+1 \quad (3-1)$$

$$\Phi(S1).\Phi(S1)=w.x+b, b=1 \quad (3-2)$$

$$\Phi(U).\Phi(Z)= (U1.Z1)^2+2(U1.Z1)(U2.Z2)+(U2.Z2)^2+2(U1.Z1)+2(U2.Z2)+1 \quad (3-3)$$

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

$$\Phi(S1).\Phi(S1)=\Phi(1,0).\Phi(1,0)=(1.1)^2+2(1.1)(0.0)+(0.0)^2+2(1.1)+2(0.0)+1$$

$$\Phi(S1).\Phi(S1)=4$$

$$\Phi(S2).\Phi(S1)=\Phi(3,1).\Phi(1,0)=(3.1)^2+2(3.1)(1.0)+(3.0)^2+2(3.1)+2(1.0)+1$$

$$\Phi(S2).\Phi(S1)=16$$

$$\Phi(3).\Phi(1)=\Phi(3,-1).\Phi(1,0)=(3.1)^2+2(3.1)(-1.0)+(-1.0)^2+2(3.1)+2(-1.0)+1$$

$$\Phi(3).\Phi(S1)=16$$

$$\Phi(S1).\Phi(S2)=\Phi(2,0).\Phi(3,1)=(2.3)^2+2(2.3)(0.1)+(0.1)^2+2(2.3)+2(0.1)+1$$

$$\Phi(S1).\Phi(S2)=16$$

$$\Phi(S2).\Phi(S2)=\Phi(3,1).\Phi(3,1)=(3.2)^2+2(3.2)(1.1)+(1.1)^2+2(3.2)+2(1.1)+1$$

$$\Phi(S2).\Phi(S2)=121$$

$$\Phi(S3).\Phi(S2)=\Phi(3,-1).\Phi(3,1)=(3.3)^2+2(3.3)(-1.1)+(-1.1)^2+2(3.3)+2(-1.1)+1$$

$$\Phi(S3).\Phi(S2)=79$$

$$\Phi(S1).\Phi(S3)=\Phi(1,0).\Phi(3,-1)=(1.3)^2+2(1.3)(0.-1)+(0.-1)^2+2(1.3)+2(0.-1)+1$$

$$\Phi(S1).\Phi(S3)=16$$

$$\Phi(S2).\Phi(S3)=\Phi(3,1).\Phi(3,-1)=(3.3)^2+2(3.3)(1.-1)+(1.-1)^2+2(3.3)+2(1.-1)+1$$

$$\Phi(S2).\Phi(S3)=79$$

$$\Phi(S3).\Phi(S3)=\Phi(3,-1).\Phi(3,-1)=(3.3)^2+2(3.3)(-1.-1)+(-1.-1)^2+2(3.3)+2(-1.-1)+1$$

$$\Phi(S3).\Phi(S3)=121$$

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

$$4\alpha_1+16\alpha_2+16\alpha_3=-1$$

$$16\alpha_1+121\alpha_2+79\alpha_3=+1$$

$$16\alpha_1+79\alpha_2+121\alpha_3=+1 \tag{3-4}$$

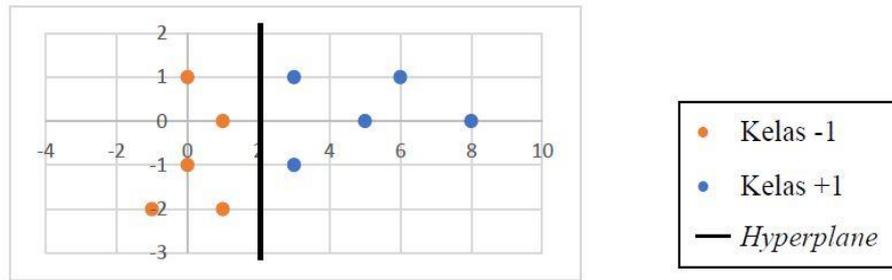
Dengan menggunakan metode substitusi, didapatkan nilai $\alpha_1=-3.5$, $\alpha_2=0.75$ dan $\alpha_3=0.75$. Langkah selanjutnya yaitu menghitung *offset* dan bobot *hyperplane* dengan menggunakan Persamaan (3-5).

$$w = \sum_i \alpha_i S_i \tag{3-5}$$

$$w = -3,5 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 \\ -2 \end{pmatrix}$$

Sehingga diperoleh *offset* dan bobot *hyperplane* $y = wx+b$ dengan $w = \begin{pmatrix} 10 \\ -2 \end{pmatrix}$ dan $b=-2$.

Gambar 3.15 menunjukkan *dataset* yang dipisahkan oleh garis *hyperplane*.

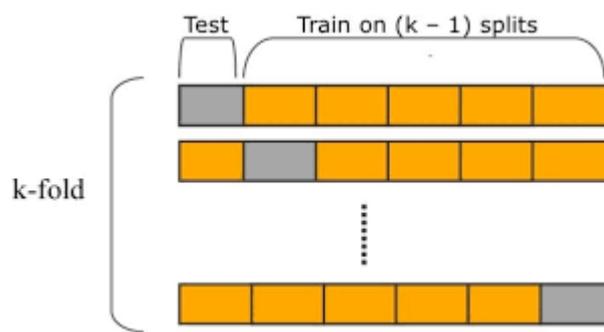


Gambar 3. 15 Contoh *dataset* dengan *hyperplane*

3.8 Teknik Pengujian

Buah pepaya yang digunakan dalam penelitian didapatkan langsung dari perkebunan buah pepaya. Adapun buah pepaya yang akan digunakan diambil dari dua jenis yaitu California dan Bangkok. Buah pepaya inilah yang akan diambil gambarnya untuk menjadi *dataset*.

Apapun teknik pengujian yang digunakan *K-fold cross validation* merupakan salah satu metode untuk mengevaluasi kinerja *classifier*, metode ini dapat digunakan apabila memiliki jumlah data yang terbatas atau tidak banyak. Metode ini juga digunakan untuk mengetahui rata-rata keberhasilan dari suatu sistem dengan cara melakukan perulangan dengan mengacak atribut masukan sehingga sistem tersebut teruji untuk beberapa atribut input yang acak. Contoh pembagian *dataset* dalam proses *K-fold cross validation* terlihat pada Gambar 3.16.



Gambar 3. 16 Contoh pembagian *dataset* dalam proses *K-fold cross validation*

Cara kerja *K-fold cross validation* adalah sebagai berikut:

1. Total *instance* dibagi menjadi N bagian.
2. *Fold* ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi data uji dan sisanya menjadi data latih. Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi data tersebut.

3. *Fold* ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi data uji dan sisanya menjadi data latih. Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi data tersebut.
4. Demikian seterusnya hingga mencapai *fold* ke-K. Hitung rata-rata akurasi dari K buah akurasi di atas. Rata-rata akurasi ini menjadi akurasi final.

Pada penelitian ini digunakan *K-fold cross validation* dengan pembagian data latih dan data uji adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Sehingga total data latih yang digunakan yaitu 420 citra yang terdiri dari 210 citra untuk pepaya California dan 210 citra untuk pepaya Bangkok. Sedangkan untuk total data uji yang digunakan yaitu 180 citra yang terdiri dari 90 citra untuk pepaya California dan 90 citra untuk pepaya Bangkok.

Dalam penelitian ini terdapat beberapa parameter yang diuji, yaitu:

1. Pengaruh resolusi citra terhadap akurasi
Penguujian ini dilakukan dengan menguji citra menggunakan 2 resolusi yang berbeda yakni 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel.
2. Pengaruh rotasi terhadap akurasi
Penguujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi sebesar 90° dan 180° terhadap akurasi.

Berikut ini penguujian untuk klasifikasi jenis dan tingkat kesegaran pepaya, digunakan untuk masing-masing parameter dilakukan sebanyak 7 kali untuk menguji fitur berbeda yang terdiri atas:

1. Fitur warna HSI
2. Fitur warna YCbCr
3. Fitur tekstur GLCM.
4. Fitur bentuk Integral Proyeksi
5. Fitur HSI +YCbCr+ GLCM
6. Fitur Integral Proyeksi + GLCM
7. Fitur HSI +YCbCr+ Integral Proyeksi+ GLCM

Dalam proses penguujian 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*

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

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

- Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-24).

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

- Nilai *True Positive Rate (recall)* dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-25).

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

- Nilai *True Negative Rate (specificity)* dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-26)

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

3.9 Jadwal Penelitian

Rentang waktu yang digunakan dalam pembuatan aplikasi klasifikasi jenis dan kematangan buah pepaya ini yaitu selama enam bulan. Jadwal kegiatan yang menampilkan lama waktu tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3. 6 Jadwal penelitian pengembangan aplikasi klasifikasi buah pepaya

No	Kegiatan	Waktu (Bulan)						Keterangan
		I	II	III	IV	V	VI	
1	Analisa							
2	Perancangan							
3	<i>Coding</i>							
4	<i>Testing</i>							
5	Implementasi							
6	Dokumentasi							

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Wibowo and A. Harjoko, "Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 1–5, 2017.
- [2] B. P. Statistik, *Statistik Tanaman Buah-buahan dan Sayuran Tahunan 2017*. 2017.
- [3] Indarto and Murinto, "Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HSI (Banana Fruit Detection Based on Banana Skin Image Features Using HSI Color Space Transformation Method)," *J. Ilm. Inform.*, vol. V, no. 1, pp. 15–21, 2017.
- [4] P. Soepomo, "Aplikasi Pengolahan Citra Mendeteksi Kualitas Cabai Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Transformasi Warna YCbCr," *J. Sarj. Tek. Informaika*, vol. 3, no. 1, pp. 283–293, 2015.
- [5] F. Liantoni, "Pengenalan karakter angka menggunakan metode Integral Proyeksi," *Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 57–64, 2018.
- [6] S. Ferdiana, R. Enggar, and R. Dijaya, "Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur," *Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [7] M. Ichwan, I. A. Dewi, and Z. M. S, "Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Untuk Menentukan TingkatKemanisan Mangga Berdasarkan Fitur Warna," *Mind*, vol. 3, no. 2, pp. 16–23, 2018.
- [8] C. B. Sanjaya, "Klasifikasi buah mangga berdasarkan tingkat kematangan menggunakan least-squares support vector machine," *Explor. IT*, vol. 10, no. 2, pp. 1–13, 2018.
- [9] Meiriyama, "Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikator SVM," *Komput. Terap.*, vol. 4, no. 1, pp. 50–61, 2018.
- [10] M. A. Anggriawan, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna Pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 550–564, 2017.
- [11] P. S. Suastika Yulia Riska, "Klasifikasi Level Kematanga Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan MULTI-SVM," *Inform. J. Ilm.*, vol. 1, no. 1, pp. 39–45, 2016.
- [12] R. Pratama *et al.*, "Tomato Fruit Detection Detection Based On Color Features Using HSI Color Space Transformation Method," *J. Inform. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 81–86, 2019.
- [13] N. Hidayat, F. Ilmu, K. Universitas, B. Malang, and R. Garis, "Cara Cepat Untuk Mendeteksi Keberadaan Wajah Pada Citra Yang Mempunyai Background Kompleks Menggunakan Model Warna YCbcr DAN HSV," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 138–142, 2015.

- [14] M. A. Agmalaro, A. Kustiyo, and A. R. Akbar, "Identifikasi Tanaman Buah Tropika Berdasarkan Tekstur Permukaan Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (Tropical Fruit Plants Identification Based on Leaf Surface Texture Image Using Artificial Neural Network)," *J. Ilmu Komput. Agri-Intormatika*, vol. 2, no. 2, pp. 73–82.
- [15] E. K. Ratnasari, A. Wikaningrum, T. Informatika, F. Teknik, and U. Soetomo, "Pengenalan Jenis Buah pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur Co- Occurrence," *Inform*, vol. 1, no. 2, pp. 88–97, 2016.
- [16] Y. D. Rosita, "Pengenalan Keaslian Dan Nilai Uang Kertas Rupiah Untuk Tuna Netra Menggunakan Metode Integral Proyeksi Dan Canny," *J. Majapahit Techno*, vol. 4, no. 2, pp. 29–34, 2014.
- [17] Agustina, *Kajian Karakterisasi Tanaman Pepaya (Carica papaya L.) di Kota Madya Bandar Lampung*. 2017.
- [18] R. Farinda, Z. R. Firmansyah, C. Sulton, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Beef Quality Classification based on Texture and Color Features using SVM Classifier," *J. Telemat. Informatics*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [19] Y. Zhang and L. Wu, "Classification of Fruits Using Computer Vision and a Multiclass Support Vector Machine," *Sensors*, pp. 12489–12505, 2012.

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-).

$$\begin{aligned} \text{ASM} &= (0.167)^2 + (0.083)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0.083)^2 + (0.167)^2 + (0)^2 + (0)^2 \\ &\quad + (0.041)^2 + (0)^2 + (0.25)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + (0.083)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ASM} &= 0.028 + 0.007 + 0.002 + 0 + 0.007 + 0.028 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0.0625 + 0.002 \\ &\quad + 0 + 0 + 0.002 + 0.007 + 0.147 \end{aligned}$$

$$\text{ASM} = 0.148$$

ii. *Contrast*

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

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

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

$$\text{Contrast} = 0.576$$

iii. *Inverse Difference Moment*

Untuk menghitung nilai *Inverse Difference Moment*, digunakan Persamaan (2-15).

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

$$IDM = 0.6964$$

iv. *Entropy*

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

$$\begin{aligned}
 Entropy &= (-0.167 * \log(0.167)) + (-0.083 * \log(0.083)) + (-0.041 * \\
 &\quad \log(0.041)) + (-0 * \log(0)) + (-0.083 * \log(0.083)) + (-0.167 * \\
 &\quad \log(0.167)) + (-0 * \log(0)) + (-0 * \log(0)) + (-0.041 * \log(0.041)) \\
 &\quad + (-0 * \log(0)) + (-0.25 * \log(0.25)) + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0 \\
 &\quad * \log(0)) + (-0 * \log(0)) + (-0.041 * \log(0.041)) + (-0.083 * \\
 &\quad \log(0.083))
 \end{aligned}$$

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

$$Entropy = 0.130 + 0.090 + 0.057 + 0 + 0.090 + 0.130 + 0 + 0 + 0.057 + 0 + 0.130 + 0.057 + 0 + 0 + 0.057 + 0.90$$

$$Entropy = 2.148$$

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.

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

$$* 0.041) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * 0.041) + (3 * 0.083)$$

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

$$\mu = 1.286$$

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

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

$$\sigma = 1.02$$

$$\begin{aligned} \text{Correlation} = & \left(0.167 \frac{(0-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.083 \frac{(0-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(0-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(0-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.083 \frac{(1-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.167 \frac{(1-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0 \frac{(1-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(1-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(2-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(2-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.25 \frac{(2-1.286)(2-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.041 \frac{(2-1.286)(3-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0 \frac{(3-1.286)(0-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0 \frac{(3-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \\ & \left(0.041 \frac{(3-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) + \left(0.083 \frac{(4-1.286)(1-1.286)}{1.02^2} \right) \end{aligned}$$

$$\text{Correlation} = 0,265 + 0,029 - 0,036 + 0 + 0,029 + 0,013 + 0 + 0 - 0,036 + 0 + 0,122 + 0,048 + 0 + 0 + 0,048 + 0,234$$

$$\text{Correlation} = 0.716$$