

DISERTASI

**IMPLEMENTASI MESIN PEMILAH BUAH MARKISA
BERDASARKAN TINGKAT KEMATANGAN
BERBASIS VISI KOMPUTER**

***“IMPLEMENTATION OF SORTING MACHINE FOR PASSION FRUITS
BASED ON THEIR RIPENESS LEVEL USING
COMPUTER VISION METHOD”***

**SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI
P.1600.313.001**



SEKOLAH PASCASARJANA
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2019

**IMPLEMENTASI MESIN PEMILAH BUAH MARKISA
BERDASARKAN TINGKAT KEMATANGAN BERBASIS
VISI KOMPUTER**

DISERTASI

Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar Doktor

Program Studi
Doktor Teknik Elektro

Disusun dan Diajukan oleh

SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI
P.1600.313.001

Kepada

SEKOLAH PASCASARJANA
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2019



DISERTASI**IMPLEMENTASI MESIN PEMILAH BUAH MARKISA
BERDASARKAN TINGKAT KEMATANGAN
BERBASIS VISI KOMPUTER**

Disusun dan Diajukan oleh

SITTI WETENRIJANG SIDEHABI

Nomor Pokok P1600313001

Telah dipertahankan di depan Panitia Ujian Disertasi
pada tanggal 23 Januari 2019
dan dinyatakan telah memenuhi syarat

Menyetujui

Komisi Penasihat,

Prof. Dr. Ir. Ansar Suyuti, MT., IPU.

Promotor

Dr. Eng. Intan Sari Areni, MT.

Ko-Promotor

Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, MT.

Ko-Promotor

Ketua Program Studi
Teknik Elektro,

Prof. Dr. Ir. Ansar Suyuti, MT., IPU.

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin,

Dr. Ir. H. Muhammad Arsyad Thaha, MT.



PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Sitti Wetenriajeng Sidehabi

Nomor mahasiswa : P1600313001

Program Studi : Teknik Elektro

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Disertasi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan tulisan atau pemikiran orang lain. Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan Disertasi ini hasil karya orang lain, saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, Januari 2019

Yang menyatakan,



SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI



PRAKATA

Alhamdulillah Rabbilalamin, puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, yang telah melimpahkan berkah, rahmat, dan hidayah-Nya sehingga penyusunan disertasi ini dapat diselesaikan sebagaimana mestinya.

Disadari bahwa berbagai kendala dihadapi dalam penyusunan disertasi ini, dan tidak akan dapat diselesaikan tanpa bantuan banyak pihak, terutama bantuan dan dukungan moril maupun materil yang tidak ternilai. Untuk itu, pada kesempatan ini penulis dengan tulus menyampaikan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Ansar Suyuti, MT. IPU., selaku ketua komisi penasehat (promotor) sekaligus penilai disertasi, Ibu Dr. Eng. Intan Sari Areni, ST. MT., dan Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, MT., sebagai anggota komisi penasehat (kopromotor) sekaligus penilai disertasi dan atas arahan yang diberikan sehingga penyusunan disertasi ini dapat terwujud. Melalui beliau bertiga dengan kesabaran, perhatian dan keikhlasannya telah memberikan dorongan, koreksi dan saran baik dari aspek metodologi penelitian maupun penyajian isi disertasi secara keseluruhan.
 2. Bapak Amil Ahmad Ilham, ST., M.IT., Ph. D., Bapak Dr. Eng. Muhammad Niswar, ST., M.Eng., Bapak Dr. Eng. Adnan, ST., MT. dan Ibu Dr. Ejah Umraeni Salam, ST., MT., sebagai komisi penguji yang telah banyak memberikan saran, kritikan, dan masukan untuk kesempurnaan disertasi ini, serta Prof. Dr. Ir. Adit Kurniawan, M.Eng. sebagai penguji eksternal yang telah meluangkan waktunya untuk menghadiri ujian promosi sekaligus memberikan penilaian dan saran.
 3. Rektor Universitas Hasanuddin, Ibu Prof. Dr. Dwia Aries Tina MA; Dekan Sekolah Pasca Sarjana Universitas Hasanuddin, Bapak Prof Dr Muhammad Ali SE MS; Dekan Fakultas Teknik, Bapak Dr. Ir. Muhammad Arsyad, M.T; Bapak Ketua Jurusan Teknik Elektro, Prof. Dr. Ir. Salama Manjang, MT.; Bapak Ketua Program Studi S3 Teknik Elektro Bapak Prof. Dr. Ir. Ansar Suyuti, MT. IPU.; dan seluruh dosen Teknik Elektro Unhas yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk menempuh studi program S3 Teknik Elektro Unhas serta telah memberikan bekal ilmu dan wawasan bagi penulis untuk menyelesaikan disertasi ini. Demikian juga kepada seluruh Staf Teknik Elektro Unhas yang telah memberikan pelayanan kemudahan administrasi sejak penulis masuk kuliah hingga terselesaikannya penyusunan disertasi ini.
- k Ir. Amrin Rapi, ST., MT. (Direktur Politeknik ATI Makassar), Bapak Mudriadi, ST., MT. (Pembantu Direktur I Politeknik ATI Makassar), Marlina Rahim, ST., M.Si. (Pembantu Direktur II Politeknik ATI Makassar), Bapak Ir. Muh. Basri, MM. (Pembantu Direktur III Politeknik



ATI Makassar), Bapak Muh. Yasin, ST., MT. (Kepala Sub. Bagian Umum Politeknik ATIM) dan Ibu Atikah Tri Budi Utami, ST., M. Eng. (Ketua Jurusan Otomasi Sistem Permesinan Politeknik ATIM) yang telah memberikan izin untuk melanjutkan pendidikan ke jenjang ini.

5. Teman-teman seprofesi, rekan teknisi dan staf di Politeknik ATIM serta khususnya untuk para sahabatku di Lembaga Sertifikasi Profesi (LSP) dimana penulis bertugas yang selama ini sudah penulis anggap sebagai saudara dan teman, terima kasih atas pemahaman, pengertian, dukungan dan harapannya serta doa yang teman-teman panjatkan pada saat penulis menempuh studi pada program S3 di Teknik Elektro Unhas, terima kasih atas segala bantuannya.
6. Teman-teman mahasiswa S3 Teknik Elektro Angkatan 2016, S3 Teknik Sipil Angkatan 2013, dan adik-adik “Bala Bantuan” kepada mereka yang tidak dapat saya sebutkan namanya satu persatu tetapi telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan disertasi ini. Ibu pemilik CV. Sirup Markisa Aurora yang telah memberikan data yang penulis perlukan selama pengumpulan data dalam penyelesaian disertasi ini.

Dengan segala kerendahan hati penulis sampaikan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada kedua orang tua tercinta ayahanda Muhammad Basri Sidehabi dan ibunda Andi Una Sidehabi yang telah membesarkan dan mendidik serta senantiasa berdoa dengan penuh keikhlasan hati bagi kesehatan dan keberhasilan studi penulis, juga kepada semua saudara, kakak dan adik ipar, serta keluarga besarku terima kasih atas doa, dukungan, dan bantuannya.

Ucapan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya terkhusus penulis ucapkan kepada suami tercinta dan tersayang Dr. Indrabayu, ST., MT., M. Bus. Sys., atas ketulusan, keikhlasan, pengertian, kesabaran, teguran dan pengorbanan yang luar biasa, juga kepada anak-anakku Muhammad Naufal Indrabayu Sidehabi dan Muhammad Nashwan Indrabayu atas pengertian, kesabaran, dan keikhlasan untuk memberikan semangat dalam segala hal selama penulis mengikuti program pendidikan ini.

Akhirnya, penulis menyadari disertasi ini masih jauh dari kesempurnaan dan masih banyak kekurangan yang perlu diperbaiki. Untuk itu dengan kerendahan hati penulis mohon masukan dan kritik yang membangun demi kesempurnaan disertasi ini.

Makassar, Januari 2019

Sitti Wetenriajeng Sidehabi



ABSTRAK

SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI, Implementasi Mesin Pemilah Buah Markisa berdasarkan Tingkat Kematangan Berbasis Visi Komputer (dibimbing oleh **Ansar Suyuti, Intan Sari Areni, Ingrid Nurtanio**).

Tanaman markisa merupakan jenis tanaman hortikultura kecil yang banyak dibudidayakan di Provinsi Sulawesi Selatan dan menjadi salah satu komoditas unggulan dalam bentuk dodol, jus dan ekstrak buah markisa. Kualitas ekstrak buah markisa dan jus dipengaruhi oleh tingkat kematangan buah markisa. Saat ini, proses pemilahan tingkat kematangan buah markisa dikerjakan secara manual sehingga butuh waktu lebih lama dan kualitas yang dihasilkannya tidak seragam. Hal itulah yang menjadi permasalahan dalam menjaga kualitas hasil olahan buah markisa.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, maka pada penelitian ini diusulkan suatu mesin yang bisa memilah buah markisa menurut tingkat kematangan secara otomatis. Sistem dilengkapi dengan penggerak pneumatik, *gripper colector*, kamera dan *bowl selector* serta dikontrol melalui Raspberry Pi 3 Plus. Pertama-tama buah markisa langsung diangkut oleh *gripper colector* dan berputar 360° didepan kamera sehingga semua permukaan buah markisa dapat terlihat. Kamera berfungsi sebagai masukan citra untuk proses pemilahan dalam tiga kategori yaitu matang, mengkal dan mentah menggunakan sistem cerdas berbasis visi komputer. Metode visi komputer yang diusulkan adalah *Fuzzy C-Means* dan *K-Means Clustering* sebagai pengekstraksi fitur, Algoritma C.45, *Neural Network* dan *Multi-Class Support Vector Machine* untuk klasifikasi tingkat kematangan buah markisa. Output dari metode pemilahan berdasarkan visi komputer akan menjadi input untuk menggerakkan *bowl selector* ke jalur pemilah. Mesin Pemilah buah markisa ini dapat mencapai nilai akurasi 93.3% dengan MSVM dan parameter fungsi Radial Basis Function dengan nilai $C = 25$ and $\gamma = 1e-5$. Waktu rata-rata yang dibutuhkan mesin pemilah ini untuk memilah setiap buah markisa yaitu 0.94128 detik dan total waktu yang dibutuhkan untuk memilah 30 buah markisa yaitu 28.2386 detik. Kelemahan dari sistem ini yaitu perlunya pengembangan pada *gripper colector* yang adaptif terhadap berbagai jenis ukuran buah markisa.

Kata kunci: Buah Markisa, Mesin Pemilah, Kamera, Visi Komputer, *K-Means Clustering* dan *Multi-Class Support Vector Machine*.



ABSTRACT

SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI, Implementation of Sorting Machine For Passion Fruits Based on Their Ripeness Level Using Computer Vision Method (supervised by **Ansar Suyuti, Intan Sari Areni, Ingrid Nurtanio**).

Passion fruit plants are a small type of horticulture plant that is widely cultivated in South Sulawesi Province and is one of the leading commodities in the form of dodol, juice and passion fruit extract. The quality of passion fruit extract and juice is influenced by the ripeness level of passion fruit. At present, the process of sorting the passion fruit ripeness is done manually so that it takes longer and the quality it produces is not uniform. That is the problem in maintaining the quality of processed passion fruit.

To dispute these problems, in this study proposed a machine that can sort passion fruit according to the ripeness level automatically. The system is equipped with pneumatic drive, gripper collector, camera and bowl selector and is controlled via the Raspberry Pi 3 Plus. First of all the passion fruit is immediately transported by the gripper collector and rotates 360° in front of the camera so that all the surface of the passion fruit can be seen. The camera serves as an input image for the sorting process in three categories, namely ripe, nearly ripe and unripe using intelligent computer-based systems. The computer vision method proposed is Fuzzy C-Means and K-Means Clustering as feature extraction, C.45 Algorithm, Neural Network and Multi-Class Support Vector Machine for classification of passion fruit maturity levels. The output of the sorting method based on computer vision will be an input to move the bowl selector to the sorting path. This passion fruit sorting machine can reach an accuracy value of 93.3% with MSVM and the Radial Basis Function function parameter with a value of $C = 25$ and $\gamma = 1e-5$. The average time needed for this sorting machine to sort each passion fruit is 0.94128 seconds and the total time needed to sort 30 passion fruits is 28.2386 seconds. The weakness of this system is the need to develop a gripper collector that is adaptive to various types of passion fruit sizes.

Keywords: Passion Fruit, Sorting Machine, Camera, Computer Vision, *K-Means Clustering* and *Multi-Class Support Vector Machine*.



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI	iii
PRAKATA	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah.....	5
C. Tujuan Penelitian.....	5
D. Manfaat Penelitian	6
E. Kebaruan/ <i>Novelty</i>	6
F. Batasan Masalah	7
G. Penelitian Terkait.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	16
A. Markisa.....	16
B. Pemanenan dan Penanganan Pasca Panen	17
B.1 <i>Grade</i> Buah Markisa.....	20
C. <i>Pneumatic Artificial Muscle</i> (PAM).....	21
D. <i>Raspberry Pi 3</i>	23
E. Visi Komputer	24
E.1 Segmentasi Fitur	28
E.1.1 <i>K-Means Clustering</i>	29
E.1.2 <i>Fuzzy C-Means Clustering</i>	33
E.2 Klasifikasi	36
E.2.1 <i>Decision Tree</i>	36
E.2.2 <i>Neural Network</i>	38



	E.2.3 <i>Multi-Class Support Vector Machine</i>	41
	F. Evaluasi Sistem	47
	G. Kerangka Pikir Penelitian	49
BAB III	METODE PENELITIAN	51
	A. Rancangan Penelitian.....	51
	B. Jenis Penelitian	54
	C. Lokasi dan Waktu Penelitian.....	54
	D. Teknik Pengumpulan, Pengolahan Data dan Validasi Data.....	55
	E. Konfigurasi Sistem.....	59
	E.1 Tahap Pembuatan Perangkat Keras.....	61
	E.2 Tahap Pembuatan Perangkat Lunak	68
	F. Tahapan Analisis Data.....	69
	G. Perancangan Sistem Visi Komputer	72
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	99
	A. Mesin Pemilah Buah Markisa	99
	B. Hasil Proses Segmentasi.....	103
	C. Hasil Proses Klasifikasi.....	123
	D. Aplikasi Metode Visi Komputer pada Alat	142
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	155
	A. Kesimpulan.....	155
	B. Saran.....	156
	DAFTAR PUSTAKA	157
	LAMPIRAN	163
	A. <i>Schematic</i> Mesin Pemilah Buah Markisa	163
	B. Matriks.....	164
	C. <i>Coding</i> Matlab	168
	D. <i>Coding</i> Python	172
	E. Proses Perakitan Mesin Pemilah Buah Markisa.....	197
	F. Survei Ke Industri Sirup Markisa Aurora	198



G. Survei Ke Petani Penghasil Buah Markisa di
Jeneponto.....200



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1	Buah Markisa.....	17
Gambar 2	Diagram skema <i>Pneumatic Artificial Muscle</i> (PAM) dan sistem aktuator - manipulator	23
Gambar 3	Raspberry Pi 3 Model B	24
Gambar 4	Pin GPIO Raspberry pi 3.....	24
Gambar 5	Komponen Sistem Pengolahan Citra Digital.....	27
Gambar 6	<i>K-Means clustering</i> dalam tindakan (2 dimensi)	30
Gambar 7	Struktur Neuron Jaringan Syaraf	39
Gambar 8	Fungsi aktivasi pada jaringan syaraf sederhana.....	39
Gambar 9	Batas keputusan yang mungkin untuk set data	42
Gambar 10	SVM memungkinkan pemetaan data dari ruang input ke ruang fitur berdimensi tinggi dengan menggunakan Fungsi Kernel	45
Gambar 11	Kerangka Pikir Penelitian	50
Gambar 12	Tahapan Penelitian	51
Gambar 13	<i>Fish Bone</i> peralatan dan bahan yang dibutuhkan	56
Gambar 14	Tahapan Visi Komputer	59
Gambar 15	Bagian-bagian Mesin Pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangan berbasis Visi Komputer	60
Gambar 16	Desain Mesin Pemilah Buah Markisa berbasis Visi Komputer (a)(b) Tampak samping,(c) Tampak serong depan	61
Gambar 17	Dimensi (a) <i>Full</i> (b) (c) Gripper (d) (e) <i>Bowl</i> tampak samping	63
Gambar 18	Tampilan Dekstop Sistem Operasi Raspbian pada Raspberry	69
Gambar 19	Database buah markisa untuk data <i>training</i> dengan 6 sisi permukaan	71
Gambar 20	Desain sistem visi komputer	72
Gambar 21	Tahapan Segmentasi Fitur <i>Fuzzy C-Means</i> dan <i>K-Means Clustering</i>	73
	22 Tampilan Frame Video Markisa	74
	23 <i>Preprocessing</i>	75
	24 <i>Workspace Color space in RGB ke Color Space Out LAB</i> ..	76
	25 Kotak Biru Buah Markisa sebagai <i>Foreground</i>	81



Gambar 25 <i>Flowchart</i> sistem penghilang <i>noise</i> menggunakan fungsi <i>bwareaopen</i>	83
Gambar 26 Kondisi 1	84
Gambar 27 Kondisi 2	84
Gambar 28 Kondisi 3	85
Gambar 29 Kondisi <i>noise</i> sangat besar	85
Gambar 30 <i>Flowchart</i> kondisi penggunaan <i>bounding box</i>	87
Gambar 31 Kondisi 1 penggunaan <i>bounding box</i>	88
Gambar 32 Kondisi 2 penggunaan <i>boundingbox</i>	89
Gambar 33 Hasil Citra RGB.....	90
Gambar 34 <i>Flowchart</i> kondisi penggunaan <i>crop</i> dan <i>resize</i>	91
Gambar 35 Sebelum dan Sesudah <i>Crop</i> dan <i>Resize</i>	92
Gambar 36 Blok diagram klasifikasi dilakukan dengan menggunakan <i>Neural Network</i>	94
Gambar 37 Desain Sistem Klasifikasi Kematangan Buah Markisa dengan <i>Decision Tree</i>	95
Gambar 38 Proses <i>Training</i> untuk mencari parameter C , γ , r dan d	96
Gambar 39 Proses <i>Testing</i> MSVM	96
Gambar 40 Proses Sistem Segmentasi <i>K-Means Clustering</i>	97
Gambar 41 Prinsip Kerja Sistem Alat Pemilah Buah Markisa	98
Gambar 42 Tampilan Keseluruhan Mesin Pemilah Buah Markisa	99
Gambar 43 Tampilan Tampak Atas Mesin Pemilah Buah Markisa	99
Gambar 44 Tampak Depan <i>Gripper Colector</i>	100
Gambar 45 Tampak Depan <i>Bowl Selector</i>	100
Gambar 46 Bagian Kontrol Mesin Pemilah Buah Markisa	101
Gambar 47 Mesin Pemilah Buah Markisa dalam keadaan tertutup	101
Gambar 48 Blok Diagram Mesin Pemilah Buah Markisa	102
Gambar 49 <i>Extracting Image</i> dengan <i>K-Means Clustering</i>	104
50 Tampilan 6 sisi buah markisa hasil segmentasi	105
51 Ilustrasi Ekstraksi Fitur RGBa*	106
52 Channel RGB	108



Gambar 53 Matriks Channel RGB	109
Gambar 54 Normalisasi nilai pixel RGB	110
Gambar 55 Proses Perhitungan Gamma Correction	111
Gambar 56 Hasil konversi nilai R, G dan B ke XYZ <i>color space</i>	112
Gambar 57 Matriks menggunakan standar pencahayaan	113
Gambar 58 Matriks CIE L*a*b <i>color space</i>	114
Gambar 59 Hasil konversi citra RGB ke CIE L*a*b <i>color space</i>	114
Gambar 60 Kotak Biru Buah Markisa sebagai <i>Foreground</i>	116
Gambar 61 Iterasi 1	117
Gambar 62 Iterasi 2	118
Gambar 63 Iterasi 3	119
Gambar 64 Proses <i>imfill</i> pada buah markisa	117
Gambar 65 Kondisi 1	120
Gambar 66 Kondisi 1 penggunaan <i>bounding box</i>	121
Gambar 67 Potongan matriks dari Proses Pengambilan Fitur Nilai R, G,B dan a*	121
Gambar 68 Potongan matriks dari Proses <i>Crop</i> dan <i>Resize</i>	122
Gambar 69 Klasifikasi <i>Decision Tree</i>	124
Gambar 70 Struktur <i>Neural Network</i>	126
Gambar 71 Grafik Perbandingan Hasil Akurasi Testing (%) dengan menggunakan MATLAB	127
Gambar 72 Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	129
Gambar 73 Grafik Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	130
Gambar 74 Grafik Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i>	131
Gambar 75 Grafik Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	133
Gambar 76 Grafik Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	134
77 <i>Grid-search</i> dari Fungsi <i>Kernel Radial Basis Function</i> (RBF) kernel untuk mencari nilai optimal dari parameter C dan γ ..	136
78 Hasil Perhitungan MSVM <i>Training</i>	137



Gambar 79 Grafik Hasil Klasifikasi dari MSVM	139
Gambar 80 Tampilan 6 sisi buah markisa ke 6	142
Gambar 81 Hasil Perhitungan MSVM <i>testing</i>	142
Gambar 82 Hasil segmentasi fitur <i>K-Means Clustering</i> pada Mesin Pemilah Buah Markisa	143
Gambar 83 Grafik ROC dari <i>Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel RBF	144
Gambar 84 Grafik ROC dari <i>Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Sigmoid	144
Gambar 85 Grafik ROC dari <i>Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Polynomial	145
Gambar 86 Grafik ROC dari <i>Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Linear	145
Gambar 87 Distribusi data <i>training Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel RBF	146
Gambar 88 Distribusi data <i>training Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Sigmoid	146
Gambar 89 Distribusi data <i>training Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Polynomial	147
Gambar 90 Distribusi data <i>training Multi-class SVM</i> dengan fungsi kernel Linear	147
Gambar 91 Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i>	148
Gambar 92 Tampilan GUI dari buah markisa ke 16 yang salah klasifikasi sebagai kategori buah markisa mentah	151
Gambar 93 Hasil segmentasi dari buah markisa ke 16 yang salah klasifikasi sebagai kategori buah markisa mentah	151
Gambar 94 Tampilan GUI dari buah markisa ke 25 yang salah klasifikasi sebagai kategori buah markisa mengkal	152
Gambar 95 Hasil segmentasi dari buah markisa ke 25 yang salah klasifikasi sebagai kategori buah markisa mengkal	152



DAFTAR TABEL

Tabel 1	<i>State of The Art</i>	9
Tabel 2	Penyebab utama kerusakan pasca panen dan menurunnya mutu buah.....	18
Tabel 3	Fungsi Kernel.....	46
Tabel 4	<i>Confusion Matrix</i>	48
Tabel 5	Akurasi Sistem Penilaian Kurva ROC dengan Persamaan AUC	49
Tabel 6	Hasil survei buah markisa	55
Tabel 7	Spesifikasi data <i>training</i>	70
Tabel 8	Spesifikasi data <i>testing</i>	72
Tabel 9	Parameter <i>K-Means Clustering</i>	93
Tabel 10	Parameter <i>Fuzzy C-Means</i>	94
Tabel 11	Hasil Segmentasi <i>K-Means Clustering</i>	107
Tabel 12	Hasil Segmentasi <i>Fuzzy C-Means Clustering</i>	123
Tabel 13	Parameter <i>Decision Tree</i>	124
Tabel 14	Parameter <i>Neural Network</i>	126
Tabel 15	Pengujian beberapa metode pengklasifikasian buah markisa dengan menggunakan MATLAB	127
Tabel 16	<i>Confusion Matrix</i> dari Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	128
Tabel 17	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	129
Tabel 18	<i>Confusion Matrix</i> dari Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	130
Tabel 19	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	130
Tabel 20	<i>Confusion Matrix</i> dari Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i>	131
Tabel 21	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>Fuzzy C-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i>	132
	<i>Confusion Matrix</i> dari Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	133
	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Decision Tree</i>	133



Tabel 24	Confusion Matrix dari Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	134
Tabel 25	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Neural Network</i>	135
Tabel 26	Nilai akurasi dalam klasifikasi	137
Tabel 27	<i>Confusion Matrix</i> Pemilahan Buah Markisa	138
Tabel 28	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa	138
Tabel 29	Hasil Akurasi Testing MSVM	139
Tabel 30	Parameter Optimal untuk setiap fungsi kernel	143
Tabel 31	Confusion Matrix dari Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i>	148
Tabel 32	Nilai akurasi dari klasifikasi buah markisa dengan Metode <i>K-Means Clustering</i> dan <i>Multi-class Support Vector Machine</i> ..	149
Tabel 33	Hasil klasifikasi MSVM dengan RBF Kernel	150
Tabel 34	Perbandingan antara Mesin Pemilah dengan pekerja	153



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Tanaman markisa merupakan jenis tanaman hortikultura kecil yang banyak dibudidayakan di Provinsi Sulawesi Selatan dan menjadi salah satu komoditas unggulan dalam bentuk dodol, jus dan ekstrak buah markisa. Tanaman ini dikembangkan dengan tujuan utama untuk industri buah olahan. Sebagian besar penjualan ekstrak dan jus markisa dilakukan di Makassar, melalui jaringan supermarket, toko-toko souvenir di bandara dan hotel, bahkan sekarang sudah melalui penjualan *online*. Produk jus markisa dan dodol markisa merupakan souvenir favorit bagi para wisatawan di Makassar. Menurut tabloid online tribun timur (2018) dan tabloid sinar tani (2014) Pemerintah Daerah Sulawesi Selatan membuka peluang kerjasama dengan perusahaan Singapura untuk pemasaran buah markisa karena permintaan buah markisa dari negara tersebut cukup tinggi. Hal ini didorong juga oleh Menteri Pertanian RI untuk pengembangan markisa dengan tujuan ekspor dan produksinya harus terus ditingkatkan untuk memenuhi kebutuhan pasar di mancanegara. Pemerintah Sulawesi Selatan menargetkan produksi buah markisa tahun 2014 sekitar 13.411 ton untuk diekspor keluar negeri, sedangkan pada tahun 2013 produksi markisa

ekspor mencapai 12.772 ton (*Bilingual News*, 2014).



Untuk tujuan ekspor, industri markisa harus dapat menjaga kualitas dan higienis bahan. Pada dunia industri, faktor kualitas buah sangat diperhatikan dengan tetap memperhatikan biaya-biaya yang dikeluarkan. Pihak Industri olahan buah menghendaki adanya keseragaman dalam bentuk ukuran, warna, umur dan sebagainya dalam kemudahan pada penanganan dan pengolahannya. Saat ini, proses pemilahan tingkat kematangan buah markisa dikerjakan secara manual sehingga butuh waktu lebih lama dan kualitas yang dihasilkannya tidak seragam. Hal itulah yang menjadi permasalahan dalam menjaga kualitas hasil olahan buah markisa. Menurut penelitian dari SADI ACIAR tahun 2009 menyatakan bahwa pihak industri mengeluh tentang tingginya persentase jumlah buah markisa yang tidak matang tiba di lokasi industri pengolahan (diperkirakan sebesar <10%) (Baker, 2009).

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, maka diperlukan suatu alat yang dapat memastikan konsistensi kualitas tingkat kematangan buah markisa tetap terjaga dan sesuai dengan standarisasi tentang keamanan produk makanan sehingga keluhan dari konsumen besar seperti industri dapat diminimalisir. Pemilahan buah saat dan setelah panen biasanya masih menggunakan tenaga manusia sehingga mempengaruhi tingkat kecermatan dalam proses pemilahan. Keterbatasan kemampuan, konsistensi fisik dan konsentrasi proses pemilahan dipengaruhi oleh emosi

, hal ini mengakibatkan terjadinya kesalahan-kesalahan (*human*



error) yang dapat mengurangi efektifitas dan efisiensi serta kualitas yang dihasilkan dalam suatu pekerjaan.

Proses otomasi merupakan salah satu solusi yang tepat untuk menjawab permasalahan ini. Dalam implementasi proses otomasi, terkadang dibutuhkan banyak sensor dan peralatan untuk mendukung proses otomasi tersebut, dimana setiap sensor dan peralatan tersebut mempunyai fungsi-fungsi tersendiri, yang kemudian diintegrasikan dengan suatu metode tertentu untuk menghasilkan keluaran dengan batasan-batasan yang telah ditetapkan.

Penggunaan sensor-sensor tersebut antara lain untuk pendeteksian keberadaan benda, pengukuran dimensi sebuah benda dan pendeteksian warna sebuah benda. Penelitian tentang sensor telah banyak yang melakukan diantaranya oleh Afrisal dkk (2013). Pada penelitian ini dilakukan pendeteksian kematangan dan pemilahan buah dengan mengaplikasikan visi komputer untuk mengenali perubahan warna buah jeruk nipis dengan metode HSV (*Hue, Saturation, and Value*) kemudian diklasifikasikan dengan ROI (*Region of Interest*) dimana rata-rata estimasi kesalahan sekitar 6,88% dengan nilai pencahayaan sekitar 150-500 lux.

Keunggulan penggunaan sistem secara otomatis ini adalah tingkat keseragaman tinggi, standar sortasi tetap dan bisa di atur sesuai dengan keinginan serta kapasitas lebih tinggi. Hal inilah yang menjadi acuan Argo

antoro (2007) untuk merancang sistem pengendali posisi konveyor pada mesin sortasi jeruk berbasis pencitraan menggunakan



mikrokontroler AT89C51. Sistem kinerja unit pengendali konveyor ini terdiri dari rangkaian kontrol otomatis, sensor, dan motor penggerak melalui uji teknis. Sedangkan Reddy (2014) membuat robot penyortiran objek yang lewat pada *belt conveyor* dalam bentuk robot tangan yang mendeteksi keberadaan objek dengan menggunakan sensor infrared, mikrokontroler AT89S52 dan terdisplay pada *Liquid Crystal Display* (LCD) untuk memudahkan dalam penggunaannya. Teknik pencitraan banyak digunakan dalam proses pengembangan sortasi menggunakan mata elektronik dengan akurasi tinggi (Li Zao, 2000). Pengolahan citra (*Image Processing*) merupakan proses pengolahan dan analisis citra yang banyak melibatkan persepsi visual. Untuk mencapai akurasi tinggi dalam penyortiran perlu melakukan beberapa kombinasi metode seperti yang diteliti oleh Ramprabhu dan Nandhini (2015). Penelitian ini mencoba memperkenalkan model *sorting* buah apel untuk mengurangi cacat proses pada segmentasi buah dengan menggunakan algoritma *K-means clustering* dalam tahapan mendeteksi kerusakan pada buah apel dan proses klasifikasi warna menggunakan kombinasi metode *Gaussian Mixture Model* (GMM) dan *Support Vector Machine* (SVM).

Berdasarkan uraian penelitian sebelumnya, maka diusulkan penelitian mengenai **“Implementasi Mesin Pemilah Buah Markisa berdasarkan Tingkat Kematangan berbasis Visi Komputer”**. Pada

ini, aplikasi yang dipilih adalah otomasi pemilah buah markisa
berdasarkan tingkat kematangan buah dari buah markisa dengan



menerapkan sebuah *webcam* yang dikombinasikan dengan aplikasi visi komputer untuk melakukan tugas dalam pemilahan buah markisa. Metode visi komputer yang digunakan adalah *Fuzzy C-Means* dan *K-Means Clustering* sebagai pengekstraksi fitur, Algoritma *Decision Tree*, *Neural Network* dan *Multi-Class Support Vector Machine* untuk klasifikasi tingkat kematangan buah markisa dalam tiga kategori yaitu matang, mengkal dan mentah. Mesin pemilah kematangan buah markisa ini berfungsi sebagai pengganti mata manusia dalam menyortir kualitas buah markisa sebelum diolah dalam industri.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang dan membuat mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangannya menjadi suatu mesin penyortiran berbasis visi komputer?
2. Bagaimana unjuk kerja mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangan berbasis visi komputer lebih akurat dibandingkan dengan proses manual?

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang dicapai dari penelitian ini adalah :

1. Merancang dan membuat mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangannya menjadi suatu mesin penyortiran berbasis visi komputer.



2. Menganalisis hasil uji penggunaan mesin pemilah buah markisa berbasis visi komputer dibandingkan dengan proses manual.

D. Manfaat Penelitian

Sesuai dengan rumusan masalah dan tujuan penelitian, maka diharapkan hasil penelitian ini memberikan manfaat sebagai berikut :

1. Memperkaya khasanah penelitian tentang rancang bangun mesin pemilah otomatis dan aplikasi visi komputer.
2. Membantu penyediaan perangkat mesin pemilah atau sortasi untuk industri pengolahan agrikultur khususnya buah markisa.
3. Memberikan hasil pemilahan yang dapat dijadikan sebagai pembanding yang ideal bagi gradasi buah markisa yang bermutu.
4. Dilihat dari aspek enjineering yaitu dengan menggunakan algoritma penyortiran tingkat kematangan buah markisa diharapkan tidak hanya menghasilkan sebuah *novelty* tetapi juga mampu menghasilkan mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangannya berbasis visi komputer.

E. Kebaruan/*Novelty*

Pembuatan mesin pemilah buah markisa ini untuk penanganan pascapanen buah markisa di Sulawesi Selatan atau pemilah buah markisa sebelum di proses menjadi barang olahan di dunia industri sehingga dapat mengurangi cacat dalam kualitas produk olahan buah markisa tersebut.

Keberhasilan teknologi dalam dunia industri saat ini dituntut adanya inovasi, kecepatan dan otomatisasi. Salah satu pemanfaatan teknologi



tersebut dilakukan pada penyortiran buah. Proses penyortiran penting dilakukan untuk menjaga kualitas dari buah markisa, salah satu cara yaitu dengan memanfaatkan teknologi komputer karena komputer dapat melakukan pekerjaan yang berulang-ulang secara terus-menerus tanpa mengenal waktu. Hal ini dapat dimanfaatkan untuk membantu manusia dalam mengerjakan pekerjaan yang rutinitas seperti pekerjaan memilah buah.

Maka pada penelitian ini mengkombinasi ataupun memodifikasi algoritma penyortiran tingkat kematangan buah markisa diharapkan tidak hanya menghasilkan sebuah *novelty* tetapi juga mampu menghasilkan mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangannya berbasis visi komputer dengan menggunakan sistem penggerak pneumatik dilengkapi dengan *gripper collector* dan *bowl selector* serta sistem pengontrolan menggunakan Raspberry Pi 3 Model B Plus. Metode visi komputer yang digunakan untuk algoritma ekstraksi fitur yaitu *Fuzzy C-Means* dan *K-Means Clustering*. Algoritma *Decision Tree*, *Neural Network* dan *Multi-Class Support Vector Machine* digunakan untuk algoritma klasifikasi kematangan buah markisa.

F. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini hanya memilah tiga kategori level kematangan buah markisa, yaitu matang, mentah dan mengkal.



G. Penelitian Terkait

Berikut ini dibahas mengenai penelitian-penelitian yang terkait dengan masalah penyortiran buah :

1. Ramprabhu dkk. pada tahun 2015 melakukan penelitian mengenai pengenalan model pengurangan cacat proses dalam segmentasi kerusakan buah apel dengan menggunakan algoritma *K-means clustering* dalam tahapan segmentasi dan proses klasifikasi warna menggunakan kombinasi metode algoritma *Gaussian Mixture Model* (GMM) dan *Support Vector Machine* (SVM).
2. Pourdarbani dkk. dalam jurnal *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences* tahun 2015 melakukan penelitian pengembangan sistem sortir buah kurma otomatis secara *offline* dan *online* menggunakan metode K-Means untuk matang diperoleh akurasi sekitar 55,66 % untuk visi mesin dan 65,33% untuk mata manusia. Terjadi perbedaan yang signifikan dari visi mesin dan mata manusia dikarenakan kamera tidak dapat melihat buah kurma secara keseluruhan pada konveyer .
3. Sofu dkk. dari jurnal *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 127 tahun 2016 melakukan penelitian tentang sebuah mesin *hybrid* penyortir buah apel terdiri dari *roller* konveyer dengan separator *classifier* digabung dengan *machine vision* serta sensor beban dan kontrol oleh PLC. Mesin ini menggunakan algoritma *Least Squares*



Estimation (LSE) dan C4.5 dapat memilah 432,000 apel dengan akurasi 79% selama 8 jam.

4. Bonilla, Prieto dan Perez dari IEEE Latin America Transactions tahun 2017, meneliti tentang estimasi massa dan volume buah markisa dengan menggunakan gambar digital. Penelitian ini menggunakan sistem visi komputer untuk memperkirakan karakteristik buah markisa dari segi warna, tekstur, ukuran dan bentuknya untuk keperluan sortasi dan penyimpanan setelah pascapanen. Pada perkiraan massa dan volume buah markisa dianalisa dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) untuk data statistiknya dan *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai metode estimasinya. Sampel buah markisa yang digunakan 100 gambar, 80 buah gambar digunakan untuk *training* dan 20 buah diperuntukkan sebagai validasi. Hasil yang diperoleh lebih besar 80% dari segi koefisien korelasi (R) dengan *error* kurang dari 20% dengan perbandingan dari standar deviasi dua variabel sampel tersebut.

Beberapa tambahan penelitian terdahulu yang menjadi referensi penelitian disertasi terlihat pada Tabel 1. *State of The Art* di bawah ini.

Tabel 1. *State of The Art*

No	PENELITIAN	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
	Afrisal, Had Guntur	Portable Smart And Grading	Membuat alat portable penyortir dan penggrading buah jeruk	Algoritma Ekstraksi Fitur	Estimasi kesalahan sekitar 6,88%



No.	PENELITI	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
	Utomo P. dkk/ International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications	Machine Machine For Fruits Using Computer Vision / 2013	dengan sistem mekaniknya menggunakan motor servo sebagai pembuka dan pendireksian. Intensitas cahaya 150- 500 lux dan kecepatan mesin 500 ms.	yang digunakan yaitu Hsv Dan Roi	
2.	Monika Jhuria, Ashwani Kumar dan Rushikesh Borse	Image Processing For Smart Farming: Disease And Fruit Grading / 2013	Mendeteksi penyakit buah dari buah anggur, buah apel dan buah mangga selama proses penanaman sampai musim panen di perkebunan	Algoritma Ekstraksi yang digunakan adalah Color, morphology and texture three feature vectors dan Algoritma Klasifikasi yang diterapkan yaitu Back Propagation dan Neural Networks	-
3.	A. H. Abdul Aziz, A. H. Ismail dkk./ 2014 2nd International Conference on Electronic Design (ICED)	Design Of A Capacitive Sensor For Oil Palm Fruit Maturity Grading/2014	Mesin otomatis pemilah buah kelapa sawit ini menggunakan sensor kapasitif.	-	-
4.	Jasmeen Gill, Dr. Parvinder Singh Sandhu, Dr. Tejwant Singh / International Conference on Computer, Systems and Electronics Engineering (ICSCEE'2014) April 15-16, 2014 Johannesburg (South Africa)	A Review of Automatic Fruit Classification using Soft Computing Techniques / 2014	Review paper tentang klasifikasi buah apel, mangga, pisang dan semangka.	<ul style="list-style-type: none"> • MLP-NN • FL • Neuro-FL • LDA • Neural Network • Fuzzy-NN • Ada Boost • SVM • Statistical and Syntactical Classifier • ANFC-LF 	<ul style="list-style-type: none"> • MLP-NN 89,9% • FL 89% • Neuro-FL, not defined • LDA • Neural Network • Fuzzy-NN • Ada Boost, 90% • SVM, 90% • Statistical and Syntactical Classifier 93,5% • ANFC-LF (rata-rata error 2 -5%)
	Sekhar Bipan	Machine Vision Based	Konveyer belt untuk sortasi Buah Mangga	Algoritma ekstraksi fitur	-



No.	PENELITI	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
	Tudu dan Chiranjib Koley/ 2014 International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication(CIEC)	Automatic Fruit Grading System using Fuzzy Algorithm / 2014		yang digunakan yaitu Background elimination and Contour Detection. Untuk algoritma klasifikasi yang digunakan adalah Maturity prediction using Gauss Mixture Model Grading using Fuzzy Algorithm	
6.	Razieh Pourdarbani dkk/ Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences (2015) 14, 83-90	Study On An Automatic Sorting System For Date Fruits / 2015	Unit <i>conveyor</i> , unit pencahayaan dan penangkap gambar (<i>capturing image</i>) dan unit sortir untuk buah kurma. Kecepatan sistem pengolahan citra adalah 0,34 detik dengan kapasitas sistem adalah 15, 45 kg/jam	Algoritma Ekstraksi Fitur menggunakan Taxonomy dan algoritma klasifikasi yang diaplikasikan adalah K-Means	Untuk kurma matang 55,66 % mata mesin dan 65,33% untuk mata manusia, ranum (matang di pohon) akurasi 100 % <i>machine vision</i> dan 99 % <i>human vision</i> serta kurma mentah 99,66 % untuk <i>machine vision</i> dan 100 % mata manusia.
7.	Qingchun Feng, Xiaonan Wang, Guohua Wang & Zhen Li / Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation	Design and Test of Tomatoes Harvesting Robot / 2015	Robot pemanen buah tomat ini terdiri dari manipulator joint dengan 4 derajat kebebasan yang terdiri dari Sistem pengontrol berbentuk gripper dan Unit visi yang terdiri dari kamera warna, proyektor laser linier dan Slider listrik, digunakan untuk mengidentifikasi dan menemukan buah tomat yang matang.	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Hue, Intensity, Saturation (HIS)	Keberhasilan mendeteksi kematangan buah dengan pencahayaan 48000lx yaitu 83,9% dan 25000lx adalah 79,4%.
	Jhawar/ Journal of Science on &	Orange Sorting By Applying Pattern Recognition On	Sister terdiri dari box yang dilengkapi dengan cahaya LED 430 lux dan sebuah kamera digital	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Teknik Edited <i>multiSeed</i>	Hasil percobaan menunjukkan tingkat keberhasilan



No.	PENELITI	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
	Privacy (ICISP2015)	Colour Image / 2015	untuk menyortir buah jeruk.	<i>Nearest Neighbor</i> dan algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu Teknik Regresi linear	hingga 90% dan 98%.
9.	Ruchita R. Mhaski dkk./ International Conference on Communication, Control and Intelligent Systems (CCIS)	Determination Of Ripeness And Grading Of Tomato Using Image Analysis On Raspberry Pi / 2015	Sistem terdiri dari konveyer yang dilengkapi Raspberry Pi <i>board</i> , <i>conveyer belt</i> , motor dan kamera untuk menggrading buah tomat.	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Algoritma tepi dan algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu K-Means	-
10.	S. Md. Iqbal dkk./ 3rd International Conference on Signal Processing, Communication and Networking (ICSCN), IEEE	Estimation Of Size And Shape Of Citrus Fruits Using Image Processing For Automatic Grading / 2015	Estimasi bentuk dan ukuran buah lemon	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Radius Signature Method, Area Method, Perimeter Method And Method Based On <i>Light Detection and Ranging</i> (Lidar) Sensor. Heuristic Shape	-
11.	Eizentals Peteris & Oka Koichi / IEEE	Green Pepper Stem Position Detection by using A Piezo Sensor / 2015	Mesin gripper dilengkapi dengan sensor piezo untuk deteksi dan panen lombok hijau	-	Perbedaan amplitudo dari loaded and unloaded sensor adalah 4.76% untuk pendeteksian
12.	Megha.P.Arakeria, Lakshmana/ 7th International Conference on Communication, Computing and Virtualization 2016	Computer Vision Based Fruit Grading System For Quality Evaluation Of Tomato In Agriculture Industry / 2016	Sistem penanganan buah tomat ini terdiri dari <i>belt</i> konveyer, pencahayaan, pengontroler, motor DC, komputer dan kamera	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu <i>Image pre-processing</i> , <i>Segmentation</i> , <i>Feature Extraction and Selection</i> dan untuk algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu Neural Networks	Tingkat akurasi mengenal buah tomat yang rusak/tidak sekitar 100% dan matang/mentah sekitar 96.47% dengan kapasitas mesin 300 buah tomat perjam.



No.	PENELITI	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
13.	Bankole I. Oladapo dkk./ Engineering Science and Technology, An International Journal 19 (2016) 1452-1458 (ELSIVIER)	Model Design And Simulation Af Automatic Sorting Machine Using Proximity Sensor / 2016	Mesin menyortir otomatis dari conveyor belt untuk memilah bahan benda logam dan non logam diatur oleh Programmable Logic Controller (PLC) melalui sensor jarak kapasitif untuk mendeteksi berbagai nilai objek.	-	Nilai rata-rata menyortir yaitu waktu 9,903 detik, 14,072 detik dan 18,648 detik.
14.	Yaguchi dkk. / IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) Daejeon Convention Center	Development of An Autonomous Tomato Harvesting Robot with Rotational Plucking Gripper / 2016	Flexibel gripper yang bisa berputar (rotational) digunakan untuk memanen buah tomat dengan memegang, menarik dan memutar buah tomat dari tangkai pohonnya.	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Hue, Intensity, Saturation (HIS)	Kecepatan memanen buah tomat 80[s/buah] and rata-rata keberhasilannya sekitar 60%.
15.	Tuong Phuac Tho, Nguyen Truong Thinh & Nguyen Huy Bich / 3 rd International Conference on Green Technology and Sustainable Development	Design and Development of the vision sorting system / 2016	Tomat dan Markisa Mesin conveyer dilengkapi dengan gripper dan kamera untuk memilah buah tomat dan markisa.	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Pengolahan citra RGB	-
16.	Siyuan Lu, Zhihai Lu, Preetha Phillips, Shuihua Wang, Jianguo Wu dan Yudong Zhang / IEEE	Fruit Classification by HPA-SLFN / 2016	Untuk mengklasifikasi buah apel, pisang, jeruk, alpukat, semangka, nanas, markisa, pear, anggur, blackberries, blueberries dan strawberries	Algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu Hybrid PSO and ABC (HPA) dan single-hidden layer feedforward neural-network (SLFN) dikenal dengan HPA-SLFN.	Nilai akurasi dicapai 89,5%
17.	M.M. Sofu dkk./ Computers and Applications in Science and Technology 127 (2016) 395-405 (ELSEVIER)	Design Of An Automatic Apple Sorting System Using Machine Vision / 2016	Sistem yang diajukan terdiri dari rol, transporter dan conveyer yang digabung dengan kabin tertutup yang terdiri dari machine vision, sensor beban dan panel unit	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu Least Squares Estimation (LSE) dan Algoritma	183 Buah Apel dengan tingkat akurasi 73-96%



No.	PENELITI	JUDUL/TAHUN	IMPLEMENTASI	METODE	INDIKATOR KEBERHASILAN
			kontrol. Rol dan konveyer transporter mempunyai dua jalur untuk sortasi buah apel.	klasifikasi yang digunakan yaitu C4.5	
18.	Bonilla, Prieto dan Perez dari IEEE Latin America Transactions	Mass and Volume Estimation of Passion Fruit using Digital Images / 2017	Estimasi massa dan volume buah markisa	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) dan <i>Linear Discriminant Analysis</i> (LDA) dan Algoritma klasifikasi yang digunakan <i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	Hasil yang di peroleh lebih besar 80% dari segi koefisien korelasi (R) dengan <i>error</i> kurang dari 20% dengan perbandingan dari standar deviasi dua variabel sampel tersebut.
PENELITIAN YANG DILAKUKAN		Implementasi Mesin Pemilah Buah markisa berdasarkan tingkat kematangan berbasis Visi Komputer / 2018	Buah Markisa Mesin pemilah buah markisa dengan sistem penggerak pneumatik yang dilengkapi dengan <i>gripper colector</i> dan <i>bowl selector</i> serta dikontrol Raspberry Pi 3 Model B Plus	Algoritma ekstraksi fitur yang digunakan yaitu <i>Fuzzy C-Means</i> dan <i>K-Means Clustering</i> dan Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah <i>Decision Tree</i> , <i>Neural Network</i> dan <i>Multi-Class Support Vector Machine</i> .	Akurasi 93,3%
SITTI WETENRIAJENG SIDEHABI					

Pemanfaatan teknologi dalam dunia industri saat ini dituntut adanya ketepatan, kecepatan dan otomatisasi. Salah satu pemanfaatan teknologi tersebut dilakukan pada penyortiran buah. Proses penyortiran penting

untuk menjaga kualitas dari buah, salah satu cara yaitu dengan memanfaatkan teknologi komputer karena komputer dapat melakukan



pekerjaan yang berulang-ulang secara terus-menerus tanpa mengenal waktu. Hal ini dapat dimanfaatkan untuk membantu manusia dalam mengerjakan pekerjaan yang rutinitas seperti pekerjaan memilah buah.

Maka pada *state of the art* pada penelitian ini yaitu sistem mekanik yang dapat memutar buah markisa 360° sehingga mendapat data masukan berupa 6 sisi buah markisa dan mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam proses pemilahan buah markisa.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Markisa

Markisa (*Passion Fruit*) merupakan tumbuhan semak atau pohon yang hidup menahun (*perennial*) dan bersifat merambat hingga sepanjang 20 meter atau lebih. Batang tanaman berkayu tipis dan memiliki banyak percabangan yang kadang-kadang tumbuh tumpang tindih. Pada stadium muda, cabang tanaman berwarna hijau dan setelah tua berubah menjadi hijau kecokelatan. Daun tanaman sangat rimbun, tumbuh secara bergantian pada batang atau cabang. Tiap helai daun bercapung tiga dan bergerigi, berwarna hijau mengkilap (Rukmana, 2003).

Menurut Rukmana (2003), markisa terdiri atas dua jenis yaitu markisa kuning dan markisa ungu. Markisa kuning disebut juga buah *rola* atau *yellow passion fruit*. Markisa jenis ini merupakan hasil mutasi dari bentuk markisa ungu. Jenis markisa ini banyak dibudidayakan secara komersial di Kuba, Puerto Riko, Suriname, Venezuela, Kolumbia, Haiti, dan Brasil. Di Indonesia, markisa kuning banyak ditanam di Pelabuhan Ratu, Sukabumi, Jawa Barat dan markisa ungu banyak di jumpai di Sulawesi Selatan. Adapun karekteristik markisa ungu adalah

1. Buah muda berwarna hijau, sedangkan buah tua berwarna ungu

erbintik-bintik putih atau hitam.



2. Buah berukuran sebesar bola tenis, berdiameter 5 cm-6 cm, dan beraroma sangat kuat.
3. Rasa buah asam dengan warna di dalam buahnya berwarna kuning sehingga cocok dibuat jus atau sirup, seperti terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. Buah markisa (Rukmana, 2003)

B. Pemanenan Dan Penanganan Pasca Panen

Untuk mendapatkan mutu buah yang maksimal, cara dan waktu panen sangat menentukan. Pemanenan produk harus dilakukan secara hati-hati sehingga tidak menimbulkan kerusakan fisik. Saat panen sebaiknya dilakukan saat cahaya matahari tidak terik dengan tujuan menghindari penguapan air dari bahan (Hariyadi dkk., 2015). Penyebab utama kerusakan pasca panen dan menurunnya kualitas buah dapat dilihat pada Tabel 2.



Tabel 2. Penyebab utama kerusakan pasca panen dan menurunnya mutu buah

Buah/Sayur	Penyebab utama kerusakan pasca panen dan menurunnya mutu
Buah (melon, jeruk, pisang, mangga, apel, anggur, markisa)	Terjadinya memar Saat pemanenan kelewat masak dan terlalu lunak Hilangnya air <i>Chilling injury</i> Pembusukan

(Sumber : Hariyadi dkk., 2015).

Cara pemanenan kebanyakan buah dilakukan secara manual kemudian dimasukkan ke dalam keranjang penampung sementara, untuk selanjutnya ditempatkan atau dikumpulkan di suatu tempat. Pada buah, pemanenan dilakukan terhadap produk yang sudah mencapai kriteria yang ditetapkan sesuai dengan tujuan dan jarak pemasaran. Namun demikian, pemanenan pada kondisi matang optimal (*mature*) merupakan kondisi terbaik bagi buah-buahan agar diperoleh kualitas buah masak yang maksimal.

Penempatan komoditi panen pada wadah merupakan tindakan menghindari buah dari kerusakan fisik, mekanik ataupun kotoran. Pemilihan jenis bahan wadah didasarkan pada sifat permukaan komoditi bersangkutan. Permukaan wadah seharusnya bersih dan rata untuk menghindari luka lecet atau gesekan. Pengumpulan komoditi panen sering menyebabkan kerusakan yang cukup besar, apalagi jika panen dilakukan sekaligus dalam jumlah besar. Penempatan pada wadah selama pengumpulan hasil panen merupakan teknik untuk mengurangi kerusakan yang diperlukan penyediaan wadah yang cukup banyak. Presentase



kerusakan pada buah yang dikumpulkan dengan cara menumpuk di pinggir lebih besar dibandingkan apabila produk ditempatkan dalam wadah yang kemudian langsung didistribusikan.

Pada saat pemanenan di area lapangan, perlu pengendalian suhu yang berupa penaugan produk dari sinar matahari langsung atau perlakuan pra-pendinginan. Buah yang terkena sinar matahari langsung dapat menjadi panas hingga beberapa derajat di atas suhu yang aman bagi komoditi bersangkutan. Hal ini mengakibatkan penurunan kualitas, bahkan bisa mengakibatkan kehilangan hasil yang semakin tinggi.

Hasil panen mau tidak mau harus mengalami proses pengangkutan atau transportasi. Transportasi diperlukan terutama apabila tempat produksi jauh dengan tempat penanganan pertama. Apabila proses transportasi tidak dilakukan dengan baik, akan dapat meminimalkan terjadinya kerusakan, terutama fisik.

Setelah dipanen, buah mengalami beberapa tahap perlakuan lanjut meliputi pemilihan (*sorting*), pemisahan berdasarkan ukuran (*sizing*), pemilihan berdasarkan mutu (*grading*), dan pengemasan (*packing*). Pemilihan (*sorting*) memudahkan dalam mengontrol proses selanjutnya. Pemilihan yang efisien sangat tergantung pada penanganan yang serius dan pengawasan. Proses pemilihan ini memerlukan ruangan yang luasnya cukup agar produk tidak ditumpuk satu sama lain. Pemilihan dilakukan

pemisahkan produk yang berbeda tingkat kematangan, bentuk, warna maupun adanya cacat.



Proses *sizing* dan *grading* biasanya dilakukan terhadap buah untuk memilah-milah buah berdasarkan ukuran, berat atau dimensi terhadap buah yang telah dipilih. *Sizing* dan *grading* buah dapat dilakukan secara manual maupun mekanik. Apabila dilakukan secara mekanik, persyaratan peralatan adalah memiliki kapasitas yang tinggi, ketepatan (akurasi), dan tidak menyebabkan luka pada buah. Pada tahapan ini, komoditi dipilih berdasarkan tingkatan kualitas pasar (*grade*), baik menurut standar tertentu atau yang ditetapkan sendiri oleh produsen.

Pengemasan dilakukan dengan membungkus buah dengan kemasan primer kemudian dimasukkan ke dalam kemasan sekunder berupa wadah (kontainer) yang lebih besar. Kemasan primer bisa berupa plastik, bahan *pulp* maupun kertas. Dalam satu wadah jumlahnya dapat hanya satu atau terdiri dari beberapa, yang pelatakannya diatur rapi sehingga tidak bisa terjadi benturan satu sama lain. Kemasan sekunder yang dapat digunakan dapat berupa kertas karton (dalam berbagai tipe dan jenis), peti kayu, ataupun plastik (Hariyadi dkk., 2015).

B.1 Grade Buah Markisa

Perlakuan pasca panen buah markisa yang akan dijual sebagai buah segar atau sari buah berbeda. Buah markisa termasuk buah klimaterik, untuk itu jika buah tersebut akan dijual sebagai buah segar,

ya buah panen pada saat persentase warna ungu mencapai 50 -
n disisakan tangkai buah \pm 3 cm. Buah tersebut harus dijaga
akan kulit buahnya, yaitu tetap mulus, tidak berkeriput. Buah



markisa dapat disimpan selama 4 - 5 minggu pada suhu 70°C dan kelembaban nisbi 85-95% tanpa merusak kualitasnya. Pada umumnya dalam 1kg markisa terdapat 20 - 25 buah (Model Usaha Kecil Bank Indonesia, 2008).

Untuk mengekspor buah segar, *grading* buah didasarkan pada diameter buah, yaitu :

- Ukuran kecil : 48 buah per 3,5 kg dengan diameter \pm 50 mm.
- Ukuran sedang : 36 buah per 3,5 kg dengan diameter \pm 65 mm.
- Ukuran besar : 24 buah per 3,5 kg dengan diameter \pm 80 mm.

Ukuran menghasilkan sari buah markisa yang berkualitas baik, buah harus dipanen masak. Buah sebaiknya dipanen minimal pada saat kematangan mencapai 75% akan lebih baik jika buah dipanen masak, tetapi buah yang dipanen masak yaitu buah telah jatuh dari tangkainya akan cepat mengalami penurunan kadar air, sehingga kulitnya menjadi keriput. Namun demikian kondisi sari buahnya tetap tidak berubah. Dari 100 kg buah dapat dihasilkan sekitar 40 kg sari buah yang masih berbiji (pulp) atau 30 kg sari buah (Model Usaha Kecil Bank Indonesia, 2008).

C. Pneumatic Artificial Muscle (PAM)

Pengembangan aplikasi bidang otomasi robotik yang digunakan untuk memindahkan obyek (*mobile*) baik secara komersil dan domestik terus dikembangkan untuk memenuhi kebutuhan kerja yang mensyaratkan antara manusia dan robotik. Pertimbangan tujuan desain dalam mobile robotika menjadi bagian yang penting termasuk kisaran



dimensi, tinggi gerak, daya yang dikonsumsi serta torsi yang dibutuhkan. Interaksi tambahan lainnya juga meliputi segi keamanan, efisiensi gerakan dan tenaga yang dihasilkan, ketepatan yang kesemuanya itu dikenal sebagai *compliant manipulation*. Interaksi tambahan ini sering kali menimbulkan kesulitan jika menggunakan aktuator konvensional, yang biasanya menggunakan kekuatan besar untuk mencapai kinerja sistemnya, akibatnya inersia yang timbul akan meningkat dan berdampak pada resiko *impact* yang keras pada obyek yang digerakkan (*mobile*) dan bahkan dapat menimbulkan tabrakan yang tidak diinginkan (Ryan dkk, 2014).

Salah satu jenis aktuator yang memenuhi persyaratan tersebut adalah model *Pneumatic Artificial Muscle* (PAM). PAM merupakan aktuator yang cukup ringan dan mampu bekerja dengan daerah kerja tertentu jika dibandingkan dengan aktuator lainnya seperti hidrolik maupun motor listrik. Sistem penggerak robot menurut Groover (1986) terdiri dari sistem elektrik, sistem hidrolik dan sistem pneumatik. Sistem penggerak hidrolik dan sistem penggerak elektrik biasanya digunakan untuk robot yang kompleks. Sistem lain yaitu sistem pneumatik umumnya digunakan pada robot yang kecil dan tidak membutuhkan banyak gerakan.

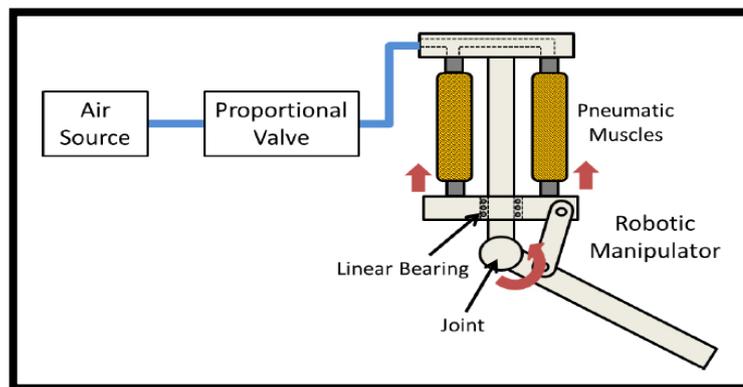
Model *Pneumatic Artificial Muscle* (PAM) ini biasanya terdiri atas sebuah lengan dengan pengendali torsi dan sebuah kelengkapan akhir yang menghubungkan obyek dengan bagian aktuator. Tekanan udara dari

mbut hingga bertekanan tertentu mampu mengembangkan bagian an yang menghasilkan kontraksi (*contractile stroke*) mirip dengan



kinerja otot pada manusia. Model aplikasi ini mendominasi bidang *orthotics* dan rehabilitasi medis di dunia modern saat ini (Ryan dkk, 2014).

Manipulator *Pneumatic Artificial Muscle* (PAM) dirancang dan dibangun dengan berbagai model sesuai dengan kebutuhan yang diinginkan. Gambar 2 menunjukkan komponen sistem aktuator, termasuk sumber udara bertekanan tinggi, katup pneumatik dan manipulator. Sebagai ilustrasi, aktuator memberikan torsi hanya arah positif dan gravitasi memberikan gaya pemulih dalam arah yang berlawanan (Ryan dkk, 2014).



Gambar 2. Diagram skema *Pneumatic Artificial Muscle* (PAM) dan sistem aktuator – manipulator

D. Raspberry Pi 3

Raspberry Pi board dibuat dengan tipe yang berbeda yaitu *Raspberry Pi type A*, *A+ Raspberry Pi type B*, *B+ Raspberry pi 2*, *Raspberry pi 3*, *Raspberry Pi zero*. Perbedaannya antara lain pada RAM dan *port LAN*. Yang digunakan pada penelitian ini adalah *Raspberry Pi 3 type B* seperti pada gambar 3. dengan spesifikasi sebagai berikut:



1.2GHz Broadcom BCM2837 64bit CPU

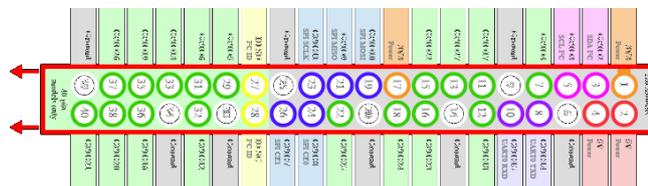
RAM

- *BCM43438 wireless LAN and Bluetooth Low Energy (BLE) on board*
- *100 Base Ethernet*
- *40-pin extended GPIO*
- *4 port USB 2*
- *4 Pole stereo output and composite video port*
- *Full size HDMI*
- *CSI camera port for connecting a Raspberry Pi camera*
- *DSI display port for connecting a Raspberry Pi touchscreen display*
- *Micro SD port for loading operating system and storing data*
- *Upgraded switched Micro USB power source up to 2.5A*



Gambar 3. *Raspberry Pi 3 Model B*

Adapun kode 40 pin gpio pada raspberry dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. *Pin GPIO Raspberry pi 3*

E. Visi Komputer

Visi Komputer adalah proses otomatis yang mengintegrasikan
 n besar proses untuk persepsi visual, seperti akuisisi citra,



pengolahan citra, pengenalan dan membuat keputusan. Visi komputer mencoba meniru bagaimana cara kerja sistem visual manusia (*human vision*) yang sebenarnya sangat kompleks. Objek dilihat oleh manusia dengan indra penglihatan/mata, kemudian citra objek dilanjutkan ke otak untuk diinterpretasi sehingga manusia dapat mengerti objek apa yang terlihat dalam pandangan penglihatannya. Hasil interpretasi ini dapat dipakai untuk pengambilan keputusan (misal menghindar jika melihat ada mobil di depan) (Munir, 2007).

Mata adalah indra terbaik yang dimiliki oleh manusia sehingga citra (gambar) memegang peranan penting dalam perspektif manusia. Namun mata manusia memiliki keterbatasan dalam menangkap sinyal elektromagnetik. Komputer atau mesin pencitraan lainnya dapat menangkap hampir keseluruhan sinyal elektromagnetik mulai dari gamma hingga gelombang radio. Mesin pencitraan dapat bekerja dengan citra dari sumber yang tidak sesuai, tidak cocok, atau tidak dapat ditangkap dengan penglihatan manusia. Hal inilah yang menyebabkan pengolahan citra digital memiliki kegunaan dan spektrum aplikasi yang sangat luas. Teknologi pengolahan citra dapat masuk ke berbagai bidang seperti kedokteran, industri, pertanian, geologi, kelautan, dan lain sebagainya. Kehadiran teknologi pengolahan citra memberikan kemajuan yang luar biasa pada bidang-bidang tersebut. Penerapan teknologi pengolahan citra digital ini

rus meluas dan hal ini merupakan tantangan sendiri bagi para dan penelitian di bidang ini (Putra, 2010).



Visi komputer bertujuan untuk mengkomputerasi penglihatan manusia atau dengan kata lain membuat citra digital dari citra sebenarnya (sesuai dengan penglihatan manusia). Hal tersebut dapat disimpulkan input dari visi komputer adalah berupa citra penglihatan manusia sedangkan outputnya berupa citra digital (Putra, 2010).

Proses-proses dalam visi komputer (munir, 2007), yaitu :

- Memperoleh gambar untuk mengakuisisi citra digital.
- Melakukan pengolahan citra untuk memodifikasi data citra.
- Melakukan analisis, interpretasi citra dan menggunakan hasil pemrosesan untuk tujuan tertentu, misalnya memantau proses manufaktur, mengontrol peralatan, memandu robot dan lain-lain.

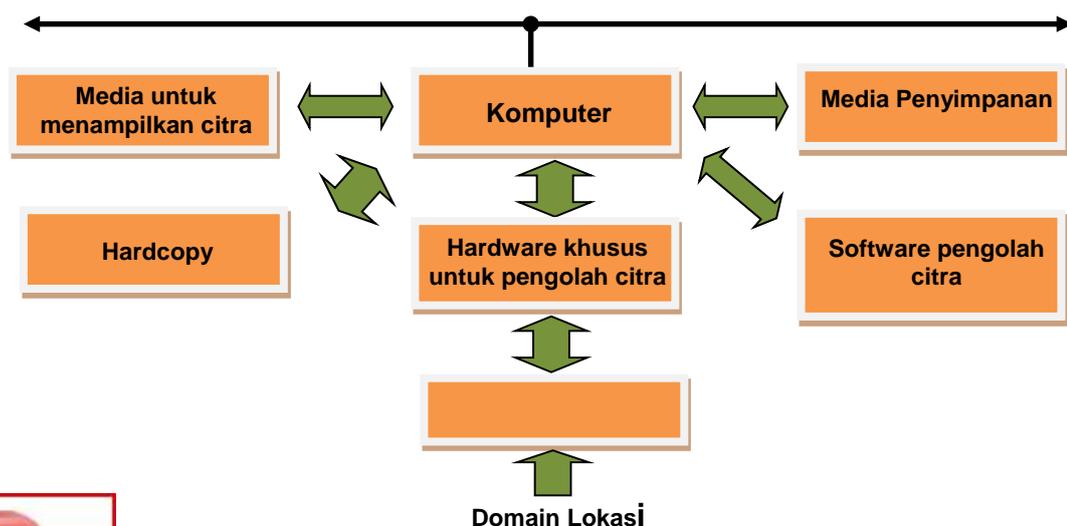
Pengolahan citra adalah proses awal pada visi komputer. Pengenalan pola adalah proses untuk melakukan interpretasi citra. Pengolahan citra dapat dibagi ke dalam tiga kategori yakni kategori rendah, menengah dan tinggi. Kategori rendah melibatkan operasi-operasi sederhana seperti prapengolahan citra untuk mengurangi derau, pengaturan kontras dan pengaturan ketajaman citra. Pengolahan kategori rendah ini memiliki input dan output berupa citra. Pengolahan kategori menengah melibatkan operasi-operasi seperti segmentasi dan klasifikasi citra. Proses pengolahan citra menengah ini melibatkan input berupa citra dan output berupa atribur (fitur) citra yang dipisahkan dari citra input.

han citra kategori tinggi melibatkan proses pengenalan dan i citra (Putra, 2010).



Pengolahan citra memiliki input dan outputnya berupa citra. Sebagai contoh, suatu citra di transformasi ke bentuk citra yang lainnya. *Image analysis* memiliki input berupa citra dengan output bukan citra akan tetapi berupa hasil pengukuran terhadap citra tersebut. Sebagai contoh, suatu citra wajah dianalisis untuk mendapatkan fitur wajah seperti jarak kedua mata dan jarak mata dengan hidung. *Image understanding* memiliki input berupa citra dengan outputnya adalah deskripsi tingkat tinggi dari citra tersebut (output bukan berupa citra). Sebagai contoh, diberikan suatu input citra seseorang, keluarannya deskripsi dari orang tersebut dapat berupa seperti orang tersebut sedang menangis, sedih, senyum atau tertawa lebar (Putra, 2010).

Komponen utama dalam sistem pengolahan citra digital terdiri atas beberapa komponen. Secara umum komponen-komponen tersebut dapat ditunjukkan pada gambar 5.



Gambar 5. Komponen sistem pengolahan citra digital (Putra, 2010)



Komputer dalam sistem pengolahan citra digital merupakan komputer umum yang dapat berupa PC hingga super komputer. *Software* yang digunakan dapat terdiri atas *software* khusus pengolahan citra digital atau *software* bahasa pemrograman untuk mengimplementasikan algoritma pengolahan citra. *Storage* merupakan media penyimpanan citra digital, yang berguna untuk media penyimpanan sementara sementara selama proses dilakukan, tempat penyimpanan utama yang selalu terhubung dengan komputer untuk mempercepat pemanggilan kembali, dan media penyimpanan untuk *back up*. Sensor citra berguna untuk proses akuisisi citra (mendapatkan atau membuat citra digital). *Display* untuk menampilkan citra digital. *Hardcopy* untuk mencetak kembali citra digital ke dalam berbagai bentuk seperti CD, kertas, film dan lain sebagainya. *Network* atau jaringan berguna untuk transmisi citra dan biasanya membutuhkan *bandwith* yang cukup besar.

E.1 Segmentasi Fitur

Tahap segmentasi pada penelitian ini menggunakan metode *clustering* (Prasetyo, 2014). *Clustering* merupakan pekerjaan yang memisahkan data/vektor ke dalam sejumlah kelompok (*cluster*) menurut karakteristiknya masing-masing. Data-data yang mempunyai kemiripan karakteristik akan berkumpul dalam *cluster* yang sama, dan data-data dengan karakteristik berbeda akan terpisah dalam *cluster* yang berbeda.

perlu label kelas untuk setiap data yang diproses dalam *g* karena nantinya label baru bisa diberikan ketika *cluster* sudah



terbentuk. Karena tidak adanya target label kelas untuk setiap data, maka *clustering* sering disebut juga pembelajaran tidak terbimbing (*unsupervised learning*).

Karena tidak ada label kelas yang digunakan dalam prosesnya, *clustering* sangat cocok untuk melakukan *clustering* data yang label kelasnya memang sulit didapatkan pada saat pembangkitan fitur. Pada *clustering*, segera setelah *cluster* terbentuk, maka label kelas untuk setiap data dapat diberikan dengan mengamati hasil *cluster*. Pekerjaan tidak terbimbing (*unsupervised*) seperti *clustering* juga sering digunakan untuk mengeksplorasi dan mengkararakteristikan set data sebelum menjalankan pekerjaan yang terbimbing (*supervised*). Karena *clustering* tidak membutuhkan label kelas, yang perlu dicatat adalah bahwa kemiripan (*similarity*) harus didefinisikan berdasarkan pada atribut objek. Definisi kemiripan dan metode dalam data yang dikelompokkan berbeda tergantung pada algoritma *clustering* yang diterapkan. Algoritma *clustering* yang berbeda juga cocoknya digunakan pada jenis set data yang berbeda. Algoritma *clustering* yang 'bagus' digunakan tergantung pada penerapan set data yang diproses (Prasetyo, 2014).

Pada penelitian ini menggunakan metode segmentasi fitur yaitu metode *K-Means Clustering* dan *Fuzzy C-Means* yang diuraikan sebagai berikut :

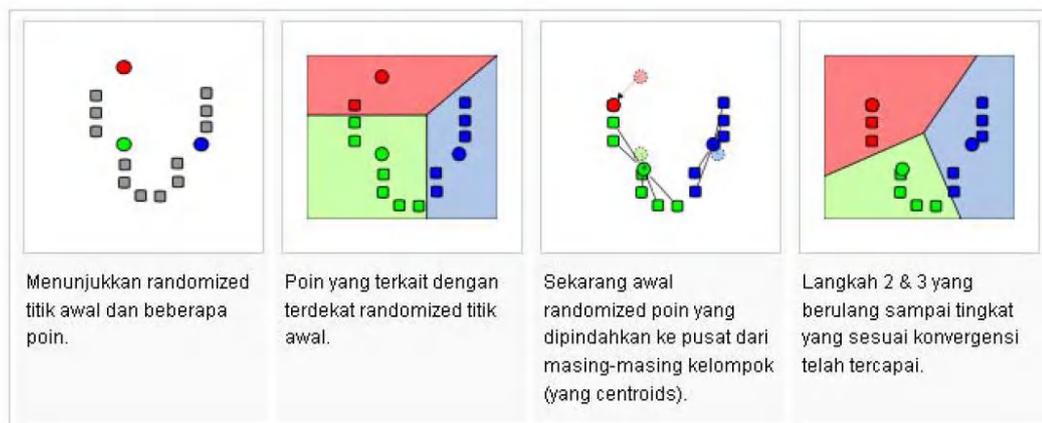
E.1.1 *K-Means Clustering*



K-Means merupakan metode *unsupervised classification* yang membagi item data ke dalam satu atau beberapa *cluster*. Pada

unsupervised classification, dimana pembelajaran pola tentang pembagian *class* tidak diberikan, sehingga lebih banyak fokus untuk memahami pola dalam *cluster* yang dapat dimengerti untuk menemukan persamaan dan perbedaan antar pola dan untuk memperoleh kesimpulan bermanfaat (Wakhidah, 2017).

K-Means merupakan algoritma untuk cluster n objek berdasarkan atribut menjadi k partisi, dimana $k < n$. Gambar berikut ini menunjukkan *K-Means Clustering* algoritma dalam tindakan, untuk kasus dua dimensi, seperti yang terlihat pada gambar 6. *K-means Clustering* dalam tindakan (2 dimensi).



Gambar 6. K-means clustering dalam tindakan (2 dimensi) (Wakhidah)

Pusat awal yang dihasilkan secara acak untuk menunjukkan tahapan lebih rinci. Background ruang partisi hanya untuk ilustrasi dan tidak dihasilkan oleh algoritma k-means. Penjelasan tahapan proses algoritma *K-*

Means Clustering, yaitu:

Algoritma *K-Means Clustering*

Tahap-langkah dalam algoritma *K-Means Clustering* adalah :



1. Menentukan jumlah *cluster*
2. Menentukan nilai *centroid*

Dalam menentukan nilai *centroid* untuk awal iterasi, nilai awal *centroid* dilakukan secara acak. Sedangkan jika menentukan nilai *centroid* yang merupakan tahap dari iterasi, maka digunakan rumus sebagai berikut :

$$\bar{V}_{ij} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=0}^{N_i} X_{kj} \quad (1)$$

dimana :

v_{ij} adalah centroid/ rata-rata cluster ke- i untuk variabel ke- j

N_i adalah jumlah data yang menjadi anggota *cluster* ke- i

i, k adalah indeks dari *cluster*

j adalah indeks dari variabel

X_{kj} adalah nilai data ke- k yang ada di dalam cluster tersebut untuk variable ke- j

3. Menghitung jarak antara titik centroid dengan titik tiap objek

Untuk menghitung jarak tersebut dapat menggunakan *Euclidean Distance*, yaitu

$$D_e = \sqrt{(x_i - s_i)^2 + (y_i - s_i)^2} \quad (2)$$

dimana :

D_e adalah *Euclidean Distance*

i adalah banyaknya objek,

(x, y) merupakan koordinat *object* dan

(s, s) merupakan koordinat *centroid*.



4. Pengelompokan *object*

Untuk menentukan anggota *cluster* adalah dengan memperhitungkan jarak minimum objek. Nilai yang diperoleh dalam keanggotaan data pada distance matriks adalah 0 atau 1, dimana nilai 1 untuk data yang dialokasikan ke *cluster* dan nilai 0 untuk data yang dialokasikan ke *cluster* yang lain.

5. Kembali ke tahap 2, lakukan perulangan hingga nilai *centroid* yang dihasilkan tetap dan anggota *cluster* tidak berpindah ke *cluster* lain.

▪ Kelemahan dari *K-Means Clustering*

K-means memiliki banyak kelemahan, antara lain:

1. Bila jumlah data tidak terlalu banyak, mudah untuk menentukan cluster awal.
2. Jumlah cluster, sebanyak K, harus ditentukan sebelum dilakukan perhitungan.
3. Tidak pernah mengetahui *real cluster* dengan menggunakan data yang sama, namun jika dimasukkan dengan cara yang berbeda mungkin dapat memproduksi cluster yang berbeda jika jumlah datanya sedikit.
4. Tidak tahu kontribusi dari atribut dalam proses pengelompokan karena dianggap bahwa setiap atribut memiliki bobot yang sama.

Salah satu cara untuk mengatasi kelemahan itu adalah dengan

meningkatkan *K-Means Clustering* namun hanya jika tersedia banyak data.



E.1.2 Fuzzy C-Means Clustering

Clustering dengan metode *Fuzzy C-Means* (FCM) didasarkan pada teori logika *fuzzy*. Teori ini pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi Zadeh (1965) dengan nama himpunan *fuzzy* (*fuzzy set*). Dalam teori *fuzzy*, keanggotaan sebuah data tidak diberikan nilai secara tegas dengan nilai 1 (menjadi anggota) dan 0 (tidak menjadi anggota), melainkan dengan suatu nilai derajat keanggotaan yang jangkauan nilainya 0 sampai 1. Nilai keanggotaan suatu data dalam sebuah himpunan menjadi 0 ketika sama sekali tidak menjadi anggota, dan menjadi 1 ketika menjadi anggota secara penuh dalam suatu himpunan. Umumnya nilai keanggotaannya antara 0 dan 1. Semakin tinggi nilai keanggotaannya maka semakin tinggi derajat keanggotaannya, dan semakin kecil maka semakin rendah derajat keanggotaannya. Kaitannya dengan K-Means, sebenarnya FCM merupakan versi *fuzzy* dari *K-Means* dengan beberapa modifikasi yang membedakannya dengan K-Means (Prasetyo, 2013).

Asumsikan ada sejumlah data dalam set data X yang berisi n data yang dinotasikan $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, dimana setiap data mempunyai fitur dimensi: $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ir}$, dinotasikan $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ir}\}$. Ada sejumlah cluster dengan centroid: c_1, c_2, \dots, c_k , di mana k adalah jumlah cluster. Setiap data mempunyai keanggotaan pada setiap cluster, dinyatakan dengan u_{ij} , dengan nilai diantara 0 dan 1, i menyatakan data x_i dan j menyatakan

c_j . Jumlah nilai derajat keanggotaan setiap data x_i selalu sama dengan 1, yang diformulasikan pada persamaan berikut :



$$\sum_{j=1}^k u_{ij} = 1 \quad (3)$$

Untuk cluster c_j , setiap cluster berisi paling sedikit satu data dengan nilai keanggotaan tidak nol, namun tidak berisi derajat satu pada semua data. Cluster c_j dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$0 < \sum_{i=1}^n u_{ij} < n$$

Seperti halnya teori himpunan *fuzzy* bahwa suatu data bisa menjadi anggota di beberapa himpunan, yang dinyatakan dengan nilai derajat keanggotaan setiap himpunan, maka dalam FCM setiap data juga menjadi anggota pada setiap cluster dengan derajat keanggotaan u_{ij} .

Nilai derajat keanggotaan data x_i pada cluster c_j , diformulasikan pada persamaan berikut:

$$u_{ij} = \frac{D(x_i, c_j)^{-2}}{\sum_{l=1}^k D(x_i, c_l)^{-2}} \quad (4)$$

Parameter c_j adalah centroid cluster ke- j , $D()$ adalah jarak antara data dengan centroid, sedangkan w adalah parameter bobot pangkat (*weighting exponent*) yang diperkenalkan dalam FCM, w tidak memiliki nilai ketetapan, biasanya nilai $w > 1$ dan umumnya diberi nilai 2.

Nilai keanggotaan tersebut disimpan dalam matriks *fuzzy pseudo-partition* berukuran $N \times k$, di mana baris merupakan data, sedangkan kolom adalah nilai keanggotaan pada setiap cluster. Bentuknya seperti di bawah

ini:



$$= \begin{bmatrix} u_{11}(x_1) & u_{12}(x_1) & \dots & u_{1k}(x_1) \\ u_{21}(x_2) & u_{22}(x_2) & \dots & u_{2k}(x_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{n1}(x_n) & u_{n1}(x_n) & \dots & u_{n1}(x_n) \end{bmatrix}$$

Untuk menghitung centroid pada cluster c_l pada fitur j , digunakan persamaan berikut:

$$c_{lj} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{il})^w x_{ij}}{\sum_{i=1}^N (u_{il})^w} \quad (5)$$

Parameter N adalah jumlah data, w adalah bobot pangkat, dan u_{il} adalah nilai derajat keanggotaan data x_i ke cluster c_l .

Sementara fungsi objektif menggunakan persamaan berikut:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N (U_{ij})^w D(x_i, c_l)^2 \quad (6)$$

Secara prinsip, algoritma FCM yaitu :

1. Inisialisasi tentukan jumlah cluster ($k \geq 2$), tentukan bobot pangkat ($w > 1$), tentukan jumlah maksimal iterasi, tentukan ambang batas perubahan nilai fungsi objektif (jika perlu juga perubahan nilai centroid).
2. Berikan nilai awal pada matriks *fuzzy pseudo partition*, dengan syarat seperti pada persamaan (3).
3. Lakukan langkah 4 sampai 5 selama syarat masih terpenuhi: (1) apabila perubahan pada nilai fungsi objektif masih di atas nilai ambang batas yang ditentukan; atau (2) perubahan pada nilai *centroid* masih di atas nilai ambang batas yang ditentukan; atau (3) iterasi maksimal belum tercapai.
4. Hitung nilai *centroid* dari masing-masing *cluster* menggunakan persamaan (5).

g kembali matriks *fuzzy pseudo-partition* (derajat keanggotaan
o data pada setiap cluster) menggunakan persamaan (4).



E.2 Klasifikasi

Algoritma klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Decision Tree*, *Neural Network* dan *Multi-Class Support Vector Machine*.

Metode-metode yang digunakan diuraikan sebagai berikut :

E.2.1 *Decision Tree*

Decision Tree atau pohon keputusan adalah pohon yang digunakan sebagai prosedur penalaran untuk mendapatkan jawaban dari masalah yang di masukkan (Prasetyo, 2014). Pohon keputusan merupakan metode klasifikasi dan prediksi yang sangat kuat dan terkenal. Pohon keputusan ini juga dapat menganalisa nilai resiko dan nilai suatu informasi yang terdapat dalam suatu alternatif pemecahan masalah. Peranan pohon keputusan sebagai alat bantu dalam mengambil keputusan (*decision support tool*). Model Pohon Keputusan adalah model prediksi menggunakan struktur pohon atau struktur berhirarki (Suyanto, 2014).

Pohon yang dibentuk tidak selalu berupa pohon biner. Jika semua fitur dalam data set menggunakan 2 macam nilai kategorikal maka bentuk pohon yang didapatkan berupa pohon biner. Jika dalam fitur berisi lebih dari 2 macam nilai kategorikal atau menggunakan tipe numerik maka bentuk pohon yang didapatkan biasanya tidak berupa pohon biner.

Secara umum algoritma *Decision Tree* untuk membangun pohon keputusan yaitu,

emilih atribut sebagai akar

embuat cabang untuk masing-masing nilai



3. Membagi kasus dalam cabang
4. Mengulangi proses untuk masing-masing cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

Untuk memilih atribut sebagai akar, didasarkan pada nilai *gain* tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Untuk menghitung *gain* digunakan rumus seperti pada persamaan (7) berikut :

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * \text{Entropy}(S) \quad (7)$$

Dimana :

S = Himpunan Kasus

A = Atribut

N = Jumlah partisi atribut A

|S_i| = Jumlah kasus pada partisi ke-*i*

|S| = Jumlah kasus dalam S

Sedangkan rumus untuk menghitung entropi sebagai suatu parameter untuk mengukur keberagaman dari suatu kumpulan sampel data. Jika kumpulan sampel data semakin heterogen, maka nilai entropinya semakin besar. Secara matematis, entropi dirumuskan pada persamaan (8) sebagai berikut:

$$\text{Entropy}(S) = \sum_{i=1}^n -p_i * \log_2 p_i \quad (8)$$

Dimana :

S = Himpunan Kasus

A = Fitur

n = Jumlah partisi S

p_i = Proporsi dari S_i terhadap S



E.2.2 Neural Network

Metode klasifikasi yang lain yang dicoba pada penelitian ini yaitu klasifikasi tingkat level kematangan buah markisa dengan menggunakan *Algorithm Neural Network*. Jaringan saraf tiruan atau *Artificial Neural Network* yang sering disingkat dengan ANN merupakan model jaringan neural yang meniru prinsip kerja dari neuron otak manusia (neuron biologis). ANN pertama kali muncul setelah model sederhana dari neuron buatan diperkenalkan oleh Mcculloch dan Pitts pada tahun 1943. Model sederhana tersebut dibuat berdasarkan fungsi neuron biologis yang merupakan dasar unit pensinyalan dari sistem saraf (Kusumadewi, 2004).

Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa kemampuan seperti yang dimiliki otak manusia, yaitu:

1. Kemampuan untuk belajar dari pengalaman.
2. Kemampuan melakukan perumpamaan (*generalization*) terhadap input baru dari pengalaman yang dimilikinya.
3. Kemampuan memisahkan (*abstraction*) karakteristik penting dari input yang mengandung data yang tidak penting.

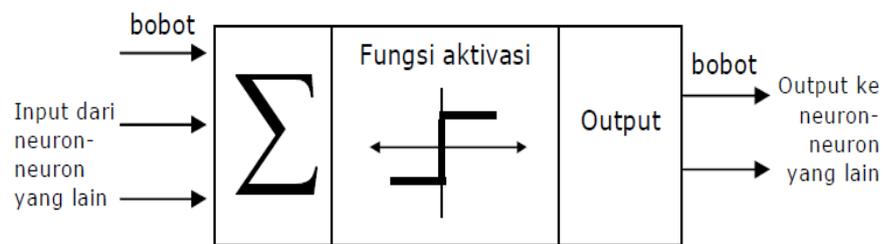
Pada gambar 7 memperlihatkan struktur neuron jaringan syaraf.

Karakteristik jaringan syaraf ditentukan oleh :

- Pola hubungan antar neuron (arsitekturanya)
- Metode penentuan bobot jaringan (*training* atau algoritma belajar)

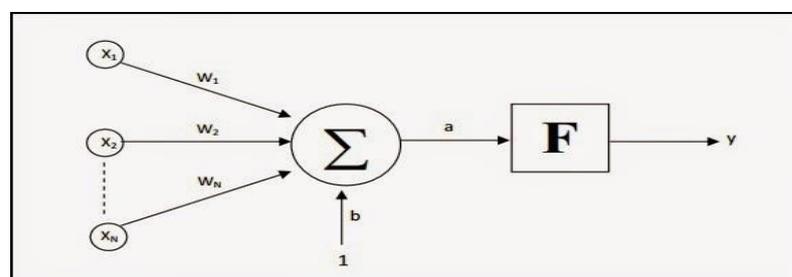
fungsi aktivasinya





Gambar 7. Struktur Neuron Jaringan Syaraf

Pada jaringan syaraf, neuron-neuron akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut dengan lapisan neuron (*neuron layers*). Biasanya neuron-neuron pada satu lapisan akan dihubungkan dengan lapisan-lapisan sebelumnya dan sesudahnya (kecuali lapisan input dan lapisan output). Informasi yang akan diberikan pada jaringan syaraf akan dirambatkan lapisan ke lapisan, mulai dari lapisan input sampai ke lapisan output melalui lapisan yang lainnya, yang sering dikenal dengan nama lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Tergantung pada algoritma pembelajarannya, biasa jadi informasi tersebut akan dirambatkan secara mundur pada jaringan. Gambar 8 menunjukkan jaringan syaraf sederhana dengan fungsi aktivasi F.



Gambar 8. Fungsi aktivasi pada jaringan syaraf sederhana



Pada gambar 8 merupakan sebuah neuron yang akan mengolah N input (x_1, x_2, \dots, x_N) yang masing-masing memiliki bobot w_1, w_2, \dots, w_N dan bobot bias b , dengan rumus :

$$a = \sum_{i=1}^N x_i w_i \quad (9)$$

Kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktivasi a menjadi output jaringan y .

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan. Fungsi aktivasi yang disediakan pada *toolbox matlab*, antara lain:

1. Fungsi untuk *biner (hardlim)*
2. Fungsi *bipolar (hardlims)*
3. Fungsi *linear (purelin)*
4. Fungsi *saturating linear (satlin)*
5. Fungsi *symetriic saturating linear (satlins)*
6. Fungsi *sigmoid biner (logsig)*
7. Fungsi *sigmoid bipolar (tansig)*

Pada penelitian ini menggunakan arsitektur jaringan yang sering dipakai oleh algoritma *backpropagation* adalah jaringan *feedforward* dengan banyak lapisan. Untuk membangun suatu jaringan *feedforward* menggunakan fungsi instruksi di matlab berupa *newff*. Jumlah *hidden layer* yang digunakan sebanyak 2 neuron, algoritma yang digunakan ialah *Scaled*

te Gradient Backpropagation (trainscg). Fungsi 'trainscg' akan fungsi pelatihan jaringan yang memperbaharui nilai bobot dan



bias berdasarkan metode *scaled conjugate gradient* dan fungsi aktivasi *Sigmoid Biner (logsig)*.

Fungsi *Sigmoid Biner* ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode backpropagation. Fungsi *sigmoid biner* memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan. Untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bias juga digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai output 0 atau 1 (Kusumadewi, 2004). Fungsi *sigmoid biner* dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \quad (10)$$

dengan : $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$

Pada MATLAB, fungsi aktivasi identitas dikenal dengan nama *logsig*.

Syntax untuk fungsi tersebut adalah:

$$Y = \text{logsig}(a) \quad (11)$$

E 2.3 Multi-Class Support Vector Machine

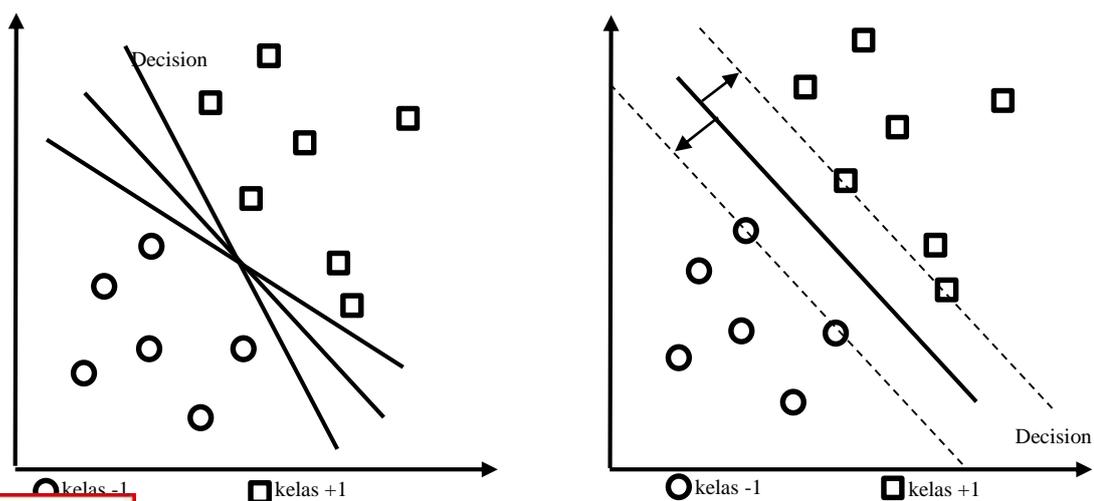
Tahapan penelitian selanjutnya melakukan klasifikasi level kematangan buah markisa dengan yaitu *Multi-Class Support Vector Machine* (MSVM). Menurut Prasetyo (2013) bahwa bila *Artificial Neural Network* (ANN) semua data latih akan dipelajari selama proses pelatihan, maka pada SVM tidak seperti itu. Pada SVM, hanya sejumlah data terpilih saialah yang berkontribusi untuk membentuk model yang digunakan

klasifikasi yang akan dipelajari. SVM hanya menyimpan sebagian a dari data latih untuk digunakan pada saat prediksi. Hal inilah



menjadi yang menjadi kelebihan SVM karena tidak semua data latih akan dipandang untuk dilibatkan dalam setiap iterasi pelatihannya. Data-data yang berkontribusi tersebut disebut *support vector* sehingga juga disebut *Support Vector Machine*.

Menurut Xu et.al. (2017) bahwa klasifikasi berdasarkan metode SVM yang paling umum digunakan saat ini karena mudah digunakan dan mendapatkan hasil yang lebih akurat. Konsep dasar SVM adalah memaksimalkan batas *hyperplane*, yang diilustrasikan pada gambar 9. Pada gambar (a) ada sejumlah pilihan *hyperplane* yang memungkinkan untuk set data, sedangkan gambar (b) merupakan *hyperplane* dengan *margin* yang paling maksimal. Meskipun sebenarnya pada gambar (a) bisa juga menggunakan *hyperplane* sembarang, tetapi *hyperplane* dengan *margin* yang maksimal akan memberikan generalisasi yang lebih baik pada metode klasifikasi.



Gambar 9. Batas keputusan yang mungkin untuk set data



Konsep klasifikasi dengan SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada *input space* (Nugroho, 2007). Gambar 10. Memperlihatkan beberapa data yang merupakan anggota dari dua buah kelas data, yaitu +1 dan -1. Data yang tergabung pada kelas -1 disimbolkan dengan bentuk lingkaran, sedangkan data pada kelas +1, disimbolkan dengan bentuk bujur sangkar.

Hyperplane dengan margin yang maksimal akan memberikan generalisasi yang lebih baik pada metode klasifikasi. *Hyperplane* (batas keputusan) pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada gambar 9b sebelah kanan menunjukkan *hyperplane* yang terbaik yaitu terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan data lingkaran dan bujur sangkar yang dilewati garis batas margin (garis putus-putus) adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pelatihan pada SVM.

Setiap data latih dinyatakan oleh (x_i, y_i) dengan $i = 1, 2, \dots, N$, dan $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq}\}^T$ merupakan atribut (*fitur*) set untuk data latih ke- i . Untuk $y_i \in$

menyatakan label kelas. Hyperplane klasifikasi linear SVM,
kan:



$$w \cdot x_i + b = 0 \quad (12)$$

w dan b adalah parameter model. $w \cdot x_i$ merupakan *inner-product* antara w dan x_i .

Data x_i yang masuk ke dalam kelas -1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan berikut:

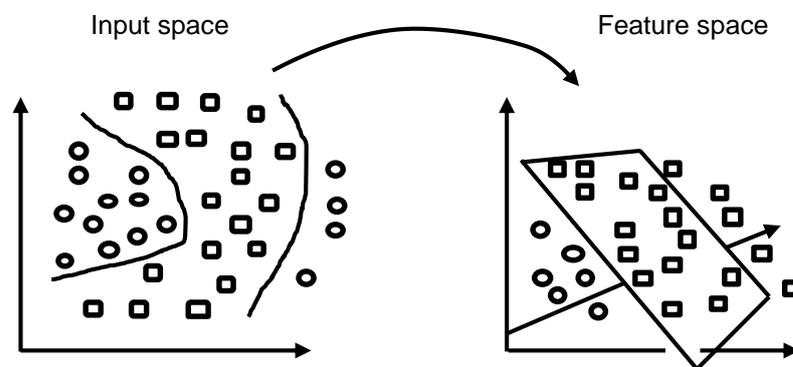
$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (13)$$

Sementara data x_i yang masuk ke dalam kelas +1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan berikut:

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (14)$$

SVM sebenarnya adalah hyperplane linear yang hanya bekerja pada data yang dapat dipisahkan secara linear. Untuk data yang distribusi kelasnya tidak linear biasanya menggunakan pendekatan kernel pada fitur data awal set data. Kernel dapat didefinisikan sebagai suatu fungsi yang memetakan fitur data dari dimensi awal (rendah) ke fitur baru dengan dimensi yang relatif lebih tinggi (bahkan jauh lebih tinggi). Pendekatan ini berbeda dengan metode klasifikasi pada umumnya yang justru mengurangi dimensi awal untuk menyederhanakan proses komputasi dan memberikan akurasi prediksi yang lebih baik. Ilustrasi kernel yang digunakan untuk memetakan dimensi awal (yang lebih rendah) set data ke dimensi baru (yang relatif tinggi) dapat ditunjukkan pada gambar 10 (Nurtanio, 2013).





Gambar 10. SVM memungkinkan pemetaan data dari ruang input ke ruang fitur berdimensi tinggi dengan menggunakan Fungsi Kernel

Dengan demikian fungsi transformasi dengan titik produk $\phi(x)$ merupakan fungsi kernel terlihat pada persamaan 15 dan fungsi *hyperplane* dapat ditulis dalam persamaan 16.

$$K(x_n, x_i) = \phi(x_n)\phi(x_i) \quad (15)$$

$$f(x_i) = \sum_{n=1}^n \alpha_n y_n K(x_n, x_i) + b \quad (16)$$

Dimana, x_n adalah data support vector, α_n yaitu lagrange multiplier dan y_n merupakan label kelas keanggotaan (+1, -1) dengan $n = 1, 2, 3, \dots, N$.

Nanda et. al. (2018) pada penelitiannya membandingkan empat kernel yang berfungsi pada algoritma SVM, yaitu, *Linear*, *Radial Basis Function (RBF)*, *Sigmoid* dan *Polynomial* yang tercantum pada tabel 3. Setiap fungsi kernel memiliki parameter khusus yang dapat dioptimalkan untuk mendapatkan hasil kinerja yang terbaik.



Tabel 3. Fungsi Kernel

No	Fungsi Kernel	Rumus	Optimasi Parameter
1	<i>Linear</i>	$K(x_n, x_i) = (x_n, x_i)$	C dan γ
2	RBF	$K(x_n, x_i) = \exp(-\gamma x_n - x_i ^2 + C)$	C dan γ
3	Sigmoid	$K(x_n, x_i) = \tanh(\gamma((x_n, x_i) + r))$	C, γ dan r
4	Polynomial	$K(x_n, x_i) = (\gamma((x_n, x_i) + r))^d$	C, γ, r dan d

Dimana, $C = \text{cost}$,

$\gamma = \text{gamma}$,

$r = \text{coefficient}$,

$d = \text{degree}$

Untuk mendapatkan nilai yang optimal dari fungsi kernel dilakukan metode pencarian terhadap parameter C , γ, r dan d , sehingga data yang tidak di ketahui dapat diprediksi dengan akurat oleh penggolongannya. Metode ini di sebut *grid search*, metode ini merupakan metode pencarian yang lengkap berdasarkan *subset* pada paramater ruang *hyper* (Syarif, et. al. 2016). Parameter hyper ditentukan menggunakan nilai minimal (batas bawah), nilai maksimal (batas atas) dan beberapa langkah. Pada penelitian ini hasil kinerja yang terbaik di dapat pada fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF).

Bila data masukan terbagi menjadi lebih dari dua kelas, maka yang an pendekatan SVM Multi kelas yang terdiri dari yaitu *One-against-* A), *one-against-one* (OAO), dan *Error Correcting Output Code*



(ECOC). Untuk sejumlah label kelas dalam set data dinotasikan $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_K\}$. Pendekatan *One-against-all* (OAA) melakukan dekomposisi masalah multikelas menjadi K masalah biner. Untuk setiap $y_i \in Y$, masalah biner dibuat di mana semua vector yang dimiliki oleh kelas y_i dipandang sebagai sampel positif, sedangkan lainnya dipandang sebagai sampel negatif. Klasifikasi SVM biner sebanyak K kemudian dibentuk untuk memisahkan vector kelas y_1 dari yang lainnya. Pada pendekatan *one-against-one* (OAO) membentuk klasifikator biner sebanyak $K(K-1)/2$, dimana setiap klasifikator digunakan untuk membedakan diantara pasangan kelas (y_i, y_j) . Vektor yang tidak menjadi anggota kelas y_i ataupun y_j diabaikan ketika pembentukan klasifikator biner (y_i, y_j) . Pada kedua pendekatan tersebut, vektor uji diklasifikasikan dengan mengombinasikan hasil dari semua klasifikator biner, biasanya menggunakan *voting* dari semua hasil prediksi klasifikator biner. Ketika kelas menerima *voting* paling banyak, maka label kelas tersebut akan diberikan kepada vektor uji tersebut. Dalam pendekatan OAA, jika sampel diklasifikasikan positif maka sampel tersebut mendapat suara, sedangkan jika negatif maka semua kelas kecuali positif akan menerima suara.

F. Evaluasi Sistem

Sebuah sistem yang melakukan klasifikasi diharapkan dapat melakukan klasifikasi semua set data dengan benar. Akan tetapi, tidak

perlu dipungkiri bahwa kinerja suatu sistem tidak bisa bekerja 100% benar. Oleh karena itu, sebuah sistem klasifikasi juga harus diukur



kinerjanya. Umumnya cara mengukur kinerja klasifikasi menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan tabel yang mencatat hasil kerja klasifikasi terlihat pada tabel 4.

Table 4. *Confusion Matrix*

f_{ij}		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Asli	Positif	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
	Negatif	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Akurasi dapat diperoleh dari *matriks confusion* untuk setiap tingkat level kematangan buah markisa dengan menggunakan persamaan di bawah ini (17):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} * 100\% \quad (17)$$

Sebelum melakukan prediksi level kematangan buah markisa antara matang, mengkal dan mentah, perlu dilakukan *training* pada karakteristik data sehingga sesuai dengan sampel eksperimental dari kelas yang dikenal (Nurtanio, 2013). Pada penelitian ini kumpulan data dievaluasi kinerja modelnya untuk proses klasifikasi menggunakan metode kurva *Receiver Operating Characteristics (ROC)* (Nanda, 2018). Kurva ROC menggambarkan *trade-offs* antara sensitivitas atau *true positive rate (TP)* terhadap nilai y koordinat dan 1-spesifisitas atau *false positive rate (FP)* terhadap nilai x koordinat, itu berguna dalam menugaskan *cut-off* terbaik untuk klasifikasi. Indeks kuantitatif paling umum untuk mendeskripsikan akurasi



adalah diekspresikan oleh area di bawah kurva ROC (AUC), yang memberikan parameter yang berguna untuk menilai dan membandingkan klasifikasi. Perhitungan AUC mencakup hasil dari $f(x_i)$ untuk training kumpulan data dengan fungsi kernel yang berbeda pada persamaan 15. Selanjutnya, AUC dapat ditentukan dalam persamaan 18, akurasi pada persamaan 19 dan pada tabel 5. Merangkum akurasi sistem penilaian dalam bentuk AUC.

$$AUC = \frac{1 + TP_{rate} - FP_{rate}}{2} \quad (18)$$

Tabel 5. Akurasi Sistem Penilaian Kurva ROC dengan Persamaan AUC (Nurtanio, 2013)

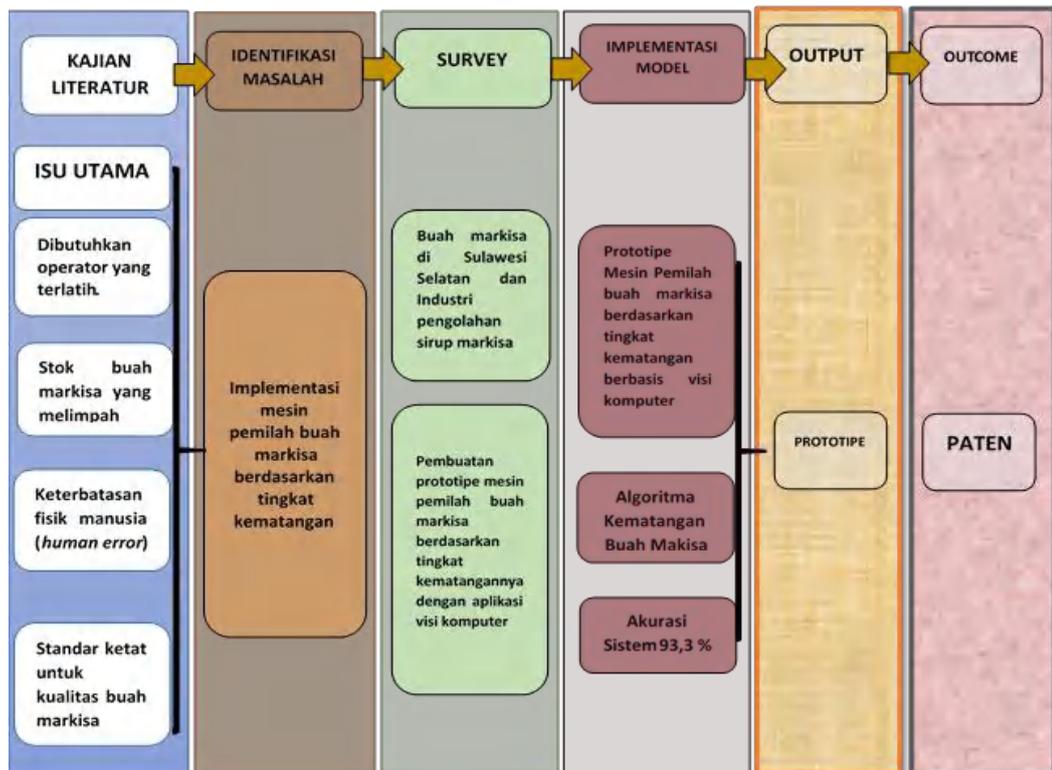
AUC Value	Classified as
0.90 – 1.00	<i>Excellent</i>
0.80 – 0.90	<i>Good</i>
0.70 – 0.80	<i>Fair</i>
0.60 – 0.70	<i>Poor</i>
0.50 – 0.60	<i>Failed</i>

G. Kerangka Pikir Penelitian

Berdasarkan permasalahan penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya dan konsep-konsep dari peneliti terdahulu dalam beberapa kajian literatur maka disusunlah suatu kerangka pikir penelitian

mana yang terlihat gambar 11.





Gambar 11. Kerangka Pikir Penelitian

Diagram tersebut dilaksanakan sesuai diagram balok yang menjelaskan alur dari sistem yang dibuat yang dikelompokkan menjadi enam tahap yakni pembahasan mengenai pemetaan secara teoritis masalah pemilahan buah markisa, pembahasan mengenai identifikasi, pembahasan masalah, survei apa yang dibutuhkan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dan pembahasan mengenai hasil penelitian yang berupa *prototipe* implementasi mesin pemilah buah markisa berdasarkan tingkat kematangan berbasis visi komputer serta rencana jangka panjang yaitu *outcome* dalam

mengajukan hak paten pada Kementerian Perindustrian sehingga alat digunakan pada industri pengolahan buah markisa.

