



TESIS-KI142502

PRAPEMROSESAN CITRA *CANDLING* MENGGUNAKAN *MORPHOLOGICAL COMPONENT ANALYSIS* DAN *SHAPE KNOWLEDGE EXTRACTION* PADA IDENTIFIKASI KESUBURAN TELUR AYAM KAMPUNG

ROHMAN DIJAYA
NRP. 5114201014

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom
Dr. Eng. Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom

**PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016**



THESIS-KI142502

**CANDLING IMAGE PREPROCESSING USING MORPHOLOGICAL COMPONENT
ANALYSIS AND SHAPE KNOWLEDGE EXTRACTION ON IDENTIFICATION
OF KAMPONG EGGS FERTILITY**

ROHMAN DIJAYA
NRP. 5114201014

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom
Dr. Eng. Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom

**MAGISTER PROGRAM
INTELLIGENCE COMPUTATIONAL AND VISUALIZATION
DEPARTMENT OF INFORMATICS ENGINEERING
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA
2016**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

oleh:

ROHMAN DIJAYA

Nrp. 5114201014

Dengan judul :

Prapemrosesan Citra Candlering menggunakan Morphological Component Analysis dan Shape
Knowledge Extraction pada Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung

Tanggal Ujian : 19-1-2016

Periode Wisuda : 2015 Gasal

Disetujui oleh:

Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom
NIP. 197104281994122001

(Pembimbing 1)

Dr. Darlis Heru Murti, S.Kom, M.Kom
NIP. 197712172003121001

(Pembimbing 2)

Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom
NIP. 197208091995121001

(Penguji 1)

Diana Purwitasari, S.Kom, M.Sc
NIP. 197804102003122001

(Penguji 2)

Anny Yuniarti, S.Kom., M.Comp.Sc
NIP. 198106222005012002

(Penguji 3)

Direktur Program Pasca Sarjana,

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.

NIP. 196912021987011001

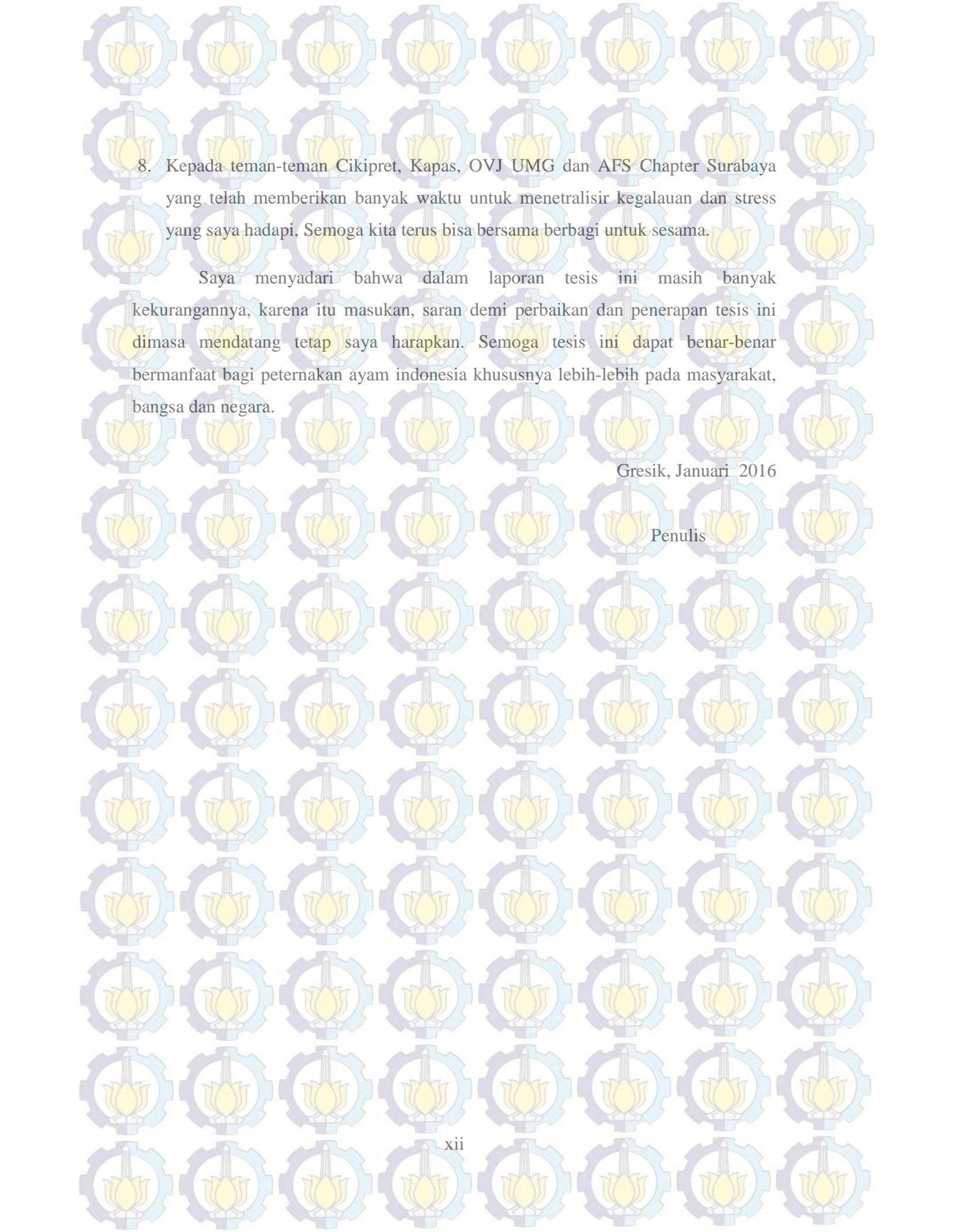
KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillah rabbil'alamin, segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga buku tesis ini dapat diselesaikan dengan baik. Meski dalam menyelesaikan buku ini banyak ditemui kesulitan, namun berkat bantuan dan bimbingan berbagai pihak, akhirnya saya berhasil menyelesaikan buku ini. Untuk itu atas segala bantuan yang telah diberikan, saya mengucapkan terima kasih serta penghargaan yang sebesar-besarnya antara lain kepada:

1. Kedua Orang tuaku, Kanjeng Ibu Rokhmah, Kanjeng Bapak Ambyah dan seluruh keluarga besar atas dukungan dan doanya sehingga saya bisa mendapatkan kemudahan dalam menyelesaikan studi ini. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan rahmat, kesehatan, dan keselamatan kepada kita semua.
2. Ibu Dr. Eng Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom., dan Bapak Dr. Eng Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom., selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu dan pikiran sampai terselesaikannya tesis ini. Semoga Allah SWT senantiasa merahmati bapak, ibu dan keluarga.
3. Bapak Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom, Ibu Diana Purwitasari, S.Kom, M.Sc, dan ibu Anny Yuniarti, S.Kom., M.Comp.Sc selaku dosen penguji yang telah banyak membantu saya untuk bisa menjadi lebih baik.
4. Seluruh dosen S2 Teknik Informatika ITS yang telah memberikan wawasan serta ilmu pengetahuan baru bagi saya selama menempuh masa studi pascasarjana.
5. Seluruh dosen S2 Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik yang telah memberikan wawasan dan ilmu pengetahuan sebelumnya.
6. Kedua Adikku Arnanda Dwi Ayu Putri dan Berlian Fi Sabilillah Rahmadhani yang selalu memberikan semangat dan dukungan kepada masnya setiap waktu.
7. Teman seperjuangan angkatan 2014 yang telah berbagi dan saling mendukung serta menyemangati dalam masa masa perkuliahan hingga masa penulisan thesis.

Semoga persaudaraan ini terus berlanjut dan tetap dalam perjuangan.



8. Kepada teman-teman Cikipret, Kapas, OVJ UMG dan AFS Chapter Surabaya yang telah memberikan banyak waktu untuk menetralsir kegalauan dan stress yang saya hadapi, Semoga kita terus bisa bersama berbagi untuk sesama.

Saya menyadari bahwa dalam laporan tesis ini masih banyak kekurangannya, karena itu masukan, saran demi perbaikan dan penerapan tesis ini dimasa mendatang tetap saya harapkan. Semoga tesis ini dapat benar-benar bermanfaat bagi peternakan ayam indonesia khususnya lebih-lebih pada masyarakat, bangsa dan negara.

Gresik, Januari 2016

Penulis

Prapemrosesan Citra Candling Menggunakan Morphological Component Analysis Dan Shape Knowledge Extraction Pada Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung

Nama Mahasiswa : Rohman Dijaya
NRP : 5114201014
Pembimbing I : Dr. Eng Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.
Pembimbing II : Dr. Eng Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom

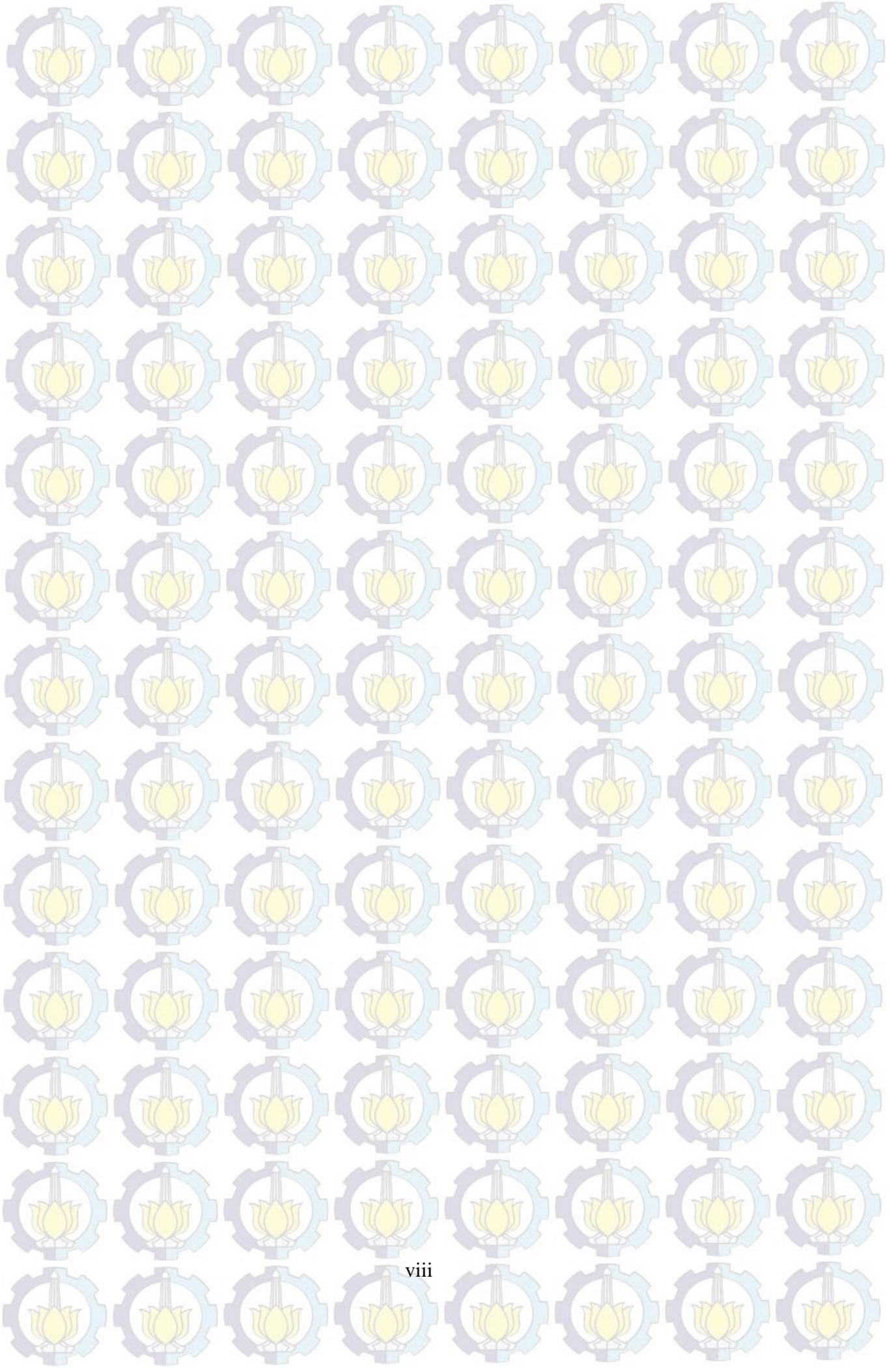
ABSTRAK

Pada industri penetasan telur ayam (*doc*) efisiensi penetasan telur ayam didapatkan dengan melakukan *candling* (peneropongan telur) pada waktu sebelum proses inkubasi menggunakan mesin tetas. Identifikasi kesuburan dengan dataset citra *candling* yang didapat melalui proses *candling* ketika sebelum inkubasi tidak dapat dilakukan secara manual. Perlu adanya prapemrosesan untuk mendapatkan area telur dan kuning telur sebelum dilakukan proses ekstraksi fitur bentuk dan warna dari kuning telur.

Pada penelitian sebelumnya, dilakukan identifikasi kesuburan pada telur putih menggunakan citra *candling* untuk mengklasifikasikan telur *fertile* dengan telur *infertile* berdasarkan fitur bentuk telur dan warna kuning telur, dan didapatkan akurasi yang cukup bagus. Dataset citra *candling* pada telur putih lebih seragam dibanding dataset citra *candling* pada telur ayam kampung. Citra *candling* telur ayam kampung memiliki *noise* yang lebih banyak dan memiliki batas yang samar antara kuning telur dengan telur.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem pemisahan area kuning telur pada citra *candling* baru menggunakan metode *Morphological Component Analysis* (MCA) dan *Shape Knowledge Extraction* (SKE) untuk identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi. Metode MCA mereduksi *noise random* dari citra *candling* pada domain frekuensi dan metode SKE menyesuaikan bentuk dari area kuning telur pada identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi. Akurasi klasifikasi citra *candling* telur ayam kampung yang diperoleh ketika menambahkan metode ini mencapai 91% dengan fitur bentuk telur dan kuning telur. Performa akurasi ketika menambah metode ini pada fitur bentuk meningkat sekitar 1-15% dari metode sebelumnya.

Kata kunci: citra *candling*, identifikasi, prapemrosesan, Morphological Component Analysis, Shape Knowledge Extraction.



Candling Image Preprocessing Using Morphological Component Analysis And Shape Knowledge Extraction On Identification Of Kampong Eggs Fertility

Student Name : Rohman Dijaya
NRP : 5114201014
Supervisor I : Dr. Eng Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.
Supervisor II : Dr. Eng Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom

ABSTRACT

In the industrial chicken hatcheries (doc) efficiency hatching chicken eggs obtained by candling (observation of eggs) at a time before the process of incubation or hatching uses hatching machine. Identification of fertility by candling image dataset obtained through the candling process as before incubation can not be done manually. This is need a preprocessing to obtain eggs and egg yolks area prior to feature extraction process to obtain the features of shapes and colors.

The previous reaserch was able to identification white eggs using candling imagery to classify fertile and infertile eggs based features of egg shape, form and color of egg yolk with good accuracy. In the previous research, the identification of fertility in the egg white using white egg candling image dataset to classify fertile eggs to infertile egg based features egg shape, form and color of egg yolk egg yolk, and obtained good enough accuracy. Dataset candling of egg white image is more uniform than dataset candling image of kampong chicken egg. Candling image of kampong chicken eggs have a lot more *noise* and have a vague boundary between the egg yolk.

The goal of this research is develop new yolk area separation system of candling image using Morphological Component Analysis (MCA) and Shape Knowledge Extraction (SKE) on identification of kampong eggs fertility prior to incubation. In this research proposed preprocessing metodh on candling image of kampong chicken using MCA and SKE metodh to get yolk area on identification fertility of kampong eggs prior to incubation. Image classification accuracy chicken egg candling obtained when adding these methods to reach 91% with the features and form egg yolk (Eva and Circularity Ratio). Performance accuracy when this method add on features form increased by about 1-15% from the previous method.

Keywords: candling image, identification, preprocessing, morphologi, Morphological Component Analysis, Shape Knowledge Extraction.

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	Gambar 1.1: (a). citra <i>candling</i> telur putih, (b). hasil pemisahan area kuning telur citra <i>candling</i> telur putih dengan prapemrosesan penelitian zhuihui, (c). citra <i>candling</i> telur ayam kampung, (d). hasil pemisahan area kuning telur citra <i>candling</i> telur ayam kampung dengan prapemrosesan penelitian zhuihui.....	3
Gambar 1.2	Masalah pada segmentasi citra Aurora pada penelitian (Xi Yang 2014): (a). <i>Noise</i> , kontras rendah;(b). citra aurora dengan track cosmic ray; (c). citra aurora dengan cahaya bintang; (d).citra aurora dengan kontaminasi dayglow ;(e).citra aurora dengan gap oval; (f). citra aurora dengan batas dalam yang kasar.....	3
Gambar 2.1	Ilustrasi dan spesifikasi dari <i>candler</i> telur untuk pengambilan citra <i>candling</i> telur ayam kampung	8
Gambar 2.2	Tahap pengambilan Dataset dan pelabelan kelas citra <i>candling</i> telur ayam kampung	9
Gambar 2.3	Contoh Citra <i>Candling</i> Telur Ayam Kampung	10
Gambar 2.4	Hasil MCA pada citra aurora,(a) Citra Original,(b) layer morfologi dari citra aurora,(c) layer morfologi <i>noise random</i> (Xi Yang dkk, 2014).....	11
Gambar 2.5	Contoh <i>subdivision</i> pada citra aurora menggunakan MLT, (Xi Yang dkk, 2014)	11
Gambar 2.6	SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan kedua class -1 dan $+1$	15
Gambar 2.7	<i>Soft margin hyperplane</i>	18
Gambar 3.1	Diagram Blok Sistem Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung.....	22
Gambar 3.2	Diagram Alir Sistem Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung	23
Gambar 3.2	Proses mendapatkan citra bentuk telur dengan <i>Morphological Component Analysis</i> dan <i>Shape Knowledge Extraction</i>	26

Gambar 4.1 Contoh Citra *Candling* Telur Ayam Kampung (a) Kelas Fertil, (b)

Kelas Infertil 29

Gambar 4.2 Hasil MCA pada citra *candling* telur ayam kampung, (a) citra

Original, (b) layer morfologi dari citra *candling* telur ayam kampung, (c) layer morfologi dari *noise random* 30

Gambar 4.3 Komponen warna hijau citra *candling*, (b) citra biner hasil autothreshold dan nilai thresholdnya, (c). citra biner hasil MLT

thresholding dengan nilai thresholdnya 31

Gambar 4.4 Hasil *Multistructuring element filtering* dengan skala dan struktur elemen yang berbeda, (a) *disk*, (b) *square*, (c) *diamond* 32

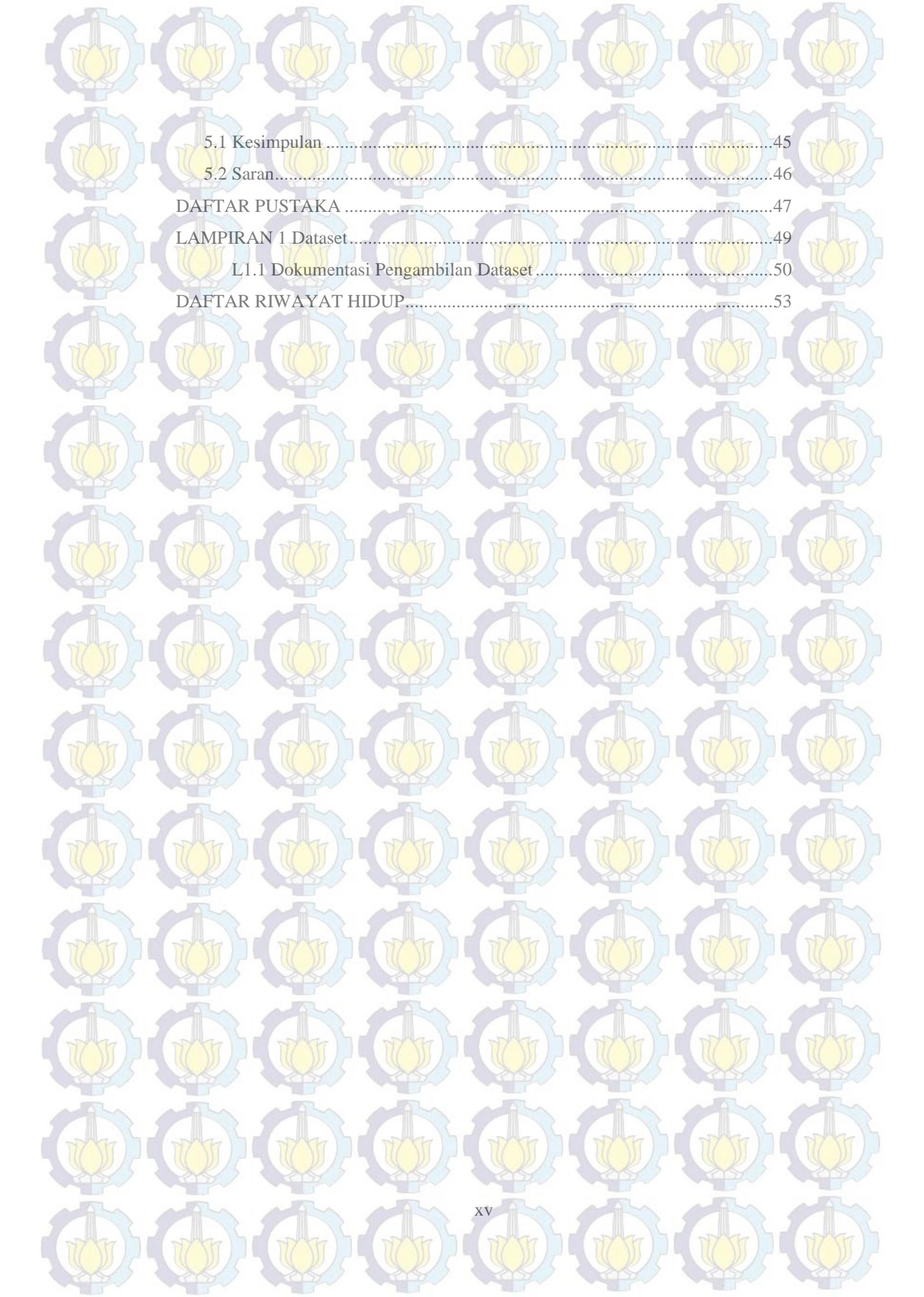
Gambar 4.5 Hasil pemisahan area kuning telur (a) citra *candling* komponen warna hijau, (b) hasil pemisahan kuning telur dengan model prapemrosesan

Zhuihui, 2011, (c) hasil pemisahan area kuning telur dengan model prapemrosesan yang diusulkan 33

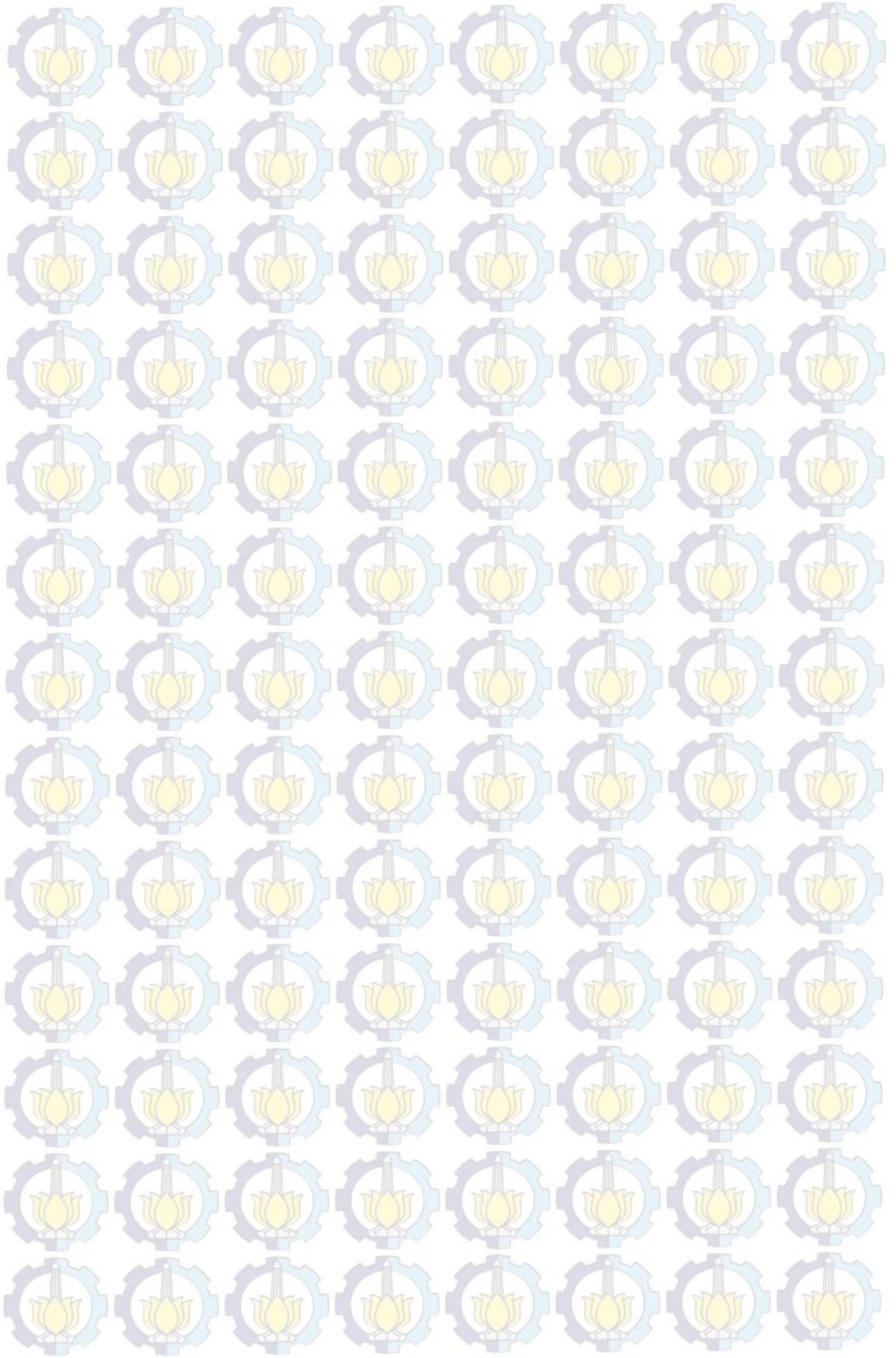
DAFTAR ISI

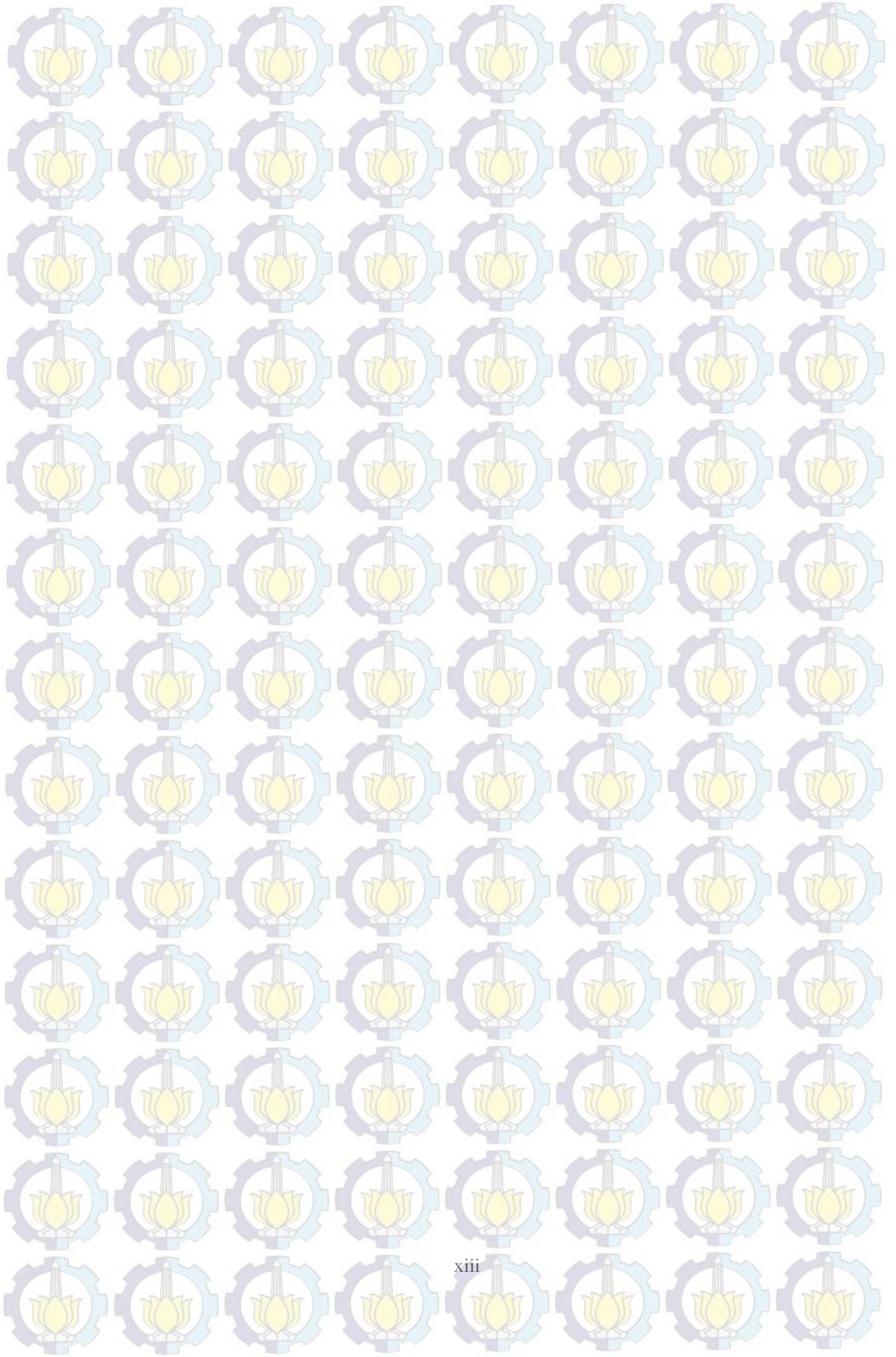
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	4
1.3. Batasan Masalah	5
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Kontribusi Penelitian	6
1.6. Manfaat Penelitian	6
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Sebelumnya	7
2.2 Pengambilan Citra <i>Candling</i> Telur Ayam Kampung	8
2.3 Area Kuning Telur pada Citra <i>Candling</i>	9
2.4 <i>Morphological Component Analysis</i>	10
2.5 <i>Shape Knowledge Extraction</i>	11
2.6 <i>Deskriptor</i> Bentuk	13
2.7 Model Warna HSI	14
2.8 <i>Support Vector Machine</i>	14
2.8.1 <i>Pattern Recognition</i> Menggunakan SVM	15
2.8.2 SVM untuk data <i>Nonlinear</i>	18
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Tahapan Penelitian	21
3.1.1 Studi Literatur	21
3.1.2 Analisis dan Desain	21
3.1.3 Implementasi Perangkat Lunak	22
3.1.4 Ujicoba dan Analisis	22

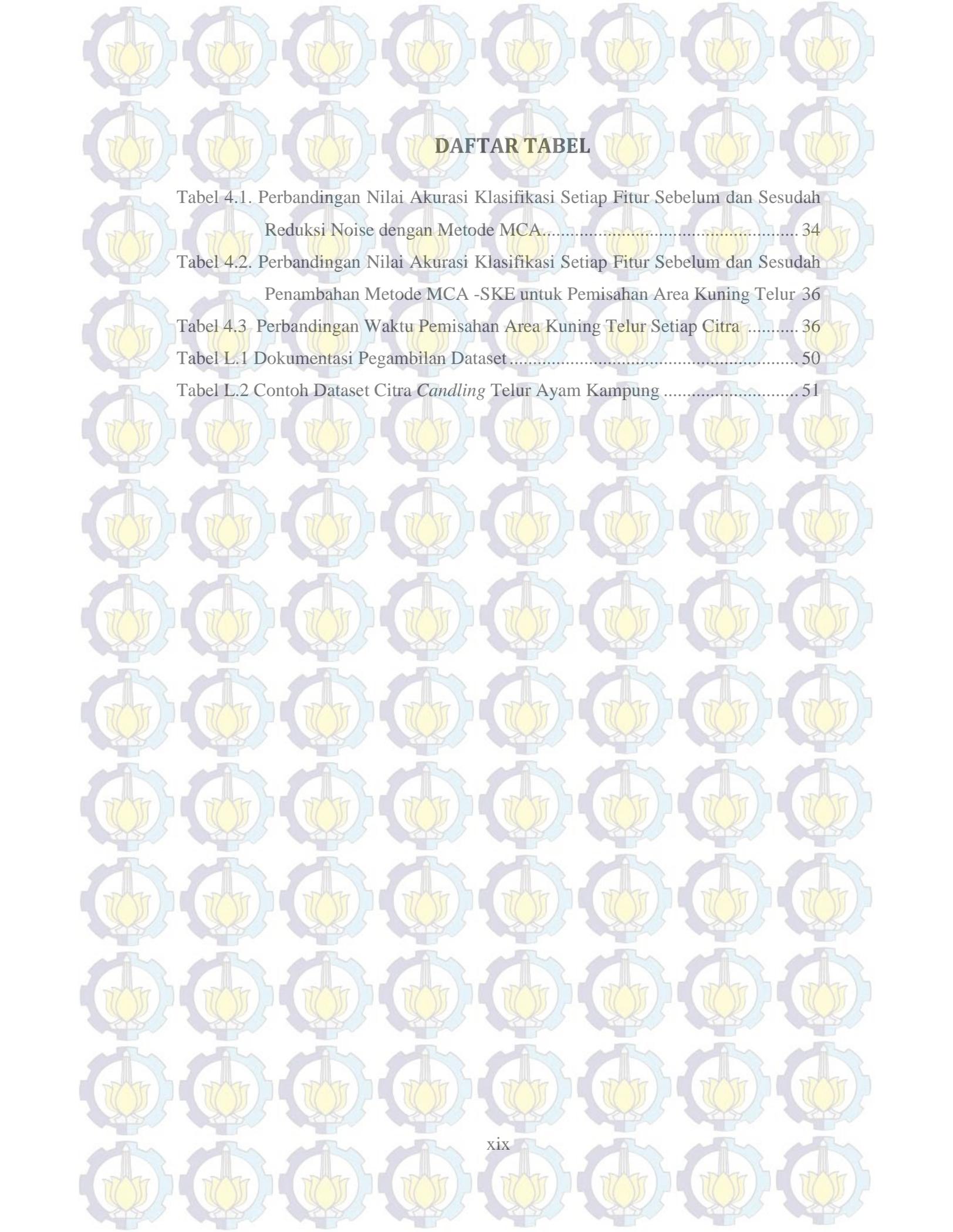
3.1.5	Penyusunan Laporan	22
3.2	Rancangan Sistem	22
3.2.1	Pengambilan Dataset	23
3.2.2	Pemisahan Area Telur dan Pemilihan Kanal Warna	24
3.2.3	Mendapatkan Citra Area Kuning Telur	25
3.2.4	Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi	26
3.2.5	Skenario Pengujian	27
3.2.6	Pemilihan Parameter Maksimum	27
BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN		
4.1	Lingkungan Uji Coba	29
4.2	Data Uji Coba	29
4.3	Tahap Uji Coba	30
4.3.1	Uji Coba Visual Metode MCA untuk Reduksi <i>Noise</i> Citra <i>Candling</i>	30
4.3.2	Uji Coba Visual Magnetic Local Time Adaptive Thresholding ...	31
4.3.3	Uji Coba Visual <i>Multistructuring Element Filtering</i>	32
4.3.4	Uji Coba Visual Hasil Pemisahan Area Kuning Telur	32
4.3.5	Uji coba pengaruh metode MCA terhadap klasifikasi citra candling telur ayam kampung	33
4.3.6	Uji coba pengaruh metode SKE terhadap klasifikasi citra candling telur ayam kampung	35
4.4	Pembahasan Hasil Pengujian	37
4.4.1	Reduksi <i>noise</i> citra candling dengan MCA	37
4.4.2	Hasil Thresholding dengan MLT-Adaptive Thresholding	37
4.4.3	Hasil perbaikan kontur dengan <i>Multi-structuring Element Filtering</i>	38
4.4.4	Perbandingan Hasil Pemisahan Area Kuning telur	38
4.4.5	Pengaruh metode MCA terhadap hasil klasifikasi citra <i>candling</i>	39
4.4.6	Pengaruh metode SKE terhadap hasil klasifikasi citra <i>candling</i>	41
BAB V PENUTUP		45



5.1 Kesimpulan	45
5.2 Saran.....	46
DAFTAR PUSTAKA	47
LAMPIRAN 1 Dataset.....	49
L1.1 Dokumentasi Pengambilan Dataset.....	50
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	53







DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Perbandingan Nilai Akurasi Klasifikasi Setiap Fitur Sebelum dan Sesudah Reduksi Noise dengan Metode MCA.....	34
Tabel 4.2. Perbandingan Nilai Akurasi Klasifikasi Setiap Fitur Sebelum dan Sesudah Penambahan Metode MCA -SKE untuk Pemisahan Area Kuning Telur 36	
Tabel 4.3 Perbandingan Waktu Pemisahan Area Kuning Telur Setiap Citra	36
Tabel L.1 Dokumentasi Pegambilan Dataset.....	50
Tabel L.2 Contoh Dataset Citra <i>Candling</i> Telur Ayam Kampung	51

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada industri penetasan telur dan pembibitan ayam (*doc ayam*) hampir 8-9% dari keseluruhan telur tidak dapat menetas pada proses inkubasi atau penetasan menggunakan mesin tetas (Das K 1992a; Das K 1992b). Dalam proses penetasan telur ayam hanya telur subur yang berkualitas saja yang dapat menetas dengan baik (Patel VC, McClendon RW 1998). Untuk mengetahui kualitas telur yang baik untuk penetasan dibutuhkan proses *candling*/peneropongan telur (Bamelis FR, Tona K, De Baerdemaeker JG 2002). Proses ini berupa analisa visual dengan peneropongan pada telur yang diberikan cahaya pada salah satu sisi didalam ruang gelap atau sering disebut *candling*. Umumnya waktu *candling* telur dapat dilakukan pada awal proses penetasan atau ketika proses penetasan berjalan (Wang Q, Ren Y 2006). Sedangkan citra *candling* merupakan citra yang didapatkan dari proses *candling*.

Dalam lima tahun terakhir penelitian mengenai identifikasi kesuburan telur menggunakan data citra *candling* telah dilakukan dengan beberapa tujuan, antara lain bertujuan memilih telur berkualitas untuk kebutuhan medis, konsumsi dan *doc ayam*. Penelitian mengenai *machine vision* dengan objek citra *candling* telur untuk kebutuhan medis, yaitu untuk memproduksi vaksin telah dilakukan oleh (Shan 2010) Pada penelitian ini citra *candling* diambil pada pertengahan proses inkubasi. Citra *candling* tersebut diperbaiki menggunakan *multi-scale morphological Transformation* dengan *Top Hat* dan *Bottom Hat Transformation*, selanjutnya segmen gambar lokal adaptif dari piksel pembuluh darah utama embrio pada citra *candling* diekstraksi fiturnya dan kemudian diidentifikasi fertilitasnya menggunakan metode *histogram-based weight Fuzzy C-means clustering*. Hasil akurasi pada penelitian ini cukup tinggi mencapai 99,3%.

Penelitian menggunakan citra *candling* telur dengan tujuan untuk konsumsi dan *doc ayam* dilakukan (Zhu et al. 2011). Pada penelitian ini disebutkan bahwa efisiensi penetasan didapatkan dengan melakukan *candling* ketika sebelum penetasan

dimulai, hal ini bertujuan untuk mendapatkan anak ayam yang baik dari penetasan dan mengalihkan fungsi konsumsi dari telur yang tidak dapat menetas (*infertile*). Untuk mendukung tujuan tersebut dikembangkan identifikasi kesuburan telur sebelum penetasan melalui citra *candling* yang didasarkan pada bentuk telur, bentuk kuning telur dan intensitas warna kuning telur. Berdasarkan penelitian (Sangyo et al. 2007) bentuk telur *fertile* cenderung lonjong dan tipis dan bentuk telur *infertile* cenderung bulat. Kemudian area kuning telur dan warna telur menjadi bagian penting dari proses identifikasi kesuburan telur sebelum inkubasi.

Prapemrosesan dari identifikasi kesuburan telur sebelum inkubasi (Zhu et al. 2011) dimulai dengan proses pemisahan area telur dengan *background*, dalam proses ini citra RGB dirubah menjadi *grayscale* dan selanjutnya dilakukan binerisasi. Selanjutnya citra biner area telur tersebut diperhalus dengan menggunakan *gaussian smoothing* untuk mendapatkan area telur yang lebih halus. Selanjutnya proses kedua dalam penelitian (Zhu et al. 2011) ini adalah mendapatkan area kuning telur, proses ini diawali dengan memilih komponen warna hijau dari citra *candling* RGB, pada komponen warna tersebut dilakukan penyesuaian *histogram* dengan *histogram equalization*. Karena masih terdapat titik *noise* dan piksel yang tidak stabil setelah proses *histogram equalization*, maka dilakukan proses *median filtering* 3x3 dan *gaussian smoothing* untuk *denoising* dan menjaga kestabilan piksel. Kemudian dilanjutkan dengan melakukan *reverse* warna dan menggabungkan citra tersebut dengan citra area telur yang didapat pada proses sebelumnya. Hasil dari proses tersebut berupa area kuning telur yang lebih terlihat, namun dengan terdapat garis yang muncul pada tepi area telur karena proses penggabungan. Untuk menghapus garis tersebut dilakukan operasi *morfologi erosi* 3x3. Pada proses terakhir dari prapemrosesan tersebut dilakukan *autothresholding* citra untuk mendapatkan area kuning telur. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur bentuk telur, bentuk kuning telur dan rata-rata warna HSI (*Hue*, *Saturation* dan *Intensity*) dari kuning telur. Hasil akurasi dari identifikasi kesuburan telur menggunakan dataset

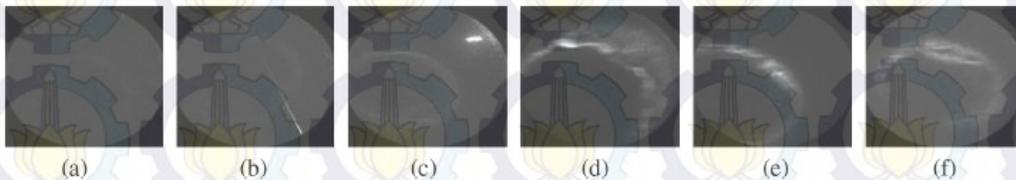


Gambar 1.1: (a). citra *candling* telur putih, (b). hasil pemisahan area kuning telur citra *candling* telur putih dengan prapemrosesan penelitian zhuihui, (c). citra *candling* telur ayam kampung, (d). hasil pemisahan area kuning telur citra *candling* telur ayam kampung dengan prapemrosesan penelitian zhuihui

citra *candling* telur putih mencapai 92,5% dengan *classifier Least Square Support Vector Machine (LS-SVM)*.

Dataset dari citra *candling* telur putih cenderung seragam dibanding dengan dataset dari citra *candling* telur ayam kampung. Beberapa citra *candling* telur ayam kampung yang diambil melalui proses *candling* cenderung memiliki variasi dengan *noise* yang *random*, hal ini terjadi karena adanya pengaruh dari kontaminasi iluminasi dan kontras yang rendah. Area kuning telur pada citra *candling* telur ayam kampung memiliki batas yang samar dengan area telur. Sehingga untuk mendapatkan area kuning telur yang jelas diperlukan perbaikan citra *candling* dan penyesuaian bentuk kuning telur sehingga area kuning telur lebih mudah untuk dipisahkan dengan area telur. Pada Gambar 1.1 ditampilkan contoh dataset citra *candling* telur putih dan hasil prapemrosesannya dengan penelitian zhuihui serta dataset citra *candling* telur ayam kampung dan hasil prapemrosesannya menggunakan penelitian zhuihui.

Penelitian mengenai prapemrosesan dan segmentasi dengan kondisi dataset yang serupa dilakukan oleh (Yang et al. 2014) Pada penelitian tersebut menggunakan dataset citra aurora yang diambil langsung yang memiliki kontras yang rendah dan kondisi *noise* yang random akibat kontaminasi iluminasi UVI, serta batas objek tepi



Gambar 1.2 Masalah pada segmentasi citra Aurora pada penelitian (Xi Yang 2014): (a). Noise, kontras rendah; (b). citra aurora dengan track cosmic ray; (c). citra aurora dengan cahaya bintang; (d). citra aurora dengan kontaminasi dayglow; (e). citra aurora dengan gap oval; (f). citra aurora dengan batas dalam yang kasar

aurora tidak terlihat kasat mata. Pada Gambar 1.2 ditampilkan dataset citra aurora dengan berbagai permasalahannya. Metode *Morphological Component Analysis* (MCA) digunakan untuk mereduksi efek *noise* dari kontaminasi iluminasi UVI dan kontaminasi lainnya.

Metode *Shape-Initialized* atau *Shape Knowledge Extraction* (SKE) digunakan untuk menyesuaikan bentuk citra aurora agar lebih sesuai dengan analisa *visual* manusia (*Human Visual Sistem*). Kemudian dilakukan segmentasi menggunakan *Intensity Adaptive Levelset* setelah bentuk dari citra aurora disesuaikan. Hasil pengujian metode ini superior dibanding beberapa metode segmentasi aurora sebelumnya (*benchmark*, HKM, AMET, PCNN, LLS-RHT, Li's + SI) untuk *gap* oval atau *full* oval aurora.

Untuk mengidentifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi, prapemrosesan citra *candling* telur ayam kampung dibutuhkan untuk memisahkan area kuning telur dengan area telur. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem pemisahan area kuning telur pada citra *candling* baru menggunakan metode MCA dan SKE untuk identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi. Metode MCA digunakan untuk mereduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung. Kemudian metode SKE digunakan untuk menyesuaikan bentuk kuning telur dari citra *candling* telur ayam kampung. Hasil dari area kuning telur tersebut nantinya akan dilakukan ekstraksi fitur bentuk dengan menggunakan *descriptor* bentuk *Ellips Variance* (Eva) dan *Circularity Rati*(Park 2011)so, sedangkan fitur warna dari kuning telur digunakan *mean* dari model warna *Hue*, *Saturation* dan *Intensity* (HSI). Untuk proses klasifikasi digunakan metode klasifikasi *support vector machine* (SVM) dengan metode pembandingan lain diantaranya metode *BackPropagation Neural Network* (BPNN) dan metode *K-Nearest Neighbord* (KNN). Fokus utama dalam penelitian ini adalah pengembangan prapemrosesan citra *candling*, yang selanjutnya akan digunakan untuk mendukung sistem identifikasi kesuburan telur ayam kampung, oleh karena itu dikembangkan pula proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.

1.2 Perumusan Masalah dan Pembatasan Masalah

Penelitian ini mengembangkan prapemrosesan untuk identifikasi kesuburan telur ayam kampung dengan dataset citra *candling* telur ayam kampung sebelum inkubasi. Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan ditemukan hipotesis hipotesis dari penelitian ini adalah “Penggunaan metode MCA untuk reduksi *noise* dan metode SKE untuk menyesuaikan bentuk kuning telur pada citra *candling* telur ayam kampung. Masalah yang akan diselesaikan pada penelitian ini diantaranya:

- a. Bagaimana mereduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung menggunakan metode MCA?
- b. Bagaimana menyesuaikan bentuk kuning telur pada citra *candling* telur ayam kampung menggunakan metode SKE?
- c. Bagaimana mengekstrak fitur bentuk dari area kuning telur baru dengan *descriptor* bentuk *Eva* dan *circularity ratio*?
- d. Bagaimana mengklasifikasi citra *candling* telur ayam kampung dengan metode klasifikasi SVM?
- e. Bagaimana menguji performa identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi?

1.3 Batasan masalah

- a. Pengambilan dataset citra *candling* telur dilakukan dengan pemotretan telur ayam kampung pada *candler* dan *illuminator* seperti pada subbab 2.2.
- b. Objek telur yang digunakan adalah telur ayam kampung yang berumur 1-24 jam setelah ayam bertelur.
- c. Pencahayaan pada *candler* menggunakan *LED super bright* putih tegangan 3 volt atau setara *LED handphone*.
- d. Kamera yang digunakan adalah merk *Nikon* 20 megapiksel dengan sensor *CCD*.

- 
- e. Proses pengambilan citra *candling* telur ayam kampung dilakukan sebelum telur dimasukkan dalam *incubator* (mesin tetas) (hari bertelurnya ayam).
 - f. Untuk efisiensi proses sistem dilakukan perubahan ukuran citra *candling* telur ayam kampung secara manual yang sebelumnya 5152 x 3684 piksel menjadi 300 x 225 piksel.
 - g. Pengembangan sistem dalam mengolah citra menjadi fitur dan informasi dilakukan di Matlab 2013.

1.4 Tujuan Penelitian

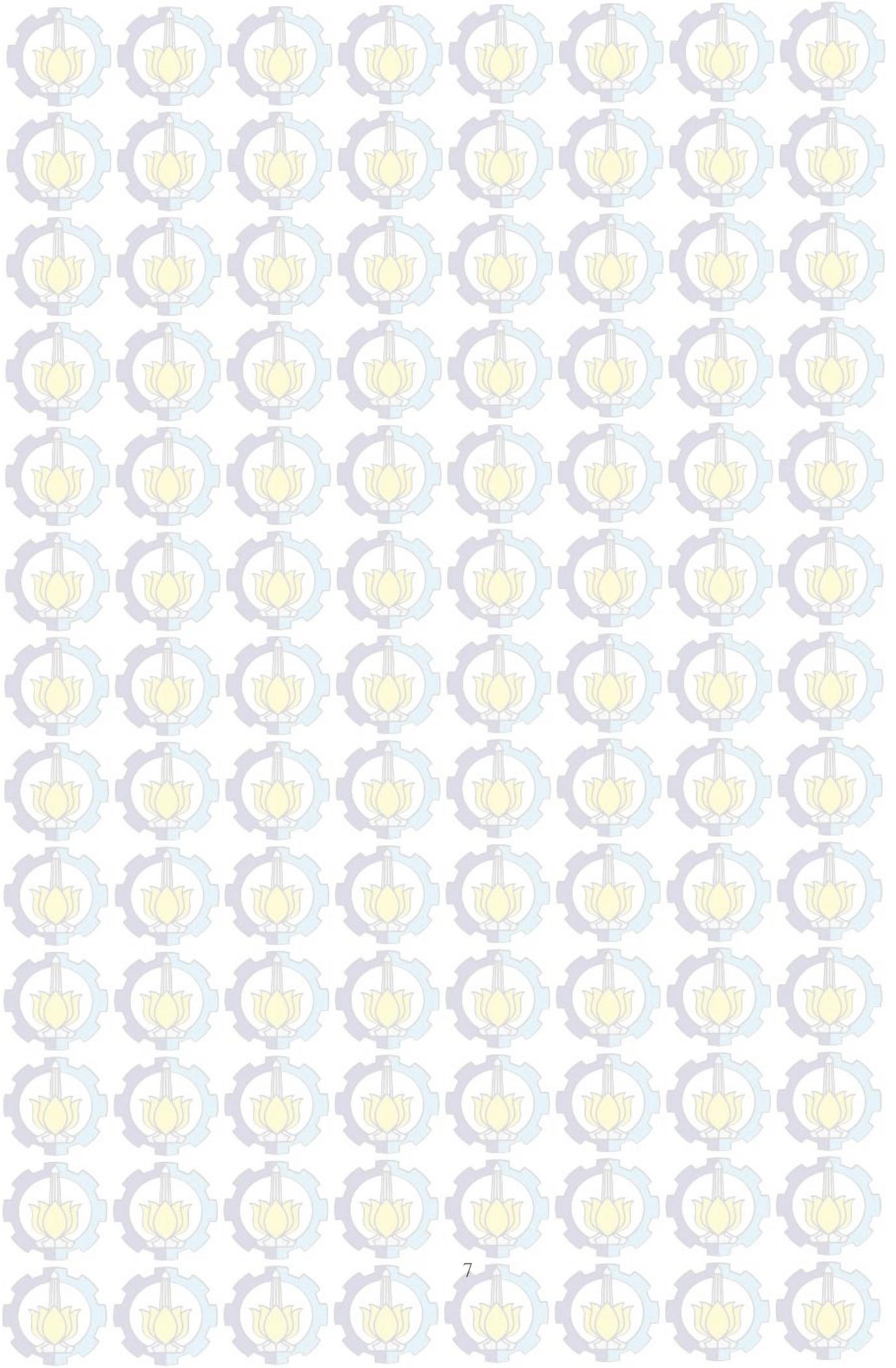
Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem pemisahan area kuning telur pada citra *candling* baru menggunakan metode MCA dan SKE untuk identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi.

1.4 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian ini adalah melakukan prapemrosesan citra *candling* menggunakan metode MCA dan SKE untuk mendapatkan area kuning telur pada identifikasi kesuburan telur ayam kampung sebelum inkubasi.

1.5 Manfaat Penelitian

Dihasilkan perangkat lunak yang mampu mengidentifikasi kesuburan telur ayam kampung menggunakan citra *candling* telur ayam kampung, perangkat lunak ini diharapkan dapat membantu pihak peternak maupun penghobi ayam kampung untuk mengoptimalkan keberhasilan penetasan telur dan mengurangi resiko gagal menetas pada proses penetasan.



BAB 2 KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas kajian pustaka dan dasar teori yang menjadi acuan penelitian ini. Tinjauan pustaka yang dijelaskan meliputi citra *candling* telur ayam kampung yang menjadi objek pada penelitian ini. Kemudian dibahas metode yang digunakan dalam setiap tahap identifikasi kesuburan telur ayam kampung antara lain, metode *MCA* untuk reduksi dan metode *SKE* untuk mendapatkan area kuning telur. Selain itu dibahas juga fitur yang digunakan seperti *descriptor* bentuk *Eva*, *Circularity Ratio* dan fitur warna *HSI*, serta dibahas juga metode klasifikasi *SVM*.

2.1 Penelitian Sebelumnya

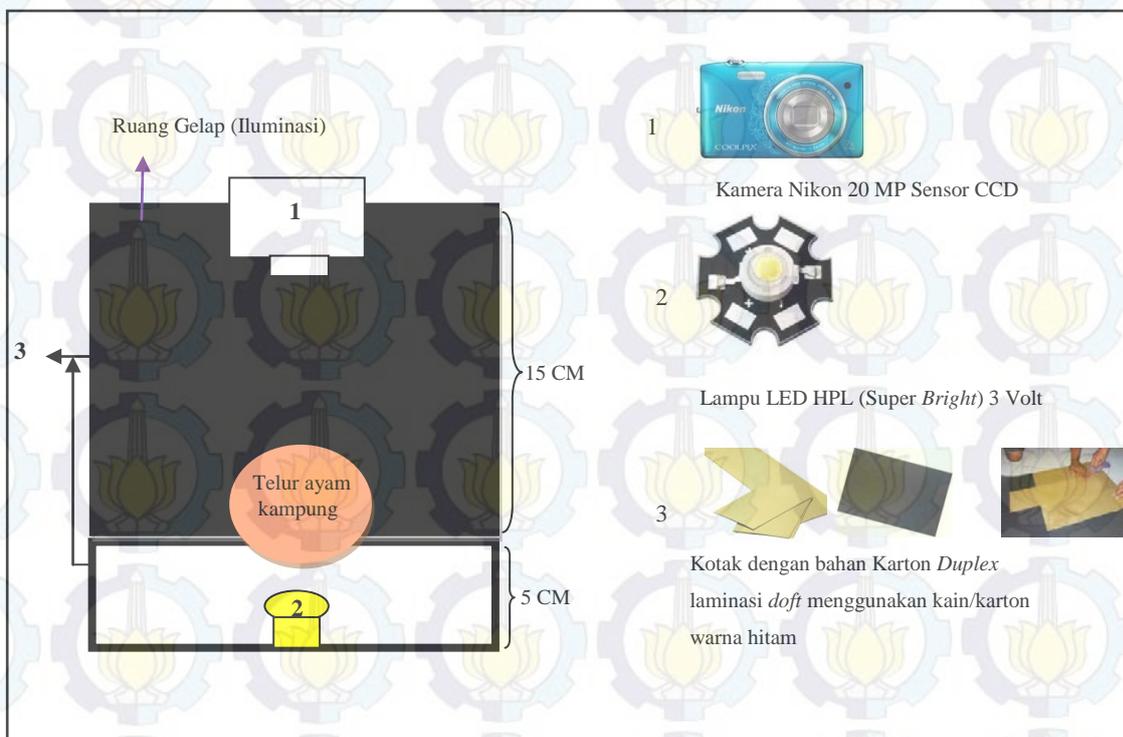
Terdapat dua penelitian utama yang dijadikan acuan yang menjadi kajian pustaka pada penelitian tesis ini. Peneliti pertama adalah (Wang et al. 2009) dan penelitian kedua (Zhu et al. 2011). Tahapan dari kedua penelitian ini hampir sama namun tujuannya yang berbeda. Adapun tahapan yang sama dari kedua penelitian ini antara lain, pemisahan area telur (Gonzalez 2009), pemisahan area kuning telur, ekstraksi fitur kuning telur dan klasifikasi. Penelitian pertama bertujuan mengukur kesegaran pada telur untuk konsumsi dengan mengukur rasio pada *index* kuning telur dan ruang udara pada telur. Tahapan pemisahan telur dan pemisahan area telur penelitian pertama merupakan acuan dari penelitian kedua.

Pada penelitian kedua memiliki tujuan mengidentifikasi kesuburan telur putih untuk konsumsi dan *doc* ayam. Dataset citra *candling* telur putih diambil sebelum proses inkubasi. Pada penelitian ini terdapat 3 tahap utama yaitu memisahkan area telur dengan *background*, memisahkan area kuning telur dengan telur dan mendapatkan warna kuning telur. Fitur yang digunakan dalam penelitian fitur bentuk berupa *index*, *roundness*, *elongation*, *geometric moment* dari telur dan kuning telur, serta fitur warna berupa *color mean* seperti *hue* (H), *intensity* (I), *saturation* (S) dari kuning telur. Klasifikasi dari penelitian tersebut menggunakan metode *least square support vector machine (LS-SVM)* dengan akurasi 92.5%.

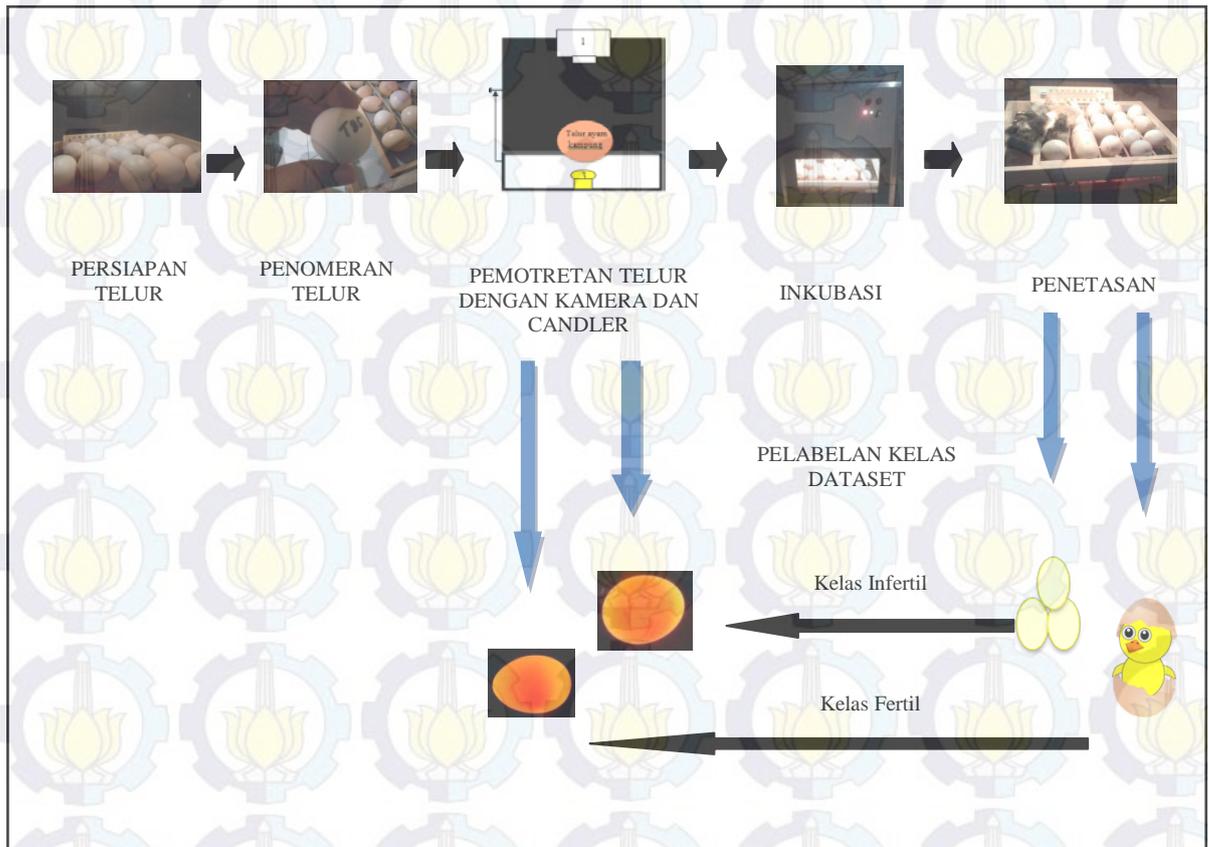
2.2 Pengambilan Citra *Candling* Telur Ayam Kampung

Citra *candling* telur merupakan citra yang didapatkan dengan memotret salah satu sisi telur dimana sisi telur lainnya telah diberikan cahaya, proses pengambilan citra *candling* telur dilakukan dalam kondisi gelap dengan alat bantu *candler* yang dibuat sendiri oleh penulis seperti pada Gambar 2.1. *Candler* dijadikan sebagai media bantu pengambilan citra *candling*. Mekanisme pengambilan citra *candling* telur mengadopsi proses *candling* secara manual menggunakan *candler* seperti pada Gambar 2.2.

Pada Gambar 2.2 diilustrasikan citra *candling* diambil dari telur ayam yang berumur 0-24 jam setelah ayam bertelur kemudian dilakukan penomeran telur, setelah itu dilakukan pemotretan untuk mendapatkan citra *candling* sebelum inkubasi. Pada tahap ini belum diketahui kelas dari citra *candling*, oleh karenanya dilakukan proses inkubasi pada telur, setelah 21 hari proses inkubasi maka dapat diketahui kelas dari citra *candling* tersebut berdasarkan menetas atau tidaknya telur. Pada lampiran 1.1 dilampirkan gambar proses pemotretan dataset citra *candling* telur ayam kampung dan pada lampiran 1.2 dilampirkan contoh dataset citra *candling* telur ayam kampung.



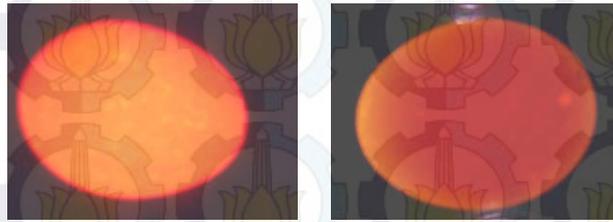
Gambar 2.1. Ilustrasi dan spesifikasi dari *candler* telur untuk pengambilan citra *candling* telur ayam kampung



Gambar 2.2. Tahap pengambilan Dataset dan pelabelan kelas citra *candling* telur ayam kampung

2.3 Area Kuning Telur pada Citra *Candling*

Area kuning telur merupakan bagian utama dari proses penelitian ini, kerana tujuan dari penelitian ini adalah memisahkan area kuning telur dengan area telur. Secara visual area kuning telur berada didalam area telur, namun terkadang area kuning telur tersebut tidak dapat dilihat secara jelas dan memiliki banyak *noise* akibat iluminasi ketika proses pengambilan dan *noise* pada cangkang luar maupun cangkang telur. Selain itu antara area kuning telur dan area telur memiliki batas yang samar, seperti yang terlihat pada Gambar 2.3. Berdasarkan penelitian (Wang et al. 2009) dan (Zhu et al. 2011) area kuning telur lebih jelas terlihat secara visual pada kanal warna G atau komponen warna hijau pada citra RGB. Sehingga prapemrosesan dan pemisahan area kuning telur pada citra *candling* difokuskan pada komponen warna hijau.



Gambar 2.3. Contoh Citra *Candling* Telur Ayam Kampung

2.4 *Morphological Component Analysis*

Pada penelitian ini proses reduksi *noise* pada citra *candling* menggunakan metode *Morphological Component Analysis* (MCA). MCA mengasumsikan bahwa citra inputan x merupakan kombinasi dari layer-layer K *morphological* $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,K}$, dimana setiap x_i merepresentasikan layer *morphological* dengan tipe yang berbeda. *Layer* ini menggunakan sebuah kumpulan yang memiliki *dictionaries* yang lebih lengkap $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k\}$ untuk menggambarkan layer-layer tersebut (Donoho 2007). Untuk setiap i , x dapat direpresentasikan secara *sparsing* melalui atom-atom yang sesuai dengan *dictionaries* Φ_i dan tidak dapat direpresentasikan secara *sparsing* melalui *dictionaries* yang lain Φ_j ($j \neq i$).

Untuk citra *candling* K ditandai dengan 2, dimana x_1 merepresentasikan layer *morphological* dari citra dan x_2 menunjukkan layer *morphological* dari *random noise*. Nilai optimal dari x_i dapat diperoleh dengan formula berikut (Bobin, 2007).

$$\min_{x_1, x_2} \left\| \Phi_1^T x_1 \right\|_1 + \left\| \Phi_2^T x_2 \right\|_1 \quad (2.1)$$

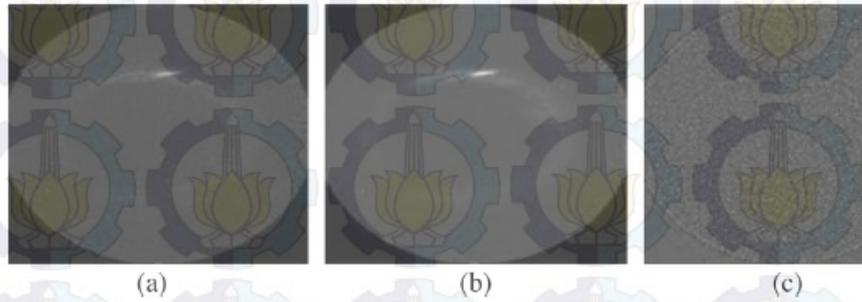
$$\text{s. t. } x = x_1 - x_2. \quad (2.2)$$

dimana :

x_1 = layer *morphological* dari citra

x_2 = layer *morphological* dari *random noise*

Secara umum representasi *dictionary* sangat penting untuk hasil dari MCA. Untuk layer morfologi citra, transformasi *curvelet* digunakan untuk *descriptor* bentuk oval yang bagus untuk *dictionary* yang sesuai. Untuk *noise random* digunakan *discrete cosine transform* (DCT) yang sesuai untuk merepresentasikan *noise random periodic* pada domain frekuensi. Contoh hasil MCA pada reduksi *noise* citra aurora dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Hasil MCA pada citra aurora, (a) Citra *Original*, (b) layer morfologi dari citra aurora, (c) layer morfologi *noise random* (Yang et al. 2014)

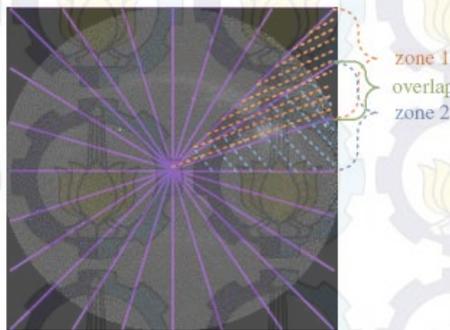
2.5 Shape Knowledge Extraction

Pada proses pemisahan area kuning telur dengan area telur digunakan metode *shape knowledge extraction*. Tujuan utama penggunaan metode ini agar area kuning telur lebih dapat terlihat secara jelas seperti analisa visual. Secara garis besar proses dari *shape knowledge extraction* terdiri dari 3 proses yaitu *MLT adaptif thresholding*, *multi structuring element*, dan *elliptic fitting* (Yang et al. 2014).

Pada tahap pertama metode adaptif *MLT (Magnetic Local Time) Adaptive Thresholding* digunakan untuk proses binerisasi citra setelah membagi citra menjadi beberapa zona seperti pada Gambar 2.5. Pada Gambar 2.5 citra terbagi menjadi 24 zona $\{Z_m\}_{m=1,2,\dots,24}$. Diasumsikan bahwa intensitas dari citra dan background di setiap zona Z_m merupakan distribusi normal. Intensitas *histogram* dari sebuah citra dapat di aproksimasikan melalui penjumlahan dua distribusi normal. Selanjutnya *threshold* T_m dapat didapatkan melalui persamaan 2.3.

$$T_m = \arg \min_t \sum_{i=0}^{255} (H_{est}(i, t) - H(i))^2, \quad (2.3)$$

$$H_{est}(i, t) = \sum_{k=1}^2 \frac{P_k}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \exp \left[-\frac{(i-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2} \right], \quad (2.4)$$



Gambar 2.5 contoh subdivision pada citra aurora menggunakan MLT. (Xi Yang dkk. 2014).

dimana :

i = intensitas piksel dalam range 0-255,

t = threshold pemisah piksel citra dengan piksel *background*,

$H_{est}(i, t)$ = sebagai *histogram* citra,

μ_k adalah *mean* dari distribusi normal,

σ_k = *standart deviasi* dari distribusi normal,

P_k = persentasi dari distribusi normal ke k ,

$H(i)$ = *histogram* citra asli.

Threshold optimal adalah dari t yang meminimalkan *mean square error* (MSE) antara *histogram* estimasi dan citra asli.

Pada tahap kedua *multistructuring element filter* digunakan untuk mengeliminasi poin-poin yang terisolasi dan mengisi *region* yang rusak. Formula *morphologi opening* (2.5) digunakan untuk melakukan penghalusan kontur dari objek, menghilangkan retakan kecil. Operasi *closing* (2.6) digunakan untuk menghilangkan lubang kecil dan mengisi celah pada kontur objek.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B, \quad (2.5)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.6)$$

dimana :

\ominus merupakan operator morfologi erosi,

\oplus merupakan operator morfologi dilasi.

Struktur elemen B biasanya memiliki bermacam bentuk seperti *disk*, *square*, dan *across*. Setiap citra memiliki karakteristik tersendiri sehingga dibutuhkan penyesuai struktur elemen yang digunakan. Selain itu sebagai skala struktur elemen B memiliki pengaruh terhadap hasil. (Yang et al. 2014) menggunakan sebuah kumpulan struktur elemen $\{B\} = B_1, B_2, \dots, B_n$ dengan skala yang secara bertahap meningkat untuk menghindari hilangnya informasi secara rinci. Filter morfologi *Multi-structuring element* dapat direpresentasikan melalui formula (2.7).

$$G = (((A \circ B_i) \bullet B_i) \circ B_{i+1}) \bullet B_{i+1} \dots i = 1 \dots n \quad (2.7)$$

Output citra morfologi I_m dapat dihasilkan dengan input citra biner dari hasil *MLT-thresholding* I_b , rumus 2.8 untuk mendapatkan citra output morfologi.

$$I_m = I_b * G + I_r * G \quad (2.8)$$

dimana :

“*” = operasi *konvolusi*

I_r = bagian *residual* I_b setelah proses *convolving* dengan kernel G .

Citra biner I_m hasil dari *multistructuring element filter* akan dijadikan input dari proses ekstraksi fitur bentuk area kuning telur.

2.6 Deskriptor Bentuk

Pada bentuk kuning telur dari citra candling digunakan deksriptor bentuk *Circularity Ratio* dan *Elliptic Variance* (Park 2011). *Circularity Ratio* merupakan tingkat kemiripan objek terhadap lingkaran. Untuk mendapatkan nilai dari *circularity Rasio* digunakan pembagian dari rata-rata jarak radial dari *centroid* objek ke *boundary* dengan *standart deviasi radial* dari objek ke *boundary* $\frac{\sigma_R}{\mu_R}$ rumus 2.9 digunakan untuk mencari nilai σ_R , rumus 2.10 digunakan untuk mencari μ_R dan rumus 2.11 digunakan untuk mencari d_i .

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (d_i - \mu_R)^2}, \quad (2.9)$$

$$\mu_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} d_i, \quad (2.10)$$

$$d_i = \sqrt{(x_i - g_x)^2 + (y_i - g_y)^2}. \quad (2.11)$$

dimana:

d_i = jarak radial dari *centroid* dengan tepi objek

Elliptic Variance atau $\sigma'R$ merupakan *mapping error* dari bentuk objek terhadap *ellips* yang memiliki *covariance matrix* dengan bentuk untuk *elips* dengan matriks *kovarians* yang sama dengan bentuk objek. Rumus 2.12 dan 2.13 digunakan untuk menghitung $\sigma'R$ dan $\mu'R$ serta rumus 2.14 untuk mengukur jarak radial.

$$\sigma'R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (d'_i - \mu'R)^2}, \quad (2.12)$$

$$\mu'R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} d'_i, \quad (2.13)$$

$$\text{untuk } d'_i = \sqrt{V_i^T C_{\text{ellipse}}^{-1} V_i} \text{ dan } V_i = \begin{pmatrix} x_i - g_x \\ y_i - g_y \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

dimana
 d'_i = jarak radial dari *centroid* dengan tepi objek
 C = matriks kovarian

2.7 Model Warna HSI

HSI merupakan model yang memisahkan komponen intensitas dari informasi warna yang dibawa (*hue* dan *saturation*) dalam warna citra. Berikut adalah cara mendapatkan model warna HSI dari citra RGB.

Dengan rumus 2.15,

$$H = \begin{cases} \theta & \text{jika } B \leq G \\ 360 & \text{jika } B > G \end{cases} \quad (2.15)$$

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

Komponen saturasi ditentukan oleh rumus 2.16:

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R,G,B)] \quad (2.16)$$

Komponen intensitas ditentukan oleh rumus 2.17:

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B) \quad (2.17)$$

Dimana:

R= komponen warna merah

G= komponen warna hijau

B= komponen warna biru

2.8 Support Vector Machine (SVM)

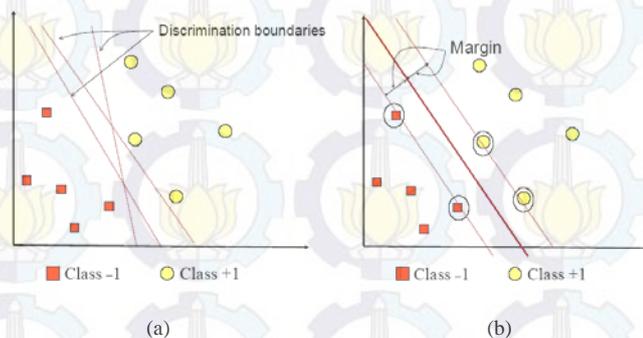
Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dan pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane*, kernel diperkenalkan oleh (Aizerman M.A 1964) tahun 1950, dan demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992, belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar class, SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *non-linear*. dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi. Perkembangan ini memberikan rangsangan minat penelitian di bidang *pattern recognition* untuk investigasi potensi kemampuan SVM secara teoritis maupun dari segi aplikasi. Dewasa ini SVM telah berhasil diaplikasikan dalam problem dunia nyata (*real-world problems*), dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional seperti misalnya *artificial neural network* (Nugroho et al. 2003).

2.8.1 Pattern Recognition Menggunakan SVM

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada *input space*. *Hyperplane* dalam ruang vector berdimensi d adalah affine subspace berdimensi $d-1$ yang membagi ruang vector tersebut ke dalam dua bagian, yang masing-masing berkorespondensi pada class yang berbeda.

Gambar 2.6 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah class : $+1$ dan -1 . *Pattern* yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada class $+1$, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada Gambar 2.6 (a).



Gambar 2.6 SVM berusaha menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kedua class -1 dan $+1$.

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 solid pada Gambar 2.6 (b) menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in \mathcal{R}^d$, sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i = \{+1, -1\}$ untuk $i=1,2,3 \dots l$. Yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan dengan persamaan 2.18

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (2.18)$$

Pattern \vec{w} yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan 2.19

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1 \quad (2.19)$$

Sedangkan *pattern* \vec{w} yang termasuk class $+1$ (sampel positif)

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1 \quad (2.20)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$. Hal ini dapat dirumuskan

sebagai *Quadratic Programming* (QP) problem, yaitu mencari titik minimal persamaan (2.24), dengan memperhatikan constraint persamaan (2.21).

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (2.21)$$

Dimana

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \quad \forall i \quad (2.22)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1),$$

dengan $i = 1, 2, \dots, l$. (2.23)

α_i adalah *Lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (2.32) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan (2.24) dapat dimodifikasi sebagai maksimisasi problem yang hanya mengandung saja α_i , sebagaimana persamaan (2.27).

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j,$$
(2.24)

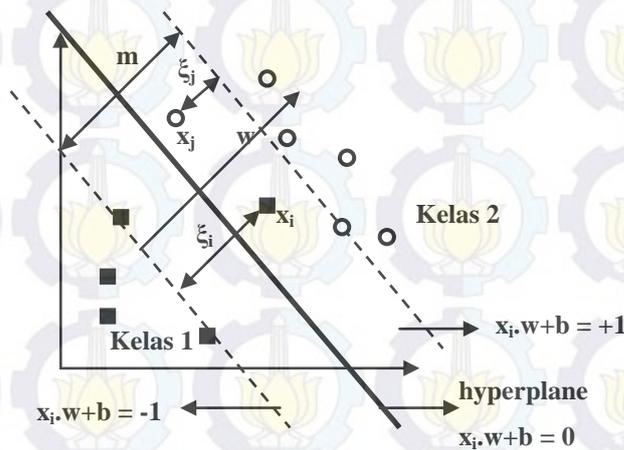
dimana

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0.$$
(2.25)

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector* (Nugroho et al. 2003).

2.8.2 SVM untuk Data Nonlinier

Untuk mengklasifikasikan data yang tidak dapat dipisahkan secara linier formula SVM harus dimodifikasi. Oleh karena itu, kedua bidang pembatas pada persamaan (2.28) harus diubah sehingga lebih fleksibel (untuk kondisi tertentu) dengan penambahan variabel ξ_i ($\xi_i \geq 0, \forall_i$; $\xi_i = 0$ jika x_i diklasifikasikan dengan benar) menjadi $x_i \cdot w + b \geq 1 - \xi_i$ untuk kelas 1 dan $x_i \cdot w + b \leq -1 + \xi_i$ untuk kelas 2. Pencarian bidang pemisah terbaik dengan penambahan variabel ξ_i sering juga disebut *soft margin hyperplane* (Burges 1998). Gambar 2.7 menunjukkan gambar *soft margin hyperplane*, dengan penambahan variabel ξ_i .



Gambar 2.7 Soft margin hyperplane.

Dengan demikian formula pencarian bidang pemisah terbaik berubah menjadi:

$$\min \frac{1}{2} |w|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right), \quad (2.26)$$

dimana $y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 - \xi_i$ dan $\xi_i \geq 0$. C adalah parameter yang menentukan besar penalti akibat kesalahan dalam klasifikasi data dan nilainya ditentukan oleh pengguna.

Selanjutnya, bentuk *primal problem* sebelumnya berubah menjadi:

$$\min_{w,b} Lp(w, x, b) = \frac{1}{2} |w|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_1 \alpha_i \{y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i\} - \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i. \quad (2.27)$$

Dengan cara yang sama dengan penurunan persamaan dual problem pada data linier, maka persamaan dual problem untuk data nonlinier adalah sebagai berikut:

$$\max_{\alpha} L_D(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j, \quad (2.28)$$

dimana nilai α_i adalah $0 \geq \alpha_i \geq C$. Hal ini lebih dikenal dengan C-SVM.

Metode lain untuk menyelesaikan permasalahan data nonlinier dalam SVM adalah dengan cara memetakan data ke ruang dimensi lebih tinggi (ruang fitur atau *feature space* (Burges 1998), dimana data pada ruang tersebut dapat dipisahkan secara linier, dengan menggunakan transformasi Φ .

$$\Phi : \mathcal{R}^d \mapsto H. \quad (2.29)$$

Dengan demikian algoritma pelatihan tergantung dari data melalui *dot product* dalam H . Sebagai contoh $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$. Jika terdapat fungsi kernel K ,

sedemikian hingga $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$, dengan demikian dalam algoritma pelatihan hanya memerlukan fungsi kernel K , tanpa harus mengetahui transformasi Φ secara pasti.

Dengan mentransformasikan $x_k \rightarrow \Phi(x_k)$, maka nilai w menjadi $w = \sum_{i=1}^{nsv} \alpha_i y_i \Phi(x_i)$

dan fungsi pembelajaran menjadi:

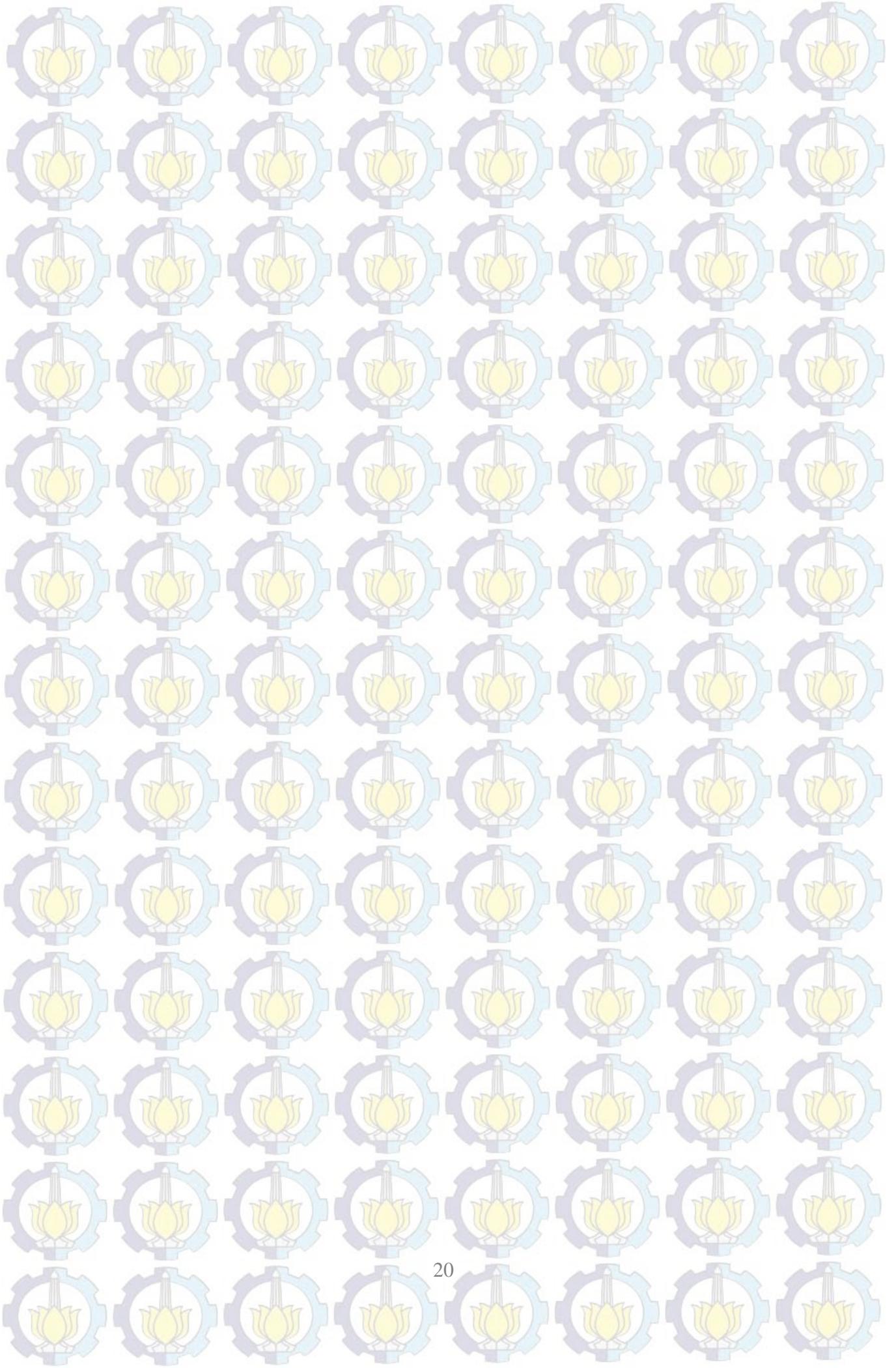
$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{nsv} \alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_d) + b, \quad (2.30)$$

Feature space biasanya mempunyai dimensi yang lebih tinggi, hal ini mengakibatkan komputasi pada *feature space* mungkin sangat besar. Untuk mengatasi hal ini, maka digunakan “*kernel trick*” atau $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$, maka persamaan (2.35) menjadi :

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{nsv} \alpha_i y_i K(x_i, x_d) + b, \quad (2.31)$$

dimana x_i adalah *support vector*.

Syarat sebuah fungsi bisa diubah kedalam bentuk kernel adalah fungsi tersebut harus memenuhi teorema Mercer, yang menyatakan bahwa matriks kernel yang dihasilkan harus bersifat positive semi-definite.



BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

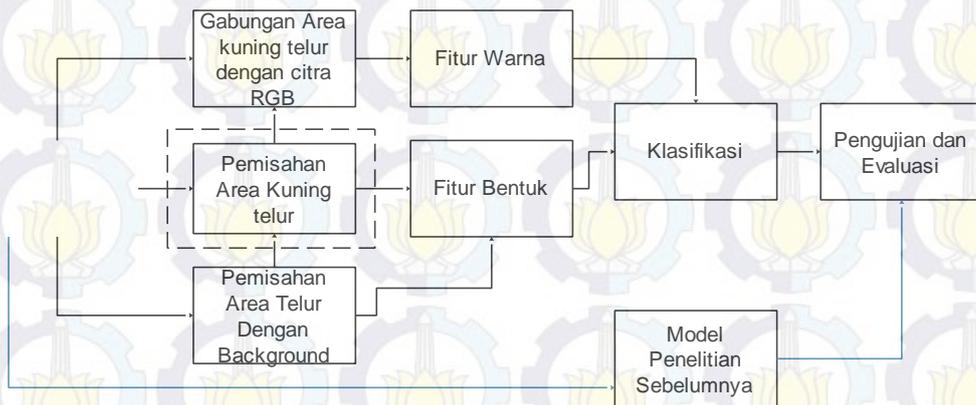
3.1 Tahapan Penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Dalam tahap studi literatur, dikaji beberapa referensi yang berkaitan dengan citra *candling*. Selain itu, dikaji pula metode yang akan digunakan yaitu *Morphological Component Analysis* dan *Shape Knowledge Extraction* serta fitur yang akan digunakan seperti *Eva* dan *Circularity ratio* serta metode ekstraksi fitur SVM.

3.1.2 Analisis dan Desain

Tahap analisis dalam penelitian ini meliputi perumusan masalah, batasan-batasan masalah, dan penyelesaiannya. Permasalahan yang akan diselesaikan adalah bagaimana mereduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung menggunakan *Morphological Component Analysis* dan mendapatkan sekaligus menyesuaikan bentuk kuning telur menggunakan *Shape Knowledge Extraction* pada citra *candling* telur ayam kampung. Setelah tahap analisis, kemudian didesain sistem identifikasi kesuburan telur ayam menggunakan citra *candling* telur sebelum proses penetasan berdasarkan hasil analisis sebelumnya. Pada Gambar 3.1 merupakan diagram blok sistem identifikasi kesuburan telur ayam kampung yang merupakan rancangan umum sistem. Rancangan sistem meliputi pengambilan dataset, pemisahan area telur dengan *background*, penggunaan metode *Morphological Component Analysis* untuk reduksi *noise* dan *Shape Knowledge Extraction* untuk mendapatkan area kuning telur, ekstraksi fitur, klasifikasi, pengujian system. Kemudian pada evaluasi dilakukan evaluasi akurasi berdasarkan skenario perbandingan prapemrosesan dan klasifikasi dengan beberapa penelitian sebelumnya serta membandingkan citra *candling* yang diambil pada hari ke 3 penetasan dengan citra yang diambil sebelum penetasan.



Gambar 3.1 Diagram Blok Sistem Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung

3.1.3 Implementasi Perangkat Lunak

Pada tahap ini, desain yang telah dirancang sebelumnya diimplementasikan menggunakan Matlab R2013a.

3.1.4 Ujicoba dan Analisis

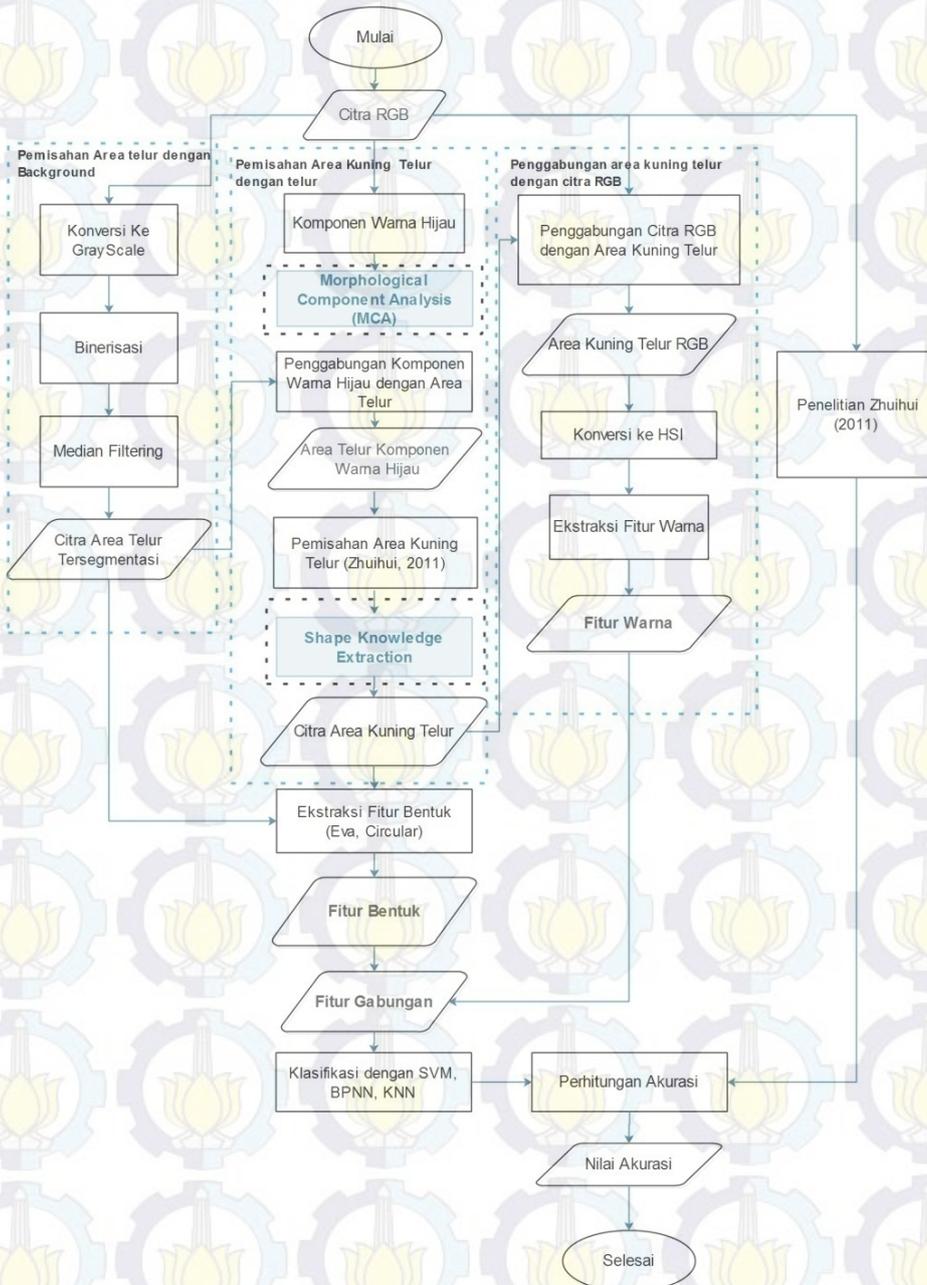
Melakukan pengujian dan analisis terhadap hasil dan performa metode yang diimplementasikan. Selain itu akan di analisis parameter-parameter yang optimum untuk penggunaan metode MCA dan metode SKE.

3.1.5 Penyusunan Laporan

Setiap kegiatan yang dilakukan dalam penelitian ini didokumentasikan. Mulai dari tahap studi literatur sampai dengan ujicoba, semua ditulis dalam laporan tesis. Laporan tesis ditulis berdasarkan ketentuan yang berlaku.

3.2 Rancangan Sistem

Pada penelitian ini skema setiap tahapan penelitian digambarkan pada Gambar 3.2 yang merupakan diagram alir sistem identifikasi kesuburan telur ayam kampung. Tahapan – tahapan tersebut adalah Pemisahan area telur dengan *background*, pemisahan area kuning telur yang sebelumnya digunakan metode MCA untuk reduksi *noise* citra *candling* telur ayam kampung dan *shape knowledge extraction* untuk mendapatkan bentuk kuning telur, ekstraksi fitur bentuk telur, bentuk kuning telur dan ekstraksi fitur warna kuning telur pada citra *candling* telur ayam kampung. Setelah didapatkan *fitur* dilakukan proses klasifikasi menggunakan *classifier Support Vector Machine(SVM)*. Selain itu



Gambar 3.2. Diagram Alir Sistem Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung

dilakukan perbandingan akurasi dengan dua penelitian prapemrosesan dan penelitian identifikasi kesuburan telur sebelumnya, yaitu penelitian (Wang et al. 2009) dan penelitian (Zhu et al. 2011).

3.2.1 Pengambilan Dataset

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah dataset dari citra *candling* telur yang dilakukan pemotretan sendiri oleh penulis. *Database* citra *candling* dikumpulkan oleh penulis secara manual dengan menggunakan kamera

Nikon 20MP CCD dengan menggunakan alat bantu kotak iluminasi yang biasa digunakan untuk membantu proses *candling* manual dengan penerangan lampu super LED 3 volt seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2.1.

Dalam Gambar. 2.2 disajikan mekanisme pengambilan citra *candling* telur seperti visualisasi dari *candling* telur secara manual. Pengambilan citra dilakukan sebelum telur masuk pada mesin inkubator. Dalam Gambar 2.2 disajikan citra *candling* sebelum telur dimasukkan pada mesin *inkubator*. Citra *candling* yang telah didapat kemudian dilakukan perubahan ukuran menjadi 300x225 piksel. Selanjutnya telur tersebut dilakukan proses penetasan selama kurang lebih 21 hari. Setelah 21 hari proses penetasan sebanyak 120 telur dicatat kondisi terakhir untuk proses pelabelan kelas pada dataset citra *candling*. Terdapat 2 kelas dari pada citra *candling* tersebut yaitu kelas *fertile*(subur) dan kelas *infertile*(tidak subur).

3.2.2 Pemisahan Area Telur dan Pemilihan Kanal Warna

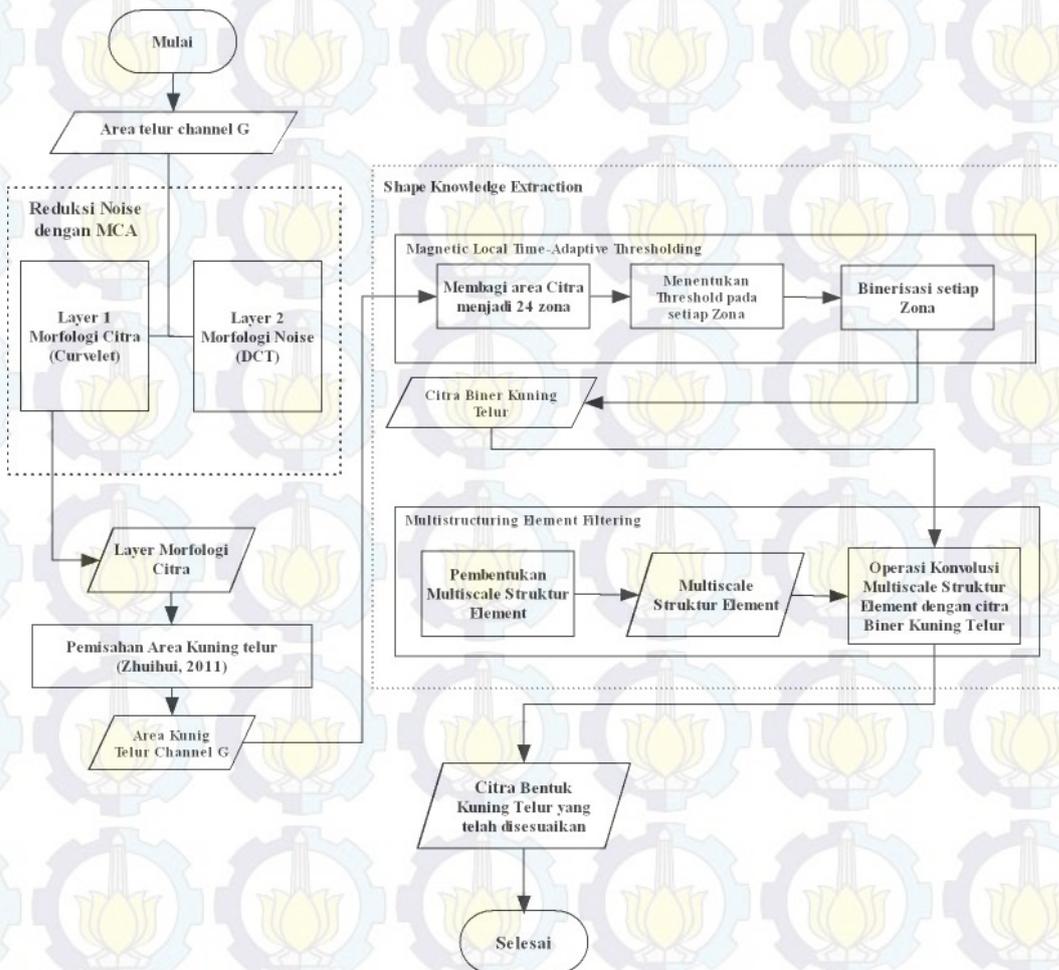
Pada tahap ini akan dilakukan pemisahan area telur, untuk mendapatkan objek area telur yang memiliki *background* hitam maka beberapa tahapan dilakukan. Menurut (Wang et al. 2009) tahapan dari pemisahan area telur dimulai dengan perubahan citra RGB menjadi citra *graycale*, selanjutnya citra *grayscale* tersebut dilakukan proses binerisasi untuk mendapatkan citra *biner*. Citra *biner* tersebut dilakukan pengurangan *noise* dan nilai *interferensial* dengan menggunakan *median filtering*. Hasil dari *median filtering* berupa segmentasi citra biner area telur dengan kualitas yang lebih bagus. Citra segmentasi area telur ini yang nantinya akan digabungkan pada kanal warna citra yang akan ditentukan.

Area kuning telur pada citra *candling* tidak dapat dilihat secara langsung. Perlu adanya pemilihan komponen warna dari citra *candling* telur. Berdasarkan riset dari (Wang et al. 2009) dan (Zhu et al. 2011) komponen warna hijau lebih dapat terlihat area kuning telurnya dengan warna yang lebih gelap. Sedangkan pada komponen warna merah area telur keseluruhan berwarna putih, komponen warna biru cenderung gelap dan kontrasnya rendah. Oleh karena itu dipilih komponen warna hijau yang nantinya akan digabungkan dengan citra biner segmentasi area telur. Citra tersebut yang nantinya akan menjadi input dari penelitian tesis ini.

3.2.3 Mendapatkan Citra Area Kuning Telur

Setelah proses pemisahan komponen pemisahan telur dengan *background* dan penggabungan citra tersegmentasi dengan komponen warna hijau, langkah selanjutnya dalam tesis ini adalah mereduksi *noise* menggunakan *Morphological Component Analysis*. Pada proses reduksi *noise* citra dilakan proses operasi pada domain frekuensi dimana citra akan dibagi menjadi dua *layer*. *Layer* pertama merupakan *layer* citra dan *layer* kedua merupakan *layer noise*. *Layer* citra direpresentasikan dengan menggunakan *curvelet*, sedangkan *layer noise* direpresentasikan dengan metode DCT (*Discrete Cosine Transform*). *Layer* citra dioptimasi dengan fungsi optimasi pada rumus 2.1 dan 2.2. Setelah citra tereduksi *noise*, dilakukan proses pemisahan kuning telur dari area telur dalam bentuk *grayscale*, citra tersebut dijadikan inputan untuk proses *shape knowledge extraction*, proses ini digunakan untuk memperjelas area kuning telur agar bentuk kuning telur terlihat lebih jelas.

Pada proses *shape knowledge extraction* dibagi menjadi tiga proses yaitu *magnetic local time (MLT) adaptive thresholding*, *multistucturing element* dan *elliptic fitting*. *MLT-adaptif thresholding* membagi citra menjadi 24 zona dimana setiap zona, setiap zona citra tersebut dilakukan *thresholding* menggunakan rumus 2.3 dan 2.4. Untuk memperbaiki kontur dari citra *candling* telur ayam kampung dilakukan operasi morfologi dengan menggabungkan stuktur elemen. *Multistucturing element filtering* mengeliminasi poin-poin yang terisolasi dan mengisi *region* yang rusak. Formula dari *Multistucturing element filtering* terdapat pada rumus 2.7 dan 2.8 yang menghasilkan citra biner area kuning telur yang berkontur lebih hasil. Citra biner ini akan digunakan sebagai inputan dari proses ekstraksi fitur, Proses mendapatkan citra area kuning telur digambarkan pada gambar 3.3. Citra bentuk kuning telur digunakan untuk inputan proses ekstraksi fitur.



Gambar 3.3. Proses reduksi *noise* citra candling dengan *Morphological Component Analysis* penyesuaian bentuk dengan *Shape Knowledge Extraction*.

3.2.4 Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi

Pada penelitian tesis ini fitur yang digunakan untuk proses identifikasi kesuburan pada telur ayam kampung adalah fitur bentuk dan fitur warna. Seperti penjelasan bab 2 mengenai fitur untuk kuning telur, maka pada penelitian ini fitur yang digunakan adalah deskriptor bentuk dan fitur warna. Deskriptor bentuk yang digunakan adalah *Circularity Ratio* dan *Ellipse Variance* dari area telur dan kuning telur. Sedangkan pada fitur warna digunakan *mean* dari H (*hue*), S (*saturation*), I (*intensity*) dari area kuning telur seperti penelitian dari (Wang et al. 2009) dan (Zhu et al. 2011) untuk *classifier* yang digunakan adalah SVM (*Support Vector Machine*) dengan beberapa *kernel* yang akan disesuaikan.

3.2.5 Skenario Pengujian

Pada penelitian ini dilakukan beberapa skenario untuk menguji performa dari sistem prapemrosesan citra *candling* pada identifikasi kesuburan telur ayam kampung yang diusulkan oleh penulis. Skenario tersebut diantaranya:

1. Membandingkan metode prapemrosesan yang diusulkan dengan penelitian sebelumnya (Zhu et al. 2011) dengan menggunakan citra *candling* telur ayam kampung sebelum penetasan menggunakan fitur bentuk berupa *index*, *roundness*, *elongation*, *geometric moment* dari telur dan kuning telur, serta fitur warna berupa *color mean* seperti *hue* (H), *intensity* (I), *saturation* (S) dari kuning telur dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).
2. Mengukur akurasi dari citra *candling* yang diklasifikasi dengan menggunakan fitur bentuk baru *Eva*, *Circularity Ratio* dari area telur dan kuning telur dan fitur warna berupa *color mean* seperti *hue* (H), *intensity* (I), *saturation* (S) pada area kuning telur menggunakan metode klasifikasi SVM dengan kernel yang berbeda serta classifier BP-NN dan KNN untuk perbandingan performa.

3.2.6 Pemilihan Parameter Maksimum

Seperti yang dijelaskan sebelumnya bahwa pada metode *morphological component analysis* dan *shape knowledge extraction* memiliki beberapa parameter pilihan yang memiliki kesesuaian tersendiri dari setiap kondisi citra. Hal ini juga dikarenakan oleh kondisi objek yang memiliki tingkat *noise* yang berbeda.

Adapun parameter yang akan digunakan adalah Pemilihan parameter bentuk struktur elemen akan berbeda dari setiap citra.

Untuk setiap gambar citra *candling* ayam kampung, pada proses MCA dilakukan pemilihan skala dan sudut pada *curvelet* agar menciptakan nilai optimal dari layer citra. Kemudian pada proses *shape knowledge extraction*, pada bagian *multistructuring element filtering* pemilihan parameter bentuk struktur elemen bisa berbeda sehingga semua bentuk struktur elemen yang optimal dipilih dengan cara mengambil rata-rata dari bentuk struktur elemen terbaik dari semua citra uji.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas tentang hasil uji coba dari penelitian yang telah dilakukan. Berdasarkan dari hasil uji coba maka akan dilakukan proses analisis untuk mengetahui beberapa hal yang akan menjadi kesimpulan dari penelitian ini.

4.1 Lingkungan Uji Coba

Untuk uji coba pada penelitian ini, spesifikasi dari perangkat keras yang digunakan dalam implementasi perangkat lunak terdiri dari prosesor Intel Core i3 2.20 GHz, memori berkapasitas 2 GB dan kapasitas *harddisk* sebesar 320 GB. Sedangkan untuk spesifikasi perangkat lunak yang digunakan dalam implementasi perangkat lunak yakni Matlab R2013a.

4.2 Data Uji Coba

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah 120 citra *candling* telur ayam kampung sebelum inkubasi yang diambil melalui proses *candler* seperti pada subbab 2.2. Komposisi dalam database ini terdiri dari 60 citra *candling* dengan telur *fertile* dan 60 citra *candling* dengan telur *infertile*. Untuk keperluan uji coba klasifikasi, komposisi data *training* terbagi menjadi 30 citra *candling* dengan telur *fertile* dan 30 citra *candling* dengan telur *infertile*. Komposisi data *testing* 60 terbagi menjadi 30 citra *candling* dengan telur *fertile* dan 30 citra *candling* dengan telur *infertile*. Contoh citra *candling* telur ayam kampung tersebut disajikan dalam Gambar 4.1. Untuk 120 citra secara lengkap disajikan dalam Lampiran 2.



(a)



(b)

Gambar 4.1.. Contoh Citra *Candling* Telur Ayam Kampung (a) Kelas Fertile, (b) Kelas Infertil

4.3 Tahap Uji Coba

Pada tahap ini, akan dilakukan uji coba terhadap sistem yang telah dikerjakan. Pengukuran kinerja dalam uji coba ini perhitungan akurasi, kemudian dilakukan perbandingan akurasi dari metode yang diusulkan dengan metode penelitian sebelumnya (Zhuhui, 2011). Uji coba dalam penelitian ini dibagi menjadi dua percobaan yaitu menggunakan metode reduksi *noise Morphological Component Analysis* (MCA) pada cira *candling* dan metode penyesuaian bentuk dari kuning telur menggunakan *Shape Knowledge Extraction* (SKE).

Uji coba pertama dilakukan pada metode MCA dengan menampilkan hasil proses reduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung secara visual, kemudian dilakukan proses perbandingan akurasi pada klasifikasi citra *candling* telur ayam kampung setelah dilakukan reduksi *noise* menggunakan metode MCA dan dengan akurasi dari penelitian sebelumnya. Uji coba kedua dilakukan dengan menampilkan hasil dari proses SKE secara visual. Proses tersebut terbagi menjadi *magnetic local time adaptive thresholding* untuk menentukan *threshold* dari proses binerisasi dan dilanjutkan *multistructuring element filtering* untuk perbaikan dari kontur bentuk dari kuning telur. Selain uji secara visual dilakukan juga perbandingan nilai akurasi klasifikasi dari citra *candling* telur ayam kampung antara metode yang diusulkan dengan metode sebelumnya (Zhu et al. 2011).

4.3.1 Uji Coba Visual MCA untuk Reduksi Noise Citra Candling

Uji coba ini dilakukan untuk melihat pengaruh metode MCA terhadap reduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung. Pada uji coba ini ditunjukkan sebagian dari hasil reduksi *noise* dari metode MCA berupa citra dan tekstur *noise* random yang disajikan pada Gambar 4.2 dan hasil keseluruhan reduksi *noise* menggunakan MCA disajikan dalam lampiran 3. Pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa MCA mereduksi *noise* dengan membagi citra menjadi 2 layer morfologi, yaitu layer morfologi citra dan layer morfologi *noise*.

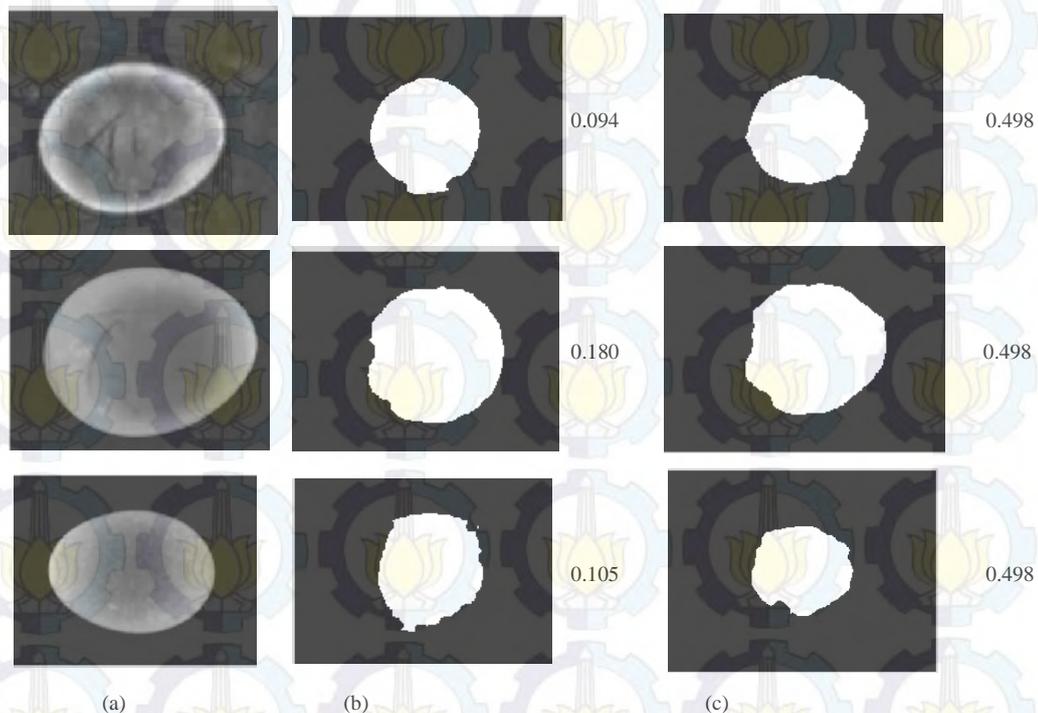


Gambar 4. 2. Hasil MCA pada citra *candling* telur ayam kampung, (a) citra *Original*, (b) layer morfologi dari citra *candling* telur ayam kampung, (c) layer morfologi dari *noise random*

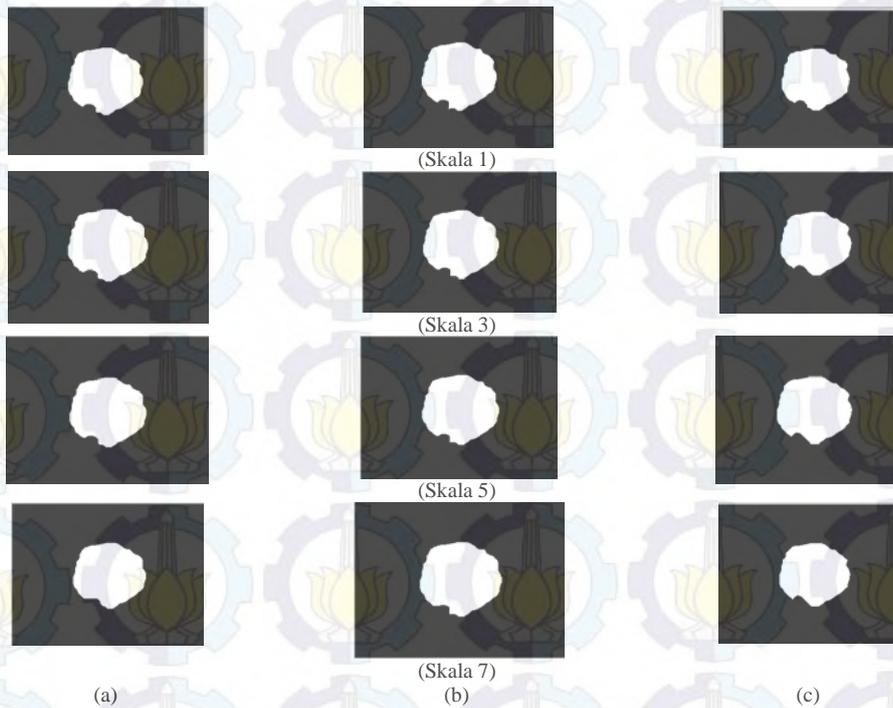
4.3.2. Uji Coba Visual Magnetic Local Time Adaptive Thresholding (SKE-1)

Uji coba ini dilakukan untuk melihat pengaruh metode *MLT-adaptive thresholding* terhadap binerisasi area kuning telur. Pada uji coba ini ditunjukkan sebagian hasil dari binerisasi sebelum dan sesudah menggunakan metode *MLT-adaptive Thresholding* berupa citra biner area kuning telur disajikan pada Gambar 4.3 dan hasil *threshold* setiap zona dari beberapa citra.

Pada uji coba ini dilakukan perbandingan secara visual hasil binerisasi yang digunakan penelitian sebelum dengan menggunakan penentuan *thresholding* otsu (*autothresholding*) dengan metode *thresholding* yang diusulkan. Pada gambar 4.3 ditunjukkan nilai *threshold* dari setiap citra ketika menggunakan otsu dan nilai *threshold* citra ketika menggunakan metode *MLT-adaptive Thresholding*. Nilai *threshold* *MLT-adaptive Thresholding* tersebut merupakan *threshold* rata-rata dari 24 zona yang didapatkan dengan fungsi 2.3 dan 2.4. fungsi 2.3 dan 2.4 digunakan untuk mendapatkan nilai *threshold* dari setiap zona dari citra *candling* telur ayam kampung.



Gambar 4.3 a. Komponen warna hijau citra *candling*, (b) citra biner hasil *autothreshold* dan nilai *threshold*nya, (c). citra biner hasil *MLT thresholding* dengan nilai *threshold*nya



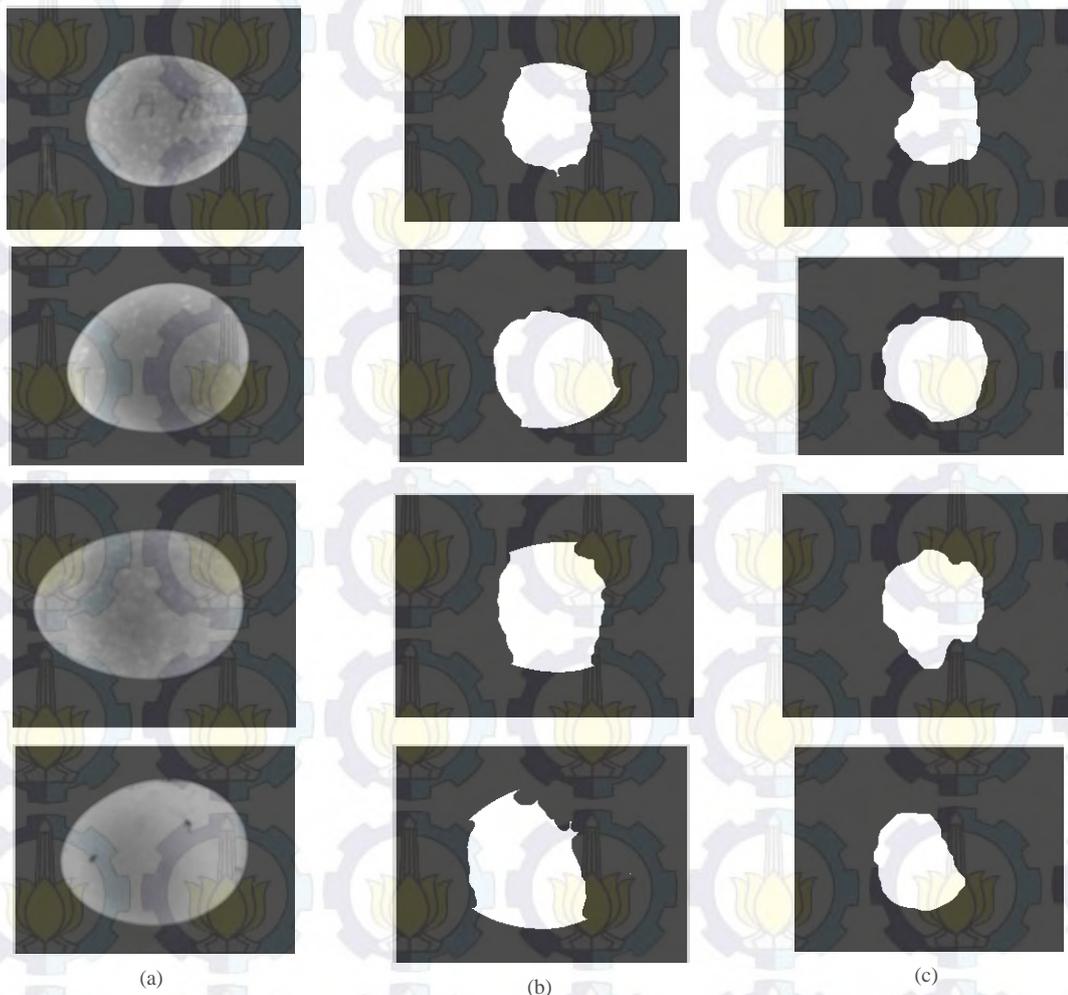
Gambar 4.4 Hasil *Multistructuring element filtering* dengan skala dan struktur elemen yang berbeda, (a) *disk*, (b) *square*, (c) *diamond*.

4.3.3. Uji Coba Visual *Multistructuring Element Filtering* (SKE-2)

Uji coba ini dilakukan untuk melihat hasil perbaikan morfologi citra biner area kuning telur dengan metode *multistructuring element filtering*. Uji coba dilakukan dengan input dari citra biner hasil *magnetic local time adaptive thresholding* untuk memperbaiki kontur dari area kuning telur dengan multiscale pada operasi morfologi. Pada uji coba ini ditunjukkan hasil penggunaan *multistructuring element filtering* dengan skala dan struktur elemen yang berbeda yang disajikan pada Gambar 4.4.

4.3.4. Uji Coba Visual Hasil Pemisahan Area Kuning Telur

Pada uji coba ini dilakukan untuk melihat perbandingan hasil proses pemisahan area kuning telur secara visual antara penelitian sebelumnya dan metode yang diusulkan, pada Gambar 4 a merupakan citra candling telur ayam kampung yang termasuk dalam citra uji dengan hasil prediksi salah dari proses klasifikasi dengan model prapemrosesan (Zhu et al. 2011). Namun dengan menggunakan model prapemrosesan yang diusulkan citra uji tersebut termasuk dalam kelas prediksi yang benar. Secara visual dapat dilihat bahwa hasil



Gambar 4.5. Hasil pemisahan area kuning telur (a) citra *candling* komponen warna hijau, (b) hasil pemisahan kuning telur dengan model prapemrosesan Zhuihui, 2011, (c) hasil pemisahan area kuning telur dengan model prapemrosesan yang diusulkan

prapemrosesan dengan model sebelumnya cenderung menghasilkan kontur tepi area kuning telur yang kasar, sedangkan model yang diusulkan menghasilkan kontur area kuning telur yang lebih halus. Dengan kata lain model yang diusulkan mampu menghasilkan pemisahan area kuning telur dengan kontur yang lebih halus yang dapat mempengaruhi nilai akurasi dari proses klasifikasi ketika menggunakan fitur bentuk.

4.3.5. Uji Coba Pengaruh Metode MCA Terhadap Nilai Akurasi Klasifikasi Citra Candling Telur Ayam Kampung

Metode MCA pada penelitian ini digunakan untuk mereduksi *noise* dari citra candling ayam kampung sebelum citra tersebut dilakukan prapemrosesan untuk mendapatkan area kuning telur (Zhu et al. 2011). Pada pengujian ini diukur

pula pengaruh dari metode MCA terhadap performa akurasi dengan 3 kelompok fitur menggunakan metode klasifikasi KNN, BPNN dan SVM.

Kelompok fitur pertama yang digunakan diantaranya kelompok fitur dari penelitian sebelumnya yaitu fitur bentuk (*Index, Elongation, Roundness*), *moment* bentuk dari area telur serta warna HSI dari area telur. Kemudian diuji juga pengaruh metode MCA terhadap kelompok fitur kedua yaitu fitur bentuk (*Index, Elongation, Roundness*) dan *moment* dari area kuning telur. Kelompok fitur ketiga yang diuji diantaranya deskriptor bentuk (*Elliptical Variance, Circularity Ratio*) dari area telur dan kuning telur beserta kombinasi fitur seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Perbandingan Nilai Akurasi Klasifikasi Setiap Fitur Sebelum dan Sesudah Reduksi Noise dengan Metode MCA

NO	Fitur	Sebelum Reduksi Noise dengan MCA			Setelah Reduksi Noise dengan MCA		
		KNN(%)	BPNN(%)	SVM(%)	KNN(%)	BPNN(%)	SVM(%)
(Zhu et al. 2011)							
1	Warna (mean H, mean S, mean I)	75	50	56.81	70	50	73.33
2	Moment Area Telur	25	50	68.46	35	46.67	73.33
3	Bentuk 1 Area Telur (IDX, DR, E)	38.33	50	63.26	38.33	50	73.33
4	Kombinasi Fitur No 1, 2 dan 3	30	50	78.12	30	50	80
Modifikasi Fitur Zhuihui, 2011							
5	Moment Area Kuning Telur	30	46.67	77.65	30	50	65
6	Bentuk 1 Area Kuning Telur (IDX2, DR2, E2)	48.33	71.67	66.29	51.67	41.67	71.67
7	Kombinasi Fitur No 2 dan 5	25	51.67	60.04	25	71.67	71.67
8	Kombinasi Fitur No 3 dan 6	53.33	51.67	57.10	56.67	50	75
9	Kombinasi Fitur No 1 dan 8	65	50	63.93	68.33	50	78.33
10	Kombinasi Fitur No 1, 5 dan 6	35	50	75.28	35	51.67	71.67
Fitur baru yang diusulkan							
11	Bentuk 2 Area Telur (Eva dan C ratio)	43.33	41.67	47.64	43.33	56.67	53.33
12	Bentuk 2 Area Kuning Telur (Eva 2 dan C ratio2)	55	33.33	58.44	53.33	50	78.33
13	Kombinasi Fitur No 11 dan 12	50	43.33	66.67	50	43.33	60
14	Kombinasi Fitur No 1 dan 13	53.33	56.67	68.48	56.67	51.67	76.67
15	Kombinasi Fitur No 1, 2 dan 11	30	51.67	77.37	30	60	75
16	Kombinasi Fitur No 1, 5 dan 12	35	60	72.92	35	51.67	71.67
17	Kombinasi Fitur No 1,2,3, 5, 6, 11,12	25	50	71.50	25	33.33	76.67

4.3.6 Uji Coba Pengaruh Metode MCA dan SKE Terhadap Klasifikasi Citra *Candling* Telur Ayam Kampung

Metode MCA pada penelitian ini digunakan untuk mereduksi *noise* dari citra *candling* ayam kampung sebelum citra tersebut dilakukan prapemrosesan untuk mendapatkan area kuning telur (zhuihui, 2011). Kemudian untuk menyesuaikan bentuk dari area kuning telur pada penelitian ini diusulkan metode SKE untuk mendapatkan bentuk kuning telur yang lebih jelas. Dari bentuk tersebut dilakukan ekstraksi fitur bentuk dan warna yang akan dikelompokkan menjadi 3 kelompok fitur.

Kelompok fitur pertama yang digunakan diantaranya kelompok fitur dari penelitian sebelumnya yaitu fitur bentuk (*Index, Elongation, Roundness*), *moment* bentuk dari area telur serta warna HSI dari kuning telur. Pada kelompok fitur kedua digunakan fitur bentuk (*Index, Elongation, Roundness*) dan *moment* dari area kuning telur serta fitur dari kelompok pertama yang dikombinasikan dengan fitur bentuk baru dari area kuning telur.

Kelompok fitur ketiga diajukan deskriptor bentuk kuning telur dan telur baru (*Elliptical Variance, Circularity Ratio*). Pada kelompok fitur ini fitur baru tersebut digunakan dan dikombinasikan dengan fitur *moment* bentuk dari area telur dan kuning telur serta fitur warna kuning telur. Jenis fitur dan kombinasi fitur yang digunakan serta hasil performa klasifikasi sebelum maupun sesudah ditambahkan metode MCA dan SKE dapat dilihat pada Tabel 4.2. Pada pengujian ini diukur pula pengaruh dari metode MCA dan SKE terhadap performa akurasi klasifikasi dengan beberapa metode klasifikasi KNN, BPNN dan SVM.

Selain pengujian performa akurasi klasifikasi diuji juga pengujian waktu eksekusi dari metode yang diusulkan dengan metode sebelumnya. Pada Tabel 4.3 ditunjukkan waktu eksekusi dari metode yang diusulkan dengan metode sebelumnya.

Tabel 4.2. Perbandingan Nilai Akurasi Klasifikasi Setiap Fitur Sebelum dan Sesudah Penambahan Metode MCA -SKE untuk Pemisahan Area Kuning Telur

No	Fitur	Sebelum Menggunakan MCA-SKE			Setelah Menggunakan MCA-SKE		
		KNN (%)	BPNN(%)	SVM(%)	KNN(%)	BPNN(%)	SVM(%)
(Zhu et al. 2011)							
1	warna (mean H, mean S, mean I)	75	50	56.82	60	51.67	71.67
2	moment area telur	25	50	68.47	30	46.67	71.67
3	bentuk 1 area telur (IDX, DR, E)	38.33	50	63.26	40	51.67	75
4	Kombinasi Fitur No 1, 2 dan 3	30	50	78.13	30	51.67	76.67
Modifikasi Fitur Zhuhui, 2011							
5	moment area kuning telur	30	46.67	77.65	30	53.333	71.67
6	bentuk 1 area kuning telur (IDX2, DR2, E2)	48.33	71.67	66.29	43.33	43.33	76.67
7	Kombinasi Fitur No 2 dan 5	25	51.67	60.04	33.33	46.67	73.33
8	Kombinasi Fitur No 3 dan 6	53.33	51.67	57.10	65	48.33	73.33
9	Kombinasi Fitur No 1 dan 8	65	50	63.93	55	46.67	71.67
10	Kombinasi Fitur No 1, 5 dan 6	35	50	75.28	30	51.67	71.67
Fitur Baru Yang Diusulkan							
11	Bentuk 2 Area Telur (Eva dan C ratio)	43.33	41.67	47.63	43.33	55	53.33
12	Bentuk 2 Area Kuning Telur (Eva 2 dan C ratio2)	55	33.33	58.42	41.67	66.67	71.67
13	Kombinasi Fitur No 11 dan 12	50	43.33	66.67	51.67	43.33	60
14	Kombinasi Fitur No 1 dan 13	53.33	56.67	68.48	61.67	90	75
15	Kombinasi Fitur No 1, 2 dan 11	30	51.67	77.37	30	91.67	70
16	Kombinasi Fitur No 1, 5 dan 12	35	60	72.92	30	55	73.33
17	Kombinasi Fitur No 1,2,3, 5, 6, 11,12	25	50	71.50	55	48.33	75

Tabel 4.3 Perbandingan Waktu Pemisahan Area Kuning Telur Setiap Citra

No	Proses Pemisahan area kuning telur dengan telur	Waktu
1	(Zhu et al. 2011) Penelitian sebelumnya	1.52 Detik
3	Metode MCA-SKE (Metode yang diusulkan)	29.07 Detik

4.4 Pembahasan Hasil Pengujian

4.4.1 Hasil Reduksi *noise* citra *candling* dengan MCA

Pada penelitian ini metode MCA merepresentasikan citra *candling* sebagai 2 *layer* morfologi, *layer* morfologi pertama dibentuk menggunakan *curvelet* dan *layer* morfologi kedua dibentuk dengan *Discrete Cosine Transform*(DCT) sebagai periodik *noise* secara random. *Layer* pertama dioptimasi seperti pada fungsi optimasi 2.1. Hasil operasi dari metode MCA ditampilkan pada gambar 4.2 dimana terdapat 2 hasil *output* yaitu *layer* morfologi citra *candling* dan *layer* morfologi *noise*. *Layer* morfologi citra *candling* digunakan sebagai input dari proses selanjutnya. Metode MCA memang ditujukan untuk mereduksi *noise* secara random, namun untuk beberapa citra yang memiliki *noise* iluminasi dengan ukuran yang cukup besar atau akibat kotoran pada cangkang metode ini masih belum optimal.

4.4.2 Hasil Thresholding dari MLT- *Adaptive Thresholding*

MLT-*Thresholding* pada digunakan untuk menentukan *threshold* pada proses binerisasi. Nilai *threshold* didapatkan dengan mencari *histogram* estimasi pada setiap zona dari 24 zona yang sebelumnya telah dibagi pada citra *candling* telur ayam kampung. Berdasarkan pada Gambar 4.3.a merupakan citra asli dari komponen warna hijau, kemudian point b merupakan hasil *autothreshold* penelitian sebelumnya dengan nilai *threshold* dari operasi *global thresholding* otsu. Pada point c merupakan hasil binerisasi dengan nilai *threshold* yang didapatkan melalui metode MLT-*Thresholding*. Berdasarkan hasil pengujian dari 120 citra *candling* telur ayam kampung nilai rata-rata *threshold* optimal dari setiap zona adalah 0,498 yang didapatkan dengan rumus 2.3 dan 2.4. Setelah proses *thresholding* ini citra biner tersebut akan dilakukan perbaikan konturnya menggunakan metode *multistructuring element filtering*

4.4.3 Hasil perbaikan kontur dengan *Multi-structuring Element Filtering*

Untuk meningkatkan kualitas citra dari area kuning telur pada penelitian ini menggunakan *multistructuring element filtering* yang menggunakan multi-scale operasi morfologi. Citra biner dari hasil *MLT-Thresholding* diperbaiki konturnya dengan menggunakan operasi morfologi gabungan yang menggunakan skala yang meningkat, skala yang digunakan dalam penelitian ini mulai skala 1-9 pada struktur elemen. Pada gambar 4.4 ditunjukkan hasil operasi morfologi *multiscale* dengan 3 struktur elemen yang berbeda yaitu *disk*, *square* dan *diamond*. Pada penelitian ini dipilih bentuk struktur elemen *disk* untuk operasi morfologi *multiscale*. Pemilihan tersebut didasarkan pada analisa visual dari hasil operasi *multi-structuring element filtering* pada citra *candling* telur ayam kampung yang menunjukkan struktur elemen *disk* lebih halus konturnya disbanding dua struktur elemen lainnya.

4.4.4 Perbandingan Hasil Pemisahan Area Kuning Telur

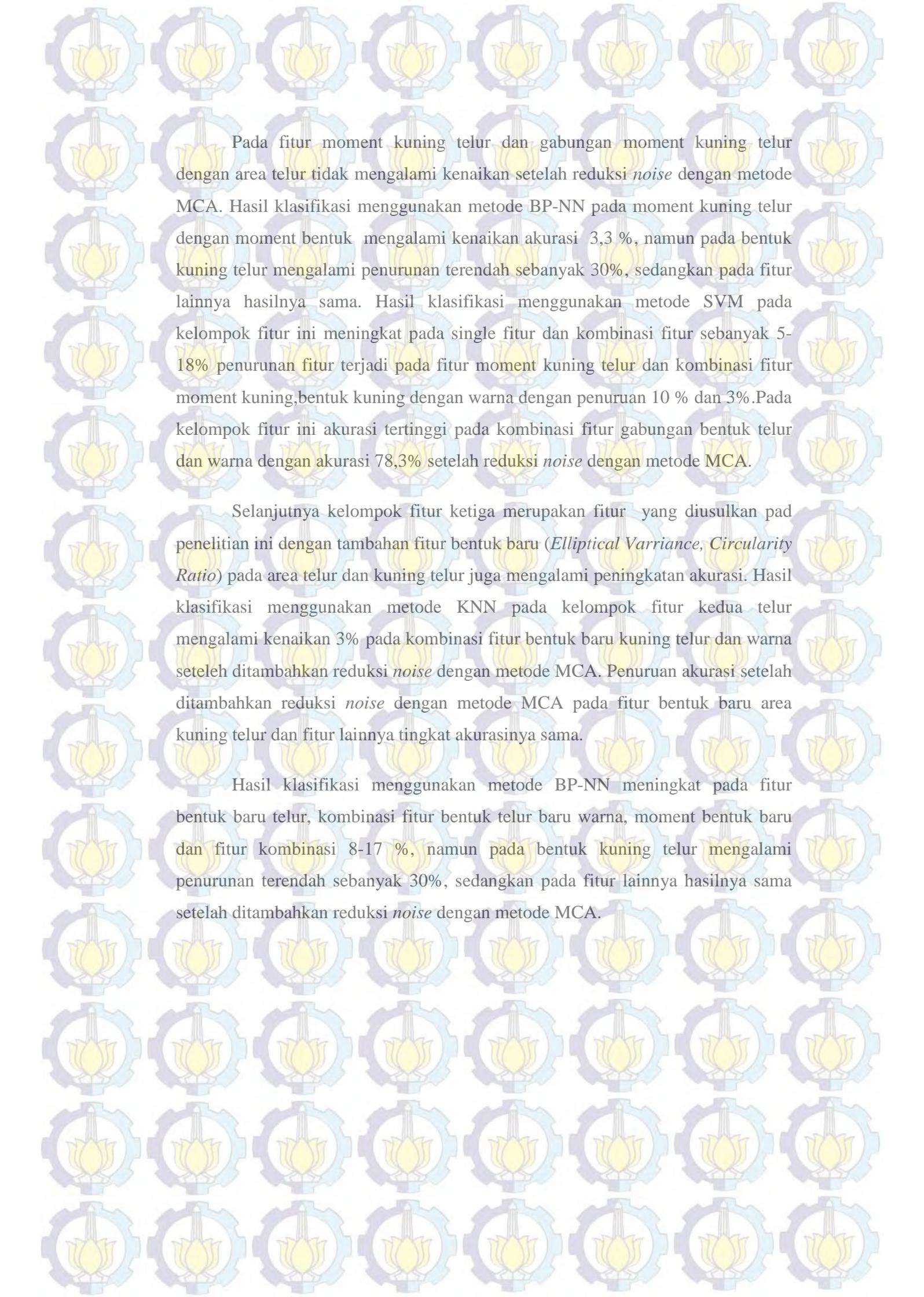
Pada penelitian didapatkan hasil pengujian yang menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu memperbaiki area kuning telur yang dipisahkan dengan area telur. Dari gambar 4.5 dapat dilihat perbedaan hasil pemisahan area kuning telur secara visual antara penelitian sebelumnya dengan metode yang diusulkan. Secara visual dapat dilihat hasil area kuning telur yang dipisahkan dengan metode penelitian sebelumnya cenderung lebih kasar konturnya. Setelah ditambahkan metode MCA dan SKE area kuning telur cenderung lebih halus. Hal ini akan mempengaruhi tingkat akurasi ketika menggunakan fitur bentuk. Sebelum menggunakan metode MCA –SKE citra pada gambar 4.5.a merupakan citra uji yang masuk dalam kelompok kelas yang salah setelah diklasifikasi, namun setelah ditambahkan metode MCA-SKE citra tersebut masuk dalam kelas yang benar. Hal ini menunjukkan metode yang diusulkan mampu meningkatkan kualitas pemisahan dari area kuning telur pada identifikasi kesuburan telur ayam kampung.

4.4.5. Pengaruh Metode MCA Terhadap Hasil Klasifikasi Citra *Candling*

Pada penelitian ini metode MCA digunakan untuk mereduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung dengan membagi citra menjadi *layer* morfologi dan *layer random noise*, hasil dari metode MCA dapat dilihat pada gambar 4.3. Hasil reduksi *noise* menggunakan metode MCA pada citra *candling* mempengaruhi proses klasifikasi dari citra *candling* telur ayam kampung, dapat dilihat pada tabel 4.2 dengan menggunakan beberapa metode klasifikasi metode MCA dapat meningkatkan beberapa kelompok fitur tunggal maupun kelompok fitur kombinasi.

Pada kelompok fitur (Zhu et al. 2011) yaitu fitur *moment* pada area telur, fitur *deksriptor* bentuk *Index*, *Elongation*, dan *Roundness* pada area telur, fitur warna HSI. Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada fitur *moment* telur mengalami kenaikan 5%, fitur bentuk dan kombinasi fitur tidak mengalami perubahan dan fitur warna mengalami penurunan 5% setelah penggunaan reduksi *noise* dengan MCA. Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN pada *moment* telur mengalami penurunan akurasi 3,3 % sedangkan pada fitur lainnya hasilnya sama.

Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat pada single fitur dan kombinasi fitur sebanyak 5-16.5% setelah penggunaan metode MCA dan nilai akurasi tertinggi pada kombinasi fitur 80 %. Pada kelompok fitur kedua merupakan fitur dari penelitian (Zhu et al. 2011) yang ditambahkan area ekstraksi bentuknya pada area kuning telur, *moment*, *deksriptor* bentuk *Index*, *Elongation*, dan *Roundness* pada area telur, fitur warna HSI ditambahkan area ekstraksinya pada area kuning telur. Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada kelompok fitur kedua telur mengalami kenaikan 3% pada fitur bentuk kuning telur, kombinasi fitur bentuk telur dengan kuning telur dan kombinasi fitur bentuk telur dengan warna.



Pada fitur moment kuning telur dan gabungan moment kuning telur dengan area telur tidak mengalami kenaikan setelah reduksi *noise* dengan metode MCA. Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN pada moment kuning telur dengan moment bentuk mengalami kenaikan akurasi 3,3 %, namun pada bentuk kuning telur mengalami penurunan terendah sebanyak 30%, sedangkan pada fitur lainnya hasilnya sama. Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat pada single fitur dan kombinasi fitur sebanyak 5-18% penurunan fitur terjadi pada fitur moment kuning telur dan kombinasi fitur moment kuning, bentuk kuning dengan warna dengan penurunan 10 % dan 3%. Pada kelompok fitur ini akurasi tertinggi pada kombinasi fitur gabungan bentuk telur dan warna dengan akurasi 78,3% setelah reduksi *noise* dengan metode MCA.

Selanjutnya kelompok fitur ketiga merupakan fitur yang diusulkan pada penelitian ini dengan tambahan fitur bentuk baru (*Elliptical Variance, Circularity Ratio*) pada area telur dan kuning telur juga mengalami peningkatan akurasi. Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada kelompok fitur kedua telur mengalami kenaikan 3% pada kombinasi fitur bentuk baru kuning telur dan warna setelah ditambahkan reduksi *noise* dengan metode MCA. Penurunan akurasi setelah ditambahkan reduksi *noise* dengan metode MCA pada fitur bentuk baru area kuning telur dan fitur lainnya tingkat akurasinya sama.

Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN meningkat pada fitur bentuk baru telur, kombinasi fitur bentuk telur baru warna, moment bentuk baru dan fitur kombinasi 8-17 %, namun pada bentuk kuning telur mengalami penurunan terendah sebanyak 30%, sedangkan pada fitur lainnya hasilnya sama setelah ditambahkan reduksi *noise* dengan metode MCA.

Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat setelah ditambahkan metode reduksi *noise* MCA pada single fitur bentuk baru dan kombinasi fitur bentuk baru kuning telur baru dengan warna dan semua fitur sebanyak 7-20% penurunan fitur terjadi pada fitur moment kuning telur dan kombinasi fitur moment kuning, bentuk kuning baru dengan warna dan kombinasi fitur moment kuning, bentuk kuning baru dengan warna dengan penurunan 1 % dan 6% setelah reduksi *noise* dengan metode MCA. Pada kelompok fitur ini akurasi tertinggi pada kombinasi fitur gabungan bentuk baru kuning telur dan warna dengan akurasi 78,3% setelah ditambahkan reduksi *noise* dengan MCA. Secara umum penambahan metode ini untuk reduksi *noise* mampu meningkatkan kualitas citra sehingga mempengaruhi peningkatan nilai akurasi dari klasifikasi citra *candling* telur ayam kampung

4.4.6. Pengaruh Penyesuaian Bentuk Kuning Telur dengan Metode SKE Terhadap Hasil Klasifikasi Citra *Candling*

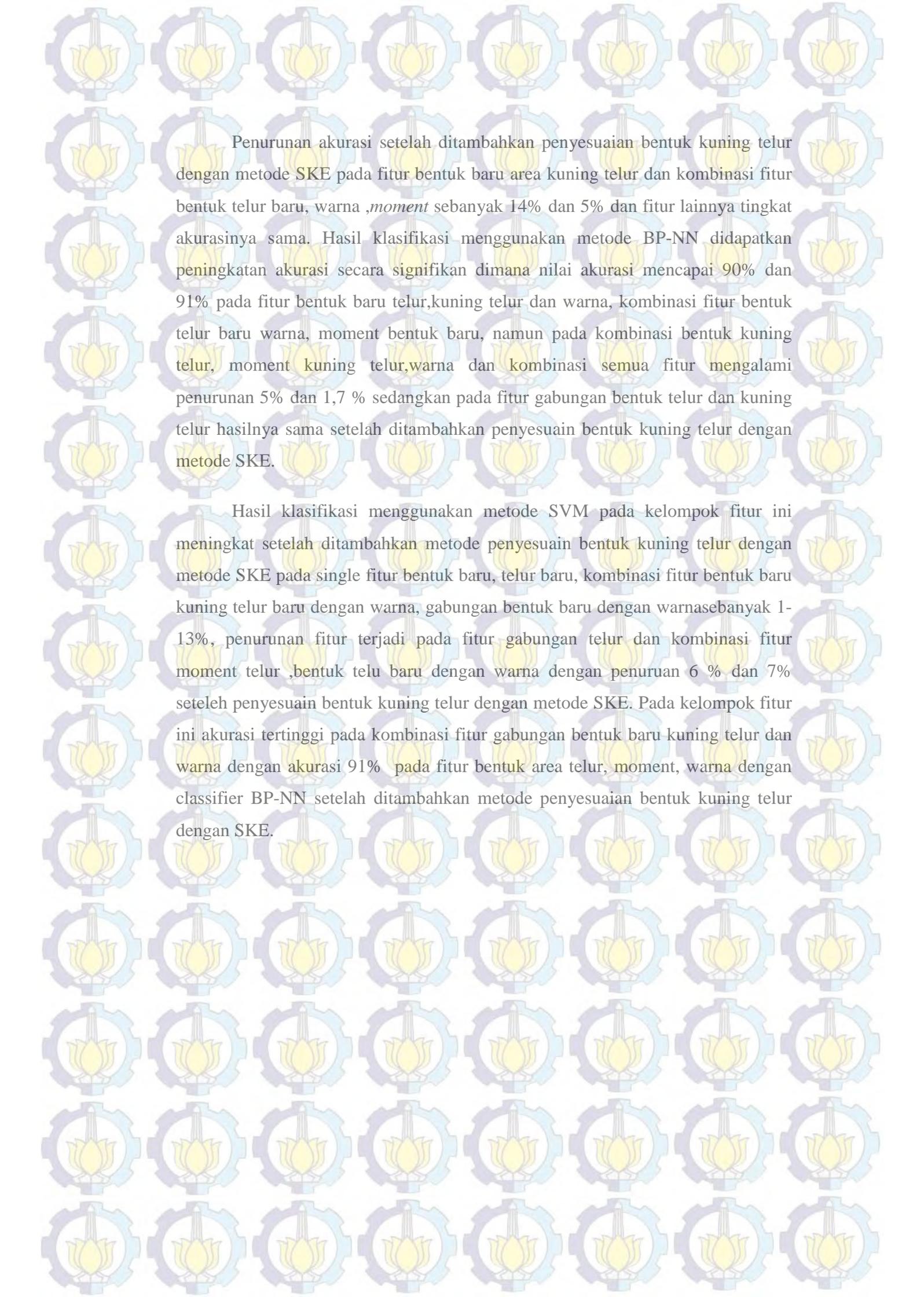
Pada penelitian ini metode MCA digunakan untuk mereduksi *noise* pada citra *candling* telur ayam kampung sedangkan metode SKE digunakan untuk menyesuaikan bentuk pada area kuning telur seperti pada gambar 4.3 dan 4.4. Hasil penyesuaian bentuk kuning telur menggunakan metode SKE pada citra *candling* mempengaruhi proses klasifikasi dari citra *candling* telur ayam kampung, dapat dilihat pada tabel 4.3 dengan menggunakan beberapa metode klasifikasi metode SKE dapat mempengaruhi akurasi dari klasifikasi beberapa kelompok fitur tunggal maupun kelompok fitur kombinasi.

Pada kelompok fitur pertama (Zhu et al. 2011) yaitu fitur *moment* pada area telur, fitur *deksriptor* bentuk *Index*, *Elongation*, dan *Roundness* pada area telur, fitur warna HSI. Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada fitur moment telur dan fitur bentuk mengalami kenaikan 5% dan 1,7%, dan kombinasi fitur tidak mengalami perubahan dan fitur warna mengalami penurunan 5% setelah penggunaan penyesuaian bentuk kuning telur dengan SKE. Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN pada moment telur mengalami penurunan akurasi 3,3 % sedangkan pada fitur lainnya mengalami kenaikan akurasi 1,6% setelah dilakukan penyesuaian bentuk dengan metode SKE.

Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat pada single fitur sebanyak 12-13% setelah penggunaan metode SKE namun nilai akurasi pada kombinasi fitur turun 1,4 % . Pada kelompok fitur kedua merupakan fitur dari penelitian (Zhu et al. 2011) yang ditambahkan area ekstraksi bentuknya pada area kuning telur, moment, *deksriptor* bentuk *Index*, *Elongation*, dan *Roundness* pada area telur, fitur warna HSI ditambahkan area ekstraksinya pada area kuning telur.

Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada kelompok fitur kedua telur mengalami kenaikan 8% dan 12% pada moment gabungan, kombinasi fitur bentuk telur dengan kuning telur dan kombinasi fitur bentuk telur dengan warna. Pada fitur moment kuning telur dan gabungan moment kuning telur tidak mengalami kenaikan dan fitur lainnya mengalami penurunan akurasi 5-10% setelah penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE. Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN pada moment kuning telur dengan moment kuning telur dan fitur gabungan bentuk kuning dengan moment dan warna mengalami kenaikan akurasi 6 % dan 1 %, sedangkan pada fitur lainnya hasilnya sama mengalami penurunan 4-28%.

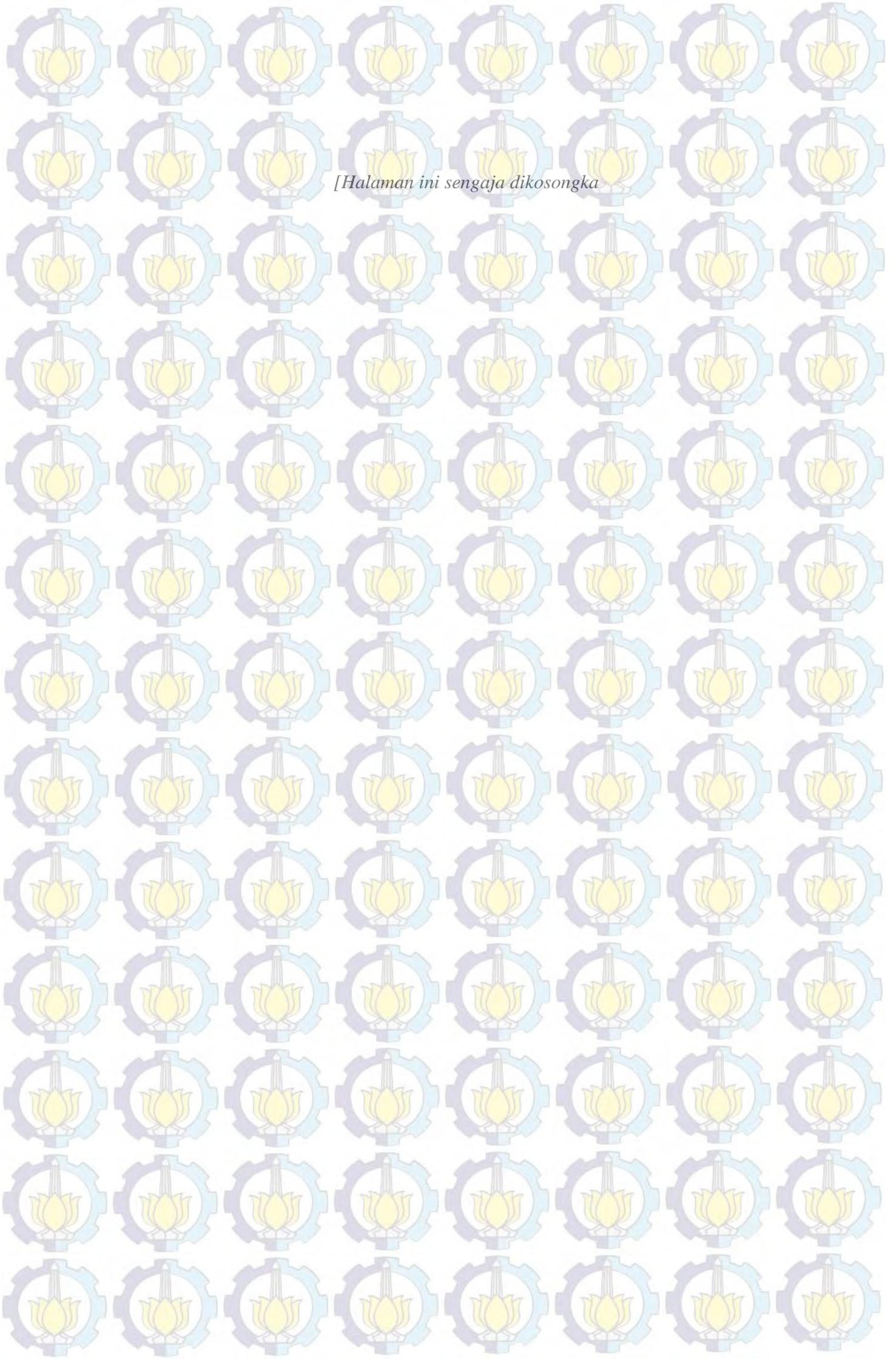
Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat pada single fitur dan kombinasi fitur sebanyak 8-15% namun penurunan fitur terjadi pada fitur moment kuning telur dan kombinasi fitur moment kuning, bentuk kuning dengan warna dengan penurunan 6 % dan 4%. Pada kelompok fitur ini akurasi tertinggi pada kombinasi fitur gabungan bentuk telur dan warna dengan akurasi 76,6% pada fitur bentuk area kuning telur dengan *classifier* SVM setelah penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE. Selanjutnya kelompok fitur ketiga merupakan fitur dengan tambahan fitur bentuk baru (*Elliptical Variance*, *Circularity Ratio*) pada area telur dan kuning telur juga mengalami peningkatan akurasi. Hasil klasifikasi menggunakan metode KNN pada kelompok fitur kedua telur mengalami kenaikan 1%, 8%, 20% pada gabungan fitur bentuk baru fitur, gabungan bentuk dan warna serta kombinasi semua fitur setelah ditambahkan penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE.

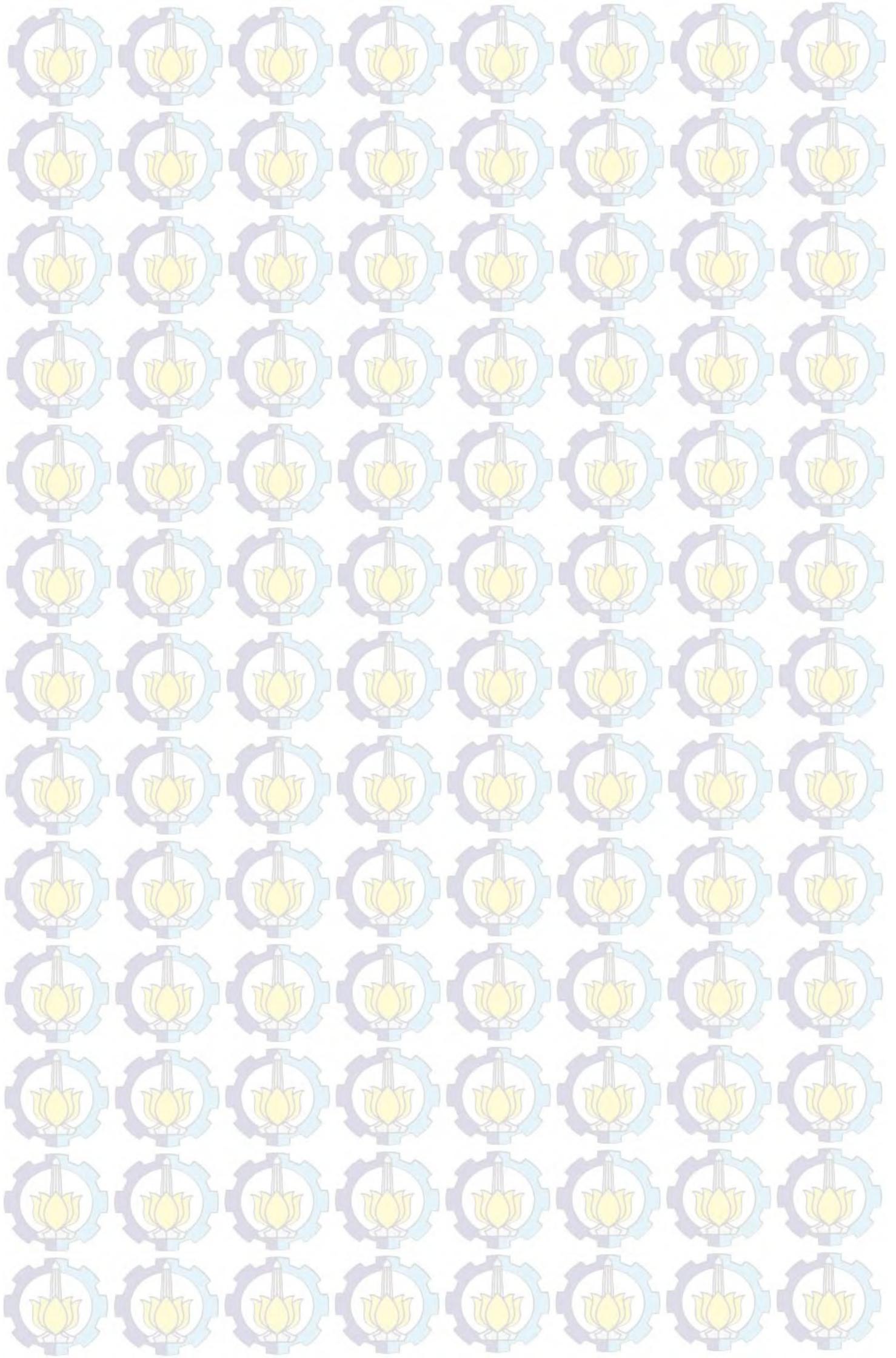


Penurunan akurasi setelah ditambahkan penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE pada fitur bentuk baru area kuning telur dan kombinasi fitur bentuk telur baru, warna, *moment* sebanyak 14% dan 5% dan fitur lainnya tingkat akurasinya sama. Hasil klasifikasi menggunakan metode BP-NN didapatkan peningkatan akurasi secara signifikan dimana nilai akurasi mencapai 90% dan 91% pada fitur bentuk baru telur, kuning telur dan warna, kombinasi fitur bentuk telur baru warna, *moment* bentuk baru, namun pada kombinasi bentuk kuning telur, *moment* kuning telur, warna dan kombinasi semua fitur mengalami penurunan 5% dan 1,7% sedangkan pada fitur gabungan bentuk telur dan kuning telur hasilnya sama setelah ditambahkan penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE.

Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM pada kelompok fitur ini meningkat setelah ditambahkan metode penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE pada single fitur bentuk baru, telur baru, kombinasi fitur bentuk baru kuning telur baru dengan warna, gabungan bentuk baru dengan warna sebanyak 1-13%, penurunan fitur terjadi pada fitur gabungan telur dan kombinasi fitur *moment* telur, bentuk telur baru dengan warna dengan penurunan 6% dan 7% setelah penyesuaian bentuk kuning telur dengan metode SKE. Pada kelompok fitur ini akurasi tertinggi pada kombinasi fitur gabungan bentuk baru kuning telur dan warna dengan akurasi 91% pada fitur bentuk area telur, *moment*, warna dengan classifier BP-NN setelah ditambahkan metode penyesuaian bentuk kuning telur dengan SKE.

[Halaman ini sengaja dikosongka





BAB 5

PENUTUP

Pada bab ini dijelaskan mengenai kesimpulan yang didapat setelah melakukan serangkaian uji coba serta saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

5.1 Kesimpulan

Pada sub-bab ini dipaparkan kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil percobaan dan analisa penelitian yang dilakukan terhadap metode yang diusulkan. Kesimpulan tersebut adalah sebagai berikut:

1. Metode *Morphological Component Analysis* (MCA) mereduksi noise pada citra *candling* telur ayam kampung sebelum dilakukan menyesuaikan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi dari klasifikasi dari penelitian sebelumnya. Hasil pengujian menunjukkan penggunaan metode ini meningkatkan akurasi klasifikasi sebesar 1-5% dengan performa terbaik akurasi 78,33 % pada fitur bentuk (*Circularity Ratio* dan *Elliptical Variance*) pada area kuning telur dengan classifier SVM, namun metode ini tidak berpengaruh pada fitur warna.
2. Metode MCA pada citra *candling* telur ayam kampung belum efektif dalam mereduksi noise dengan skala yang besar akibat kotoran pada cangkang telur, yang dapat mengakibatkan terjadinya oversegmentasi.
3. Metode *Shape Knowledge Extraction* melakukan *thresholding* dan binerisasi dari area kuning telur melalui *magnetic local time adaptive thresholding* dan memperbaiki kontur bentuk kuning telur melalui *multistructuring element filtering*.
4. Metode *Shape Knowledge Extraction* menyesuaikan bentuk dari kuning telur pada dataset citra *candling* telur ayam kampung sebagai area yang akan diekstraksi fitur bentuknya memberikan pengaruh peningkatan akurasi terutama penggunaan fitur bentuk dari kuning telur dan bentuk telur dengan nilai akurasi 90% pada gabungan fitur bentuk (*Circularity Ratio* dan *Elliptical Variance*) area telur dan kuning telur, akurasi 91% pada fitur bentuk area telur, moment, warna dengan classifier BP-NN.

5. Jika dibandingkan dengan metode sebelumnya, metode yang diusulkan memiliki waktu proses yang lebih lama yaitu 29,05 detik dimana metode sebelumnya hanya 1.5 detik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian ini, ada beberapa saran yang berguna untuk penelitian-penelitian mendatang, yaitu :

1. Perlu adanya eksplorasi metode MCA dengan menggunakan layer *dictionary* yang lainnya (*wavelet* dan *ridgelet*) untuk perbaikan citra candleling yang lebih efektif.
2. Perlu adanya metode reduksi noise pembanding
3. Pada penelitian berikutnya disarankan ada penambahan proses deteksi telur otomatis sehingga sistem ini dapat dikembangkan menjadi sistem identifikasi kesuburan telur secara *Real Time*.

LAMPIRAN 1. Dataset

L1.1 Dokumentasi Pengambilan Dataset

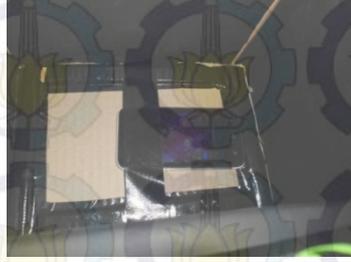
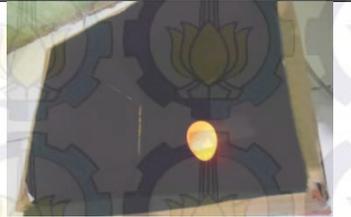
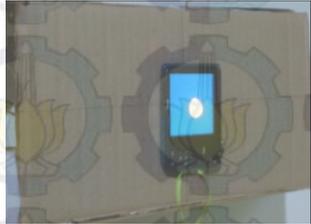
Pada penelitian tesis ini proses pengambilan dataset dilakukan sendiri oleh penulis. Telur yang digunakan sebagai dataset diambil secara acak dari beberapa peternakan ayam kampung di wilayah Kabupaten Gresik dan Lamongan. Pada penelitian ini telur awal yang digunakan sebanyak 300 butir telur, namun dalam perjalanan penetasan terjadi beberapa masalah seperti kerusakan telur, keretakan dan pembusukan telur akibat dari proses distribusi telur dari lokasi peternakan menuju lokasi pengambilan citra *candling* telur ayam kampung.

Proses penetasan dilakukan untuk mengetahui kelas dari citra *candling*, pada proses penetasan digunakan 2 mesin tetas dengan kapasitas 25 butir telur dan 1 mesin tetas kapasitas 100 butir telur. Mesin tetas tersebut menggunakan suhu dari lampu bohlam dengan pengatur suhu *thermostat* dengan kondisi suhu 37,5 derajat *celcius* dengan pemutar telur rak geser yang diputar 3 kali sehari. Dokumentasi dari alat serta proses pengambilan dataset pada tabel L.1.1. Setelah proses pengumpulan dataset selama 6 bulan didapatkan dataset sebanyak 120 dataset yang terdiri 60 citra *candling infertile* dan 60 citra *candling fertile*. Penyusutan data dari jumlah objek yang awalnya 300 ini dikarenakan adanya kegagalan dalam proses penetasan yang diluar kendali penulis. Selain itu pada proses penetasan terjadi juga kematian embrio dari telur *fertile* akibat terlalu lemahnya kondisi embrio. Selain itu juga terjadi kecacatan fisik pada anak ayam ketika proses penetasan seperti buta dan pincang.

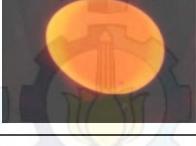
Pemilihan 60 citra *candling fertile* ditujukan pada telur yang menetas sempurna dengan kondisi anak ayam tidak memiliki kecacatan secara fisik, sedangkan pemilihan 60 citra *candling infertile* ditujukan pada telur yang tidak mengalami perubahan atau pertumbuhan dari telur menjadi embrio. Dengan kata lain telur *infertile* ini kondisi sebelum dan sesudah penetasannya adalah sama.

Contoh dataset citra *candling* telur ayam kampung ditampilkan pada tabel L.1.2.

Tabel L1.1 Dokumentasi Pengambilan Dataset

No	Gambar	Keterangan
1		Tampak dalam <i>candler</i> sebelum diberi pencahayaan dan telur
2		Tampak dalam <i>candler</i> dengan menggunakan pencahayaan lampu LED dari HP
3		Tampak dalam <i>candler</i> setelah lampu LED hp dinyalakan
4		Tampak dalam <i>candler</i> setelah telur dimasukkan
5		Penutupan sisi atas <i>candler</i> dan pemberian lubang atas untuk kamera
6		Pengambilan dataset citra candler oleh penulis

Tabel L.1.2 Contoh dataset citra *candling* telur ayam kampung

Citra <i>Candling Fertile</i>			Citra <i>Candling Infertile</i>		
No	Nama File	Gambar	No	Nama File	Gambar
1	F(1).jpg		1	I(1).jpg	
2	F(2).jpg		2	I(2).jpg	
3	F(3).jpg		3	I(3).jpg	
4	F(4).jpg		4	I(4).jpg	
5	F(5).jpg		5	I(5).jpg	
6	F(6).jpg		6	I(6).jpg	
7	F(7).jpg		7	I(7).jpg	



ROHMAN DIJAYA lahir di Gresik pada tanggal 23 April 1990, Putra pertama dari tiga bersaudara. Pendidikan Sekolah Dasar di SDN Singosari 2 Gresik dan tamat pada tahun 2002, sekolah pendidikan menengah pertama di SMPN 1 Gresik dan tamat pada tahun 2005 serta pendidikan menengah atas di SMAN 1 Manyar Gresik diselesaikan pada tahun 2008 pada jurusan Ilmu Pengetahuan Alam (IPA), kesemuanya di kota Gresik dan pada tahun 2007 menjadi peserta pertukaran pelajar JENESYS di Jepang tepatnya di Chita Gun Nagoyashi Aichi Ken. Sejak tahun 2009 penulis melanjutkan ke jenjang pendidikan Sarjana (S1) di Universitas Muhammadiyah Gresik pada Fakultas Teknik Jurusan Informatika dan lulus tahun 2013.

Kemudian pada tahun 2014 dengan rahmat Allah SWT, penulis diterima di Magister Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi ITS melalui jalur mandiri dan berhasil menyelesaikan studi pada tahun 2016 dengan bidang minat KCV (Komputasi Cerdas dan Visualisasi) yang berharap penelitiannya bisa bermanfaat untuk peningkatan mutu peternakan Indonesia. Penulis memiliki ketertarikan dalam bidang *imageprocessing*, otomatisasi, dan robotika.

Selama mahasiswa, penulis aktif di kegiatan nirlaba seperti KAPAS (Komunitas Peduli Anak Putus Sekolah) dan organisasi pertukaran pelajar AFS (American Field Service) Chapter Surabaya .Saat ini penulis memilih aktif dalam penelitian mandiri dan mitra untuk peningkatan potensi desa berbasis teknologi ICT yang menjadi pilihan aktifitas yang digemari penulis. Penulis dapat dihubungi melalui email : rohman.dijhe@gmail.com