

**KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* BERBASIS FUSI IMAGE DAN NON-IMAGE
FAKTOR EKSTERNAL DAN INTERNAL TELUR**

TESIS

**Oleh:
FAIZAL ABROLILLAH
NIM. 230605210015**



**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

**KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR*
MACHINE BERBASIS FUSI IMAGE DAN NON-IMAGE FAKTOR
EKSTERNAL DAN INTERNAL TELUR**

TESIS

**Diajukan Kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)**

**Oleh:
FAIZAL ABROLILLAH
NIM. 230605210015**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

**KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR*
MACHINE BERBASIS FUSI IMAGE DAN NON-IMAGE FAKTOR
EKSTERNAL DAN INTERNAL TELUR**

TESIS

**Diajukan Kepada:
Fakultas Sains Dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)**

**Oleh:
FAIZAL ABROLILLAH
NIM. 230605210015**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

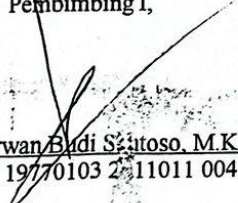
**KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR
MACHINE BERBASIS FUSI IMAGE DAN NON-IMAGE FAKTOR
EKSTERNAL DAN INTERNAL TELUR**

TESIS

Oleh :
FAIZAL ABROLILLAH
NIM. 230605210015

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji
Tanggal : 01 September 2025

Pembimbing I,



Dr. Irwan Bidi Sutoso, M.Kom.
NIP. 19770103 2111011 004.

Pembimbing II,


Dr. Totok Chantidy, M.Kom
NIP. 19691222 200604 1 001.

Mengetahui,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang





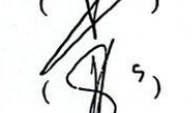


Prof. Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 1974051 0200501 1007

**KLASIFIKASI KUALITAS TELUR BERBASIS FUSI IMAGE DAN
NON-IMAGE MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE*
FAKTOR EKSTERNAL DAN INTERNAL**

THESIS

Oleh:
FAIZAL ABROLILLAH
NIM. 230605210015

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)
Tanggal: 10 Oktober 2025

	Susunan Dewan Penguji	Tanda Tangan
Penguji I	: <u>Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom</u> NIP. 19761013 200604 1 004	()
Penguji II	: <u>Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.Kom</u> NIP. 197710202009121 001	()
Pembimbing I	: <u>Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom</u> NIP. 19770103 201101 1 004	()
Pembimbing II	: <u>Dr. Totok Chamidy, M.Kom</u> NIP. 19691222 200604 1 001	()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Prof. Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 19740510 200501 1 007

MOTTO

“ BISMILLAH UNTUK SEGALA SESUATU YANG AKAN KITA MULAI ”

“YAKIN PADA DIRISENDIRI ADALAH KUNCI, YAKUSA”

HALAMAN PERSEMBAHAN

Bismillah dengan rasa bersyukur Hamdalah kami persembahkan karya tulis Thesis ini kepada sesuatu yang sangat berpengaruh kepada kami yaitu:

1. Zainul Arifin dan Nur Laili selaku kedua orang tua kami, mbak kami yakni Windahtul Masruroh, nenek kami juga serta keluarga yang sangat berpengaruh dalam hidup kami.
2. Guru-guru kami yang mengajarkan ilmu semenjak kecil sampai sekarang yang menyumbangkan barokah dalam belajar.
3. Dosen kami Bapak Dr. Iwan Budi Santoso, M. Kom, Bapak Dr. Totok Chamidy, M.Kom. dan tak lupa dosen wali kami yakni bapak Dr. Cahyo Cryisdian, M.Kom. yang telah membimbing dan memperluas wawasan dalam dunia akademik kami.
4. Teman-teman seperjuangannya yang telah melewati jalan yang tidak gampang dihadapi Temen-temen BEM, ASRAMA SUNAN KUDUS NO 8, IKSASS, IKMASS dan HMI.

Semoga kita senantiasa diberikan petunjuk oleh Allah SWT untuk menempuh jalan yang lurus, serta diberi kemampuan untuk mewujudkan harapan dan cita-cita yang telah kita impikan. Amin ya Rabbal ‘Alamiin.

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Faizal Abrolillah

NIM : 230605210015

Program Studi : Magister Informatika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-banar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 24 November 2025

Yang membuat Pernyataan,


METERAI
TEMPEL
A3640AJX407135088
Faizal Abrolillah

NIM.23060520015

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, karya ini dapat terselesaikan dengan baik. Kami menyadari sepenuhnya bahwa karya ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kami sangat terbuka terhadap kritik dan saran yang membangun demi perbaikan di masa mendatang. Terima kasih kami ucapkan kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan dorongan semangat selama proses penyusunan karya ini. Semoga kebaikan dan kebersamaan selalu menyertai kita semua. Penulis ini mengucapkan kepada :

1. Kami mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom. sebagai dosen pembimbing, serta Dr. Tototk Chamidy, M.Kom. sebagai dosen pembimbing I dan II, atas segala bimbingan, dukungan, dan arahan yang telah diberikan selama proses penyusunan Thesis ini. Tanpa bimbingan mereka, saya tidak akan dapat menyelesaikan karya ini dengan baik.
2. Bapak Dr. Cahyo Crysdiyan, yang saat ini mengemban tugas sebagai Ketua Program Studi Magister Informatika di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Prof. Dr. Hj. Sri Hariani, M.Si., yang saat ini menjabat sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Ibu Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si, yang saat ini menjabat sebagai rektor di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Sebagai penutup, kami menyadari sepenuhnya bahwa dalam penulisan tesis ini masih banyak kekurangan dan jauh dari sempurna. kami berharap karya ini dapat diterima dengan hati yang ikhlas dan menjadi amal baik di sisi Allah Subhanahu Wa Ta'ala. Semoga tulisan ini bisa menjadi salah satu kontribusi kecil yang berkelanjutan dalam memperkaya ilmu pengetahuan, sekaligus sebagai wujud pengabdian kami sebagai hamba Allah yang berusaha menjalankan amanah dengan sebaik-baiknya.

Malang, 19 September 2025

Faizal Abrolillah

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
MOTTO.....	v
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN.....	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT.....	xvii
مستخلص البحث.....	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.2. Pernyataan Masalah	8
1.3. Tujuan Penelitian.....	9
1.4. Manfaat Penelitian	9
1.5. Batasan Masalah.....	10
1.6. Sistematika Penulisan	10
BAB II STUDI PUSTAKA	12
2.1. Klasifikasi Kualitas Telur Ayam.....	12
2.2. Kerangka Teori.....	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	28
3.1. Data Preparation	28
3.2. Data Telur berdasarkan eksternal	28
3.3. Data Telur Berdasarkan Internal	31
3.4. Pengambilan Data Berdasarkan Faktor Internal	32
3.5. Pengambilan Data Berdasarkan Faktor Esternal	35
3.6 Splitting Data.....	38
3.6. Kerangka Konseptual	39
3.7. Alur Penelitian	40
3.8. Pengumpulan Data	42
3.9. Desain Sistem.....	45

3.9.1. Preprocessing	48
3.9.2. Ekstraksi Fitur Gray Level Co_Occurrence Matrix (GLCM).....	49
3.9.3. Model Support Vector Machine (SVM)	55
3.10. Skenario Uji coba	60
3.11. Evaluasi Algoritma.....	65
3.12. Desain Eksperimen.....	68
BAB IV KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN SVM LINEAR	70
4.1. Uji Coba Data Faktor Eksternal	70
4.2. Uji Coba Data Faktor Internal.....	76
4.3. Uji Coba Data Eksternal dan Internal	82
BAB V KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN SVM KERNEL POLYNOMIAL	91
5.1. Uji Coba Data Faktor Eksternal.....	91
5.2. Uji Coba Data Faktor Internal	97
5.3. Uji Coba Data Eksternal dan Internal	103
BAB VI PEMBAHASAN	109
6.1. Pembahasan	109
6.2. Integrasi Islam.....	117
BAB VII KESIMPULAN	122
7.1. Kesimpulan	122
7.2. Saran	123
DAFTAR PUSTAKA	125
LAMPIRAN.....	130

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Jurnal Referensi.....	19
Tabel 3. 1 Data Non-Image dengan faktor Internal.....	34
Tabel 3. 2 Data Non-Image dengan faktor Eksternal	37
Tabel 3. 3 Split data.....	39
Tabel 3. 4 Atribut Kualitas telur berdasarkan Faktor eksternal dan Internal	44
Tabel 3. 5 Confusion Matrix	66
Tabel 4. 1 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal.....	71
Tabel 4. 2 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal....	71
Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal.....	72
Tabel 4. 4 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Eksternal....	72
Tabel 4. 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal.....	72
Tabel 4. 6 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal....	73
Tabel 4. 7 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal.....	73
Tabel 4. 8 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal....	74
Tabel 4. 9 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal.....	74
Tabel 4. 10 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal..	75
Tabel 4. 11 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata.....	75
Tabel 4. 12 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Internal	71
Tabel 4. 13 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Internal	71
Tabel 4. 14 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Internal	72
Tabel 4. 15 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Internal	72
Tabel 4. 16 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Internal	72
Tabel 4. 17 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Internal	73
Tabel 4. 18 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Internal	73
Tabel 4. 19 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Internal	74
Tabel 4. 20 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Internal	74
Tabel 4. 21 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Internal	75
Tabel 4. 22 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata.....	75
Tabel 4. 23 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal dan Internal	71
Tabel 4. 24 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal	71
Tabel 4. 25 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 4. 26 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 4. 27 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 4. 28 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal dan Internal	73
Tabel 4. 29 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal dan Internal	73

Tabel 4. 30 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal dan Internal	74
Tabel 4. 31 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal dan Internal	74
Tabel 4. 32 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal dan Internal	75
Tabel 5. 1 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal	71
Tabel 5. 2 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal....	71
Tabel 5. 3 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal.....	72
Tabel 5. 4 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Eksternal....	72
Tabel 5. 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal.....	72
Tabel 5. 6 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal....	73
Tabel 5. 7 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal.....	73
Tabel 5. 8 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal....	74
Tabel 5. 9 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal.....	74
Tabel 5. 10 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal..	75
Tabel 5. 11 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata.....	75
Tabel 5. 12 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Internal	71
Tabel 5. 13 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Internal	71
Tabel 5. 14 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Internal	72
Tabel 5.15 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Internal	72
Tabel 5.16 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Internal	72
Tabel 5.17 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Internal.....	73
Tabel 5.18 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Internal	73
Tabel 5.19 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Internal.....	74
Tabel 5. 20 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Internal	74
Tabel 5. 21 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Internal	75
Tabel 5.22 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata.....	75
Tabel 5.23 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal dan Internal	71
Tabel 5.24 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal	71
Tabel 5.25 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 5.26 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 5.27 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal dan Internal	72
Tabel 5.28 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal dan Internal	73
Tabel 5.29 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal dan Internal	73
Tabel 5.30 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal dan Internal	74
Tabel 5.31 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal dan Internal	74

Tabel 5.32 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal dan Internal	75
Tabel 5.33 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata.....	75
Tabel 6.1 Perbandingan Accuracy, Precission dan Recall pada data berbasis eksternal.....	75
Tabel 6.2 Perbandingan Accuracy, Precission dan Recall pada data berbasis Internal	75
Tabel 6.3 Perbandingan Accuracy, Precission dan Recall pada data berbasis eksternal dan Internal.....	75

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Kualitas telur berdasarkan Eksternal	7
Gambar 1. 2 Kualitas Telur berdasarkan Eksternal dan Internal.....	7
Gambar 2. 1 Kerangka Teori	26
Gambar 3. 1 Pengambilan Foto Kuning Telur	33
Gambar 3. 2 Pengambilan gambar Putih Telur	33
Gambar 3. 3 Gambar Isi Telur.....	34
Gambar 3. 4 Hasil Output berbentuk gambar GLCM.....	35
Gambar 3. 5 Warna Kulit Telur	36
Gambar 3. 6 Berat telur.....	36
Gambar 3. 7 Gambar Telur Bersih	37
Gambar 3. 8 Gambar telur.....	37
Gambar 3. 9 Hasil Output berbentuk gambar GLCM.....	38
Gambar 3. 10 Kerangka Konseptual	40
Gambar 3. 11 Desain Penelitian	41
Gambar 3. 12 a. Kualitas telur berdasarkan eksternal berbasis image. b. Kulit telur berdasarkan internal berbasis image	42
Gambar 3. 13 Desain Sistem.....	45
Gambar 3. 14 Hasil dari RGB ke abu-abu GLCM	49
Gambar 3. 15 Flowchart GLCM	51
Gambar 3. 16 Arah sudut dalam GLCM	52
Gambar 3. 17 Skema Training Dan Testing	60

ABSTRAK

Abrolillah, Faizal. 2025. **Klasifikasi Kualitas Telur menggunakan *Support Vector Machine* Berbasis Fusi *Image* dan *Non-Image* dan Eksternal serta Internal Telur.** Thesis. Jurusan Magister Informatika fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Mulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing : (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom. (II) Totok Chamidy, M.Kom.

Kata Kunci : *Klasifikasi Telur; Support Vector Machine (SVM), Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*

Penelitian ini membahas klasifikasi kualitas telur ayam berbasis penggabungan faktor eksternal dan internal dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Faktor eksternal yang digunakan meliputi warna cangkang, kebersihan, tekstur, dan berat telur, sedangkan faktor internal mencakup kondisi putih telur, kuning telur, bau, serta keberadaan bintik hitam. Data diperoleh melalui pengambilan citra digital dan pengukuran langsung dengan total 800 sampel telur komersial (*Gallus gallus domesticus*). Proses prapengolahan data meliputi grayscale conversion dan ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Model klasifikasi dibangun menggunakan SVM dengan kernel linear dan polinomial untuk membandingkan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggabungan faktor eksternal dan internal meningkatkan performa klasifikasi secara signifikan dibandingkan jika hanya menggunakan salah satu faktor. Selain itu, SVM kernel polinomial menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kernel linear dengan nilai akurasi sebesar 0.87% dengan degree 3 serta C 2.0, adapun nilai presisinya sebesar 0.89% untuk nilai recallnya sebesar 0.78%.

ABSTRACT

Abrolillah, Faizal. 2025. *Classification Egg Quality Using the Image and Non-Image-Fusion-Based Support Vector Machine and the Egg's External and Internal Factors*. Thesis. Magister of Informatics. Faculty of Science and Technology Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom. (II) Totok Chamidy, M.Kom.

Keywords: Egg Classification, Support Vector Machine (SVM), Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

The research discusses the classification of chicken egg quality based on a combination of external and internal factors using the Support Vector Machine (SVM) method. External factors include shell color, cleanliness, textures, and egg weight. Meanwhile, the internal factors include the condition of the egg white, yolk, smell, and the existence of a black dot. The researcher collected the data by capturing digital images and conducting direct measurements on 800 total samples of commercial eggs (*Gallus gallus domesticus*). The pre-data processing involves grayscale conversion and texture feature extraction using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). The building of the classification model employs the SVM with linear and polynomial kernels to compare the accuracy. The research results indicate that the combination of external and internal factors significantly improves classification performance compared to using either factor alone. Additionally, the polynomial kernel SVM yields better accuracy than the linear kernel, with an accuracy level of 0.87%, degree 3, and $C = 2.0$. Furthermore, the precision level is 0.89%, corresponding to a recall value of 0.78%.

مستخلص البحث

أبرار لله، فائز. 2025. تصنيف جودة البيض باستخدام خوارزمية آلة المتجه الداعم (SVM) على أساس دمج الصور وغير الصور والعوامل الخارجية والداخلية للبيض. رسالة الماجستير. قسم المعلومات، كلية العلوم والتكنولوجيا بجامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: د. إروان بودي سانتوسو، الماجستير؛ المشرف الثاني: توتوك حميدي، الماجستير.

الكلمات الرئيسية: تصنيف بيض، آلة متجه داعم (SVM)، مصفوفة تواجد مشترك لمستوى رمادي (GLCM)

تبحث هذه الرسالة في تصنيف جودة بيض الدجاج على أساس دمج العوامل الخارجية والداخلية باستخدام خوارزمية آلة المتجه الداعم (SVM). تشمل العوامل الخارجية المستخدمة لون القشرة، النظافة، الملمس، ووزن البيض، بينما تشمل العوامل الداخلية حالة بياض البيض وصفار البيض والرائحة ووجود البقع السوداء. تم الحصول على البيانات من خلال التقاط الصور الرقمية والقياسات المباشرة بإجمالي 800 عينة من البيض التجاري أي سلالة مستأنسة من دجاج الأدغال الأحمر (*Gallus gallus domesticus*). تشمل عملية معالجة البيانات الأولية تحويل الصور إلى تدرجات الرمادي واستخراج ميزات الملمس باستخدام مصفوفة التواجد المشترك للمستوى الرمادي (GLCM). تم بناء نموذج التصنيف باستخدام خوارزمية SVM مع النوى الخطية والمتعددة الحدود لمقارنة الدقة. أظهرت النتائج أن دمج العوامل الخارجية والداخلية يحسن أداء التصنيف بشكل ملحوظ مقارنة باستخدام أحد العوامل فقط. بالإضافة إلى ذلك، أنتج خوارزمية SVM بالنواة متعددة الحدود دقة أعلى مقارنة بالنواة الخطية، حيث بلغت قيمة الدقة 0.87% بدرجة 3 و 2.0، بينما بلغت قيمة الدقة 0.89% والاستدعاء 0.78%.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Telur merupakan salah satu produk pangan hewani yang berasal dari ternak unggas dan telah lama dikenal sebagai sumber protein hewani bermutu tinggi (Idayanti et al., 2009). Kandungan gizi telur yang lengkap, meliputi protein, lemak, vitamin, dan mineral, menjadikannya bahan pangan yang sangat penting bagi pemenuhan kebutuhan gizi masyarakat. Selain itu, harga telur relatif terjangkau dibandingkan dengan sumber protein hewani lainnya, sehingga konsumsi telur banyak dilakukan oleh berbagai lapisan masyarakat. Subsektor peternakan ayam petelur berperan besar sebagai penyedia utama protein hewani dalam upaya meningkatkan ketahanan pangan nasional. Meskipun demikian, masih banyak masyarakat yang belum memahami cara membedakan kualitas telur yang baik, baik dari aspek eksternal (seperti warna, kebersihan, dan tekstur cangkang) maupun internal (seperti kondisi putih dan kuning telur serta bau). Kurangnya pengetahuan ini dapat berdampak pada konsumsi telur dengan mutu rendah yang berpotensi menurunkan kualitas gizi, bahkan dapat membahayakan kesehatan apabila telur sudah tidak layak konsumsi. Bagi peternak, ketidakmampuan dalam mengidentifikasi mutu telur juga dapat menyebabkan kerugian ekonomi karena telur berkualitas rendah dapat menurunkan nilai jual dan kepercayaan konsumen. Menurut Standar Nasional Indonesia (SNI) 3926:2023, telur ayam konsumsi memiliki kandungan air sebesar 73,7%, protein 12,9%, lemak 11,2%, dan karbohidrat 0,9% (Komala, 2008). Klasifikasi mutu telur ditentukan berdasarkan

dua aspek utama, yaitu warna kerabang dan berat telur. Warna kerabang dapat bervariasi tergantung pada galur ayam, umumnya berkisar dari putih hingga coklat. Dari segi bobot, telur ayam dibagi menjadi tiga kategori, yaitu kecil (<50 gram), sedang (50–60 gram), dan besar (>60 gram). Standar ini dibuat untuk memastikan keamanan dan kualitas telur yang beredar di pasaran.

Namun dalam praktiknya, penerapan standar mutu tersebut belum sepenuhnya berjalan optimal. Variasi kualitas telur yang beredar di pasaran masih cukup besar akibat faktor-faktor seperti perbedaan pakan, kondisi penyimpanan, umur ayam, serta penanganan pascapanen yang kurang tepat. Hal ini menunjukkan perlunya upaya peningkatan sistem penilaian mutu telur, baik melalui pengujian fisik dan kimiawi, maupun melalui pendekatan teknologi, seperti pengolahan citra dan analisis data non-gambar, guna memperoleh hasil evaluasi mutu yang lebih objektif, akurat, dan efisien. Telur merupakan salah satu sumber protein hewani yang penting bagi manusia. Menjaga kesehatan tubuh dengan mengonsumsi makan dan minum yang halal dan thoyyib merupakan sebuah kewajiban bagi setiap muslim. Makanan yang halal dan thoyyib artinya makanan dan minuman yang diizinkan untuk dikonsumsi menurut Islam, menurut jenis makanan dan cara memperolehnya. Halal dalam pemahaman fuqaha adalah halal dari segi zatnya dan prosesnya. Disebut thoyyib juga jika makanan tersebut aman, baik, dan tidak menimbulkan masalah apapun jika dikonsumsi, baik jangka pendek maupun jangka panjang dan dapat memberi manfaat bagi tubuh. Sesuai dengan firman Allah SWT pada surat Al-Baqarah ayat 168 :

يَا أَيُّهَا النَّاسُ كُلُوا مِمَّا فِي الْأَرْضِ حَلَالًا طَيِّبًا

Artinya :

“Wahai manusia! Makanlah dari (makanan) yang halal dan baik yang terdapat di bumi” (QS. Al Baqarah, 2:168). (Kementerian Agama RI), Allah memerintahkan umat-Nya untuk tidak mengonsumsi makanan haram. Selain itu, seorang Muslim harus makan makanan yang lezat dan bergizi. Kalau kedua hal itu tidak dilakukan, Halal berasal dari bahasa Arab yang berarti "diperbolehkan" atau "diizinkan". Makanan yang halal adalah makanan yang diizinkan untuk dikonsumsi menurut syariat Islam. Sebaliknya, haram berarti "dilarang" atau "tidak dibenarkan". Sementara itu, thayyib berarti "baik" atau "bermutu", yang mencakup aspek kebersihan dan kualitas makanan tersebut. Dalam konteks makanan, istilah halal dan thayyib menekankan pentingnya memilih makanan yang tidak hanya diizinkan secara syar'i, tetapi juga baik dan berkualitas. Oleh karena itu, konsumen diharapkan untuk memilih makanan yang halal dan thayyib untuk memenuhi tuntutan agama serta menjaga kesehatan.

Kualitas telur yang baik menjadi faktor penting dalam memenuhi kebutuhan gizi masyarakat. Kualitas telur dapat ditinjau dari karakteristik eksternal maupun internal. Karakteristik eksternal telur meliputi bentuk, warna, kebersihan, dan keretakan cangkang (Samli et.al., 2005). Sementara karakteristik internal mencakup indeks kuning telur, Haugh unit, dan kandungan nutrisi (Ledvinka et.al., 2000). Selain itu telur adalah salah satu produk peternakan yang bersifat "perishable"

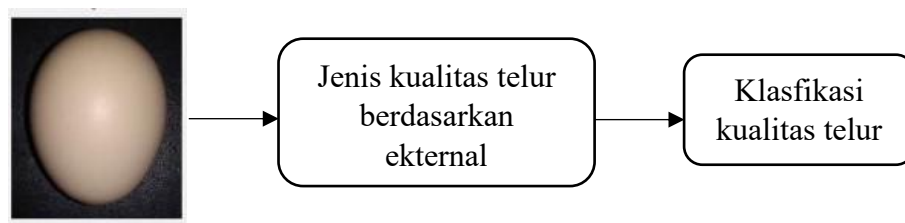
artinya mudah rusak seperti halnya produk peternakan lainnya, yaitu susu, daging, dan produk lainnya. Oleh karena itu, pengetahuan tentang kualitas telur dan faktor-faktor yang mempengaruhinya akan kualitas telur menjadi sangat penting baik dari sisi konsumen maupun produsen telur untuk keberlangsungan usahanya atau produk-produk yang berasal dari telur. Mengetahui kualitas telur adalah langkah awal untuk menuju masyarakat yang sehat bagi konsumen dan keberlanjutan usaha bagi produsen telur tersebut, menurut (Roberts et.al, 2004) Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi kualitas telur antara lain umur ayam, pakan, dan kondisi lingkungan pemeliharaan. Pada idealnya umur ayam petelur untuk masa produktifitasnya adalah sekitar 24-28 minggu. Pada umur tersebut, ayam petelur mencapai puncak produksi telurnya, dengan rata-rata hen day production (HDP) yang tinggi, yaitu sekitar 94,8% (Hendrix G.C., 2011). Ayam ras petelur merupakan salah satu komoditas unggas yang memiliki peranan penting dalam memenuhi kebutuhan protein hewani masyarakat. Selama periode produksi, ayam petelur mampu menghasilkan telur dengan kualitas dan kuantitas yang baik apabila dikelola dengan tepat. Produksi telur biasanya meningkat hingga mencapai puncak produksi sekitar 94–96% pada umur 26 minggu, di mana ayam petelur berada pada fase produktif optimal (Sulaiman et al., 2019). Berdasarkan data dari peternakan CV Bisco Farm, hen day production (HDP) ayam ras petelur strain Isa Brown pada umur 24–28 minggu rata-rata mencapai 92,77%, yang menunjukkan performa produksi yang tinggi pada fase tersebut. Namun demikian, kualitas telur yang dihasilkan tidak hanya ditentukan oleh tingkat produksi, tetapi juga dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi fisik telur (berat, warna, kebersihan, tekstur

cangkang, dan bau) serta faktor manajemen pemeliharaan seperti pakan, suplemen, vaksinasi, dan kesehatan ayam (Sarlan et al., 2017). Kekebalan tubuh ayam yang baik melalui pemberian vaksin dan vitamin yang teratur sangat penting untuk mencegah penyakit yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitas telur. Dalam konteks industri perunggasan modern, penilaian kualitas telur secara manual sering kali membutuhkan waktu lama dan bersifat subjektif. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang mampu melakukan klasifikasi kualitas telur secara otomatis dan akurat. Beberapa penelitian telah menerapkan pendekatan kecerdasan buatan, salah satunya adalah metode Support Vector Machine (SVM), untuk menganalisis karakteristik telur berdasarkan ciri fisik dan non-fisiknya (Lvwen Huang et al., 2019). Melalui metode ini, kualitas telur dapat diklasifikasikan secara objektif berdasarkan parameter tertentu seperti kebersihan, kekuatan cangkang, dan kelayakan konsumsi.

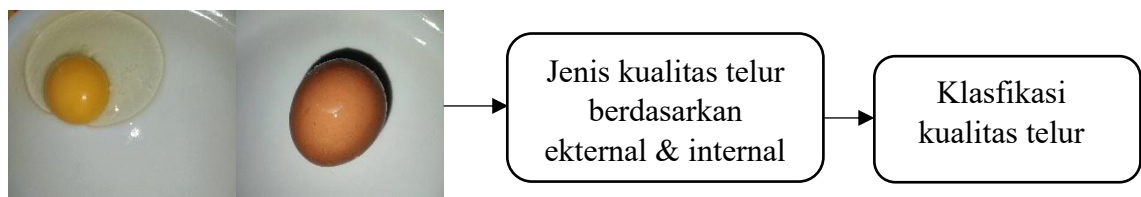
Berdasarkan penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan menghasilkan beberapa hasil klasifikasi kualitas telur dengan melihat beberapa bagian telur secara eksternal ataupun internal telur tersebut seperti apa yang telah diteliti oleh (Moran et.al, 2019) Kualitas telur dikelompokkan ke dalam 2 kategori, yakni kualitas eksternal dan kualitas internal. Dan juga Penelitian yang dilakukan sebelumnya yang dilakukan oleh (Aju Tjatur et.al, 2024) penting memperhatikan kelayakannya sebagai bahan pangan. Pengukuran Parameter Kualitas Telur Cangkang telur dicuci, selaput kerabang dibuang, dan kemudian kerabang dikeringkan di udara pada suhu kamar selama 48 jam. Sebagai bentuk percobaan untuk mendeksi kualitas telur secara eksternal (Beatriz Herranz et.al, 2024). Sedangkan Menurut

(Volp et.al, 2009) Warna kuning telur adalah atribut lain yang berkaitan dengan kualitas telur internal, dan faktor yang berkontribusi pada pengambilan keputusan pelanggan, karena biasanya terkait dengan nilai gizi dan kualitas telur. Untuk menilai parameter kualitas internal dan eksternal telur, berat telur dan komponennya (albumen, kuning telur, cangkang) (Cristina-Camelia Matache et.al, 2024). selain itu menurut (Sri Mutiar et.al, 2022) Kualitas eksterior telur meliputi nilai indeks telur, kebersihan, kehalusan, warna kerabang dan berat telur. Kualitas interior atau bagian dalam telur meliputi tebal kerabang, indeks kuning telur, tinggi putih telur kental, pH putih telur, warna kuning telur, nilai haugh unit telur (HU). Warna kerabang telur dinilai dengan menggunakan skala dari 1 sampai 6, dengan 1 berarti sangat coklat muda dan 6 sangat coklat tua (Lordelo et.a, 2017). Penelitian yang dilakukan oleh (Maretta, et, al., 2020) klasifikasi telur omega-3 dan ayam negeri dengan menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi tekstur dari telur tersebut. Hasil dari pengolahan citra menggunakan GLCM diolah menggunakan Support Vector Machine (SVM) untuk menghasilkan klasifikasi kualitas telur omega-3 dan ayam kampung. Dalam kualitas telur eksternal dan internal antara lain ada faktor kuning telur, Putih telur serta tingkat kecairannya dari kuning dan putih telur tersebut sedangkan untuk kualitas eksternalnya terdiri dari berat telur idealnya dan warna cangkang. Pemeriksaan pertama yang akan menentukan kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal secara otomatis untuk mengklasifikasikan kualitas telur dengan menggunakan metode yang dapat di andalkan dalam pengklasikasian kualitas telur. Tapi klasifikasi kualitas telur hanya berdasarkan eksternal hanya melihat dari sudut luarnya saja demikian juga hanya melihat dari

kualitas internalnya menggunakan Pencahayaan. Dari penelitian sebelumnya hanya melihat dari salah satu faktor itu saja untuk klasifikasi kualitas telur secara eksternal ataupun internal, oleh karena hal itu jika hanya melihat dari salah satu faktor itu saja maka itu maka sulit untuk bisa distandartkan kualitas telur yang akan diinginkan. Contoh gambar 1 untuk kualitas telur berdasarkan eksternal dan gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 1. 1 Kualitas telur berdasarkan Eksternal



Gambar 1.2 Kualitas Telur berdasarkan Eksternal dan Internal

Dalam penelitian ini, sesuai dengan latar belakang di atas, telur berwarna coklat. Berdasarkan penjelasan sebelumnya, telur dengan warna coklat tua dianggap lebih ideal atau termasuk dalam kategori telur berkualitas dibandingkan dengan telur berwarna coklat muda. Berat telur yang digunakan dalam penelitian ini berkisar 50 gram, karena ukuran tersebut dianggap lebih akurat untuk keperluan penimbangan, terutama bagi pembeli yang hanya memerlukan telur dalam jumlah sedikit atau untuk keperluan kulakan. Bagi peternak, telur dengan spesifikasi tersebut dapat menjadi acuan bahwa telur tersebut memiliki nilai jual yang lebih

tinggi di pasaran. Data pendukung diperoleh dari pihak peternakan di Desa Karang Melok, Kecamatan Tamanan, Kabupaten Bondowoso, pada tanggal 20 Agustus 2024. Selain itu, pernyataan juga diperoleh dari pihak pasar pada tanggal 27 Juli 2024, yang berlokasi di Kota Kulon, Kecamatan Bondowoso, Kabupaten Bondowoso, yaitu dari toko “Lumayan” dan toko “Langgeng” di Kelurahan Dabasah, Kecamatan Bondowoso, Kabupaten Bondowoso, Jawa Timur.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan sebelumnya, klasifikasi kualitas telur umumnya hanya berfokus pada faktor eksternal tanpa memperhatikan aspek internal. Beberapa peneliti memang meninjau faktor internal, namun terbatas pada penggunaan pencahayaan untuk memperoleh informasi visual bagian dalam telur. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan klasifikasi kualitas telur yang mempertimbangkan baik faktor eksternal maupun internal dengan memperhatikan visualisasi secara lebih mendalam. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) karena telah terbukti memiliki performa tinggi dalam menyelesaikan tugas klasifikasi linier maupun non-linier (Tavşanlı et al., 2024). Pada tahap preprocessing, dilakukan segmentasi citra dan ekstraksi ciri tekstur telur menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) untuk memperoleh data tingkat keabuan (gray-level), sebagaimana diterapkan oleh Maretta et al. (2020), karena metode ekstraksi fitur tersebut terbukti dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi (Drezewski et al., 2022).

1.2. Pernyataan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan di atas maka

permasalahan penelitian ini adalah:

1. Bagaimana meningkatkan penjualan berdasarkan klasifikasi kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal menggunakan *Support Vector Machine* dengan kernel linear dibandingkan Polynomial ?.
2. Apakah faktor eksternal dan internal berpengaruh terhadap dalam peningkatan performa klasifikasi kualitas telur ?.

1.3.Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah :

1. Mengklasifikasikan kualitas telur menggunakan SVM dengan kernel linear dibanding Polynomial ?.
2. Faktor apa saja yang paling berpengaruh dalam klasifikasi Kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal ?.

1.4. Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini dapat digunakan oleh :

1. Para peternak ayam dapat dipilah dan dipilih telur mana yang dapat di perjual belikan dan sebagai evaluasi ayam manakah yang menghasilkan telur yang berkualitas atau tidak.
2. Distributor dapat memilah dan memilih telur dari peternak untuk dipasarkan dengan kualitas terbaik.
3. Reseller dapat dibagi secara merata dalam bentuk berat per-kilo dan brand telur dengan kualitas yang terbaik.

4. Pembeli dapat di gunakan dalam pembuatan kue yang dibutuhkan secara Khusus.

1.5. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah adalah sebagai berikut :

1. Jenis telur yang peneliti gunakan yakni telur Komersial atau dengan bahasa ilmiah *Gallus gallus domesticus* yang banyak di budidayakan oleh masyarakat indonesia dan yang beredar dipasaran.
2. Data yang hanya terbatas di kabupaten Bondowoso, kecamatan Grjugan.
3. Data yang digunakan sebanyak 762 butir telur ayam yang telah beredar dari pasaran.
4. Telur yang akan diklasifikan yakni telur dengan kualitas yang telah beredar dipasaran.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan diperlukan untuk memahami isi dari penulisan thesis. Berikut adalah uraian singkat yang dibahas pada masing-masing bab.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, , tujuan dan manfaat penelitian baik bagi obyek, ilmu, dan penyusun thesis serta ruang lingkup penelitian. Selain hal itu bab ini juga menjelaskan tentang sistematika penyusunan laporan.

BAB II STUDI PUSTAKA

Bab ini menerangkan tentang studi pustaka dari laporan-laporan yang telah ada sebelumnya dan teori-teori tentang prediksi kondisi pembayaran biaya pendidikan sekolah berbasis klasifikasi kualitas.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas tentang metodologi yang digunakan dalam penelitian berupa metode pengumpulan data dan analisis serta kerangka berfikir penulis dalam lakukan beberapa penelitian. ini.

BAB IV PEMBAHASAN

Bab ini membahas tentang pembahasan terhadap implementasi metode klasifikasi dan hasil klasifikasi.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini merupakan bab terakhir yang berisi tentang kesimpulan serta saran dari penyusun.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1. Klasifikasi Kualitas Telur Ayam

Pembahasan terkait penelitian Klasifikasi kualitas telur ayam yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya.

Penelitian yang dilakukan oleh Lvwen Hwang et al. (2019) menganalisis proses klasifikasi pada telur ayam dengan tingkat kesulitan tinggi akibat kemiripan ciri visual dan variasi yang halus pada enam jenis embrio berusia lima hingga tujuh hari. Telur embrio ayam Bebas Patogen Spesifik (SPF) merupakan sumber kultur virus yang banyak digunakan dalam industri pembuatan vaksin biologis. Oleh karena itu, telur yang tidak subur, lemah, retak, hemolitik, atau terinfeksi harus segera disingkirkan dari inkubator agar tidak mengganggu proses vaksinasi. Dalam penelitian tersebut, deteksi kondisi embrio dilakukan menggunakan citra berbasis pencahayaan untuk mengidentifikasi telur yang retak dan menentukan klasifikasinya. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggabungkan fitur-fitur citra dan menerapkannya ke dalam model Support Vector Machine (SVM). Berdasarkan hasil pengujian terhadap 10.000 telur, metode tersebut mencapai tingkat akurasi sebesar 98,4%.

Hasil Penelitian yang dilakukan oleh (Rafal Drezewski et.al, 2022) dalam kasus penelitian ini menganalisis data yang diperoleh dari proses penanganan telur, dan untuk mendapatkan informasi tentang keberadaan embrio telur, faktor tersebut kemudian disegmentasikan dengan cara mengubah warna dari rgb menjadi hitam

dan putih serta menggunakan greyscaling. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 100 telur dimana 50 telur yang tidak subur dan 50 yang sebagiannya subur dengan memeperlihatkan faktor internal telur dengan menggunakan pencahayaan jadinya untuk tingkat akurasi terhadap data telurnya kurang maksimal, yang kemudian diproses candling untuk menghasilkan data, adapun hasilnya dengan tingkat akurasi 98,2% dari menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM).

Hasil penelitian yang dilakukan oleh (Maretta et.al, 2020) telur yang dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia terdapat telur omega dan ayam negeri bagaimana cara mengetahui hal tersebut dengan perbedaannya masing-masing tanpa melakukan pemecahan terhadap kerabangnya dan memiliki keakuratan. Dengan melihat beberapa faktor seperti telur omega dan ayam negeri dengan melihat kuning telurnya, warna kuning telur omega dengan ciri khas kemerah-merahan sedangkan kuning telur ayam negeri berwarna kuning dengan kesimpulan penelitian tersebut hanya melihat dari faktor internal berbasis pencitraan. Sehingga dapat mengklasifikasikan dengan menggunakan metode SVM dengan tujuan mendapatkan hasil akurasi yang tinggi. Tapi dari hasil penelitian tersebut hanya mendapatkan akurasi sebesar 67.30 % dari data tersebut.

Kemudian penelitian yang dilakukan oleh (Muhammad Abdul Goffar et.al, 2023) Telur ayam memiliki beberapa ciri di antara lain kulit telur tidak selalu coklat, ukuran telur tidak semua sama, dan tidak jarang pula melihat ada telur yang pecah atau retak ketika dalam masa perjalanan. Dalam penelitian kualitas telur berdasarkan eksternal dengan melihat faktor warna dan retakan pada telur ayam.

Pemrosesan hanya menggunakan citra digital dalam mendeteksi objek dan warna adalah teknik yang digunakan untuk mengklasifikasikan telur ayam. Dari data tersebut dapat diklasifikasikan sebagai langkah awal untuk dapat mendeteksi retak dan warna pucat pada telur ayam. dengan penggunaan pencahayaan serta menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan hasil akurasi mencapai 100% dengan jumlah data 150.

Penelitian yang dilakukan oleh Dewi Nurdiah et al. (2016) membedakan penyortiran telur antara telur infertil dan non-infertil dengan menggunakan faktor internal, yaitu parameter bloodspot dan blood vessel. Penelitian ini menggunakan citra berwarna RGB, di mana hasil uji coba menunjukkan bahwa segmentasi berbasis RGB memberikan hasil terbaik dibandingkan beberapa algoritma thresholding lainnya. Selain itu, penelitian ini memanfaatkan pencahayaan khusus untuk menonjolkan area bloodspot dan pembuluh darah guna meningkatkan akurasi segmentasi. Dari total 210 data yang terdiri atas telur fertil dan infertil, 75% atau sebanyak 151 data digunakan sebagai data latih dan 25% atau 59 data digunakan sebagai data uji. Metode Support Vector Machine (SVM) diterapkan pada penelitian ini dan menghasilkan akurasi sebesar 93,2%.

Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Maulana et al. (2020) menyoroti permasalahan dalam proses grading telur tetas, di mana masih banyak telur yang seharusnya tidak layak tetas (Grade Out) justru masuk ke dalam kelompok telur layak tetas (HE). Permasalahan tersebut disebabkan oleh kurangnya ketelitian pada proses Quality Control (QC) dalam menyeleksi telur serta kurangnya pemahaman terhadap kriteria telur layak dan tidak layak tetas. Faktor-faktor yang diamati

meliputi berat telur—yang berpengaruh terhadap ukuran kantung udara—sehingga faktor tersebut dikategorikan sebagai gabungan faktor internal dan eksternal menggunakan pemrosesan citra. Penelitian ini menggunakan metode Naïve Bayes Classifier untuk melakukan klasifikasi, yang terbukti cukup tepat dalam mengelompokkan kualitas telur ayam. Data yang digunakan berjumlah 100 butir telur, dengan pembagian 80 data sebagai data latih dan 20 data sebagai data uji. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 75%.

Dalam kasus penelitian yang dilakukan oleh (Saifullah et.al, 2021) Penelitian ini dikembangkan berdasarkan proses identifikasi yang selama ini masih dilakukan secara manual. Dengan menggunakan teknik pengolahan citra dimana hasil citra digunakan sebagai input dalam mengekstraksi fitur citra dan beberapa faktor yang hanya berdasarkan infertil dan fertil yang mengklasifikasikannya. Identifikasi kualitas telur dengan jumlah data 100 gambar telur dengan masing-masing data dengan proses citra digital. Dengan melihat faktor internal tersebut menggunakan metode support vector machine dengan hasil akurasi 84,57% dari data yang telah dicoba.

(Purbasari et.al 2017) Menyebutkan dalam penelitiannya Badan Standarisasi Nasional Indonesia mengklasifikasikan telur ayam konsumsi berdasarkan warna dan berat cangkang telur menurut SNI 3926:2008. Faktor yang menentukan kualitas telur: eksterior dan interior, Penilaian eksterior meliputi ukuran, bentuk, dan kebersihan cangkang telur, sedangkan penilaian interior meliputi kantung udara, albumen, dan kondisi kuning telur. Data diambil menggunakan citra menggunakan camera EOS 500D dengan jarak 30 cm diatas telurnya. Hasil

klasifikasi dengan tiga skenario percobaan memiliki nilai akurasi sebesar 100%, hal ini menunjukkan bahwa SVM merupakan algoritma yang baik dan kuat untuk melakukan klasifikasi.

Penelitian yang dilakukan oleh Haoran et al. (2020) berfokus pada kebutuhan identifikasi dan klasifikasi kualitas telur dalam proses produksi maupun penjualan. Metode tradisional yang masih banyak digunakan dinilai kurang efisien karena memerlukan banyak tenaga kerja, waktu, dan sumber daya. Untuk itu, penelitian ini memanfaatkan perkembangan teknologi kecerdasan buatan dengan menggunakan faktor eksternal pada telur, khususnya untuk mendeteksi keretakan cangkang. Citra telur diolah melalui proses konversi skala abu-abu sebelum fitur retakan diekstraksi dan diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu membedakan telur utuh dan telur retak dengan sangat baik, dengan tingkat akurasi mencapai 98,75%.

Sementara itu, menurut Tavsanlı et al. (2023), telur ayam merupakan salah satu bahan pangan yang paling banyak dikonsumsi masyarakat, sehingga kualitasnya menjadi faktor yang sangat penting. Penelitian mereka menekankan bahwa beberapa faktor eksternal, seperti berat dan ukuran telur, memiliki pengaruh besar dalam proses penilaian kualitas. Data diperoleh melalui pengolahan citra (image processing) terhadap 425 telur yang dibagi ke dalam tiga kategori ukuran, yaitu Large sebanyak 88 butir, Medium 209 butir, dan Small 128 butir. Seluruh faktor yang digunakan merupakan karakteristik eksternal telur. Dengan menerapkan metode SVM, penelitian ini berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 98,0%, yang menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra dan machine learning dapat

digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan ukurannya.

Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh (Maimunah, et al., 2018) menyatakan bahwa kerabang telur merupakan bagian terluar yang membungkus isi telur dan berfungsi mengurangi kerusakan fisik maupun biologis. Kerabang telur dilengkapi dengan pori-pori yang berguna untuk pertukaran gas dari dalam dan luar kerabang. Salah satu unsur penentu kualitas telur adalah kondisi kerabang telur. Warna kerabang yang berbeda dipengaruhi oleh jenis pigmen, konsentrasi pigmen, dan struktur kerabang. Dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi penurunan kualitas telur ayam ras berdasarkan warna kerabang atau secara eksternal dengan melakukan pencitraan terhadap telur menggunakan support vector machine. Hasil uji coba dari data tersebut menggunakan metode SVM menunjukkan akurasi sebesar 80%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Jaya, et al., 2021) menyatakan bahwa kualitas telur memiliki dampak yang signifikan terhadap penjualan ketika dipasarkan, tetapi masih banyak peternak ayam yang kurang memperhatikan kualitas telurnya. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kualitas telur ayam berdasarkan hasil wawancara dengan peternak. Dari wawancara diperoleh variabel-variabel yang digunakan untuk menentukan apakah telur berkualitas atau tidak, yaitu faktor-faktor yang memengaruhi kualitas telur seperti warna telur, ukuran telur, suara, posisi telur, serta ketebalan kulit telur. Data yang dikumpulkan sebanyak 215 data telur ayam, dibagi menjadi dua bagian, yaitu 150 data untuk training dan 65 data untuk uji. Pada tahap training dan testing dilakukan preprocessing pada beberapa

atribut seperti warna dan atribut lainnya. Hasil akurasi sebesar 86,7% diperoleh dengan metode Naive Bayes dari data sebanyak 215 telur.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Xiao Yang, et.al., 2023) telur yang cacat akan mengurangi nilai jual dan produksi telur ayam. Berdasarkan faktor ekterior atau eksternal yang bermasalah antara lain seperti endapan kalsium, noda kotoran dan keretakan telur dengan menerapkan hal seperti ini pada industri unggas maka dapat meningkatkan produktivitas yang akan menghasilkan produk dengan kualitas lebih baik. Dalam penelitian ini sebanyak 800 telur ayam yang telah berproduksi, selain beberapa faktor yang telah disebutkan ada faktor berat telur ayam yang berkisaran 50 sampai 70 gram. Demikian hal itu untuk menentukan kualitas telur terbaik dengan mengukur berat telurnya. Dalam penelitian ini hanya melihat faktor eksternal atau hanya visualisasi dan berat telur tersebut tanpa melihat faktor internal. Adapun hasil dari akurasi dari penelitian diatas yaitu sebesar 94% dengan menggunakan random forest untuk metode klasifikasinya. Pada tabel nomor 1 diatas dengan peneliti (Huang, et.al., 2020) dalam pembuatan virus vaksin. Embrio telur yang normal dan subur disuntikan virus untuk diinokulasikan kecuali telur yang lemah. Sebelum menggunakan metode SVM mereka menggunakan manusia sebagai pengawas yang terampil melalui penglihatannya alias secara tradisional yang mana memiliki biaya yang lebih, efisiensi rendah dan banyak kesalahan dalam deteksi Karena telur embrio memiliki karakteristik yang berbeda. Dalam penelitian tersebut deteksi telur embrio. Dataset sebanyak 1000 sampel latihan dan 1000 sampel untuk diuji, dari data tersebut diekstraksi dengan DCNN dari berbagai fitur tersebut diklasifikasikan menggunakan SVM karena lebih baik

dalam pendekatan dalam pengujian dengan tingkat akurasi rata-rata 98,4% yang lebih baik dari metode klasifikasi. Adapun Jurnal yang digunakan sebagai referensi dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 2.1 dibawah ini sebagai berikut.

Tabel 2. 1 Jurnal Referensi

No	Nama (Tahun)	Data Set	Metode	Hasil Akurasi
1	Huang, et.al, (2019)	10.000 telur ayam embrio	SVM dengan kernel Linear	98,4%
2	Tavşanlı, et.al, (2024)	425 Telur Ayam Komersil	SVM dengan kernel Linear	98,0%
3	Maretta, et al, (2020)	112 Telur ayam omega 3	SVM Polinomial 2 derajat	98.,3%
4	Purbasari, et.al, (2017)	60 data telur ayam	SVM Polinomial 2 derajat	100%
5	Drezewski, et.al, (2022)	100 data Telur Ayam	SVM dengan kernel Linear	98,20%
6	CHEN, et.al, (2020)	80 dataTelur ayam ayam komersil	SVM dengan kernel Linear	98,75%
7	Oliveira-Boreli, et.al, (2023)	6.378 data telur ayam	Random Forest	97,9%
8	Maulana et.al, (2020)	100 data telur	Naive bayes	75%
9	T.S Jaya, et.al (2021)	215 data telur	Naive Bayes	86,7%
10	Xiao Yang, et.al, (2023)	800 data	Random Forest	94 %
12	Abrolillah, et.al., (2024)	1000 data	SVM Kernel linear dan Poliynomial	-

Berdasarkan Tabel 2.1 didapatkan metode klasifikasi yang dapat digunakan

untuk proses pengklasifikasian data kualitas telur yang bersumber dari berbagai jurnal pada beberapa penelitian terdahulu. (Tavsanlı et al., 2020) dalam penelitiannya mengenai klasifikasi berbasis image processing menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) menyebutkan bahwa telur dapat digunakan dalam berbagai produk kandungan vitamin. Dalam penggunaan telur berkualitas, metode ini memberikan kontrol yang mudah, cepat, dan akurat dengan menggunakan Support Vector Machine, yang dirancang untuk mengklasifikasikan kualitas telur, salah satunya berdasarkan berat telur yang memiliki berbagai macam ukuran serta berat. Sebanyak 425 data telur didapatkan melalui ekstraksi gambar. Dalam penelitian ini, SVM (Support Vector Machine) digunakan untuk operasi klasifikasi. SVM adalah sebuah algoritma mesin pembelajaran yang mampu melakukan tugas klasifikasi linier maupun non-linear. Metode SVM yang digunakan dalam penelitian oleh (Maretta et al., 2020) menyatakan bahwa telur ayam adalah bahan makanan yang banyak diminati, selain sangat mudah ditemukan dan dengan harga yang terjangkau. Ada berbagai jenis telur, mulai dari telur negeri, telur kampung, hingga telur organik. Dibandingkan telur lainnya, telur ayam Omega-3 adalah salah satu telur yang memiliki harga jauh di atas rata-rata telur pada umumnya. Metode yang digunakan untuk klasifikasi tersebut adalah SVM dengan kernel polynomial yang mengklasifikasikan berdasarkan cangkangnya, yakni telur omega dan telur unggas, dengan mencoba memisahkan dua kelas yang optimal. Dari hasil uji akurasi yang telah dilakukan menggunakan Support Vector Machine dengan kernel polynomial, didapatkan akurasi terbaik pada komposisi pertama di data uji dengan nilai akurasi 98,3%.

Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh Purbasari et al. (2017) menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Telur ayam adalah salah satu makanan yang paling banyak dikonsumsi oleh keluarga di Indonesia menurut Badan Pusat Statistik. Data yang didapat melalui citra digital diklasifikasikan menggunakan metode SVM dengan beberapa faktor yang menjadikan hasilnya akurat dengan akurasi 100%. Hasil tersebut menjadikan acuan bahwa metode SVM yang digunakan juga berkontribusi pada nilai akurasi yang tinggi, terlepas dari fakta bahwa Support Vector Machine sudah dikenal dengan kinerjanya yang kuat. Berikut juga penelitian yang dilakukan oleh Drezewski et al. (2022) dengan nilai akurasi sebesar 98,20% menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data yang diperoleh dari telur tentang informasi embrio telur dengan ekstraksi fitur menggunakan GLCM, dengan data sebanyak 100 telur ayam. Metode SVM memberikan hasil yang bervariasi dan akurasi yang baik. Pengklasifikasi SVM mendeteksi apakah telur tersebut subur atau tidak subur. Hal tersebut menjadikan landasan bahwa metode SVM adalah metode yang kuat. Klasifikasi kualitas telur yang dilakukan oleh Chen et al. (2020) menghasilkan akurasi 98,75% dalam mendeteksi telur berdasarkan keretakan yang terjadi pada cangkangnya menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Metode ini mengidentifikasi telur tersebut dengan menggabungkan pembelajaran mesin dan teknologi citra untuk mengidentifikasi telur retak secara akurat, sehingga menjadikan metode yang kuat untuk klasifikasi.

Pada tabel no.7 (Oliveira-Boreli, et.al, 2023) metode yang digunakan yaitu random forest (RF) dengan hasil akurasi 97,9% dengan data sebanyak 6.378 citra

telur. Nilai akurasi tersebut menjadi pertimbangan sebagai metode klasifikasi yang akan digunakan dalam penelitian ini. Telah terverifikasi bahwa semua model memiliki presisi yang tinggi, dan model Random Forest adalah yang terbaik. Hubungan antara bentuk telur dengan kualitas cangkang telur dan ciri-ciri kualitas telur memungkinkan penerapan sistem visi komputer dalam proses klasifikasi telur. Penelitian yang dilakukan oleh (Maulana, et.al., 2020) menjelaskan bahwa syarat telur tetas yang baik yaitu sehat dan produktivitasnya tinggi, umur telur, dan kualitas fisik telur (bentuk, berat, keadaan kerabang). Dalam penelitian ini digunakan metode Naive Bayes (NB) dengan hasil akurasi 75% dengan jumlah data sebanyak 100 data telur ayam yang digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan hasil demikian, beberapa faktor di atas harus dipertimbangkan terkait metode tersebut. Metode Naive Bayes yang digunakan oleh (Jaya, et.al., 2021) adalah Naive Bayesian Classifier, yaitu pengklasifikasi Bayesian yang menggabungkan kesederhanaan dengan asumsi independensi. Salah satu fitur NBC adalah dapat bekerja dengan nilai atribut yang tidak valid. Penelitian ini menggunakan sebanyak 215 data telur dengan hasil akurasi 86,7%. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kualitas telur ayam ras yang layak jual atau tidak. Yang terakhir, penelitian yang dilakukan oleh (Yang, et.al., 2023), bertujuan untuk mengklasifikasikan telur dengan mempertimbangkan faktor ukuran telur standar dan non-standar serta masalah eksterior seperti noda dan retakan pada telur. Pertama, dilakukan fungsi gabungan penyortiran telur dan penimbangan telur ayam yang kemudian diklasifikasikan. Data sebanyak 800 data telur digunakan dengan metode random forest, karena algoritma Random Forest (RF) digunakan untuk

meregresi data bobot telur berdasarkan fitur yang diekstrak dan diklasifikasikan menggunakan metode tersebut.

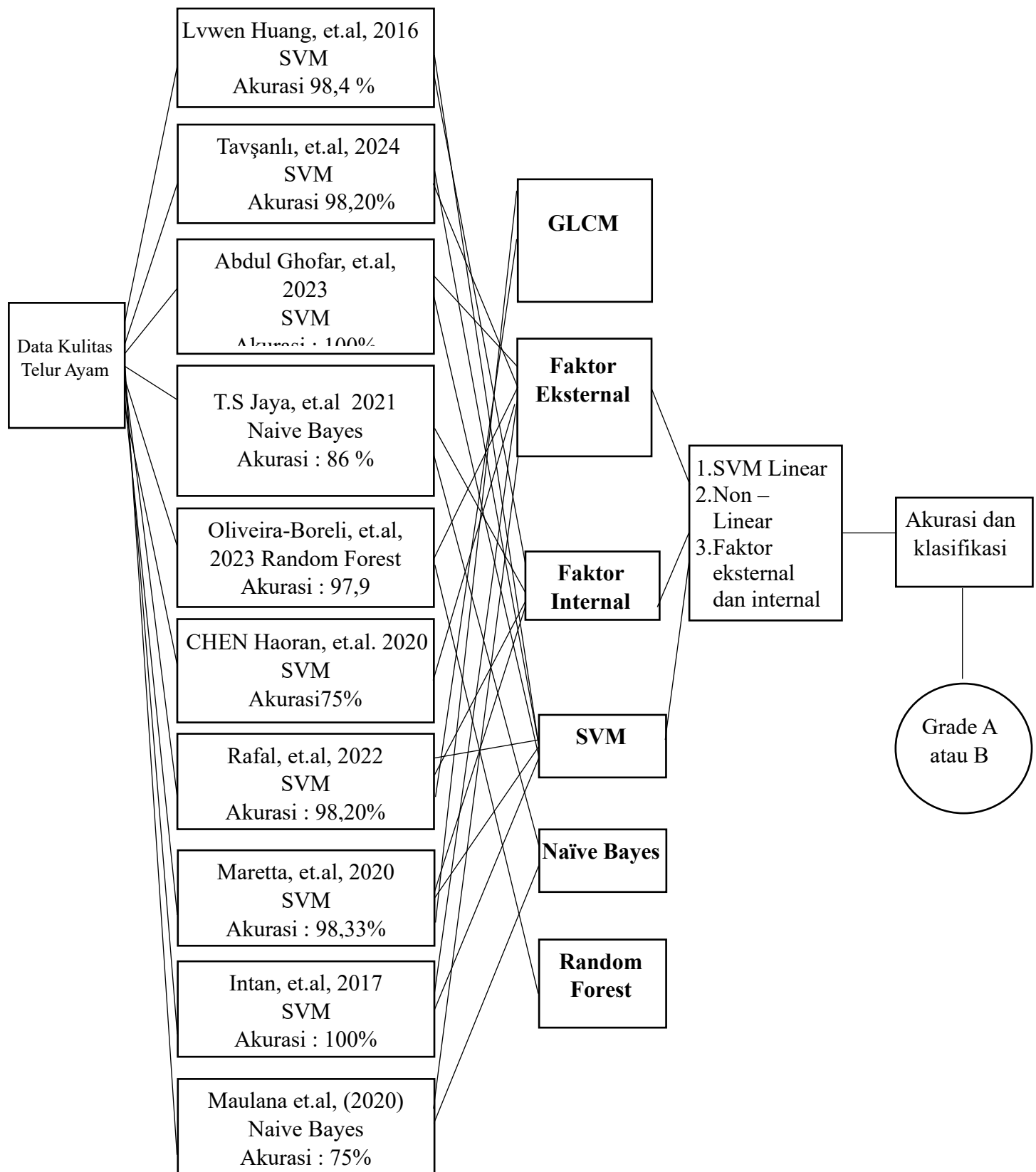
Dari beberapa penelitian di atas, pada kali ini peneliti menggunakan lebih banyak faktor serta menggabungkan data berbasis image dan non-image untuk menganalisis faktor apa saja yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi kualitas telur. Jika dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu, terdapat perbedaan mengenai data yang digunakan sebagai input dan metode yang digunakan dalam tahap pemrosesan data, meskipun outputnya serupa.

2.2. Kerangka Teori

Kerangka Teori penelitian ini yang merujuk dari beberapa penelitian terdahulu yang mempunyai relevansi atau keterkaitan sebagai referensi yang diambil oleh peneliti. Berikut dibawah ini dari beberapa metode tahapan yang merujuk dari penelitian terdahulu yang masuk pada pembahasan apa yang diteliti oleh penelitian kali ini. Pada kali ini peneliti menggunakan data kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal sebagai parameter input. Kemudian diolah menggunakan metode support vector machine (SVM) dengan kernel linear dan non linear. Pada metode SVM dilakukan dengan pengukuran nilai data numerik dan kategorial untuk mendapatkan klasifikasi dengan hasil terbaik. Sehingga menghasilkan klasifikasi kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal. Dari input penelitian ini dari kualitas telur ayam terdapat beberapa faktor, dimana faktor tersebut bisa dari eksternal dan internal telur. Dalam penelitian terkait diatas terdapat kesamaan faktor dimana mempengaruhi akurasi dengan metode yang digunakan seperti yang dilakukan oleh (Lvwen Huang, et.al, 2016) dengan metode support vector machine (SVM)

data input yang akan diklasifikasikan seperti faktor internal telur yang akan di proses menggunakan metode SVM menghasilkan nilai Akurasi 98,4 % dengan output membedakan antara telur yang subur dan yang lemah. Penelitian yang dilakukan oleh (Tavsanli, et.al., 2024) seperti pada tabel kerangka penelitian diatas input fitur dari telur yang berdasarkan berat atau ukuran seperti small (S), Medium (M) dan large (L) dengan tingkat keberhasilan dari masing-masing ukuran. Selanjutnya penelitian yang dilakuka oleh (Ghofar, et.al., 2023) Menjelaskan bahwasanya kualitas telur dapat ditentukan dengan melihat warna dan retakan pada telur ayam, data yang digunakan sebanyak 160 data telur ayam yang akan diklasifikasikan berdasarkan retakan pada cangkangnya dan warna pada telur ayam tersebut yang kemudian diklasifikasi menggunakan metode SVM dengan hasil akurasi berdasarkan waran pucat serta retakan pada telur tersebut sebesar 100% setelah pengujian. Penelitian yang dilakukan oleh (Jaya, et.al., 2021) ini bertujuan untuk memprediksi kualitas telur ayam ras yang layak jual atau tidak, kualitas telur yang bagus atau yang jelek memiliki dampak yang signifikan terhadap penjualan. Atribut atau faktor-fakor yang akan mempengaruhi hasil dari kualitas telur ayam yang akan diimplementasikan. Adapun faktor-faktor tersebut seperti warna kerabang, ukuran, serta ketebalan dari telur tersebut dengan menggunakan metode naive bayes (NB) dengan jumlah data sebanyak 215 data kualitas telur ayam. Hasil akurasi selama pengujian dengan hasil akurasi sebesar 86%. Dengan hasil akurasi sebesar 98,20% penelitian yang dilakukan oleh (Maretta, et.al, 2020) data seta yang berjumlah 112 telur yang akan diklasifikasikan berdasarkan internal atau pada kuning telurnya yang menjadikan sebagai input untuk menghasilkan

klasifikasi kualitas telur berdasarkan internal dengan menggunakan metode support vector machine (SVM) sebagai algoritma klasifikasi yang akan diterapkan pada penelitian tersebut. Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa algoritma SVM sepenuhnya stabil. Gambar 2.1 sebagai kerangka teori dibawah ini.



Gambar 2. 1 Kerangka Teori

(Haoran, et.al., 2020) menggunakan metode support vector machine dengan akurasi 98,75%. Teknologi ini sangat dibutuhkan untuk mengklasifikasikan kualitas telur dengan cara mendeteksi keretakan telur dan warna telur dalam skala abu-abu. Data sebanyak 200 sampel diinput dan diproses menggunakan metode support vector machine (SVM). Penelitian yang dilakukan oleh (Rafal, et.al., 2022) menyebutkan bahwa tujuan penelitiannya adalah menganalisis telur yang berembrio dan telur yang subur, dimana data tersebut digunakan sebagai input untuk pengklasifikasian telur. Dataset sebanyak 100 gambar yang membedakan telur subur dan tidak subur tersebut diproses menggunakan metode gray scaling. Selanjutnya, metode SVM digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas telur dengan akurasi 98,20% dari data yang telah diuji. Setelah dilakukan beberapa kali preprocessing, data tersebut berhasil dihasilkan. Metode support vector machine (SVM) yang diterapkan oleh (Intan, et.al., 2017) menggunakan berat telur dan kondisi cangkang sebagai data input dalam klasifikasi kualitas telur, sebagai alternatif metode manual. Support Vector Machine dipilih karena ketangguhannya dalam mempelajari data. Sebanyak 60 data telur digunakan untuk klasifikasi dengan hasil akurasi 100%. Hasil penelitian tersebut menguatkan akurasi metode ini. Terakhir, penelitian yang dilakukan oleh (Maulana, et.al., 2020) menyatakan bahwa telur yang akan ditetaskan memiliki beberapa faktor yang menentukan apakah telur tersebut dapat ditetaskan, seperti bobot telur serta faktor eksternal lain yang mempengaruhi hasil klasifikasi telur. Metode yang digunakan adalah Naive Bayes (NB) dengan hasil akurasi 75%.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Data Preparation

Pada bab ini, akan dipaparkan secara mendalam mengenai hasil-hasil data yang telah diperoleh selama proses pelaksanaan studi klasifikasi dan data yang dikumpulkan terkait kualitas telur ayam berdasarkan eksternal dan internal menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear serta Non-linear.

3.2. Data Telur berdasarkan eksternal

Dalam klasifikasi kualitas telur, penilaian dibagi ke dalam dua bagian utama, yaitu faktor eksternal dan faktor internal. Berikut ini merupakan beberapa aspek yang menjadi tolok ukur kualitas telur berdasarkan faktor eksternal :

a. Kulit telur

Dalam data yang ditampilkan mengenai kualitas telur berdasarkan faktor eksternal, salah satu indikator yang digunakan adalah tingkat kehalusan kerabang. Menurut (Jaelani et al. 2016), kerabang yang semakin halus serta berada dalam kondisi utuh dan tidak retak menunjukkan kualitas telur yang baik. Selain itu, (Muniar et al. 2022) menjelaskan bahwa permukaan telur yang proporsional dapat diamati dari bentuknya yang tidak menonjol dan tidak terlalu bulat, sehingga karakteristik tersebut dapat menjadi acuan tambahan dalam penilaian kualitas eksternal telur.

b. Warna kulit telur

Sesuai dengan data yang digunakan, warna telur menjadi salah satu indikator penting dalam menentukan apakah sebuah telur termasuk kategori berkualitas.

Warna cangkang memiliki pengaruh terhadap kualitas telur berdasarkan faktor eksternal, sebagaimana dijelaskan pada penelitian yang dilakukan oleh bulat (Muniar, et.al., 2022). Hal ini juga sejalan dengan standar SNI 01-3926-2008 yang menyatakan bahwa warna telur ayam buras umumnya adalah coklat. Menurut (Jazil et.al., 2013), telur dengan warna kerabang coklat tua memiliki kerabang yang lebih kuat dan lebih tebal dibandingkan telur berwarna coklat dan coklat muda. Oleh karena itu, telur berwarna coklat tua mengalami penurunan kualitas yang lebih rendah selama penyimpanan dibandingkan telur dengan warna coklat dan coklat muda. Pernyataan tersebut diperkuat oleh (Joseph, et.al., 1999) yang menjelaskan bahwa telur dengan warna coklat tua cenderung memiliki kerabang yang lebih kuat dan tebal dibandingkan telur dengan warna coklat terang.

c. Berat telur

Setelah menentukan warna kerabang, tahap selanjutnya adalah melihat berat telur. Pada bagian sebelumnya telah dijelaskan bahwa berat telur ideal berada pada kisaran tertentu, sedangkan berat yang berada di luar kisaran tersebut dikategorikan sebagai tidak ideal. Berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI 3926:2008) dan berbagai penelitian terkait, penggolongan berat telur dibagi ke dalam beberapa kategori sesuai rentang berat per-butirnya.:

- Jumbo: di atas 65 gram
- Extra: 60 – 65 gram
- Besar: 55 – 60 gram
- Medium (sedang): 45 – 50 gram
- Peewee (kecil): di bawah 45 gram

Pembagian grade telur adalah Grade A < 50 gram, Grade B 50-60 gram, dan Grade C > 50 gram (Yosha et.al. 2019), dalam pengujian pada sistem berat telur dengan mengukur massa untuk mengetahui berat telur secara akurat.

d. Kebersihan telur

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Maimunah (2015), salah satu aspek kualitas eksternal telur ditinjau dari tingkat kebersihan kerabang, yaitu ada atau tidak adanya kotoran yang menempel pada permukaan telur. Kebersihan kerabang menjadi bagian penting dalam penilaian kualitas eksterior karena dapat mengganggu proses pemeriksaan kondisi fisik telur. Selain itu, penilaian kualitas eksterior dan interior telur ayam ras yang beredar di pasar juga mengacu pada standar SNI 3926:2008, di mana kebersihan kerabang termasuk salah satu parameter utama dalam menentukan mutu telur.

e. Gambar Permukaan Telur

Untuk bagian ini, pengolahan citra dilakukan dengan menggunakan metode GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix), yaitu teknik ekstraksi ciri yang mengubah citra dari format RGB menjadi citra abu-abu untuk memperoleh nilai energy, homogeneity, contrast, dan correlation. Menurut (Veronica, et al., 2019), akurasi dapat diperoleh melalui metode GLCM karena mampu mengekstraksi ciri berdasarkan tekstur serta menghasilkan informasi mengenai kontras dan homogenitas pada citra. Berikut merupakan gambar dan tabel yang menampilkan hasil output citra serta parameter GLCM yang dihasilkan.

3.3. Data Telur Berdasarkan Internal

a. Bau Busuk Telur

Pada data penelitian ini, bau telur termasuk dalam kategori kualitas internal telur. Pengambilan data terkait bau dilakukan secara fisik dan tidak menggunakan perangkat digital, melainkan melalui proses preprocessing sederhana berdasarkan indera penciuman. Telur yang berkualitas baik umumnya tidak memiliki bau busuk, melainkan hanya berbau amis seperti telur pada umumnya. Sebaliknya, apabila telur tercium bau busuk, maka dapat dipastikan bahwa kualitas telur tersebut buruk atau tidak layak untuk diperjualbelikan. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh (Birwo, et al., 2013) yang menjelaskan bahwa penanganan telur di pasar tradisional umumnya dilakukan secara sederhana. Telur hanya ditempatkan pada kondisi kebersihan yang kurang baik, misalnya diletakkan di atas baki (tray), sementara kondisi sanitasi pasar tradisional sering kali tidak memadai, terlihat dari lingkungan yang kotor, becek, bau tidak sedap, dan faktor lainnya. Selain itu, menurut (Qurniawan, et al., 2022), pemeriksaan kualitas interior telur juga mencakup pengecekan kondisi kantung udara, kebebasan bergerak, serta bau telur.

b. Kuning Telur

Warna kuning telur merupakan salah satu faktor penentu kualitas telur berdasarkan aspek internal. Telur adalah produk hasil ternak yang memiliki sifat fisik mudah rusak. Kualitas telur dapat dinilai melalui dua aspek, yaitu kualitas eksternal dan kualitas internal. Kualitas internal telur dapat diamati melalui indeks putih telur dan indeks kuning telur (Prahardini et al., 2020). Telur tersusun atas tiga bagian utama, yaitu kulit telur, bagian cairan bening atau putih telur, serta bagian cairan berwarna kuning (Rasyaf et al., 1990).

c. Putih Telur

Salah satu poin penilaian kualitas telur berdasarkan faktor internal adalah kualitas putih telur, yang ditentukan melalui tingkat keenceran putih telur. Nilai HU atau Haugh Unit digunakan untuk menunjukkan tingkat keenceran tersebut dan menjadi indikator dalam menentukan kualitas telur. Menurut Jaelani et al. (2016), penetapan kualitas telur didasarkan pada nilai HU.

d. Bintik Hitam

Dalam hal ini bisa dikatakan telur yang abnormal karena menciptakan kelainan pada telur (Scanes et.al. 2004) yang bisa disebabkan oleh bitnik darah atau *blood spot* Disebabkan oleh pembuluh darah kecil pecah pada saat ovulasi, serta daging (meat spot) disebabkan oleh degenerasi bekuan darah dalam telur atau yang lebih parah terkena penyakit.

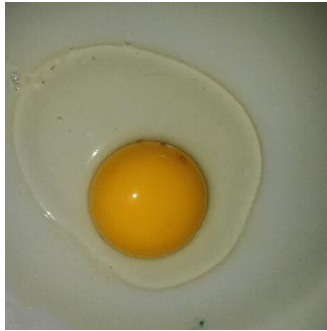
e. Image Isi Telur

Pada bagian ini sama halnya dengan image permukaan telur hanya saja ini internal atau isi dari telur tersebut menggunakan GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrix) Penelitian ini memanfaatkan hasil ekstraksi ciri gray level co-occurrence matrix citra jeruk keprok untuk klasifikasi mutu (Widodo et.al. 2018).
Proses Pengambilan Data.

3.4. Pengambilan Data Berdasarkan Faktor Internal

a. Kuning Telur

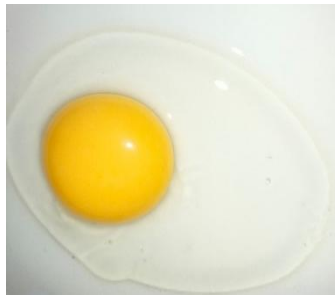
Setelah Telur di pecahkan Disitulah terlihat dalem telur yang akan di ambil untuk klasifikasi berdasarkan faktor internal menggunakan kamera HP yang di taruh diatas piring dengan latar belakang putih bagaimana keadaan kuning telurnya tersebut seperti gambar 3.1 dibawah ini.



Gambar 3. 1 Pengambilan Foto Kuning Telur

b. Putih Telur

Dalam internal sudah jelas pasti terdapat putih telur selain kuningnya dimana faktor ini dinilai juga untuk klasifikasi kualitas telur seperti apakah putih tersebut terlalu cair atau terdapat kotorannya, seperti dibawah ini gambar proses pengambilannya pada gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Pengambilan gambar Putih Telur

c. Bau Isi Telur

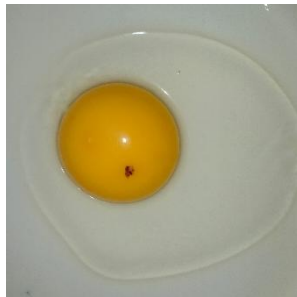
Dalam proses pengambilan data dimana pasti bau busuk ataupun tidak busuk bisa diketahui oleh kita yang menjadi ukuran apakah telur busuk atau tidak. Dan bisa ditunjukkan secara visual seperti putihnya terlalu encer dan kuning telurnya pecah serta berrongga hingga ketika digoncangkan terjadi goncangan secara berlebihan.

d. Bintik Hitam Dalam Telur

Dalam setiap data telur yang telah diproses untuk menghasilkan data maka setiap telur akan dipecahkan lalu diambil fotonya atau gambar dan secara otomatis apakah ada bintik hitam atau sesuatu yang mengangsal yang tidak sebagaimana mestinya.

e. Image Isi Telur

Dan yang pasti dilakukan yakni melakukan pengambilan gambar internal telur dimana terdapat kuning telur, Putih telur serta mendapat kesimpulan bagaimana keadaan isi telur dari proses pengambilan gambar tersebut, seperti gambar 3.3. dibawah ini yang menerangkan hal tersebut.



Gambar 3. 3 Gambar Isi Telur

Tabel 3. 1 Data Non-Image dengan faktor Internal

NO	INTERNAL				GRADE
	BAU	PUTIH TELUR	KUNING TELUR	BINTIK HITAM	
1	1	1	0	1	1
2	1	1	0	1	1
3	1	1	0	0	1
4	1	1	0	0	1
5	0	1	0	0	1
700	0	1	0	0	1

701	0	1	0	0	1
702	0	1	0	0	1
703	0	1	0	0	1
704	0	1	0	0	1

Dari tabel diatas dijelaskan dengan fitur bau angka satu masuk dalam kategori bagus dalam artian putih telur yang ideal begitu juga sebaliknya ketika angka 0 menunjukan berat telur tidak ideal, kuning telur menunjukkan antara encer atau tidaknya kuning telur, binitik hitam pada telur apakah terdapat noda darah atau gumpalan kecil pada telur. Adapun gambar hasil output GLCM seperti 3.4 dibawah ini.



Gambar 3. 4 Hasil Output berbentuk gambar GLCM

3.5.Pengambilan Data Berdasarkan Faktor Esternal

a. Kulit Telur atau Kerabang

Setiap telur ketika kita menyentuh atau merab-raba kulit telur atau kerabangnya apakah telur tersebut kasar atau tidak berongga atau tidak karena bagus dan tidaknya salah satunya telur dilihat dengan faktor kulit telur atau kerabangnya.

b. Warna Kulit Telur

Warna kulit telur menjadikan salah satu faktor yang krusial sedua dengan jenis apa telur yang akan diklasifikasikan, apakah telur tersebut dinyatakan

bagus melalui warna kerabangnya atau kulit telur tersebut. Seperti gambar di 3.5 dibawah ini.



Gambar 3. 5 Warna Kulit Telur

c. Berat Telur

Dalam faktor ekststernal berat telur manjadi faktor yang akan dibahas pada penelitian ini dimana berat telur menjadikan indicator bahwasanya telur itu berkualitas atau tidaknya yang akan dikalsifikan sesuai dengan faktor eskternal gambar dibawah ini menunjukkan cara bagaimana pengambilan data dalam hal berat telur tersebut yang bisa dilihat pada gambar 3.6 dibawah ini.



Gambar 3. 6 Berat telur

d. Kebersihan Telur

Telur yang beredar dipasaran pasti telah melalui sortir tapi masih terdapat saja kotoran yang menempel pada telur tersebut dimana itu menjadi faktor bagus atau tidaknya karena kotoran adalah kuman yang harus dibersihkan yang terkontasminasi oleh kotoran ayam seperti gambar dibawah ini antara telur yang bersih.



Gambar 3. 7 Gambar Telur Bersih

e. Image Gambar telur

Dalam proses klasifikasi terdapat data image telur dimana itu digunakan untuk menambah akurasi ataupun fitur dari berbagai fitur yang lain diantaranya gambar telur seperti dibawah ini.



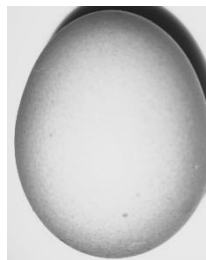
Gambar 3. 8 Gambar telur

Tabel 3. 2 Data Non-Image dengan faktor Eksternal

NO	EKSTERNAL				Grade
	BERAT	WARNA	TEKSTUR CANGKANG	KEBERSIHAN CANGKANG	
1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1
3	1	0	1	1	1
4	0	1	1	1	1
5	0	0	0	1	1
700	1	1	1	1	1

701	0	1	0	0	1
702	1	0	0	0	1
703	1	0	0	0	1
704	1	1	0	0	1

Dari tabel diatas dijelaskan dengan fitur berat angka satu masuk dalam kategori bagus dalam artian berat telur yang ideal begitu juga sebaliknya ketika angka 0 menunjukkan berat telur tidak ideal, warna telur menunjukkan antara warna coklat atau tidaknya telur, tekstur cangkang antara halus dan kasar serta berpori-pori yang terakhir kebersihan cangkang menilai keadaan telur apakah terdapat kotoran atau tidak.



Gambar 3. 9 Hasil Output berbentuk gambar GLCM

3.6 Splitting Data

Splitting data adalah proses membagi dataset menjadi beberapa bagian, biasanya untuk tujuan pelatihan (training) dan pengujian (testing) model dalam machine learning atau pengolahan data. Metode umum yang digunakan adalah pembagian proporsional, misalnya 80% data untuk training dan 20% untuk testing. Tujuannya adalah agar model dapat belajar dari sebagian data dan kemudian diuji kemampuannya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga mengukur performa model secara objektif. Splitting data juga membantu menghindari overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga kurang mampu menggeneralisasi data baru. Teknik ini sering diaplikasikan dalam klasifikasi citra, seperti pada pengolahan citra digital

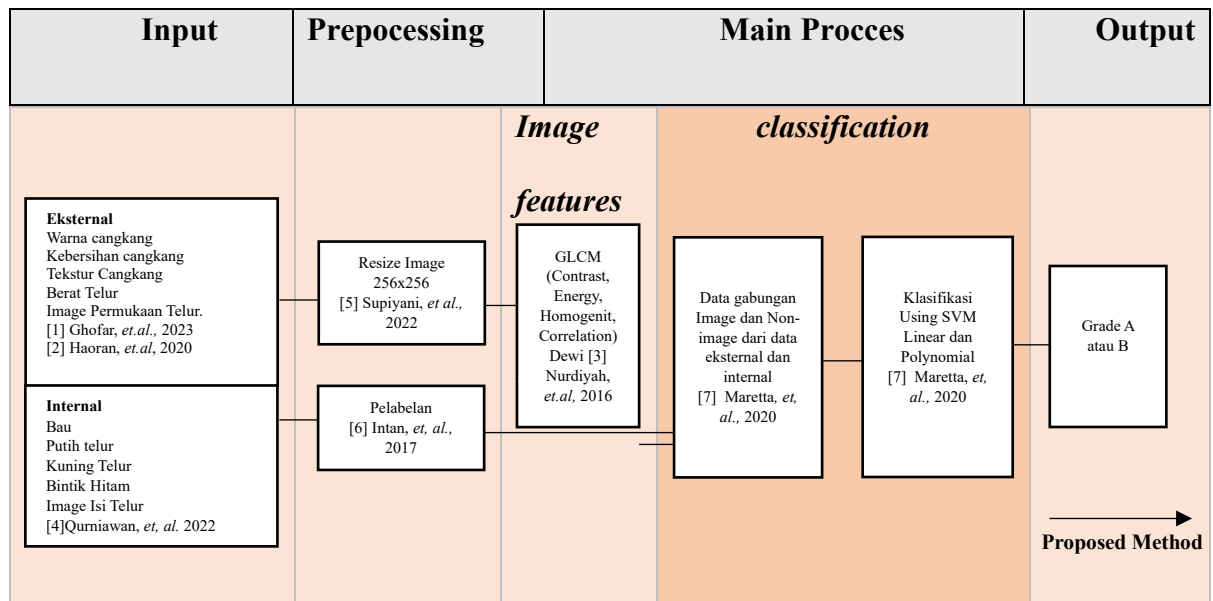
telur ayam, di mana data citra dibagi untuk pelatihan model SVM dan pengujian akurasi klasifikasi kualitas telur.

Tabel 3. 3 Split data

Nama	Rasio Split data (Training & Testing)
Pengujian 1	90%:10%
Pengujian 2	80%:20%
Pengujian 3	70%:30%
Pengujian 4	60%:40%
Pengujian 5	50%:50%

3.6. Kerangka Konseptual

Pada penelitian kali ini mengklasifikasikan telur berdasarkan 2 faktor yakni eksternal dan internal dimana setiap faktor terdapat image dan Non-image atau csv dimana dari kedua data tersebut digabungkan untuk menghasilkan klasifikasi kualitas telur berdasarkan data tersebut. Kerangka konseptual pada penelitian kali ini akan ditunjukkan dibawah ini dalam gambar 3.10

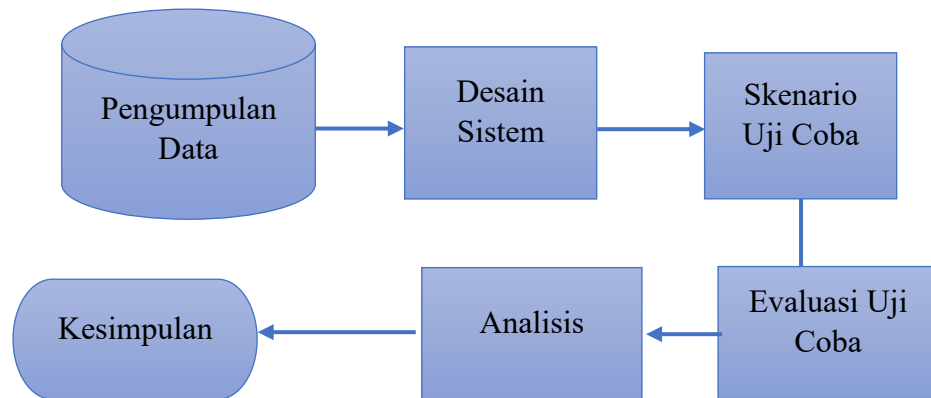


Gambar 3. 10 Kerangka Konseptual

Pada gambar 3.10 diatas adlah kerangka konseptual yang akan dilakukan dala penelitian kali ini dari tahap input data berbasis image dan non-image serta penggabungannya sampai proses klasifikasi menggunakan SVM dengan kernel linear dan Polynomial untuk mendapatkan hasil klasifikasi kualitas berdasarkan eksternal dan internal.

3.7. Alur Penelitian

Bagian ini menampilkan desain yang akan digunakan pada penelitian kali ini berkaitan dengan klasifikasi kualitas telur berdasarkan faktor ektesternal dan internal. Adapun depsain sistem penelitian yang terkait bisa dilihat pada gambar 3.2 dibawah ini :



Gambar 3. 11 Desain Penelitian

Gambar 3.11 menjelaskan langkah-langkah terkait alur proses penelitian yang akan dilakukan dari proses tersebut. Penjelasannya sebagai berikut.

1. Pengumpulan data kualitas telur berdasarkan eksternal internal dengan menggunakan gambar dengan tipe data primer yang diambil secara langsung sebagai bahan utama klasifikasi kualitas telur ayam berdasarkan faktor eksternal dan internal.
2. Desain sistem model dengan metode Support Vector Machine dengan kernel liner dan Non-Linear, faktor eksternal dan internal dengan menggunakan GLCM (Grey Level O-occurance Matrix) sebagai conversi dari skala RGB ke skala abu-abu.
3. Skenario uji coba dengan data yang sudah melalui pre-processing menggunakan GLCM (Grey Level O-occurance Matrix) dengan faktor eksternal dan internal dengan menggunakan metode Support Vector machine (SVM) dengan menggunakan kernel yang berbeda yaitu kernel Linear dan Non-linear sebagai perbandingan.
4. Evaluasi yang dilakukan atas apa yang telah dilakukan pada eksperimen performa model yang telah digunakan pada penelitian seperti tingkat akurasi dan menilai seberapa bagus model dalam mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan faktor

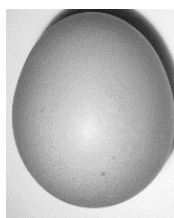
eksternal dan internal telur.

5. Analisis terhadap hasil uji coba yang telah dilakukan dengan metode Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Linera dan Non-Linear seperti seberapa pengaruh kualitas eksternal dan internal atas kualitas telur yang diteliti.

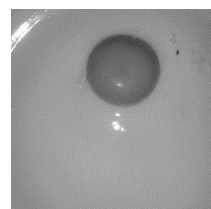
Setelah tahap analisis dapat disimpulkan terhadap hasil peneltian yang dilakukan oleh peneliti terkait akurasi perbandingan antara SVM dengan kernel Linear dan Non-Linear yang bisa bermanfaat bagi pengembang yang akan datang serta menambah wawasan keilmuan terkait penelitian dengan klasifikasi kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal.

3.8. Pengumpulan Data

Pengumpulan Data set merupakan hal yang sangat penting untuk mendapatkan informasi yang akan diolah untuk menjadi data yang relevan dengan apa yang kita butuhkan. Data untuk faktor eksternal meliputi antara lain warna kulit telur, kebersihan cangkang atau kulit telur, tekstur kulit telur, berat telur serta gambar permukaan telur untuk data berbasis image, adapun untuk faktor internal meliputi antara lain bau isi telur, putih telur, kuning telur, bintik hitam, serta image isi telur untuk data berbasis image, untuk data yang digunakan setelah proses pengumpulan data seperti gambar 3.3 dibawah ini.



(a)



(b)

Gambar 3.12 a. Kualitas telur berdasarkan eksternal berbasis image. b. Kulit telur berdasarkan internal berbasis image

Adapun presentasi dari dataset seperti Berdasarkan hasil perhitungan distribusi

nilai 0 dan 1 pada data gabungan, diperoleh bahwa pada kolom berat, sebanyak 53,25% data memiliki nilai 0 dan 46,75% memiliki nilai 1. Hal ini menunjukkan bahwa proporsi telur dengan nilai berat rendah sedikit lebih banyak dibandingkan telur dengan nilai berat tinggi. Sementara itu, pada kolom warna, nilai 0 sebesar 53% dan nilai 1 sebesar 47%, yang berarti distribusi warna telur relatif seimbang antara kategori terang dan gelap setelah proses normalisasi dilakukan. Untuk tekstur cangkang, diperoleh persentase 50,125% untuk nilai 0 dan 49,875% untuk nilai 1. Nilai ini menunjukkan bahwa tekstur cangkang telur relatif homogen, dengan perbandingan yang hampir seimbang antara permukaan halus dan agak kasar. Pada kebersihan cangkang, persentase nilai 0 mencapai 57,375% dan nilai 1 sebesar 42,625%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar telur berada pada kategori dengan tingkat kebersihan lebih rendah dibandingkan yang bersih sempurna. Selanjutnya, kolom bau memiliki nilai 0 sebesar 55% dan nilai 1 sebesar 45%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar telur memiliki kondisi bau yang cenderung netral atau kurang baik dibandingkan yang segar. Sedangkan pada putih telur, nilai 0 sebesar 47% dan nilai 1 sebesar 53%, menunjukkan bahwa karakteristik kualitas putih telur lebih banyak berada pada kategori yang baik (nilai tinggi). Pada kuning telur, distribusi nilai 0 sebesar 57% dan nilai 1 sebesar 43%, yang menandakan bahwa sebagian besar telur memiliki karakteristik kuning telur dengan kualitas sedang hingga rendah, misalnya dari segi warna atau kekentalan. Terakhir, pada bintik hitam, nilai 0 sebesar 52,75% dan nilai 1 sebesar 47,25%, menunjukkan bahwa keberadaan bintik hitam pada telur relatif seimbang, meskipun sedikit lebih banyak telur tanpa bintik hitam.

Pada penelitian kali ini menggunakan jenis data primer dimana data yang melibatkan beberapa komponen sebagai alat dalam pengambilan gambar seperti

dibawah ini. Kamera smartphone dengan merek realme dengan tipe realme 9 pro 5G dengan resolusi kamera 50 mega pixel (MP) Stand HP dengan merek TNW Overhead phone dan lampu led yang sudah include dalam alat tersebut, Timbangan berat dalam skala gram sebagai alat penimbang berat telur dengan merek electronic kitchen scale dengan tipe SF 400. Adapun data dari kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal dengan jumlah data 800 data telur atau dengan nama ilmiah *Gallus gallus domesticus*. Contoh data yang akan digunakan sebagai data data latih dan uji Seperti tabel 3.4

Tabel 3. 4 Atribut Kualitas telur berdasarkan Faktor eksternal dan Internal

3.4

dibawah ini.

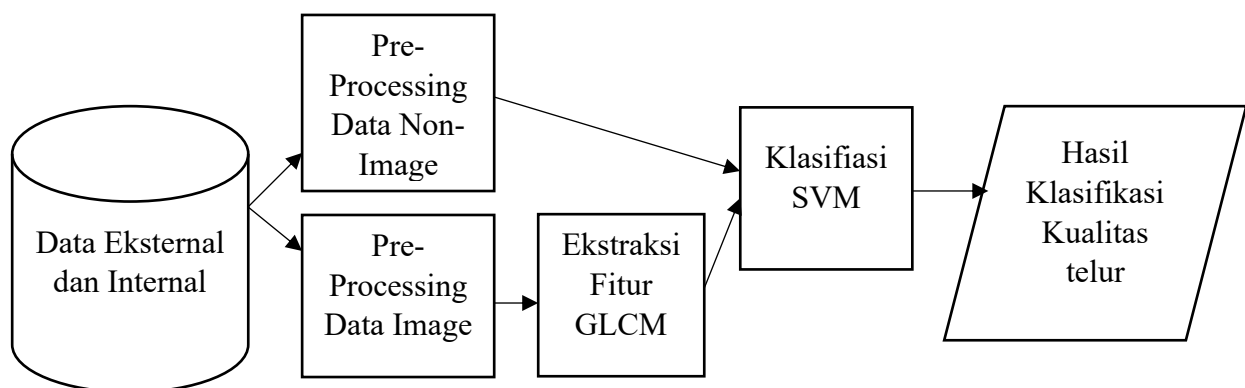
Faktor	Atribut	Variabel	Skala Pengukuran
Eksternal	Warna Cangkang	X_1	1. Coklat 2. Cream 3. Putih
	Kebersihan Cangkang	X_2	1. Kotor 2. Tidak kotor
	Tekstur Cangkang	X_3	1. Halus 2. kasar
	Berat Telur	X_4	Dalam skala Gram
	Image Permukaan Telur	$X_{5.1-5.4}$	256x256 Piksel (RGB)
Faktor	Atribut	Variabel	Skala Pengukuran
Internal	Bau	X_6	1. Berbau amis 2. Berbau busuk
	Putih telur	X_7	1. Kental 2. Sedang 3. Cair
	Kuning Telur	X_8	1. Pecah 2. tidak pecah
	Bintik Hitam	X_9	1 Ada 2. Tidak ada
	Image Isi Telur	$X_{10.1-10.4}$	256x256 Piksel (RGB)

Tabel diatas adalah gabungan data antara kualitas telur yang mengacu pada beberapa standar yang menentukan kualitas internal dan eksternal. BSN telah menerbitkan SNI 3926 : 2023 tentang telur ayam konsumsi, Kualitas eksternal difokuskan pada kebersihan kerabang, tekstur, bentuk, warna kerabang, tekstur

permukaan, kerabang, dan integritas telur, dengan spesifikasi antara lain Kehalusan kerabang untuk mutu I dan II halus sedangkan mutu III boleh sedikit kasar. Klasifikasi telur ayam berdasarkan warna kerabang dan bobot telurnya. Untuk warna kerabang sesuai dengan galurnya. Warna kerabang telur ayam yang sering ditemui adalah putih hingga kecoklatan. Berdasarkan bobot telur, klasifikasi telur ayam terbagi menjadi tiga, yaitu kecil (<50 gr), sedang (50 gr–60 gr), dan besar (> 60 gr), sedangkan pada telur ayam konsumsi terlihat cangkang warna coklat merata dengan bobot kisaran 50-60 gr. Warna kuning telur ayam berwarna kuning merata tidak terdapat bercak darah putih telur, kuning telur serta bau, ataupun benda asing lainnya.

3.9. Desain Sistem

Menurut Robert J. Verzello (Jogiyanto, 1999.) Desain sistem merupakan tahap setelah analisis dalam siklus pengembangan sistem, yang mencakup pendefinisian kebutuhan fungsional dan persiapan untuk rancang bangun implementasi, serta menggambarkan bagaimana suatu sistem dibentuk, desain sistem seperti gambar 3.13 dibawah ini.



Gambar 3. 13 Desain Sistem

Desain sistem dapat dijelaskan sebagai proses yang mencakup perencanaan dan spesifikasi elemen-elemen struktural serta fungsional untuk memenuhi kebutuhan tertentu (Dori, et.al., 2019). Sistem ini dirancang agar setiap komponen dapat

berinteraksi dan bekerja secara sinergis untuk mencapai tujuan akhir. Proses ini meliputi analisis mendalam tentang batasan, operasional lingkungan, dan kebutuhan pengguna agar tercipta sistem yang optimal dan terukur dalam penerapannya. Analisis sistem adalah proses evaluasi yang bertujuan untuk memahami struktur, fungsi, dan interaksi dari berbagai komponen dalam suatu sistem. Dalam tahapan ini, para analisis mengidentifikasi kebutuhan pengguna, batasan yang ada, dan menguraikan bagaimana komponen sistem bekerja secara keseluruhan. Analisis sistem juga mencakup perumusan spesifikasi kebutuhan sistem, penguraian masalah, dan evaluasi efisiensi sistem untuk memastikan bahwa sistem dapat berfungsi dengan baik dan memenuhi tujuan yang telah ditetapkan. Yang terakhir menurut John Burch & Gary Grudnitski sebagaimana yang dikutip (Letsoin, 2013), Perancangan sistem dapat didefinisikan sebagai penggambaran, perencanaan, dan pembuatan sketsa atau pengaturan dari beberapa elemen yang terpisah kedalam suatu kesatuan yang utuh dan berfungsi. Secara spesifik desain system diatas Proses klasifikasi kualitas telur pada penelitian ini dimulai dari tahap pengumpulan data eksternal dan data internal (citra telur). Data eksternal merupakan data non-image yang diperoleh dari hasil pengukuran fisik telur, seperti berat, warna kulit, tekstur, kebersihan, bau, serta kondisi putih dan kuning telur. Sedangkan data internal berupa citra telur yang diambil menggunakan kamera dari beberapa sisi untuk memperoleh tampilan permukaan kulit telur secara menyeluruh. Kedua jenis data tersebut menjadi sumber utama dalam proses pengolahan dan analisis kualitas telur.

Selanjutnya, dilakukan tahap pre-processing data non-image yang bertujuan untuk menyiapkan data numerik agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan ini meliputi normalisasi nilai agar berada pada rentang 0–1, pembersihan data dari nilai kosong atau tidak wajar, serta pengkodean variabel kategorikal

menjadi bentuk numerik. Dengan demikian, data non-image menjadi lebih terstruktur dan siap digabungkan dengan hasil pengolahan citra. Pada bagian pre-processing data image, dilakukan serangkaian langkah untuk meningkatkan kualitas citra telur. Proses ini mencakup perubahan ukuran (resize) citra agar seragam, konversi gambar ke skala keabuan (grayscale), pengurangan noise, serta peningkatan kontras untuk menonjolkan tekstur permukaan cangkang telur. Citra yang telah diproses kemudian menjadi masukan pada tahap ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix).

Tahapan ekstraksi fitur GLCM bertujuan untuk memperoleh karakteristik tekstur dari citra telur melalui parameter-parameter statistik seperti contrast, homogeneity, energy, entropy, dan correlation. Hasil dari proses ini berupa fitur numerik yang menggambarkan pola tekstur cangkang telur. Fitur-fitur tersebut kemudian digabungkan dengan data non-image untuk membentuk satu set data yang lebih komprehensif. Tahap berikutnya adalah klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Algoritma ini berfungsi untuk memisahkan data ke dalam beberapa kelas berdasarkan pola dari fitur yang telah dihasilkan. SVM dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi serta mampu menghasilkan batas keputusan (hyperplane) yang optimal antara kelas yang berbeda.

Hasil akhir dari keseluruhan proses adalah klasifikasi kualitas telur, yaitu pengelompokan telur ke dalam kategori tertentu seperti kualitas baik, sedang, atau buruk. Hasil ini diperoleh berdasarkan kombinasi analisis data citra dan data non-citra yang telah melalui tahap pre-processing, ekstraksi fitur, serta klasifikasi menggunakan metode SVM. Dengan demikian, sistem ini mampu memberikan penilaian kualitas telur secara lebih objektif, konsisten, dan terukur.

3.9.1. Preprocessing

Pada tahap ini preprocessing data yang telah didapatkan dengan gambar diubah dalam skala abu-abu menggunakan Grey Level O-occurance matrix (GLCM) dengan diekstrak empat parameter yaitu energi/energy, kontras/contrast, homogeniti/homogeneity dan korelasi/corelasi. Untuk memastikan data yang akan kita uji seperti dibawah ini.

a. *Resize*

Resize merupakan tahap dimana citra dilakukan pemotongan atau perubahan skala pada citra asli dengan ukuran berbagai macam menjadi citra berukuran 32x32 piksel (Supiyani, et, al., 2022) Resize merupakan proses mengubah ukuran besar citra dalam satuan piksel (Anas, et, al., 2016). Tahapan resizing pada normalisasi dilakukan dengan tujuan menyesuaikan ukuran citra latih & citra uji. tergantung data yang akan digunakan oleh peneliti untuk resizing.

b. *Gray Scale*

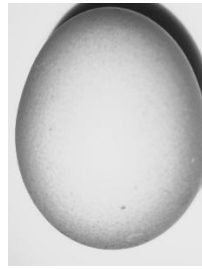
grayscale adalah konversi dari citra berwarna atau RGB menjadi warna skala abu-abu dengan mempertahankan intensitas cahaya dari setiap piksel tanpa memperhitungkan warna. Citra grayscale memiliki warna antara hitam (0) dan putih (255) dan piksel dalam citra grayscale memiliki 8-bit. Adapun rumus Grayscale dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$grayscale = 0.299R + 0.578G + 0.114B \quad (1)$$

Setelah itu konversi warna RGB (merah, hijau dan biru) ke skala abu-abu hasilnya bisa dilihat pada gambar 3.14 dibawah ini.



Gambar RGB



Gambar Abu-abu

Gambar 3. 14 Hasil dari RGB ke abu-abu GLCM

a) Data Training

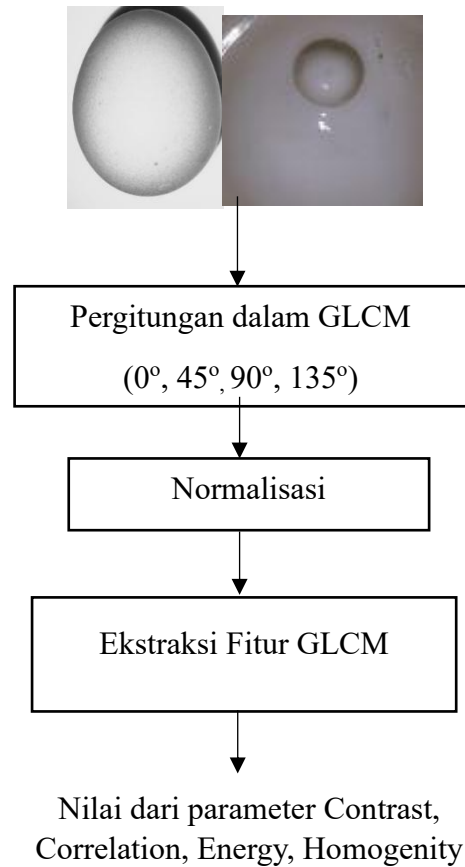
Data training adalah proses menggunakan data yang telah ditentukan untuk melatih model atau algoritma agar dapat mengenali pola, membuat prediksi, dan melakukan tugas tertentu berdasarkan data yang diberikan yaitu klasifikasi. Adapun data dari penelitian ini meliputi data sebagai berikut: X1 warna cangkang telur, X2 kebersihan cangkang, X3 tekstur kulit telur antara halus atau kasar, X4 adalah berat dari telur serta X5 adalah image dari warna telur yang diekstraksi menggunakan GLCM data yang telah disebutkan adalah data dari faktor eksternal adapun data dari faktor internal sebagai berikut Y1 adalah data bau dari telur, Y2 adalah data putih telur atau tingkat kecairan dari putih telur Y3 yakni kuning telur yang meliputi tingkat kerusakan kuning telur atau hancurnya dari kuning telur tersebut Y4 terdapat bintik hitam atau tidaknya dari telur tersebut serta yang terakhir yaitu X5 image dari kuning telur tersebut rusak atau tidaknya yang juga diproses menggunakan GLCM sebagai ekstraksi fiturnya.

3.9.2. Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) merupakan metode untuk menghitung frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas keabuan tertentu dalam citra, yang didasarkan pada jarak spasial dan orientasi tertentu, Metode ini terbukti efektif untuk berbagai aplikasi, termasuk pengenalan citra,

segmentasi objek, ekstraksi fitur, serta klasifikasi citra berdasarkan karakteristik teksturnya. Teknik ini digunakan untuk menganalisis distribusi tekstur melalui pola hubungan spasial antar piksel. Ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah metode yang penting dalam pengolahan citra, khususnya untuk menganalisis tekstur. GLCM merupakan matriks yang menggambarkan frekuensi pasangan piksel dengan intensitas tertentu pada arah dan jarak tertentu. Metode ini membantu dalam mengekstraksi informasi tekstur dari citra, yang dapat digunakan untuk berbagai aplikasi seperti klasifikasi citra dan pengenalan pola. Menurut (Lusiana, et, al., 2019) Pengujian dilakukan dengan empat citra menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix meliputi contrast, correlation, energy dan homogeneity kemudian diproses menggunakan metode jaringan syaraf tiruan untuk klasifikasinya.

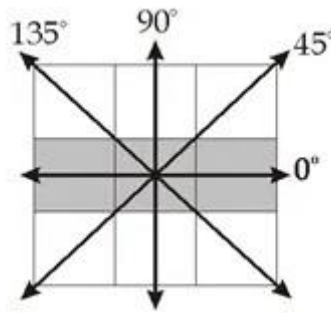
Analisis GLCM menganalisis tekstur dengan dengan menghitung distribusi probabilitas bersyarat dari tingkatan keabuan yang berdekatan dalam sebuah gambar, menggunakan hubungan antar piksel untuk mendapatkan tekstur. GLCM menganalisa tekstur dengan cara mengkalkulasi distribusi probabilitas bersyarat dari tingkat keabuan yang berdekatan pada sebuah gambar, menggunakan korelasi antar piksel untuk mendapatkan tekstur. Selanjutnya, setelah memperoleh nilai dari setiap sudut, tahap yang terakhir dari GLCM adalah untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar dengan parameter unik dan akurasi, yang kemudian akan ditampilkan sebagai hasil dari proses clustering. ekstraksi fitur dalam metode GLCM 4 tahapan yaitu kontras, energi, korelasi dan homogenity. Sebelum membahas ekstraksi fitur glcm dibawah ini alur proses opsional GLCM pada flowchart di bawah ini yang ditampilkan pada gambar 3.15.



Gambar 3. 15 Flowchart GLCM

Berdasarkan diagram yang ditampilkan pada gambar 3.17 langkah pertama yang dilakukan adalah memuat citra mammogram hasil pre-processing. Citra ini telah diubah ukurannya dan dikonversi ke dalam format grayscale (abu-abu). Langkah kedua melibatkan perhitungan co-occurrence matrix (GLCM) dari citra yang telah diproses. Dalam tahap ini, frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan intensitas tertentu diukur pada jarak dan orientasi yang telah ditentukan. Jarak antar piksel diukur dalam satuan piksel, dan umumnya ditetapkan pada 1 piksel sebagai standar dalam analisis citra. Sedangkan orientasi (θ) diukur dalam derajat. Untuk mendapatkan analisis yang lebih komprehensif, orientasi ini

biasanya dibagi menjadi empat arah sudut dengan interval 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° dan akan ditunjukkan pada gambar 3.16 dibawah ini.



Gambar 3. 16 Arah sudut dalam GLCM

Dengan demikian, langkah-langkah ini merupakan bagian penting dalam proses analisis citra mammogram untuk mendapatkan informasi yang akurat dan relevan. Adapun penjelasan dari ekstraksi fitur GLCM dari 4 parameter tahapan dari GLCM dibawah ini.

a. *Energy*

Energi dalam konteks GLCM merupakan salah satu fitur yang diekstraksi untuk menggambarkan tekstur citra. Energi diukur sebagai jumlah kuadrat dari elemen-elemen dalam GLCM yang dinormalisasi. Dalam penelitian ini data yang digunakan berbasis image diwakili dengan variabel $X_{5,1}$ untuk faktor eksternal sedangkan untuk faktor data image berbasis internal diwakili dengan $X_{10,1}$ untuk digunakan dalam parameter energy, semakin tinggi nilai energi, semakin homogen citra tersebut, yang berarti intensitas piksel dalam citra cenderung seragam. Adapun rumus dari parameter energy seperti dibawah ini.

$$X_{5,1} = \sum_{i,j=0}^{level-1} p(i,j)^2 \quad (2)$$

Dimana :

$X_{5,1}$ = Parameter energy dari faktor Eksternal

$X_{10,1}$ = Paramter energy dari faktor Internal

$\mathcal{P}(i, j)$ = nilai probabilitas GLCM pada posisi baris- i dan kolom- j

\mathcal{P}^2 = Jumlah level keabuan

level = jumlah tingkatan/level keabuan pada citra (misal, pada gambar 8-bit grayscale, level = 256).

b. *Correlation*

Korelasi dalam konteks Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah ukuran statistik yang menggambarkan sejauh mana dua variabel (intensitas piksel) memiliki hubungan linear dalam citra. Dalam pelebelan data diwakili dengan $X_{5,2}$ untuk data berbasis image dengan Faktor eksternal sedangkan data berbasis image dengan faktor internal diwakili dengan $X_{10,2}$. Nilai korelasi mengukur kecenderungan pasangan piksel dengan intensitas yang sama untuk muncul berdekatan satu sama lain. Nilai korelasi berkisar antara -1 hingga 1, di mana nilai positif menunjukkan adanya hubungan positif, dan nilai negatif menunjukkan hubungan negatif. Berikut dibawah ini rumus correlation

$$X_{5,2} = \sum \frac{(i-\mu_j)(j-\mu_j) \times (i,j)}{\sigma_i \times \sigma_j} \quad (3)$$

Dimana :

$X_{5,2}$ = Parameter Korelasi dari faktor Eksternal

$X_{10,2}$ = Parameter Korelasi dari faktor Internal

$(i - \mu_j)$ = Nilai rata-rata dari intensitas citra ke abu-abuan dari satu sebaran

$(j - \mu_j)$ = Sebaran nilai Piksel pada citra

(i, j) = nilai baris ke- i dalam kolom ke- j

c. *Homogeneity*

Paramater kali ini diwakili dengan $X_{5,3}$ pada data image dengan faktor eksternal $X_{10,3}$ untuk data berbasis image dengan faktor internal, dimana dalam homogenitas atau homogeneity dalam konteks Gray-Level Co-Occurrence

Matrix (GLCM) adalah ukuran yang menggambarkan sejauh mana intensitas piksel dalam citra mendekati nilai intensitas yang sama. Semakin tinggi nilai homogenitas, semakin seragam dan konsisten tekstur citra tersebut. Homogenitas memberikan informasi tentang seberapa dekat distribusi elemen dalam GLCM dengan diagonal utama, yang menunjukkan bahwa piksel dengan intensitas serupa cenderung berdekatan satu sama lain. berikut rumus Homogeneity dalam GLCM.

$$X_{5,3} = \sum \frac{1}{i + |i+j|} (i, j) \quad (4)$$

Dimana :

$X_{5,3}$ = Parameter Homogeneity dari faktor Eksternal

$X_{10,3}$ = Parameter Homogeneity dari faktor Internal

(i, j) = nilai probabilitas atau frekuensi normalisasi dari matriks GLCM di posisi baris i dan kolom j .

$|i + j|$ = banyaknya keabuan pada citra

d. *Contrast*

Kontras dalam konteks Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah ukuran yang menggambarkan tingkat perbedaan antara intensitas piksel yang berdekatan dalam citra. Semakin besar nilai kontras, semakin besar perbedaan antara intensitas piksel yang berdekatan, yang menunjukkan adanya variasi yang signifikan dalam tekstur citra. Kontras sering digunakan untuk menilai ketajaman dan detail visual dalam gambar, dan dalam parameter kontras data berbasis image dengan faktor eksternal yaitu $X_{5,4}$ serta data berbasis image dengan faktor internal diwakili oleh $X_{10,4}$. Adapun rumus dari parameter contrast berikut dibawah ini.

$$X_{5,4} = \sum_{i,j} (i - j)^2 \cdot p(i, j) \quad (5)$$

Dimana :

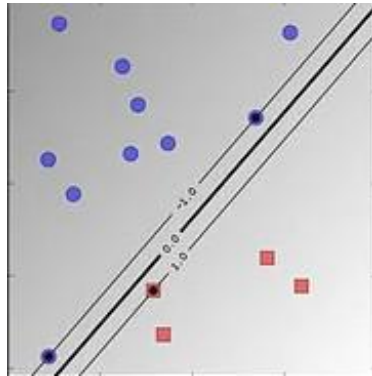
$X_{5,4}$ = Parameter Contrast dari faktor Eksternal

$X_{10,4}$ = Parameter Contrast dari faktor Internal

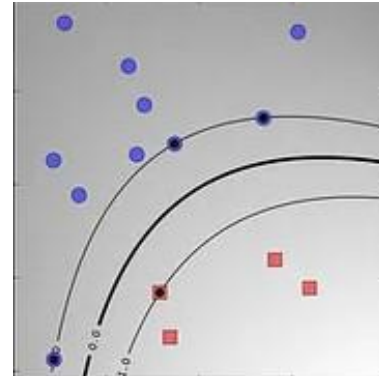
(i, j) = nilai baris ke- i dan kolom ke- j pada GLCM

i, j = Banyaknya keabuan dari citra

3.9.3. Model Support Vector Machine (SVM)



Kernel Linear



Kernel Polynomial

Pada bagian ini, menunjukkan arsitektur dari Support vector machine dengan kernel linear dan polynimial denan tujuannya yaitu sebagai rancangan untuk mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal. Dari satu metode yang sama tapi dengan kernel yang berbeda dengan bertujuan membandingkan lebih akurat manakah dari dua kernel yang berbeda dengan faktor warna telur, berat telur, kebersihan cangkang telur, pori-pori telur, bau telur tersebut, keadaan putih telur dan kuning telur serta bintik hitam dari kualitas telur tersebut. Support Vector Machine dengan kelebihanannya seperti Kemampuan Generalisasi yang Tinggi metode SVM memiliki kemampuan untuk menghasilkan model klasifikasi yang baik meskipun dengan data yang tidak seimbang atau bising, berkat prinsip Structural Risk Minimization (SRM) yang diterapkannya. Ini memungkinkan SVM untuk meminimalkan kesalahan generalisasi lebih baik dibandingkan metode lain (Nur Leli, et.al., 2023), SVM menggeneralisasi sampel baru dengan sangat baik, hanya jika parameter C dan r dipilih dengan bijak dalam

kernel Gaussian (X.cui, et.al., 2008). (D.Meyer., 2012) Ini juga berarti bahwa memilih nilai yang sesuai dapat menjamin kinerja yang baik, bahkan ketika input memiliki beberapa kesalahan atau bias. Hyperplane ini Ditempatkan sedekat mungkin dengan instance atau titik data dari setiap kelas, sehingga dikenal sebagai “margin maksimal”. Pada data penelitian ini sama halnya dengan ekstraksi fitur GLCM yang diwakili dengan X Faktor Input dari masing-masing data yang spesifik diwakili X_1 sampai dengan X_9 untuk data Non-Image sedangkan untuk data Image diwakili dengan X_5 serta X_{10} . Baik dengan faktor eksternal ataupun internal.

$$g(\mathcal{K}) = \text{sign}(w^T X + a) \quad (6)$$

di mana:

- w adalah vektor bobot (berat)
- X adalah vektor fitur input
- a adalah bias

a) SVM dengan kernel Linear

Penelitian yang dilakukan pada kali ini menggunakan SVM tapi dengan kernel yang berbeda yakni dengan kernel Linear dan kernel Polynimial dimana dari masing-masing yang kami sebutkan terdapat perbedaan menurut (Hsu cw, et.al., 2016) waktu pelatihan kernel linier lebih cepat dibandingkan dengan kernel lain dan cocok untuk data berdimensi besar.

$$\mathcal{K}(X_i X) = X_i^T X \quad (7)$$

Artinya dimana :

K : hitungan dari 2 vektor (x ,dan) adalah hasil dari fungsi kernel antara dua fitur vektor $X_i X$.

b) SVM kernel Polynomial

sedangkan Pada kernel polinomial terdapat penggunaan derajat yang dapat diatur untuk meningkatkan kemungkinan data dapat dipisahkan secara linier dalam ruang berdimensi tinggi, tanpa memperlambat waktu model.(Geron, et.,al., 2018). Didesain untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linier. Kernel ini mengubah data ke dalam bentuk polinomial, memungkinkan model untuk menangkap hubungan non-linear.

$$K(X_i, X_j) = (\gamma X_i^T X_j + r)^d, \gamma > 0. \quad (8)$$

Artinya dimana :

$K(X_i X_j)$: hitungan dari 2 vektor (x ,dan) adalah hasil dari fungsi kernel antara dua fitur vektor X_i, X_j .

γ : γ adalah parameter Skala yang digunakan dalam fungsi kernel polynomial.

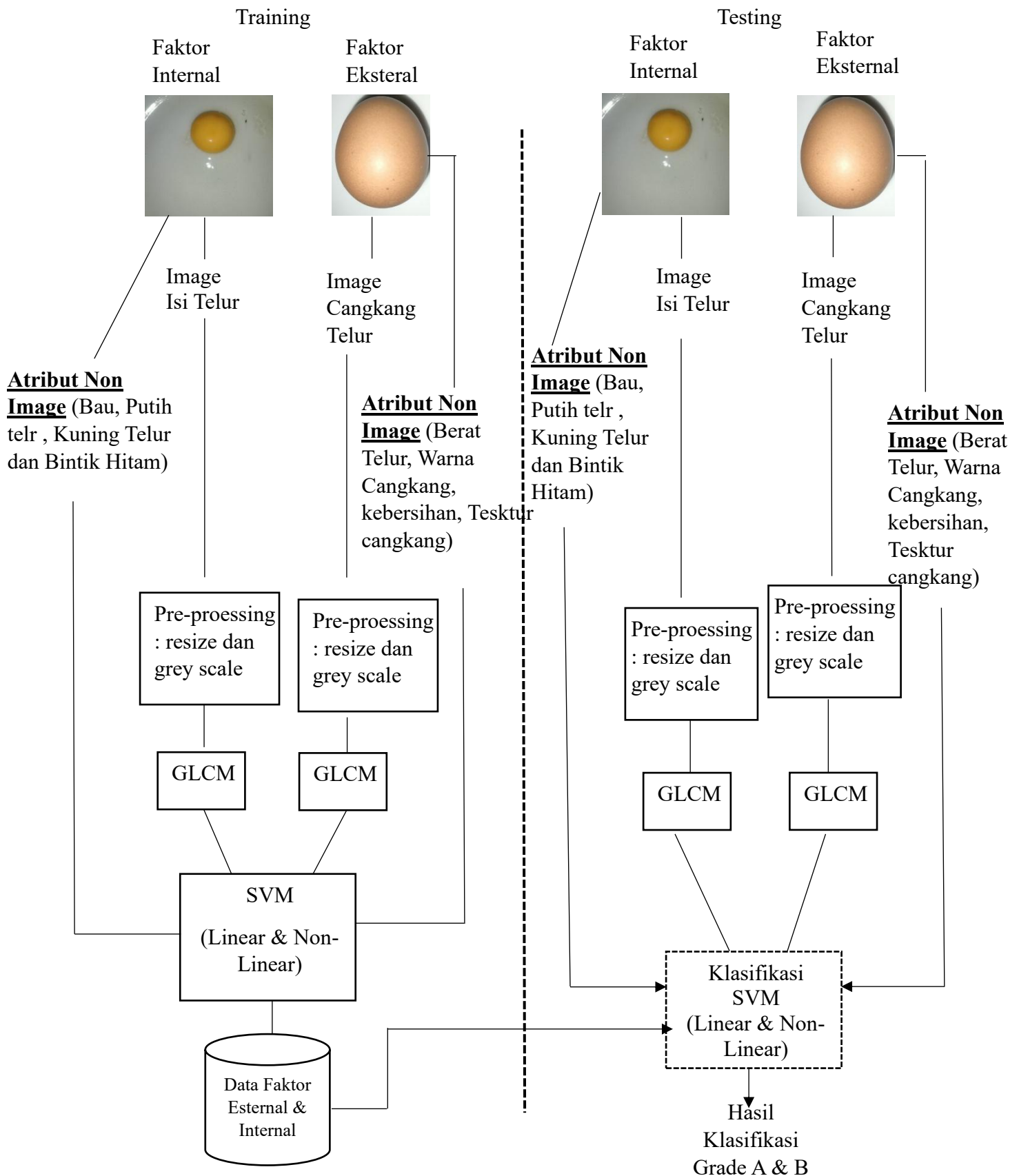
$X_i^T X_j$: Produk dot () mengukur kesamaan antara dua vektor fitur

r : r adalah konstanta yang ditambahkan ke hasil produk dot awal

d : Derajat dari polinomial menentukan besarnya non-linearitas yang diciptakan oleh fungsi kernel polinomial.

Pada akhir penjelasan diatas akan menghasilkan desain sistem yang dirancang sedemikian rupa dan detail dengan berdasarkan analisis yang telah dilakukan oleh peneliti. Berikut seperti gambar 3.17. dibawah ini. desain sistem yang digunakan

dalam penelitian kali ini dari beberapa rangkaian tahapan proses untuk klasifikasi kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal.



Keterangan : Atribut Image dan Non-Image

Gambar 3. 17 Skema Training Dan Testing

3.10. Skenario Uji coba

Skenario uji coba pada penelitian ini dirancang berdasarkan alur kerja sistem klasifikasi kualitas telur yang ditunjukkan pada desain penelitian (Gambar 3.11). Tujuan utama dari skenario ini adalah untuk mengukur performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan kualitas telur dengan memanfaatkan kombinasi faktor eksternal dan internal yang berasal dari data berbasis citra (image) maupun non-citra (non-image). Tahap pertama yang dilakukan adalah pengumpulan data. Pada tahap ini, seluruh sampel telur diamati secara langsung, baik dari aspek eksternal seperti warna cangkang, kebersihan, tekstur, dan berat telur, maupun aspek internal seperti kondisi putih telur, kuning telur, bau telur, dan keberadaan bintik hitam. Selain itu, citra permukaan telur dan citra isi telur diperoleh melalui proses pengambilan gambar untuk dimanfaatkan sebagai data image yang kemudian diolah lebih lanjut. Tahap berikutnya adalah prapemrosesan (preprocessing), yang terdiri dari beberapa proses penyiapan data. Seluruh citra yang diperoleh dikonversi ke dalam format grayscale menggunakan metode Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mengekstraksi ciri tekstur seperti contrast, correlation, energy, dan homogeneity. Selain itu, citra juga dilakukan resize ke ukuran 256×256 piksel untuk memastikan konsistensi dimensi seluruh dataset. Data non-image, seperti bau, kondisi kuning telur, kondisi putih telur, serta noda hitam, dilabeli dalam bentuk nilai kategori biner (0 dan 1). Proses pelabelan dilakukan untuk menentukan kelas kualitas telur, yaitu Grade A atau Grade B berdasarkan karakteristik internal dan eksternal. Setelah prapemrosesan selesai, data kemudian dibagi menjadi dua subset, yaitu data pelatihan (training) dan data pengujian (testing) menggunakan beberapa variasi rasio, yaitu 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, dan 50:50. Variasi rasio ini digunakan

untuk melihat bagaimana jumlah data latih mempengaruhi kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru. Setiap skenario pembagian dataset memberikan perspektif evaluasi yang lebih komprehensif, terutama dalam menilai stabilitas dan ketahanan model SVM terhadap perubahan distribusi data.

Pada tahap pemodelan, algoritma Support Vector Machine (SVM) diterapkan dengan dua jenis kernel, yaitu kernel linear dan kernel polynomial. Penggunaan dua kernel ini bertujuan untuk membandingkan performa klasifikasi antara model linier dan non-linier sehingga dapat diketahui kernel mana yang paling efektif dalam menangani kompleksitas data gabungan eksternal dan internal. Setiap dataset yang telah diproses, baik image maupun non-image, disatukan (fusion process) sehingga model memperoleh informasi yang lebih kaya dan mampu menghasilkan keputusan klasifikasi yang lebih akurat. Tahap selanjutnya adalah evaluasi performa model. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik pengujian, yaitu akurasi, presisi, recall, dan confusion matrix. Metrik tersebut dipilih agar hasil evaluasi tidak hanya menilai kebenaran prediksi secara keseluruhan, tetapi juga ketepatan prediksi pada setiap kelas (Grade A dan Grade B). Selain itu, analisis evaluasi juga digunakan untuk mengetahui apakah fusi data eksternal dan internal mampu memberikan peningkatan performa model dibandingkan jika hanya menggunakan salah satu jenis data.

▪ **Data Training dan Testing Rasio 90:10**

Pada rasio 90:10, sebagian besar data digunakan sebagai data pelatihan sehingga model SVM memperoleh lebih banyak informasi untuk mempelajari pola karakteristik telur berdasarkan faktor eksternal dan internal, baik yang berbasis citra (image-based) maupun non-citra (non-image-based). Penggunaan 90% data untuk pelatihan biasanya

menghasilkan performa yang lebih stabil karena model memiliki kesempatan lebih besar untuk memahami distribusi fitur, sedangkan 10% data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Rasio ini membantu menunjukkan performa terbaik model ketika memperoleh jumlah data pelatihan yang optimal. Pada data berbasis faktor eksternal, kernel polynomial dengan pengaturan degree 3 dan nilai $C = 0.1$ menghasilkan akurasi tertinggi. Untuk data berbasis faktor internal, degree terbaik tetap sama yaitu 3, namun nilai C yang optimal adalah 10. Adapun pada data gabungan antara faktor eksternal dan internal, parameter terbaik juga menggunakan degree 3 tetapi dengan nilai $C = 0.2$. Sementara itu, metode SVM dengan kernel linear digunakan dalam kondisi default tanpa modifikasi parameter apa pun.

▪ **Data Training dan Testing Rasio 80:20**

Pada pembagian data dengan rasio 80:20, jumlah data pelatihan tetap lebih besar, namun proporsi data pengujian ditingkatkan sehingga evaluasi performa model menjadi lebih ketat. Rasio ini umum digunakan dalam penelitian machine learning karena memberikan keseimbangan antara proses pembelajaran dan evaluasi. Dengan 20% data pengujian, model diuji menggunakan jumlah data yang cukup untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi serta keandalannya dalam mengklasifikasikan kualitas telur di luar data pelatihan. Pada data gabungan, kernel linear menggunakan nilai $C = 0.1$, yang merupakan pengaturan khusus yang hanya dapat digunakan pada metode SVM dengan kernel linear. Sementara itu, kernel polynomial menggunakan degree = 3 dan $C = 1.0$, yang merupakan konfigurasi terbaik berdasarkan hasil percobaan dengan berbagai pengaturan berbeda. Pada data

eksternal dan internal, penggunaan SVM dengan kernel linear tidak menghasilkan perubahan yang signifikan terhadap performa model. Namun, untuk kernel polynomial, data berbasis eksternal menggunakan $\text{degree} = 7$ dan $C = 1$, sedangkan data berbasis internal menggunakan $\text{degree} = 3$ dan $C = 2$.

- **Data Training dan Testing Rasio 70:30**

Pembagian data dengan rasio 70:30 memberikan keseimbangan yang lebih kuat antara pelatihan dan pengujian. Dengan 70% data digunakan untuk training, model memiliki cukup banyak data untuk mempelajari pola, sedangkan 30% data testing memberikan evaluasi yang lebih luas sehingga memungkinkan identifikasi potensi overfitting. Pada data berbasis eksternal dan internal dengan kernel linear, digunakan parameter default atau tanpa pengaturan tambahan. Berbeda dengan data gabungan antara eksternal dan internal yang menggunakan parameter $C = 1$. Sementara itu, kernel polynomial pada data berbasis internal menggunakan $\text{degree} = 3$ dengan $C = 0.1$, sedangkan pada data eksternal digunakan $\text{degree} = 7$ dan $C = 1$. Adapun pada data gabungan antara keduanya digunakan $\text{degree} = 3$ dengan $C = 2.0$. Rasio dan konfigurasi tersebut memberikan gambaran yang lebih realistis tentang kemampuan model dalam menghadapi variasi data yang lebih besar, khususnya untuk menguji seberapa andal model dalam mengklasifikasikan telur dengan karakteristik yang lebih beragam.

- **Data Training dan Testing Rasio 60:40**

Pada rasio 60:40, proporsi data pengujian yang lebih besar membuat proses evaluasi menjadi semakin ketat. Dengan hanya 60% data digunakan untuk pelatihan, model perlu bekerja lebih keras untuk menemukan pola-pola

utama dari data internal maupun eksternal. Sementara itu, penggunaan 40% data untuk pengujian memberikan tekanan evaluatif yang tinggi, sehingga dapat menunjukkan seberapa kuat model bertahan ketika diuji dengan data yang lebih banyak dibandingkan data pelatihan. Pada pengujian metode SVM dengan kernel linear, tidak ada perubahan atau tetap menggunakan pengaturan default. Namun, pada SVM dengan kernel polynomial, terdapat perbedaan parameter: untuk data internal digunakan degree 3 dengan $C = 10$, untuk data eksternal digunakan degree 2 dengan $C = 1$, dan untuk data gabungan digunakan degree 3 dengan $C = 1.0$. Rasio ini sangat baik untuk menguji ketahanan model serta mengidentifikasi adanya penurunan akurasi atau performa model.

- **Data Training dan Testing Rasio 50:50**

Rasio 50:50 merupakan pembagian yang paling ekstrem karena data pelatihan dan pengujian dibagi sama besar. Dengan jumlah data training yang terbatas, model berpotensi mengalami kesulitan dalam mempelajari pola fitur yang kompleks. Namun, dengan jumlah data testing yang sangat besar, evaluasi performa menjadi sangat ketat dan dapat menunjukkan kemampuan generalisasi model secara lebih objektif. Rasio ini biasanya menghasilkan performa yang lebih rendah, tetapi sangat berguna untuk melihat kecenderungan sebenarnya dari kekuatan model SVM dalam menghadapi data baru dalam jumlah besar. Pada pengujian data internal dengan kernel Polynomial menggunakan degree 3 dan $C = 5$, sedangkan untuk data berbasis eksternal digunakan degree 3 dan $C = 0.2$. Adapun pada data gabungan digunakan degree 3 dan $C = 0.02$. Untuk kernel Linear,

seluruh pengujian dilakukan dengan parameter default tanpa adanya perubahan.

Setelah seluruh skenario uji coba dilakukan, tahap terakhir adalah analisis dan penarikan kesimpulan. Analisis mencakup peninjauan ulang terhadap hasil setiap skenario uji, pengaruh variasi rasio data terhadap performa model, identifikasi faktor paling berpengaruh dalam proses klasifikasi, serta perbandingan performa kernel linear dan polynomial. Berdasarkan analisis tersebut, disusun kesimpulan mengenai efektivitas metode SVM dalam mengklasifikasikan kualitas telur, khususnya ketika menggunakan pendekatan fusi data eksternal dan internal. Kesimpulan ini sekaligus menjadi dasar rekomendasi bagi penelitian selanjutnya serta kontribusi pada bidang klasifikasi kualitas telur berbasis kecerdasan buatan..

3.11. Evaluasi Algoritma

Pengujian evaluasi confusion matrix yang terdapat pada library SVM (Vinsensius, et,al,. 2024) Confusion matrix adalah sebuah metode pengujian yang digunakan untuk nilai akurasi didasarkan pada perhitungan kumulatif jumlah klasifikasi yang benar dibagi dengan jumlah klasifikasi yang benar dan salah. Confusion Matrix merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengevaluasi performa suatu sistem dengan membandingkan hasil prediksi sistem dengan data aktual yang ada (T. T. Thet, et, al., 2010.) berikut tabel 3.5 confusion matrix dibawah ini.

Tabel 3.5. Confusion Matrix

Prediksi <i>Value</i>	<i>Actual Value</i>	
	Positive	Negative

Positive	TP	FP
Negative	FN	TN

Tabel 3. 5 Confusion Matrix

Dari tabel diatas berikut adala pejelasan Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Dalam confusion matrix terdapat empat komponen utama:

- 1). True Positive (TP): prediksi positif yang benar terkait kualitas telur dengan mengacu bebrapa faktor antara eksternal dan internal.
- 2). True Negative (TN): Klasifikasi kualitas telur yang tidak masuk dalam kualitas bagus dengan faktor-faktor ditentukan yakni kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal.
- 3). False Positive (FP): Jumlah kasus di mana hasil dari kalsifikasi memeprediksi kualitas telur hasilnya bagus atau positif tapi sebenarnya negatif atau tidak bagus.
- 4). False Negative (FN): dari kasus klasifikasi kualitas telur berdasarkan eksternal dan internal di mana model memprediksi negatif atau tidak bagus padahal sebenarnya positif atau bagus.

Keempat nilai tersebut digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, dan recall dari model klasifikasi yang telah dibangun. Akurasi diperoleh dari jumlah prediksi yang benar dibagi dengan total keseluruhan prediksi, baik yang benar maupun salah. Pada pengujian klasifikasi sebelumnya, digunakan matriks berukuran 3×3 untuk menampilkan hasil klasifikasi metode Support Vector Machine (SVM). Matriks ini

menyajikan distribusi prediksi pada setiap kelas, sehingga cakupan nilai akurasi, presisi, dan recall dapat dihitung berdasarkan distribusi tersebut. Hasil pengujian kemudian ditampilkan dalam bentuk confusion matrix sebagai alat evaluasi bagi penulis untuk menilai performa model. Metrik-metrik evaluasi tersebut dihitung menggunakan rumus berikut.

1. *Precision*

Precision dalam konteks confusion matrix adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan fokus pada akurasi prediksi positif. Precision didefinisikan sebagai rasio antara jumlah prediksi positif yang benar (True Positive, TP) dengan total jumlah prediksi positif yang dilakukan oleh model, yang mencakup baik prediksi positif yang benar maupun yang salah (False Positive, FP).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

2. *Recall*

Recall dalam konteks confusion matrix adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kemampuan model klasifikasi dalam mengidentifikasi semua kasus positif yang sebenarnya. Recall didefinisikan sebagai rasio antara jumlah prediksi positif yang benar (True Positive, TP) dengan jumlah total kasus positif yang sebenarnya, yaitu jumlah dari True Positive dan False Negative (FN).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

3. *Accurasi*

Akurasi dalam konteks confusion matrix adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan mengukur proporsi prediksi yang benar dari total prediksi yang dilakukan, adapun desain eksperimen hasil penelitian ini seperti gambar 3.19 dibawah ini.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (11)$$

3.12. Desain Eksperimen

Penelitian ini dirancang untuk mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan kombinasi antara fitur non-citra dan fitur citra. Tujuan utama dari eksperimen ini adalah untuk mengevaluasi sejauh mana penggabungan karakteristik fisik telur (seperti berat, warna, tekstur, kebersihan, bau, dan kondisi bagian dalam telur) dengan fitur citra berbasis tekstur yang diekstraksi menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dapat meningkatkan akurasi model Support Vector Machine (SVM) dalam mengenali kualitas telur secara otomatis.

Dataset yang digunakan terdiri dari sejumlah sampel telur yang masing-masing memiliki delapan variabel utama, yaitu berat, warna, tekstur cangkang, kebersihan cangkang, bau, kondisi putih telur, kondisi kuning telur, dan keberadaan bintik hitam. Setiap variabel memiliki dua kategori nilai, yaitu 0 dan 1, dengan persentase yang bervariasi. Berdasarkan hasil deskriptif awal, variabel berat memiliki persentase 53,25% untuk kategori 0 dan 46,75% untuk kategori 1, menunjukkan distribusi yang relatif seimbang. Variabel warna memiliki proporsi 53% terhadap 47%, sedangkan tekstur cangkang menunjukkan keseimbangan yang sangat dekat dengan 50,125% dan 49,875%. Kebersihan cangkang didominasi oleh kategori 0 sebesar 57,375%, yang menunjukkan bahwa sebagian

besar sampel tergolong bersih. Variabel bau memiliki proporsi 55% terhadap 45%, sementara kondisi putih telur dan kuning telur masing-masing menunjukkan 47% dan 57% untuk kategori 0, menandakan variasi alami antar sampel. Adapun keberadaan bintik hitam memiliki komposisi 52,75% untuk kategori 0 dan 47,25% untuk kategori 1. Proporsi yang relatif seimbang ini menandakan bahwa dataset cukup representatif dan tidak menunjukkan bias kelas yang ekstrem. Sebelum dilakukan pemodelan, seluruh data non-citra melalui tahap pra-pemrosesan yang meliputi normalisasi ke rentang 0–1 agar skala antarvariabel seragam, serta penanganan data yang hilang. Untuk data citra, dilakukan proses konversi ke grayscale, penyamaan ukuran (resize), serta peningkatan kualitas visual melalui contrast enhancement dan noise filtering. Selanjutnya, fitur tekstur diekstraksi menggunakan metode GLCM dengan empat arah (0° , 45° , 90° , dan 135°) untuk menghasilkan sejumlah atribut seperti contrast, homogeneity, energy, entropy, dan correlation. Fitur-fitur ini kemudian digabungkan dengan variabel non-citra sehingga terbentuk satu set data komprehensif yang siap digunakan dalam proses pelatihan model, dalam pengujian menggunakan piksel atau resize perbedaan hasil dari nilai GLCM berbeda.

BAB IV

KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN SVM KERNEL LINEAR

4.1. Uji Coba Data Faktor Eksternal

Penelitian ini mengidentifikasi kualitas telur melalui berbagai ciri utama, yaitu warna cangkang, kebersihan cangkang, tekstur cangkang, dan berat telur. Gambar permukaan telur dianalisis secara khusus menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix). Dari metode GLCM tersebut, diambil empat parameter penting: korelasi, energi, homogenitas, dan kontras sebagai representasi karakteristik tekstur citra pada permukaan telur (Simanungkalit et al., 2021). Untuk pengujian model atau validasi data, metode yang digunakan adalah splitting data sesuai penjelasan pada bab sebelumnya. Proses ini memastikan bahwa data citra permukaan telur yang telah diekstraksi fiturnya dapat diuji secara terpisah antara data latih dan data uji, sehingga hasil pengujian benar-benar mencerminkan keakuratan metode yang digunakan terhadap parameter warna, kebersihan, tekstur, berat telur, serta ciri tekstur GLCM dari permukaan telur yang akan diklasifikasikan menggunakan metode SVM dengan kernel linear.

▪ Uji Coba ke 1 Faktor Eksternal

Berdasarkan pembagian data pada tahap pengujian seperti yang tercantum di atas, data yang digunakan untuk proses pelatihan (training) mencakup 90% dari jumlah total data yang tersedia, yaitu sebesar 720 data dari total 800 data yang ada. Sementara itu, sisanya sekitar 10%, atau sebanyak 80 data, dipakai untuk proses pengujian (testing). Data-data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data berbasis citra (image) serta data non-citra (Non-Image) yang berasal dari beberapa faktor eksternal. Analisis

hasil pengujian selanjutnya dapat dilihat pada confusion matrix yang disajikan pada tabel 4.1 di bawah ini, yang menunjukkan performa model..

Tabel 4. 1 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	9	3
Prediksi negatif (0)	2	2

Dengan melihat tabel 4.1 dibawah ini pada uji coba 1 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 4.2

Tabel 4. 2 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,75	0,82	0,82

Pada diatas yaitu tabel 4.2 menunjukkan nilai akurasi 0,75. Nilai presisi 0,82 dan recall 0,82.

- **Uji Coba ke 2 Faktor Eksternal**

Pada pengujian kedua ini, dilakukan pembagian data dengan proporsi strategis, yakni 80% dialokasikan sebagai data pelatihan dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Dari total 800 data yang tersedia, 640 data dipergunakan untuk melatih model agar mampu menangkap pola dan karakteristik secara mendalam, sedangkan 160 data selebihnya digunakan untuk menguji ketangguhan dan akurasi model dalam menghadapi data baru. Detail hasil pengujian tahap kedua ini dapat Anda lihat secara lengkap pada Tabel 4.3 di bawah.

Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal

SVM	Actual positif	Actual negativ
Prediksi Positif (1)	15	9
Prediksi negativ (0)	8	0

Dengan melihat tabel 4.3 pada uji coba 2 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,72	0,62	1,00

Pada tabel diatas yaitu tabel 4.4 menunjukkan nilai akursi 0,72. Nilai presisi 0,62 dan recall 1,00.

- **Uji Coba ke 3 Faktor Eksternal**

Pada tahap ketiga proses evaluasi, digunakan proporsi data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30% dari total 800 entri. Dengan demikian, sebanyak 560 data digunakan untuk pelatihan model, sementara 240 sisanya dimanfaatkan sebagai data uji. Rincian hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4. 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal

SVM	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	11	7
Prediksi negativ (0)	14	6

Dengan melihat tabel 4.6 pada uji coba 3 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 4.6

Tabel 4. 6 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,66	0,61	0,65

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa nilai akurasi mencapai 0.72, sementara presisi tercatat sebesar 0.62 dan recall berada di angka 1.00 pada pengujian tersebut.

- **Uji Coba 4 Faktor Eksternal**

Pada tahap keempat pengujian, digunakan 60% dari total data (800 data) sebagai data latih, yaitu sebanyak 480 data, dan 40% sisanya, yaitu 320 data, sebagai data uji. Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model, dengan merujuk pada hasil yang ditampilkan pada Tabel 4.7 berikut ini.

Tabel 4. 7 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	12	5
Prediksi negatif (0)	13	4

Dengan Merujuk pada Tabel 4.8 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 4.8 di bawah ini.

Tabel 4. 8 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,71	0,67	0,75

Pada Tabel 4.8 yakni akurasi, presisi dan recall senilai 0,71, 0,67 dan 075 yang telah diujikan.

- **Uji Coba ke 5 Faktor Eksternal**

Pada tahap kelima proses pengujian, dilakukan pembagian dataset secara seimbang, yaitu 50% untuk pelatihan dan 50% untuk pengujian. Dengan total data sebanyak 800, maka masing-masing subset terdiri dari 400 entri. Data sebanyak 400 tersebut digunakan untuk menguji performa model pada tahap ini. Rincian hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.9 yang disajikan di bawah ini.

Tabel 4. 9 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	28	15
Prediksi negativ (0)	31	6

Dengan Merujuk pada Tabel 4.9 yang berisi matriks konfusi pada uji coba ke 5 selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 4.10 di bawah ini.

Tabel 4. 10 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,74	0,65	0,82

Tabel 4.10 menjelaskan nilai akurasi sebesar 0,74 dan presisi sebesar 0,65 serta recall sebesar 0,82 Pada uji ke 5. Dibawah ini tabel 4.11 memparkan hasil akurasi rata-rata dari pengujian data dengan Faktor Eksternal.

Tabel 4. 11 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan reall serta nilai rata-rata

No	Accuracy	Precision	Reca
1	0,75	0,82	0,82
2	0,72	0,62	1,00
3	0,66	0,61	0,65
4	0,71	0,67	0,75
5	0,75	0,73	0,65
Nilai Rata-rata	0,72	0,69	0,77

Dalam serangkaian pengujian yang dilakukan menggunakan data dengan faktor eksternal, seperti yang terlihat pada tabel sebelumnya, diperoleh nilai akurasi rata-rata sebesar 0,72. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang digunakan memiliki kemampuan pengenalan dengan tingkat ketepatan yang cukup baik. Dari berbagai percobaan yang telah dilakukan, pelatihan pada uji coba pertama berhasil mencapai nilai akurasi tertinggi, yaitu sebesar 0,75. Angka ini menggambarkan peningkatan performa model dibandingkan dengan percobaan-percobaan setelahnya. Sebaliknya, nilai akurasi terendah yang tercatat selama pengujian data citra adalah sekitar 0,66, Nilai ini muncul pada uji coba ke tiga, yang menandakan bahwa pada tahap awal dan

beberapa percobaan, model belum mampu sepenuhnya penggabungan antara data citra dan CSV, atau bisa saja data yang dari citra tersebut kurang optimal. Perbedaan nilai akurasi di antara berbagai percobaan tersebut mengindikasikan adanya variasi dalam performa model ketika menghadapi data kombinasi antar citra dan Non-Image yang berbeda atau kondisi pelatihan yang berubah dan umlah data yang diuji.

4.2. Uji Coba Data Faktor Internal

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kualitas telur melalui sejumlah indikator utama, meliputi bau telur, kondisi putih dan kuning telur, serta keberadaan bintik hitam. Objek penelitian berupa citra isi telur kemudian dianalisis secara khusus menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mengekstrak ciri tekstur permukaan. Empat parameter tekstur yang diambil dari proses GLCM meliputi korelasi, energi, homogenitas, dan kontras yang masing-masing merepresentasikan karakteristik tekstur pada citra telur (Salsabiilaa, 2019). Untuk proses validasi dan pengujian model, data citra yang telah diekstraksi parameternya dibagi melalui teknik splitting data menjadi data latih dan data uji.

▪ Uji Coba ke 1 Data Faktor Internal

Sesuai dengan split data penguian diatas dengan pembagian data training 90% dan testing 10% dari 800 data yang ada 90 % yakni sebanyak 720 data dan 10% yakni sebanyak 80 data yang diuji. Hasil dari confusion matrix dibawah ini pada tabel 4.12

Tabel 4. 12 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	41	06
Prediksi negatif (0)	16	17

Dengan melihat tabel 4.13 pada uji coba 1 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 4.13.

Tabel 4.13 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,71	0,73	0,87

Pada tabel 4.13 di atas, dapat dilihat bahwa nilai akurasi mencapai 0,71. Selain itu, nilai presisi yang diperoleh adalah 0,73, sementara nilai recall tercatat sebesar 0,87 menunjukkan performa model yang cukup baik dan seimbang.

- **Uji Coba ke 2 Data Faktor Internal**

Pada pengujian kedua ini, dilakukan pembagian data dengan proporsi strategis, yakni 80% dialokasikan sebagai data pelatihan dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Dari total 800 data yang tersedia, 640 data dipergunakan untuk melatih model agar mampu menangkap pola dan karakteristik secara mendalam, sedangkan 160 data selebihnya digunakan untuk menguji ketangguhan dan akurasi model dalam menghadapi data baru. Detail hasil pengujian tahap kedua ini dapat Anda lihat secara lengkap pada Tabel 4.14 di bawah.

Tabel 4.14 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Data Faktor Internal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	82	12
Prediksi negatif (0)	36	30

Dengan melihat tabel 4.14. pada uji coba 2 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 4.15.

Tabel 4.15 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,74	0,75	0,87

Tabel 4.15 yang terdapat di atas memperlihatkan bahwa nilai akurasi mencapai 0,74 Selain itu, nilai presisi yang diperoleh adalah 0,75 sedangkan nilai recall yang tercatat sebesar 0,87, menunjukkan performa model yang cukup baik dalam pengujian tersebut.

- **Uji Coba ke 3 Data Faktor Internal**

Pada tahap ketiga proses uji, digunakan proporsi data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30% dari total 800 entri. Dengan demikian, sebanyak 560 data digunakan untuk pelatihan model, sementara 240 sisanya dimanfaatkan sebagai data uji. Rincian hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.16 berikut.

Tabel 4.16 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	110	30
Prediksi negatif (0)	71	29

Dengan merujuk pada tabel 4.16 yang menunjukkan hasil uji coba ketiga menggunakan confusion matrix, selanjutnya akan ditampilkan nilai-nilai metrik evaluasi seperti Accuracy, Recall, dan Precision. Nilai-nilai tersebut dapat dilihat secara rinci pada tabel 4.17 di bawah ini.

Tabel 4.17 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,75	0,70	0,79

Pada Tabel 4.17 yang ditampilkan di atas, dapat dilihat bahwa nilai akurasi mencapai angka 0,75. Selain itu, presisi yang diperoleh sebesar 0,70, sedangkan nilai recall yang tercatat adalah 0,79, menunjukkan performa model yang cukup baik.

- **Uji Coba 4 Data Faktor Internal**

Pada tahap keempat dalam proses pengujian, sebanyak 60% dari keseluruhan data yang berjumlah 800 data dipilih dan digunakan sebagai data latih, yaitu sebanyak 480 data. Sementara itu, sisanya yang mencapai 40% atau sejumlah 320 data dialokasikan sebagai data uji. Pembagian data ini dilakukan dengan tujuan utama untuk mengevaluasi dan mengukur kinerja model yang telah dikembangkan. Hasil evaluasi tersebut kemudian dapat dilihat secara rinci pada Tabel 4.18 yang disajikan berikut ini.

Tabel 4.18 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	157	30
Prediksi negatif (0)	93	40

Dengan Merujuk pada Tabel 4.18 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 4.19 di bawah ini.

Tabel 4.19 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,79	0,74	0,75

Pada Tabel 4.19, ditampilkan nilai akurasi sebesar 0,79, presisi 0,74 dan recall 0,75 yang telah diuji untuk mengukur kinerja model secara menyeluruh dan akurat.

- **Uji Coba ke 5 Data Faktor Internal**

Pada tahap kelima dari proses pengujian, dilakukan pembagian dataset secara seimbang dengan proporsi 50% untuk data pelatihan dan 50% untuk data pengujian. Dengan total keseluruhan data sebanyak 800 entri, maka setiap subset terdiri dari 400 data. Subset yang berjumlah 400 ini kemudian digunakan untuk menguji performa model yang telah dikembangkan. Hasil pengujian secara rinci dapat dilihat pada Tabel 4.20 yang disajikan di bagian bawah sebagai referensi penting dalam evaluasi model.

Tabel 4.20 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	210	24
Prediksi negatif (0)	98	68

Tabel 4.21 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,77	0,80	0,59

Tabel 5.22 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan recall serta nilai rata-rata

No	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1	0,71	0,73	0,87
2	0,74	0,75	0,87
3	0,75	0,70	0,79
4	0,79	0,74	0,75
5	0,77	0,80	0,59
Nilai Rata-rata	0,75	0,74	0,77

Berdasarkan Tabel 5.21 yang memuat matriks konfusi pada uji coba kelima, nilai Accuracy, Recall, dan Presisi akan ditampilkan secara lengkap pada Tabel 5.22 di bawah ini. Tabel 5.22 memperlihatkan hasil pengukuran yang meliputi nilai akurasi sebesar 0,77, yang menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi data secara keseluruhan. Selain itu, nilai presisi yang tercatat adalah 0,80 yang mengindikasikan seberapa baik model dalam mengidentifikasi data positif yang benar tanpa banyak kesalahan. Sedangkan nilai recall yang diperoleh mencapai 0,59 menandakan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar data positif yang sebenarnya ada. Semua nilai tersebut diambil dari pengujian kelima yang dilakukan dalam rangka evaluasi performa model secara menyeluruh dan sistematis.

Dalam rangkaian pengujian yang dilakukan menggunakan data Faktor Internal, sebagaimana yang telah disajikan pada tabel sebelumnya, diperoleh rata-rata tingkat akurasi sebesar 0,75. Angka ini mengindikasikan bahwa model yang diterapkan memiliki kemampuan pengenalan yang cukup baik, bahkan lebih unggul dibandingkan dengan penggunaan data berbasis image. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola dan fitur dari data dengan faktor Internal dengan tingkat ketepatan yang cukup memuaskan. Selama beberapa kali percobaan dilakukan, ditemukan bahwa pada uji coba keempat, model mencapai nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 0,79. Pencapaian ini menandakan adanya peningkatan performa yang signifikan dibandingkan dengan hasil uji coba sebelumnya. Peningkatan tersebut menggambarkan bahwa proses pelatihan yang berkelanjutan memberikan dampak positif terhadap kemampuan model dalam mengenali data. Sebaliknya, nilai akurasi terendah yang tercatat adalah sekitar 0,71, dan hal ini terjadi pada pengujian yang pertama hasil tersebut mungkin karena data yang terlalu sedikit. Kondisi ini mengindikasikan bahwa pada tahap awal pelatihan, model belum mampu mengenali data citra secara optimal sehingga performanya masih terbatas. Perbedaan nilai akurasi yang terlihat antara data Faktor eksternal dan data berbasis Internal mencerminkan adanya variasi performa model yang dipengaruhi oleh jenis data yang digunakan serta kondisi pelatihan yang berbeda-beda. Dengan demikian, hasil pengujian ini memberikan gambaran penting mengenai efektivitas model dalam berbagai kondisi data.

4.3. Uji Coba Data Eksternal dan Internal

Penelitian ini melibatkan pelaksanaan serangkaian pengujian yang dilakukan secara sistematis dan terstruktur, di mana berbagai parameter data diubah dengan cara yang terkontrol dan terukur. Pada kali ini penggabungan antara 2 faktor yakni internal

dan eksternal, parameter-parameter tersebut mencakup atribut-atribut data yang dianggap relevan dan memiliki potensi besar untuk mempengaruhi performa model Support Vector Machine (SVM) dalam melakukan klasifikasi. Dengan melakukan variasi pada parameter-parameter ini, penelitian bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai bagaimana karakteristik data tertentu dapat berdampak pada kemampuan model dalam mengklasifikasikan data secara akurat. Sebelum proses pengujian dimulai, data yang tersedia terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data training dan data testing. Pembagian ini dilakukan berdasarkan persentase tertentu yang sudah ditentukan, sehingga proporsi data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian menjadi jelas dan terukur.

▪ Uji Coba ke 1 Data Eksternal dan Internal

Berdasarkan pembagian data pengujian yang telah dijelaskan sebelumnya, data dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan sebanyak 90% dan data pengujian sebanyak 10%. Dari total 800 data yang tersedia, 90% tersebut berarti sebanyak 720 data digunakan untuk proses pelatihan model, sedangkan sisanya, yaitu 10% atau sebanyak 80 data, digunakan untuk menguji performa model. Hasil evaluasi dapat dilihat pada confusion matrix yang disajikan dalam Tabel 4.23 di bawah ini.

Tabel 4.23 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Data Faktor eksternal dan Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	3	4
Prediksi negatif (0)	1	16

Berdasarkan hasil uji coba pertama yang ditampilkan pada tabel 4.24 dengan menggunakan confusion matrix, selanjutnya akan disajikan nilai-nilai penting seperti

Accuracy, Recall, dan Precision. Nilai-nilai tersebut dapat dilihat secara rinci pada tabel 4.24 yang akan diperlihatkan di bawah ini untuk memberikan gambaran lengkap mengenai performa model.

Tabel 4.24 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.79	0.80	0.94

Tabel 4.24 di atas memperlihatkan hasil evaluasi dengan nilai akurasi sebesar 0,79 presisi mencapai 0,80 serta recall yang juga tercatat sebesar 0,94 menggambarkan performa model secara keseluruhan.

- **Uji Coba ke 2 Data Eksternal dan Internal**

Pada pengujian kedua ini, data dibagi secara strategis dengan proporsi yang telah ditentukan, yaitu 80% dari keseluruhan data dialokasikan untuk proses pelatihan model, sementara 20% sisanya digunakan sebagai data pengujian. Dari total 800 data yang tersedia, sebanyak 640 data digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola dan karakteristik secara mendalam. Sedangkan 160 data yang tersisa difungsikan untuk menguji ketangguhan serta akurasi model ketika dihadapkan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil lengkap dari pengujian tahap kedua ini dapat Anda lihat secara rinci pada Tabel 4.25 di bawah.

Tabel 4.25 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Data Faktor eksternal dan Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	21	5
Prediksi negativ (0)	3	19

Berdasarkan tabel 4.25 pada uji coba kedua yang menggunakan confusion matrix, langkah berikutnya adalah menampilkan nilai-nilai evaluasi performa model seperti Accuracy, Recall, dan Presisi. Nilai-nilai tersebut akan disajikan secara rinci dalam tabel 5.26 yang akan diperlihatkan di bawah ini. Penyajian metrik ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai keakuratan dan efektivitas model dalam mengklasifikasikan data pada uji coba tersebut.

Tabel 4.26 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,81	0.74	0.91

Pada tabel 4.26 di atas, terlihat bahwa nilai akurasi mencapai 0,81 Selain itu, nilai presisi yang diperoleh adalah 0,74 sementara nilai recall tercatat sebesar 0,91. Data ini menggambarkan performa model dalam mengklasifikasikan data dengan cukup baik dan seimbang.

- **Uji Coba ke 3 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap ketiga dalam proses evaluasi ini, pembagian data dilakukan dengan proporsi yang berbeda, yaitu 70% dialokasikan untuk pelatihan model dan 30%

digunakan sebagai data pengujian dari total 800 entri yang tersedia. Dengan pembagian tersebut, sebanyak 560 data digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola dengan baik, sedangkan 240 data sisanya dimanfaatkan untuk menguji performa serta keakuratan model pada data baru. Detail lengkap hasil pengujian tahap ketiga ini dapat Anda lihat pada Tabel 4.27 berikut di bawah ini.

Tabel 4.27 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Data Faktor eksternal dan Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	37	4
Prediksi negatif (0)	3	28

Melihat Tabel 4.27 pada uji coba ketiga dengan confusion matrix, selanjutnya ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi secara lengkap pada Tabel 5.28 yang akan diperlihatkan di bawah ini untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 4.28 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,90	0.88	0.90

Pada Tabel 4.28 diatas menampilkan bahwa nilai akurasi mencapai 0,90 dengan presisi sebesar 0,88 dan recall sebesar 0,90.

- **Uji Coba ke 4 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap pengujian keempat, 60% dari total 800 data, yaitu 480 data, digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan 40% sisanya, sebanyak 320 data, dialokasikan untuk

pengujian. Tujuan dari proses ini adalah mengevaluasi performa model secara menyeluruh, dengan hasil lengkap yang dapat dilihat pada Tabel 4.29 berikut ini.

Tabel 4.29 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Data Faktor eksternal dan Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	43	12
Prediksi negatif (0)	7	34

Merujuk pada Tabel 5.29 yang memuat matriks konfusi dari uji coba keempat, selanjutnya akan disajikan nilai-nilai Accuracy, Recall, dan Presisi yang diperoleh. Nilai-nilai tersebut ditampilkan secara rinci dalam Tabel 4.30 di bawah ini sebagai hasil analisis evaluasi model.

Tabel 4.30 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,80	0.74	0.83

Pada Tabel 4.30, ditampilkan hasil pengujian berupa nilai akurasi sebesar 0,80 presisi mencapai 0,74 serta recall yang diperoleh sebesar 0,83 setelah dilakukan evaluasi model secara menyeluruh.

- **Uji Coba ke 5 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap kelima proses pengujian, dilakukan pembagian dataset secara seimbang, yaitu 50% untuk pelatihan dan 50% untuk pengujian. Dengan total data

sebanyak 800, maka masing-masing subset terdiri dari 400 entri. Data sebanyak 400 tersebut digunakan untuk menguji performa model pada tahap ini. Rincian hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.31 yang disajikan di bawah ini.

Tabel 4.31 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Data Faktor eksternal dan Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	60	9
Prediksi negativ (0)	9	42

Dengan Merujuk pada Tabel 4.31 yang berisi matriks konfusi pada uji coba ke 5 selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 4.32 di bawah ini.

Tabel 4.32 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,85	0,82	0,82

Pada uji kelima, Tabel 4.32 menunjukkan nilai akurasi mencapai 0,85presisi sebesar 0,82 dan recall sebesar 0,82 menggambarkan performa model yang cukup baik dalam pengujian tersebut.

Hasil prediksi model SVM kernel linear pada data gabungan menunjukkan bagaimana model mengklasifikasikan data uji menjadi dua kelas, yaitu kelas positif dan kelas negatif. Prediksi positif diperoleh dari penjumlahan True Positive (TP) dan False Positive (FP), sedangkan prediksi negatif merupakan gabungan dari True Negative (TN) dan False Negative (FN). Jumlah prediksi ini memberikan gambaran

mengenai kecenderungan model dalam menentukan kelas selama proses pengujian. Pada rasio 90:10, model menghasilkan 7 prediksi positif dan 17 prediksi negatif. Jumlah prediksi negatif yang lebih besar pada pengujian ini menunjukkan bahwa model cenderung lebih berhati-hati dan konservatif dalam memberikan keputusan positif. Hal tersebut terlihat dari tingginya nilai True Negative yang mencapai 16, serta False Negative yang hanya 1. Kondisi ini menggambarkan bahwa pada data uji yang relatif kecil, model linear lebih yakin dalam mengklasifikasikan data sebagai kelas negatif. Pada rasio 80:20, terjadi peningkatan signifikan pada jumlah prediksi positif, yaitu 26 prediksi positif dibandingkan 12 prediksi negatif. Hal ini menunjukkan bahwa dengan peningkatan porsi data uji, model memiliki kecenderungan yang lebih kuat untuk memberikan klasifikasi positif. Nilai True Positive yang tinggi (21 sampel) menunjukkan bahwa mayoritas prediksi positif ini tepat, meskipun kesalahan tetap muncul pada False Positive (5 sampel). Perubahan proporsi prediksi ini juga menunjukkan bahwa model mendapatkan pola lebih baik setelah pelatihan pada data yang lebih besar (80%). Selanjutnya, pada rasio 50:50, yang memiliki porsi data uji terbesar, model menghasilkan 69 prediksi positif dan 51 prediksi negatif. Dominasi prediksi positif kembali terlihat di sini, dengan True Positive yang sangat tinggi (64 sampel). Hal ini memperlihatkan bahwa model semakin mengenali pola data sebagai kelas positif seiring bertambahnya data uji. Meski demikian, jumlah False Negative (11 sampel) juga meningkat, menunjukkan bahwa sebagian sampel positif tidak dikenali dengan baik pada proporsi pengujian yang lebih besar.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model SVM kernel linear memiliki kecenderungan menghasilkan prediksi positif lebih banyak ketika jumlah data uji diperbesar. Pola ini muncul bersamaan dengan meningkatnya True Positive,

yang menunjukkan bahwa performa model dalam mendeteksi kelas positif relatif baik. Sebaliknya, pada rasio pengujian yang lebih kecil, model lebih dominan memberikan prediksi negatif, yang ditunjukkan dari tingginya nilai True Negative pada rasio 90:10. Perbedaan ini memberikan gambaran bahwa model linear bersifat adaptif terhadap perubahan ukuran data uji dan dapat menyesuaikan pola prediksinya secara konsisten.

BAB V

KLASIFIKASI KUALITAS TELUR MENGGUNAKAN SVM KERNEL POLYNOMIAL

5.1. Uji Coba Data Faktor Eksternal

Penelitian ini melakukan identifikasi kualitas telur berdasarkan beberapa ciri utama, yaitu warna cangkang, kebersihan cangkang, tekstur cangkang, dan berat telur. Analisis khusus dilakukan pada gambar permukaan telur dengan menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Dari metode GLCM, diambil empat parameter utama yakni korelasi, energi, homogenitas, dan kontras yang merepresentasikan karakteristik tekstur pada permukaan telur. Untuk pengujian model atau validasi data, digunakan metode pemisahan data (data splitting) sesuai dengan penjelasan pada bab sebelumnya. Proses ini menjamin bahwa fitur yang telah diekstraksi dari gambar permukaan telur dapat diuji secara terpisah, yakni data latih dan data uji, sehingga hasil pengujian dapat mencerminkan keakuratan metode terhadap parameter warna, kebersihan, tekstur, berat telur, serta ciri tekstur GLCM pada permukaan telur. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode SVM Non-linear atau polynomial, yang membedakan dirinya dari SVM dengan kernel linear.

▪ Uji Coba ke 1 Data Faktor Eksternal

Sesuai dengan split data penguian diatas dengan pembagian data training 90% dan testing 10% dari 800 data yang ada 90 % yakni sebanyak 720 data dan 10% yakni sebanyak 80 data yang diuji. Hasil dari confusion matrix dibawah ini pada tabel 5.1.

Tabel 5.1 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	10	3
Prediksi negatif (0)	2	1

Dengan melihat tabel 5.1 pada uji coba 1 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.2.

Tabel 5.2 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 1 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,81	0,83	0,91

Pada diats yaitu tabel 5.2 menunjukkan nilai akursi 0,81. Nilai presisi 0,83 dan recall 0,91.

- **Uji Coba ke 2 Faktor Eksternal**

Pada tahap pengujian ke 2 menggunakan data training sebanyak 80 % dan testing 20 % dari data tersebut. Adapun 80% dari data sebanyak 800 adalah 640 seangkan 20% dari 800 yaitu 160 data yang akan diujikan pada tahap ke 2 ini dengan melihat tabel 5.3 dibawah ini.

Tabel 5.3 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	12	5
Prediksi negatif (0)	12	3

Dengan melihat tabel 5.3 pada uji coba 2 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.4.

Tabel 5.4 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 21 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,75	0,71	0,80

Pada tabel diatas yaitu tabel 5.4 menunjukkan nilai akurasi 0,75. Nilai presisi 0,71 dan recall 0,80 pada uji ke 2 ini menggunakan degree 2 serta peramater 2.0.

- **Uji Coba ke 3 Faktor Eksternal**

Pada tahap pengujian ke 3 menggunakan data training sebanyak 70 % dan testing 30 % dari data tersebut. Adapun 70% dari data sebanyak 800 adalah 560 seangkan 20% dari 800 yaitu 240 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.5 dibawah ini.

Tabel 5.5 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	7	1
Prediksi negativ (0)	20	10

Dengan melihat tabel 5.5 pada uji coba 3 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.6.

Tabel 5.6 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 3 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,71	0,88	0,41

Pada Tabel 5.6 diatas menampilkan bahwa nilai akurasi mencapai 0,71, dengan presisi sebesar 0,88 dan recall sebesar 0,41.

- **Uji Coba ke 4 Faktor Eksternal**

Pada tahap pengujian ke 4 menggunakan data training sebanyak 60 % dan testing 40 % dari data tersebut. Adapun 60% dari data sebanyak 800 adalah 480 seangkan 40% dari 800 yaitu 320 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.7 dibawah ini.

Tabel 5.7 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	10	4
Prediksi negatif (0)	15	5

Dengan Merujuk pada Tabel 5.7 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.8 di bawah ini.

Tabel 5.8 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 4 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,71	0,71	0,62

Pada Tabel 5.8 yakni akurasi, presisi dan recall senilai 0,71 , 0,71 dan 0,62 yang telah diujikan.

- **Uji Coba ke 5 Faktor Eksternal**

Pada tahap pengujian ke 5 menggunakan data training sebanyak 50 % dan testing 50 % dari data tersebut. Adapun 50% dari data sebanyak 800 adalah 400 seangkan 50% dari 800 yaitu 400 data yang akan diujikan pada tahap ke 5 ini dengan melihat tabel 5.9. dibawah ini.

Tabel 5.9 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Faktor Eksternal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	22	3
Prediksi negativ (0)	38	12

Dengan Merujuk pada Tabel 6.9 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.10 di bawah ini.

Tabel 6.10 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi uji coba ke 5 Faktor Eksternal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,75	0,73	0,65

Tabel ini menelaskan nilai akurasi sebesar 0,75 dan presisi sebesar 0,73 serta recall sebesar 0,65. Pada uji ke 5. Pada tabel 5.11 dibawah ini adalah nilai yang telah diuji coba serta nilai rata-rata.

Tabel 5.11 Tabel Nilai Accuracy, Precision dan recall serta nilai rata-rata

No	Accuracy	Precision	Recall
1	0,81	0,83	0,91
2	0,75	0,71	0,80
3	0,71	0,88	0,41
4	0,71	0,71	0,62
5	0,75	0,73	0,65
Nilai Rata-rata	0,75	0,77	0,68

Dalam rangkaian uji coba yang dilakukan menggunakan data citra (image), hasil yang diperoleh menunjukkan variasi performa model dalam mengenali dan memproses data tersebut. Berdasarkan tabel yang telah disajikan sebelumnya, nilai akurasi rata-rata yang dicapai selama seluruh pengujian adalah sebesar 0,75. Angka ini menggambarkan kemampuan model secara umum dalam mengklasifikasikan data berbasis eksternal dengan tingkat keberhasilan yang cukup baik, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan. Dari serangkaian uji coba yang dilakukan, terlihat bahwa hasil pelatihan pada uji coba terakhir memberikan nilai akurasi tertinggi, yaitu mencapai 0,81. Ini menunjukkan bahwa model mengalami proses pembelajaran yang efektif dan mampu mengenali pola-pola yang lebih kompleks pada data citra atau non citra. Sebaliknya, nilai akurasi terendah yang diperoleh dari pengujian data citra tercatat sekitar 71%, yang terjadi pada uji coba ketiga dan keempat. Ini mengindikasikan adanya fluktuasi performa model pada tahap tengah pengujian, yang mungkin disebabkan oleh berbagai faktor seperti parameter pelatihan, kualitas data, atau kompleksitas citra yang diuji. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa meskipun model

menunjukkan variasi dalam performa pada setiap percobaan, terdapat tren peningkatan akurasi yang signifikan pada tahap akhir pelatihan, mengindikasikan kemajuan yang positif dalam kemampuan model untuk mengenali data citra secara lebih akurat.

5.2. Uji Coba Data Faktor Internal

Dalam penelitian ini, proses pengujian algoritma Support Vector Machine (SVM) akan dilakukan dengan melakukan variasi pada parameter spesifikasi data yang telah ditentukan sebelumnya, selain itu nilai k juga akan dimodifikasi untuk melihat pengaruhnya terhadap performa model. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memperoleh hasil klasifikasi yang paling optimal dengan mengukur beberapa metrik evaluasi penting, yaitu akurasi, presisi, dan recall. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat menentukan konfigurasi parameter terbaik yang menghasilkan model SVM yang paling efektif dan efisien dalam mengklasifikasikan data.

▪ Uji Coba 1 Faktor Internal

Sesuai dengan split data pengujian diatas dengan pembagian data training 90% dan testing 10% dari 800 data yang ada 90 % yakni sebanyak 720 data dan 10% yakni sebanyak 80 data yang diuji. Hasil dari confusion matrix dibawah ini pada tabel 5.12.

Tabel 5.12 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	41	6
Prediksi negatif (0)	16	17

Dengan melihat tabel 5.12 pada uji coba 1 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.13

Tabel 5.13 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,72	0,70	0,58

Pada diatas yaitu tabel 5.13 menunjukkan nilai akursi 0,72. Nilai presisi 0,70 dan recall 0,58.

- **Uji Coba 2 Faktor Internal**

Pada tahap pengujian ke 2 menggunakan data training sebanyak 80 % dan testing 20 % dari data tersebut. Adapun 80% dari data sebanyak 800 adalah 640 seangkan 20% dari 800 yaitu 160 data yang akan diujikan pada tahap ke 2 ini dengan melihat tabel 5.14 dibawah ini.

Tabel 5.14 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	82	12
Prediksi negatif (0)	36	30

Dengan melihat tabel 5.14 pada uji coba 2 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.15.

Tabel 5.15 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 2 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,76	0,74	0,65

Pada tabel diatas yaitu tabel 5.15 menunjukkan nilai akursi 0,76. Nilai presisi 0,74 dan recall 0,65.

- **Uji Coba 3 Faktor Internal**

Pada tahap pengujian ke 3 menggunakan data training sebanyak 70 % dan testing 30 % dari data tersebut. Adapun 70% dari data sebanyak 800 adalah 560 seangkan 20% dari 800 yaitu 240 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.16 dibawah ini.

Tabel 5.16 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	110	30
Prediksi negativ (0)	71	29

Dengan melihat tabel 5.16 pada uji coba 3 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.17.

Tabel 5.17 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 3 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,77	0,73	0.70

Pada Tabel 5.17 diatas menampilkan bahwa nilai akurasi mencapai 0,77, dengan presisi sebesar 0,73 dan recall sebesar 0.70.

- **Uji Coba 4 Faktor Internal**

Pada tahap pengujian ke 4 menggunakan data training sebanyak 60 % dan testing 40 % dari data tersebut. Adapun 60% dari data sebanyak 800 adalah 480 seangkan 40% dari 800 yaitu 320 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.18 dibawah ini.

Tabel 5.18 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negatif</i>
Prediksi Positif (1)	157	30
Prediksi negatif (0)	93	40

Dengan Merujuk pada Tabel 5.18 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.19 di bawah ini.

Tabel 5.19 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,79	0,74	0,75

Pada Tabel 5.19 yakni akurasi, presisi dan recall senilai 0,79, 0,74 dan 0,75 yang telah diujikan.

- **Uji Coba ke 5 Faktor Internal**

Pada tahap pengujian ke 5 menggunakan data training sebanyak 50 % dan testing 50 % dari data tersebut. Adapun 50% dari data sebanyak 800 adalah 400

seangkan 50% dari 800 yaitu 400 data yang akan diujikan pada tahap ke 5 ini dengan melihat tabel 5.20 dibawah ini.

Tabel 5.20 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Data Faktor Internal

<i>SVM</i>	<i>Actual positif</i>	<i>Actual negativ</i>
Prediksi Positif (1)	210	24
Prediksi negativ (0)	98	68

Dengan Merujuk pada Tabel 5.20 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.21 di bawah ini.

Tabel 5.21 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,78	0,75	0,70

Tabel ini menelaskan nilai akurasi sebesar 0,78 dan presisi sebesar 0,75 serta recall sebesar 0,70. Pada uji ke 5. Pada tabel dibawah ini yakni tabel 5.22 hasil rata-rata nilai akurasi dari semua proses pengujian.

Tabel 5.22 Tabel Nilai Accuracy, Pecision dan recall serta nilai rata-rata

No	Accuracy	Precision	Recall
1	0,72	0,70	0,58
2	0,76	0,74	0,65
3	0,77	0,73	0,70
4	0,79	0,74	0,75
5	0,78	0,75	0,70
Nilai Rata-rata	0,76	0,73	0,67

Pada serangkaian pengujian yang dilakukan menggunakan data Faktor Internal, diperoleh nilai akurasi rata-rata sebesar 0,76 Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan pengenalan data berbasis Internal dengan tingkat keberhasilan yang cukup baik. Dari keseluruhan uji coba, pelatihan ke empat menghasilkan nilai akurasi tertinggi, yaitu mencapai 0,79 yang menandakan peningkatan performa model pada tahap tersebut. Sebaliknya, nilai akurasi terendah yang tercatat adalah sekitar 0,71 yang muncul pada uji coba pertama hal ini mengindikasikan adanya data yang terlalu sedikit bisa mempengaruhi dalam performa model saat mengenali data Internal di setiap percobaan. Variasi tersebut bisa disebabkan oleh faktor-faktor seperti perbedaan parameter pelatihan, pembagian data latih dan uji, atau kompleksitas data yang diuji. Secara keseluruhan, hasil ini memperlihatkan bahwa meskipun model mampu mencapai akurasi yang cukup tinggi pada beberapa percobaan, terdapat ketidakstabilan yang perlu diperhatikan untuk meningkatkan konsistensi performa.

5.3. Uji Coba Data Eksternal dan Internal

Pada kali ini dengan pengujian data antara eksternal dan internal dimana digabungkan keduanya menggunakan SVM dengan kernel polynomial yang terlibat beberapa fitur antara kedua faktor tersebut.

▪ Uji Coba 1 Data Eksternal dan Internal

Sesuai dengan split data pengujian diatas dengan pembagian data training 90% dan testing 10% dari 800 data yang ada 90 % yakni sebanyak 720 data dan 10% yakni sebanyak 80 data yang diuji. Hasil dari confusion matrix dibawah ini pada tabel 6.23.

Tabel 5.23 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 1 Data Faktor eksternal dan Internal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	3	4
Prediksi negatif (0)	1	16

Dengan melihat tabel 5.23 pada uji coba 1 dengn confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.24.

Tabel 5.24 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,79	0.80	0.94

Pada diatas yaitu tabel 5.24 menunjukkan nilai akursi 0,79 Nilai presisi 0,80 dan recall 0,94.

- **Uji Coba 2 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap pengujian ke 2 menggunakan data training sebanyak 80 % dan testing 20 % dari data tersebut. Adapun 80% dari data sebanyak 800 adalah 640 seangkan 20% dari 800 yaitu 160 data yang akan diujikan pada tahap ke 2 ini dengan melihat tabel 5.25. dibawah ini.

Tabel 5.25 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 2 Data Faktor eksternal dan Internal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	21	5
Prediksi negatif (0)	3	9

Dengan melihat tabel 5.25 pada uji coba 2 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.26.

Tabel 5.26 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,83	0.79	0.86

Pada tabel diatas yaitu tabel 5.26 menunjukkan nilai akursi 0,83 Nilai presisi 0,79 dan recall 0,86.

- **Uji Coba 3 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap pengujian ke 3 menggunakan data training sebanyak 70 % dan testing 30 % dari data tersebut. Adapun 70% dari data sebanyak 800 adalah 560 seangkan 20% dari 800 yaitu 240 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.27. dibawah ini.

Tabel 5.27 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 3 Data Faktor eksternal dan

SVM	Internal	
	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	36	5
Prediksi negatif (0)	10	21

Dengan melihat tabel 5.27 pada uji coba 3 dengan confusion matrix maka selanjutnya dengan memperlihatkan nilai Accuracy, recall dan presisi seperti pada tabel yang akan diperlihatkan dibawah ini pada tabel 5.28.

Tabel 5.28 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 1 Faktor

Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,79	0.81	0.68

Pada Tabel 5.28 diatas menampilkan bahwa nilai akurasi mencapai 0,79 dengan presisi sebesar 0,81 dan recall sebesar 0,68.

- **Uji Coba 4 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap pengujian ke 4 menggunakan data training sebanyak 60 % dan testing 40 % dari data tersebut. Adapun 60% dari data sebanyak 800 adalah 480

seangkan 40% dari 800 yaitu 320 data yang akan diujikan pada tahap ke 3 ini dengan melihat tabel 5.29 dibawah ini.

Tabel 5.29 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 4 Data Faktor eksternal dan Internal

SVM	Actual positif	Actual negativ
Prediksi Positif (1)	60	9
Prediksi negativ (0)	9	42

Dengan Merujuk pada Tabel 5.29 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.30 di bawah ini.

Tabel 5.30 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 4 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,85	0,82	0,82

Pada Tabel 5.30 yakni akurasi, presisi dan recall senilai 0,85,0,82 dan 0,82 yang telah diujikan.

- **Uji Coba ke 5 Data Eksternal dan Internal**

Pada tahap pengujian ke 5 menggunakan data training sebanyak 50 % dan testing 50 % dari data tersebut. Adapun 50% dari data sebanyak 800 adalah 400 seangkan 50% dari 800 yaitu 400 data yang akan diujikan pada tahap ke 5 ini dengan melihat tabel 6.30 dibawah ini.

Tabel 5.31 Confusion Matrix Hasil Pengujian ke 5 Data Faktor eksternal dan Internal

SVM	Actual positif	Actual negatif
Prediksi Positif (1)	64	5
Prediksi negatif (0)	11	40

Dengan Merujuk pada Tabel 5.31 yang berisi matriks konfusi pada uji coba 4, selanjutnya akan ditampilkan nilai Accuracy, Recall, dan Presisi pada Tabel 5.32 di bawah ini.

Tabel 5.32 Tabel Nilai Presisi, Recall, Akurasi Uji coba ke 5 Faktor Eksternal dan Internal

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0,87	0.89	0.78

Tabel ini menjelaskan nilai akurasi sebesar 0,87 dan presisi sebesar 0,89 serta recall sebesar 0,78 Pada uji ke 5.

Hasil prediksi dari model SVM kernel polynomial pada data gabungan menunjukkan pola klasifikasi yang berbeda dibandingkan kernel linear. Pada rasio 90:10, model menghasilkan 5 prediksi positif dan 19 prediksi negatif. Pola ini menunjukkan bahwa pada porsi data uji yang kecil, model polynomial lebih dominan melakukan prediksi ke kelas negatif. Dominasi prediksi negatif tersebut terlihat dari nilai True Negative yang tinggi (16 sampel) dan jumlah False Negative sebanyak 2 sampel, yang berarti beberapa sampel positif tidak dikenali dengan baik. Kondisi ini menandakan bahwa model polynomial memerlukan data latih yang lebih banyak untuk dapat mengenali pola kelas positif secara optimal. Pada rasio 80:20, model

menunjukkan peningkatan dalam menghasilkan prediksi positif, yaitu 20 prediksi positif dibandingkan 18 prediksi negatif. Peningkatan ini didorong oleh nilai True Positive yang cukup tinggi (16 sampel), yang menunjukkan bahwa model mulai mampu mengenali pola data secara lebih baik. Meski demikian, jumlah False Negative juga meningkat, yang menunjukkan bahwa model masih menghadapi kesulitan dalam mendeteksi seluruh sampel positif. Perubahan ini menunjukkan bahwa polynomial lebih responsif terhadap peningkatan jumlah data uji, tetapi masih menghasilkan kesalahan pada sebagian sampel positif. Pada rasio pengujian terbesar (50:50), model menghasilkan 61 prediksi positif dan 59 prediksi negatif, yang menunjukkan kecenderungan yang lebih seimbang dibanding rasio sebelumnya. Nilai True Positive yang tinggi (58 sampel) mengindikasikan bahwa model polynomial mampu mendeteksi sebagian besar sampel positif dengan baik. Namun, keberadaan 12 False Negative memperlihatkan bahwa masih terdapat sejumlah sampel yang tidak dikenali dengan tepat. Pola ini sekaligus menggambarkan bahwa meskipun polynomial dapat bekerja dengan lebih baik ketika jumlah data uji lebih banyak, kestabilan prediksinya belum sekuat kernel linear.

Secara keseluruhan, hasil prediksi SVM kernel polynomial menunjukkan bahwa model ini menghasilkan pola prediksi yang lebih fluktuatif jika dibandingkan dengan kernel linear. Pada beberapa rasio, polynomial mampu memberikan prediksi positif yang baik, tetapi pada rasio lain justru mengalami peningkatan kesalahan pada kelas positif. Fluktuasi ini dapat dikaitkan dengan karakteristik polynomial yang cenderung lebih kompleks dan sensitif terhadap variasi data. Dengan demikian, meskipun kernel polynomial mampu bekerja dengan baik pada kondisi tertentu, performanya pada penelitian ini belum se-stabil kernel linear, terutama dalam menghasilkan prediksi yang konsisten pada seluruh skenario pengujian.

BAB VI

PEMBAHASAN

6.1.Pembahasan

Pernyataan masalah pertama dalam penelitian ini adalah bagaimana meningkatkan penjualan melalui klasifikasi kualitas telur berdasarkan faktor eksternal dan internal menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan membandingkan performa kernel Linear dan Polynomial. Berdasarkan hasil penelitian, peningkatan penjualan dapat dicapai apabila proses penyortiran telur dilakukan secara lebih akurat, konsisten, dan sesuai dengan standar kualitas yang diterima oleh konsumen dan pasar. Untuk mewujudkan hal tersebut, dibutuhkan model klasifikasi yang mampu membedakan telur berkualitas tinggi (Grade A) dan berkualitas lebih rendah (Grade B) secara tepat berdasarkan kombinasi informasi internal, eksternal, dan citra telur.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kernel Polynomial memiliki performa yang lebih baik dibandingkan kernel Linear pada seluruh skenario pembagian data, baik pada data internal, eksternal, maupun data gabungan. Kernel Polynomial dengan konfigurasi optimal degree 3 dan nilai C yang bervariasi mengikuti karakteristik dataset lebih mampu menangkap pola non-linear yang muncul pada data kualitas telur. Hal ini penting karena faktor eksternal seperti warna cangkang, tekstur, kebersihan, dan berat, serta faktor internal seperti warna kuning telur dan nilai Haugh Unit, tidak selalu memiliki hubungan linear terhadap kategori kualitas telur. Dengan demikian, kernel Polynomial memiliki keunggulan dalam membangun batas pemisahan (decision boundary) yang lebih fleksibel dan akurat. Proses klasifikasi

yang lebih akurat berdampak langsung pada efektivitas penyortiran telur di tingkat peternak maupun pedagang. Telur berkualitas tinggi (Grade A) dapat dipisahkan secara konsisten dari telur berkualitas lebih rendah, sehingga dapat dipasarkan dengan harga lebih tinggi sesuai preferensi konsumen. Konsumen dan pedagang umumnya lebih menyukai telur dengan warna cangkang yang lebih gelap, kebersihan yang baik, tekstur yang mulus, serta kualitas internal yang terjaga seperti albumen yang kental dan kuning telur yang berwarna pekat. Ketika model SVM mampu mengidentifikasi ciri-ciri tersebut secara akurat, maka proses grading menjadi lebih dapat diandalkan. Penyortiran yang tepat akan mengurangi kesalahan pengelompokan kualitas, menurunkan potensi kerugian, dan meningkatkan nilai jual telur di pasar tradisional maupun ritel. Selain itu, penggunaan model Polynomial yang menghasilkan akurasi tinggi, terutama pada data gabungan (internal, eksternal, citra), memberikan dasar yang kuat untuk implementasi sistem klasifikasi otomatis di peternakan. Integrasi faktor eksternal dan internal terbukti memberikan informasi yang paling kaya bagi model sehingga performanya meningkat secara signifikan dibandingkan hanya menggunakan salah satu jenis data. Dengan sistem klasifikasi yang lebih efektif, peternak dapat mempertahankan kualitas produk, meningkatkan kepercayaan konsumen, dan pada akhirnya meningkatkan volume maupun nilai penjualan. Secara keseluruhan, pembahasan ini menunjukkan bahwa pemilihan kernel Polynomial pada SVM merupakan strategi yang paling efektif untuk mendukung peningkatan penjualan telur melalui proses klasifikasi kualitas yang akurat. Keunggulan kernel Polynomial dalam menangani pola non-linear, dikombinasikan dengan pemanfaatan fitur internal dan eksternal telur, menghasilkan model klasifikasi yang stabil, akurat, dan relevan untuk kebutuhan pasar. Dengan demikian, pernyataan masalah pertama dapat terjawab bahwa peningkatan penjualan dapat dicapai melalui optimalisasi

proses grading telur menggunakan SVM dengan kernel Polynomial. Dengan dua jenis kernel yang berbeda: kernel Linear dan kernel Polynomial. Data kualitas telur yang digunakan terlebih dahulu melewati tahap pra-pemrosesan, meliputi pembersihan data, eliminasi entri yang tidak lengkap, serta konversi tipe data kategorikal ke dalam bentuk numerik. Tahapan pra-pemrosesan ini merupakan langkah penting untuk memastikan bahwa seluruh data berada dalam kondisi optimal sebelum dianalisis oleh masing-masing kernel. Setelah proses pra-pemrosesan selesai, serangkaian pengujian dilakukan untuk mengukur performa SVM dengan kedua kernel tersebut. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai akurasi yang dihasilkan berbeda-beda sesuai dengan karakteristik dan kemampuan masing-masing kernel dalam menangani pola data kualitas telur. Variasi akurasi ini menjadi indikator utama untuk menilai efektivitas dan efisiensi kedua kernel dalam melakukan tugas klasifikasi. Dengan demikian, perbandingan ini memberikan gambaran yang jelas mengenai kernel mana yang lebih mampu menangani kompleksitas data kualitas telur secara lebih akurat. Setiap metode yang diuji memiliki keunggulan dan kelemahan tersendiri, yang tercermin dari perbedaan nilai akurasi yang dihasilkan. Oleh karena itu, penting untuk melakukan analisis komparatif yang mendalam agar dapat menentukan metode mana yang paling sesuai dan optimal digunakan dalam konteks penelitian ini. Untuk mempermudah pemahaman dan memberikan gambaran yang jelas mengenai performa masing-masing metode, seluruh hasil pengujian kemudian dikumpulkan dan disusun secara sistematis dalam sebuah tabel khusus.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, faktor eksternal dan internal terbukti memberikan pengaruh yang signifikan terhadap peningkatan performa klasifikasi kualitas telur. Faktor eksternal seperti warna cangkang, tekstur, kebersihan, dan berat telur menunjukkan kontribusi yang kuat karena memiliki pola

distribusi data yang lebih stabil dan mudah dipetakan oleh model, terutama ketika menggunakan kernel Linear. Faktor-faktor tersebut dapat dibedakan secara jelas antara telur berkualitas tinggi dan rendah, sehingga secara langsung meningkatkan akurasi model pada pengujian berbasis data eksternal. Sebaliknya, faktor internal seperti nilai Haugh Unit, warna kuning telur, dan tingkat keenceran albumen memiliki variasi yang lebih kompleks dan bersifat non-linear sehingga memerlukan metode pemisahan yang lebih fleksibel. Pada kasus ini, kernel Polynomial menunjukkan performa yang jauh lebih baik dibandingkan Linear, karena dapat menangkap hubungan non-linear antarfitur internal dengan lebih efektif. Ketika kedua kelompok faktor eksternal dan internal digabungkan bersama fitur citra, performa model meningkat secara signifikan di semua skenario pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi berbagai faktor memberikan informasi yang lebih lengkap kepada model sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa faktor eksternal dan internal tidak hanya berpengaruh, tetapi justru menjadi elemen kunci dalam peningkatan performa klasifikasi kualitas telur, terutama ketika dipadukan dalam satu kesatuan dataset dan dianalisis menggunakan kernel Polynomial yang lebih adaptif terhadap pola data yang kompleks.

Tabel dibawah ini yang berfungsi sebagai media visual yang membantu pembaca dalam membandingkan kinerja berbagai metode secara objektif dan terstruktur. Dengan adanya tabel ini, dapat dengan mudah melihat perbedaan nilai akurasi antar kernel dan metode yang diuji, sehingga dapat menarik kesimpulan yang tepat mengenai metode mana yang paling efektif dalam menyelesaikan permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini terkait data yang digunakan. Penjelasan rinci mengenai isi dan interpretasi tabel tersebut akan dipaparkan secara lengkap pada tabel 6.1 dibawah ini.

Tabel 6.1 Perbandingan Accuracy, Precision dan Recall pada data berbasis eksternal

Data Uji		Kernel Linear			Kernel Polynomial		
Testing	Training	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	Recall
10%	90%	0,75	0,82	0,82	0,81	0,83	0,91
20%	80%	0,72	0,62	1,00	0,75	0,71	0,80
30%	70%	0,66	0,61	0,65	0,71	0,88	0,41
40%	60%	0,71	0,67	0,75	0,71	0,71	0,62
50%	50%	0,75	0,73	0,65	0,75	0,73	0,65
Nilai Rata-rata		0,72	0,69	0,77	0,75	0,77	0,68

Dari tabel diatas menjelaskan bahwasanya nilai dari Rata-rata dari kedua metode diatas nilai paling kecil dimiliki oleh kernel linear dengan nilai 0,72 sedangkan untuk kernel polynomial menghasilkan nilai rata-rata sebesar 0,75 pada kernel polynomial menggunakan beberapa degree yang berbeda dan parameter yang disesuaikan agar hasil dari klasifikasi pada data dengan faktro eksternal mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik. Pada kernel linear nilai paling kecil yaitu 0,71 pada uji ke 4 dengan data testing 40% dan training 60% nilai paling besar terdapat pada uji ke 1 bisa jadi data yang digunakan lebih bagus dan terstruktur dari pada yang lainnya. Hal ini menandakan Kernel Polynomial lebih efektif dalam menghasilkan klasifikasi yang tepat dan mengurangi kesalahan. Sebaliknya, Kernel Linear unggul pada nilai recall dengan rata-rata mencapai 77%, lebih tinggi daripada Kernel Polynomial yang sekitar 68%.

Tabel 6.2 Perbandingan Accuracy, Precision dan Recall pada data berbasis Internal

Data Uji		Kernel Linear			Kernel Polynomial		
Testing	Training	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	Recall
10%	90%	0,71	0,73	0,87	0,72	0,70	0,58
20%	80%	0,74	0,75	0,87	0,76	0,74	0,65
30%	70%	0,75	0,70	0,79	0,77	0,73	0,70
40%	60%	0,79	0,74	0,75	0,79	0,74	0,75
50%	50%	0,77	0,80	0,59	0,78	0,75	0,70
Nilai Rata-rata		0,75	0,74	0,77	0,76	0,73	0,67

Pada tabel diatas yaitu pengujian dengan faktor internal dimana dalam pengujian ini dilakukan dari masing-masing faktor terdapat image dan Non-image digabungkan dalam tempat dan diuji dengan svm kernel linear dan polynomial hasil tersebut dikomparasikan dari masing-masing kernel, serta seberapa besar faktor eksternal dan internal terhadap kualitas telur. Dari tabel diatas nilai akurasi yang paling besar dimiliki oleh SVM polynomial dengan nilai 0,76 untuk nilai dari kernel linear sebesar 0,75 adaperbedaan antara kernel yakni 0,1. Pada kernel linearpun trdapat nilai paling kecil yakni pada tespertama sebesar 0,71 dimana data tersebut kurang banyak untk dijadikan testing. Hal ini mengindikasikan bahwa kernel polynomial mampu memberikan akurasi yang lebih baik dalam klasifikasi data yang diuji. Namun, jika dilihat dari aspek presisi dan recall, kernel linear justru menunjukkan hasil yang lebih unggul dibandingkan kernel polynomial.

Tabel 6.3 Perbandingan Accuracy, Precision dan Recall pada data berbasis eksternal dan internal

Data Uji		Kernel Linear			Kernel Polynomial		
Testing	Training	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	Recall
10%	90%	0,75	0,82	0,82	0,79	0.80	0.94
20%	80%	0,72	0,62	1,00	0,83	0.79	0.86
30%	70%	0,66	0,61	0,65	0,79	0.81	0.68
40%	60%	0,71	0,67	0,75	0,85	0,82	0.82
50%	50%	0,75	0,73	0,65	0,87	0.89	0.78
Nilai Rata-rata		0,72	0,69	0,77	0,75	0,82	0,82

Tabel 6.3 diatas adalah hasil kombinasi pengujian dari semua faktor yakni eksternal dan internal yang terdiri dari beberapa fitur dimana ada image dan non-image yang dijadika satu untuk membuktikan data mana yang paling berpengaruh tergadpa metode tersebut. Tabel sebelumnya menggambarkan hasil perbandingan dari serangkaian pengujian yang dilakukan secara berulang kali dengan variasi proporsi antara data pelatihan dan data pengujian. Pengujian ini dirancang dengan menggunakan rasio yang berbeda-beda antara jumlah data yang digunakan untuk melatih model dan yang dipakai untuk menguji performa model tersebut. Tujuan utama dari pengujian ini adalah untuk memahami bagaimana perubahan proporsi data pelatihan terhadap data pengujian berpengaruh pada tingkat akurasi metode yang diuji, khususnya pada metode Support Vector Machine (SVM) dengan berbagai jenis kernel yang digunakan. Dari hasil analisis yang diperoleh, terlihat adanya hubungan yang cukup jelas dan signifikan antara proporsi data pelatihan dengan nilai akurasi yang dicapai oleh metode tersebut. Ketika proporsi data pelatihan mengalami penurunan, nilai akurasi yang diperoleh cenderung menurun secara signifikan pula.

Hal ini menunjukkan bahwa semakin sedikit data yang tersedia untuk melatih model, kemampuan model dalam melakukan prediksi dengan tepat juga mengalami penurunan. Model yang dilatih dengan data yang terbatas terkadang tidak mampu menangkap pola-pola penting dalam data, sehingga hasil klasifikasinya menjadi kurang optimal.

Sebaliknya, ketika proporsi data pelatihan meningkat, nilai akurasi yang diperoleh umumnya menunjukkan tren peningkatan yang cukup konsisten. Peningkatan ini terutama terlihat pada metode Support Vector Machine (SVM) yang diuji dengan beberapa kernel berbeda. Ini menunjukkan bahwa dengan semakin banyak data pelatihan yang digunakan, model SVM mampu belajar secara lebih efektif untuk mengenali pola-pola dalam data, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan handal ketika diuji pada data pengujian. Selain itu, hasil pengujian juga memberikan gambaran bagaimana faktor internal, seperti jenis kernel yang digunakan dalam SVM, memberikan pengaruh terhadap performa metode tersebut. Khususnya untuk kernel polynomial, parameter degree (derajat polinomial) dapat diatur untuk mengubah karakteristik kernel. Namun, pengaruh degree ini terhadap akurasi tidak selalu linier dan konsisten. Dalam beberapa kasus, penggunaan degree yang lebih tinggi memberikan hasil akurasi yang lebih baik, tetapi di lain waktu penggunaan degree yang lebih besar tidak meningkatkan akurasi secara signifikan atau bahkan bisa menurunkannya ternyata mengubah parameter atau C bisa mengubah nilai yang lainnya layaknya degree. Dengan kata lain, pemilihan degree yang tepat memerlukan pertimbangan dan eksperimen mendalam agar dapat menemukan nilai yang optimal untuk kondisi data yang digunakan. Kesimpulannya, proporsi data pelatihan yang cukup memadai sangat penting untuk mendapatkan performa klasifikasi yang maksimal, dan pemilihan parameter kernel, khususnya

degree pada kernel polynomial SVM, juga perlu dioptimalkan agar performa model dapat mencapai hasil terbaik.

6.2. Integrasi Islam

Kajian Konsep Halalan Thayyiban dalam Perspektif Al-Qur'an dan Hadits serta Relevansinya terhadap Kualitas Telur sebagai Makanan yang Baik Ayat berikut menjadi landasan utama dalam pembahasan mengenai pentingnya mengonsumsi makanan yang baik dan bergizi dalam Islam:

وَكُلُوا مِمَّا رَزَقَكُمُ اللَّهُ حَلَالًا طَيِّبًا وَاتَّقُوا اللَّهَ الَّذِي أَنْتُمْ بِهِ مُؤْمِنُونَ

“Dan makanlah dari apa yang telah diberikan Allah kepadamu sebagai rezeki yang halal dan baik, serta bertakwalah kepada Allah yang kamu beriman kepada-Nya.”

(QS. Al-Māidah: 88)

Ayat ini mengandung perintah langsung dari Allah SWT kepada seluruh umat manusia untuk memakan rezeki yang telah diberikan-Nya dengan dua syarat utama: halal (halālan) dan thayyib (ṭayyiban). Kedua kata ini memiliki makna yang saling melengkapi dan tidak dapat dipisahkan. Kata halal berarti sesuatu yang diperbolehkan dan tidak dilarang dalam hukum Islam. Makanan yang halal adalah makanan yang tidak berasal dari zat yang diharamkan, tidak tercemar oleh najis, serta tidak diperoleh dengan cara yang batil atau merugikan. Sedangkan thayyib berarti baik, bersih, sehat, bergizi, dan membawa manfaat bagi tubuh serta jiwa manusia. Dengan demikian, halal menekankan pada aspek hukum dan sumbernya, sementara thayyib menekankan pada aspek kualitas dan dampaknya terhadap kesehatan serta kebersihan jiwa. Ayat ini bukan sekadar anjuran untuk makan, tetapi juga merupakan prinsip hidup seorang mukmin dalam menjaga kesucian jasmani dan rohani. Allah mengaitkan perintah untuk makan yang halal dan baik dengan perintah untuk bertakwa, sebagaimana firman-Nya dalam bagian akhir ayat tersebut:

“... dan bertakwalah kepada Allah yang kepada-Nya kamu beriman.”

Ini menunjukkan bahwa memilih makanan yang halal dan baik merupakan bentuk nyata dari ketakwaan kepada Allah SWT. Orang beriman harus berhati-hati terhadap apa yang masuk ke dalam tubuhnya, sebab makanan menjadi sumber energi yang memengaruhi perilaku, pikiran, dan bahkan kualitas ibadah. Prinsip Halalan Thayyiban dalam Ayat-ayat Lain. Konsep ini juga diperkuat dalam firman Allah SWT dalam surat Al-Baqarah ayat 172:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا كُلُوا مِن طَيِّبَاتِ مَا رَزَقْنَاكُمْ وَاشْكُرُوا لِلَّهِ إِن كُنتُمْ إِيَّاهُ تَعْبُدُونَ

“Wahai orang-orang yang beriman, makanlah di antara rezeki yang baik-baik yang telah Kami berikan kepadamu dan bersyukurlah kepada Allah, jika benar-benar kepada-Nya kamu menyembah.” (QS. Al-Baqarah: 172)

Ayat ini menegaskan bahwa mengonsumsi makanan yang baik merupakan bagian dari ibadah dan rasa syukur kepada Allah SWT. Makanan yang baik menumbuhkan energi positif, memperkuat tubuh untuk beribadah, dan menumbuhkan rasa syukur atas nikmat Allah. Dengan demikian, menjaga kehalalan dan kualitas makanan bukan sekadar urusan kesehatan, tetapi juga bentuk pengabdian spiritual. Selain itu, Allah juga berfirman dalam QS. Al-A'raf: 31:

كُلُوا وَاشْرَبُوا وَلَا تُسْرِفُوا ۚ إِنَّهُ لَا يُحِبُّ الْمُسْرِفِينَ

“Makan dan minumlah, tetapi jangan berlebihan. Sesungguhnya Allah tidak menyukai orang-orang yang berlebih-lebihan.”

Ayat ini menunjukkan bahwa Islam juga mengajarkan keseimbangan (tawazun) dalam mengonsumsi makanan. Tidak cukup hanya halal dan thayyib, tetapi juga tidak berlebihan dalam jumlah dan cara, karena makanan berlebihan dapat menimbulkan penyakit jasmani dan hati. Hadits-Hadits Terkait Makanan Halal dan Baik Rasulullah SAW sangat menekankan pentingnya makanan yang halal dan baik. Beliau bersabda:

“Sesungguhnya Allah itu Mahabaik dan tidak menerima kecuali yang baik.”

(HR. Muslim, no. 1015)

Hadits ini menegaskan bahwa setiap amal ibadah seseorang tidak akan diterima jika sumber makanannya berasal dari hal yang haram. Sebab, makanan haram dapat mengotori hati dan menghalangi terkabulnya doa. Dalam hadits lain Rasulullah SAW bersabda:

“Seorang laki-laki yang melakukan perjalanan jauh, rambutnya kusut dan berdebu, menengadahkan tangannya ke langit seraya berkata: ‘Ya Rabb, Ya Rabb’, padahal makanannya haram, minumannya haram, pakaiannya haram, dan dia diberi makan dengan yang haram, maka bagaimana mungkin doanya dikabulkan?”(HR. Muslim)

Dari hadits ini dapat dipahami bahwa makanan yang haram dapat menghalangi hubungan spiritual manusia dengan Tuhannya. Maka menjaga kehalalan dan kebaikan makanan bukan hanya soal tubuh, tetapi juga soal kesucian hati dan diterimanya amal ibadah. Penerapan Prinsip Halalan Thayyiban pada Telur sebagai Makanan Sehari-hari. Dalam konteks kehidupan modern, prinsip halalan thayyiban dapat diaplikasikan dalam berbagai aspek konsumsi makanan, termasuk pada bahan pangan sederhana seperti telur. Telur merupakan sumber protein tinggi, vitamin, dan mineral yang penting bagi tubuh. Namun agar termasuk kategori thayyib, telur harus memenuhi standar kebersihan, kesegaran, dan kehalalan proses produksinya. Beberapa ciri telur yang baik (thayyib) antara lain: Cangkang bersih dan utuh, tidak retak, berlendir, atau berbau. Cangkang yang kotor atau lembab bisa menjadi tanda kontaminasi bakteri seperti Salmonella, yang membahayakan kesehatan. Kebersihan ini mencerminkan prinsip ṭahārah (kesucian) yang dijunjung tinggi dalam Islam. Kuning telur utuh dan kokoh, berbentuk bulat sempurna dan berwarna cerah, menandakan kesegaran serta

kandungan gizi optimal. Kuning telur yang pecah atau datar menandakan telur sudah tidak segar. Putih telur jernih dan agak kental – jika sudah encer, keruh, atau berbau busuk, maka menandakan proses pembusukan. Selain aspek fisik, aspek produksi dan distribusi juga menentukan kehalalan telur. Ayam petelur harus diberi pakan yang tidak mengandung bahan haram seperti darah, lemak babi, atau sisa makanan najis. Proses pemeliharaan pun tidak boleh menyiksa hewan, sesuai sabda Rasulullah SAW: *“Sesungguhnya Allah telah menetapkan berbuat baik atas segala sesuatu. Maka apabila kalian menyembelih, sembelihlah dengan cara yang baik.”*(HR. Muslim)

Dengan demikian, telur yang diproduksi secara bersih, manusiawi, dan bebas dari unsur haram, termasuk dalam kategori halalan thayyiban. Dimensi Spiritualitas dan Kesehatan dari Makanan Thayyib. Makanan yang halal dan baik memberikan dua manfaat sekaligus: kesehatan jasmani dan kebersihan rohani. Makanan yang baik menghasilkan energi yang bersih untuk beribadah, berpikir jernih, dan berperilaku baik. Sebaliknya, makanan yang kotor atau haram akan menimbulkan penyakit fisik dan spiritual, seperti hati yang keras, malas beribadah, dan hilangnya keberkahan hidup. Rasulullah SAW bersabda:

“Tubuh yang tumbuh dari makanan haram, maka neraka lebih pantas baginya.” (HR. Tirmidzi)

Hal ini memperjelas bahwa makanan yang halal dan baik merupakan pondasi utama dalam pembentukan kepribadian yang beriman, sehat, dan berakhlak. Dari penjelasan berbagai ayat Al-Qur'an seperti QS. Al-Mā'idah: 88 dan QS. Al-Baqarah: 172, serta hadits-hadits Nabi SAW, dapat disimpulkan bahwa Islam menempatkan aspek makanan dalam posisi yang sangat penting. Makanan harus halal secara hukum dan thayyib secara kualitas, agar memberikan manfaat jasmani dan rohani. Prinsip ini menjadi pedoman dalam seluruh aspek kehidupan, termasuk dalam memilih makanan

sehari-hari seperti telur. Telur yang baik, bersih, segar, tidak busuk, dan diproduksi dengan cara yang sesuai syariat, merupakan contoh nyata penerapan konsep halalan thayyiban. Dengan menjaga kualitas makanan seperti ini, umat Islam tidak hanya memperoleh kesehatan tubuh, tetapi juga menjaga kesucian hati, ketenangan jiwa, serta keberkahan hidupnya. Prinsip ini menjadi refleksi nyata dari ketakwaan kepada Allah SWT, yang menuntun manusia untuk bersyukur atas nikmat rezeki yang diberikan-Nya melalui makanan yang halal dan thayyib.

BAB VII

KESIMPULAN

7.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi kualitas telur menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan memanfaatkan data berbasis citra (image) dan non-citra (non-image), dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

- a. Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa faktor eksternal (warna cangkang, kebersihan, tekstur, berat) dan faktor internal (warna kuning telur, kondisi putih telur, bau, dan keberadaan noda hitam) memiliki pengaruh signifikan terhadap proses klasifikasi kualitas telur. Penggabungan kedua faktor tersebut mampu memberikan informasi yang lebih lengkap sehingga meningkatkan kemampuan model dalam membedakan telur Grade A dan Grade B.
- b. Perbandingan performa antara kernel SVM linear dan polynomial menunjukkan bahwa kernel polynomial memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kernel linear. Hal ini menandakan bahwa pola data yang digunakan dalam penelitian ini cenderung bersifat non-linear, sehingga kernel polynomial lebih mampu menangkap kompleksitas distribusi fitur pada data telur. Dengan demikian, kernel polynomial dinilai lebih efektif digunakan dalam klasifikasi kualitas telur pada konteks penelitian ini.
- c. Proses uji coba dengan beberapa rasio pembagian data training dan testing menunjukkan bahwa semakin besar porsi data pelatihan, maka semakin stabil performa model dalam melakukan prediksi. Namun, secara keseluruhan, model

tetap mampu bekerja dengan baik pada setiap variasi rasio, sehingga metode SVM terbukti cukup robust terhadap jumlah data latih yang berbeda.

Selain itu, hasil klasifikasi kualitas telur yang diperoleh melalui sistem ini dapat memberikan kontribusi nyata terhadap proses penyortiran dan pemasaran telur. Dengan kemampuan mengidentifikasi kualitas telur secara objektif dan akurat, peternak maupun pedagang dapat memisahkan telur berdasarkan grade dengan lebih tepat. Penyortiran yang lebih terstruktur ini memungkinkan penetapan harga yang sesuai dengan kualitas sebenarnya, sehingga telur Grade A dapat dipasarkan dengan nilai ekonomis lebih tinggi. Dampak positifnya adalah meningkatnya efisiensi pemasaran, meningkatnya kepercayaan konsumen, serta potensi peningkatan pendapatan bagi peternak dan pelaku usaha telur. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa metode SVM, terutama dengan kernel polynomial dan penggabungan faktor internal-eksternal, merupakan pendekatan yang efektif dan dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan kualitas telur. Sistem ini juga berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai alat bantu penyortiran di tingkat peternak, distributor, maupun pasar tradisional sehingga dapat mendukung peningkatan mutu dan nilai jual telur secara berkelanjutan.

7.2 Saran

- a. Mendalami seperti apa data yang sangat cocok dengan metode SVM untuk menghasilkan akurasi yang lebih baik.
- b. Untuk peneliti selanjutnya agar menggunakan metode atau data yang bervariasi supaya mendapatkan keterbaruan keilmuan dari berbagai macam data dan

metode yang bisa dicoba.

DAFTAR PUSTAKA

- Andri Maulana Iksan, Rudi Hariyanto (2020) “*klasifikasi kelayakan telur ayam ras (broiler) menggunakan metode naïve bayes Classifier*” RAINSTEK Jurnal Terapan Sains & Teknologi E-ISSN: 2721-6209 Fakultas Sains dan Teknologi – Universitas Kanjuruhan Malang Vol. 2, No. 3, 2020
- Buckle, K.A., R.A. Edwards, G.H. Fleet, dan M. Wootton, 1987. Ilmu Pangan. Jakarta : UI-Press. Classification. Theory, Culture and Society, 17(1), 116. <https://doi.org/10.1177/02632760022050997>.
- Fernanda Paes de Oliveira-Boreli a, Danilo Florentino Pereira “*Non-destructive assessment of hens' eggs quality using image analysis and machine learning*” 2023 Smart Agricultural Technology doi.org/10.1016/j.atech.2022.100161
- Géron, A. (2019). *Hands-on ML with Scikit-Learn, Keras & TF* by Aurelien Geron. O'Reilly Media, Inc
- Hendrix Genetic Company. 2011. *Product Performance*. ISA Brown, A Hendrix Genetic Company.
- Herranz B, Romero C, Sánchez-Román I, López-Torres M, Viveros A, Arija I, Álvarez MD, de Pascual-Teresa S, Chamorro S. *Enriching Eggs with Bioactive Compounds through the Inclusion of Grape Pomace in Laying Hens Diet: Effect on Internal and External Egg Quality Parameters*. Foods. 2024 May 16;13(10):1553. doi: 10.3390/foods13101553. PMID: 38790853; PMCID: PMC11121730.
- Hilda Apriyani¹, Kurniati. (2020) “*Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus*”. Journal of Information Technology Ampara
- Hsu, C.-W., Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2016). *A Practical Guide to Support Vector*
- Iip Supiyani, Nur Arifin (2022.) “*Identifikasi Nomor Rumah Pada Citra Digital Menggunakan Neural Network*” Jurnal METHODIKA.
- Ledvinka, Z. & Zita, Lukáš & Klesalová, L. “*Egg quality and some factors influencing it: A review*. *Scientia Agriculturae Bohemica*”. 2012. 46-52.
- Matache, Cristina-Camelia & Cornescu, Gabriela-Maria & Drăgotoiu, Dumitru & Cismileanu, Ana & Untea, Arabela & Sărăcilă, Mihaela & Tatiana, Panaite. (2024). *Effects of Marigold and Paprika Extracts as Natural Pigments on Laying Hen Productive Performances, Egg Quality and Oxidative Stability*. Agriculture. 14. 1464. [10.3390/agriculture14091464](https://doi.org/10.3390/agriculture14091464).
- Maulana Andre, Rudi Haryanto (2020) “*Klasifikasi Kelayakan Telur Ayam Ras (Broiler) Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier*” RAINSTEK : Jurnal Terapan Sains & Teknologi.

- Monira KN, Salahuddin M dan Miah G 2003 “Pengaruh jenis dan lama pemeliharaan terhadap karakteristik kualitas telur ayam”. Jurnal Internasional Ilmu Unggas 2: 261-263
- Moran C. A. Morlacchini M. Keegan J. D. and Fusconi G. 2019. “Increasing the Omega-3 Content of Hen’s Eggs Through Dietary Supplementation with *Aurantiochytrium limacinum* Microalgae: Effect of Inclusion Rate on the Temporal Pattern of Docosahexaenoic Acid Efficiency of Characteristics”. Transfer, Enrichment, and Egg Journal of Applied Poultry Research, 28(2), 329–338. <https://doi.org/10.3382/japr/pfy075>
- Pambudi, S. H., Sunarto, N., & Setyono, P. (2018). Strategi Pengembangan Agrowisata dalam Mendukung Pembangunan Pertanian - Studi Kasus di Desa Wisata Kaligono (Dewi Kano) Kecamatan Kaligesing Kabupaten Purworejo. *Analisis Kebijakan Pertanian*, 16 (2),165. <https://doi.org/10.21082/akp.v16n2.2018.165-184>.
- Rafal Drezewski' Shoffan Saifullah. "Non-Destructive Egg Fertility Detection in Incubation Using SVM Classifier Based on GLCM Parameters" 2022 Sciendirect Procedia Computer 207.
- Samli, H. E., A. Agma and N. Senkoğlu. “Effects of Storage Time and Temperature on Egg Quality in Old Laying Hens.” 2005 J. Appl. Poult Res. 14:548±553.
- Salsabila Rabbani, et.al.(2023)"Comparative Evaluation of SVM Kernels for Sentiment Classification in Fuel Price Increase Analysis" Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI) MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science. Journal Homepage: <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom>
- Sarlan, M., & Ahmadi, R. (2017). Efisiensi Usaha Peternakan Ayam Ras Petelur Di Kabupaten Lombok Timur. Jurnal Ilmiah Rinjani, 5(2), 115–131.
- Setiawati, T. Afnan, R., Ulupi, N. 2016. Performa produksi dan kualitas telur ayam petelur pada sistem litter dan cage dengan Suhu kandang Berbeda. J. Ilmu Produksi dan Teknol. Has. Peternak. Vol.4(1), Pp.197-203.
- Sri Mutiar, Dewi Arziyah, Malse Anggia "The Characteristics and Quality of Commercial Egg Based on Exterior and Interior on Various Types of Egg" 2022. Gontor AGROTECH Science Journal. 130-137
- Sulaiman, D., N, Irwani dan K. Maghfiroh. 2019. Produktivitas Ayam Petelur Strain Isa Brown Pada Umur 24–28 Minggu. Jurnal Peternakan Terapan. 1(1): 26-31.
- Tavşanlı. "Classification of Hatchery Eggs Using a Machine Learning Algorithm Based on Image Processing Methods: A Comparative Study" Brazilian

Journal of Poultry Science Revista Brasileira de Ciência Avícola 2024
<http://dx.doi.org/10.1590/1806-9061-2023-1882>

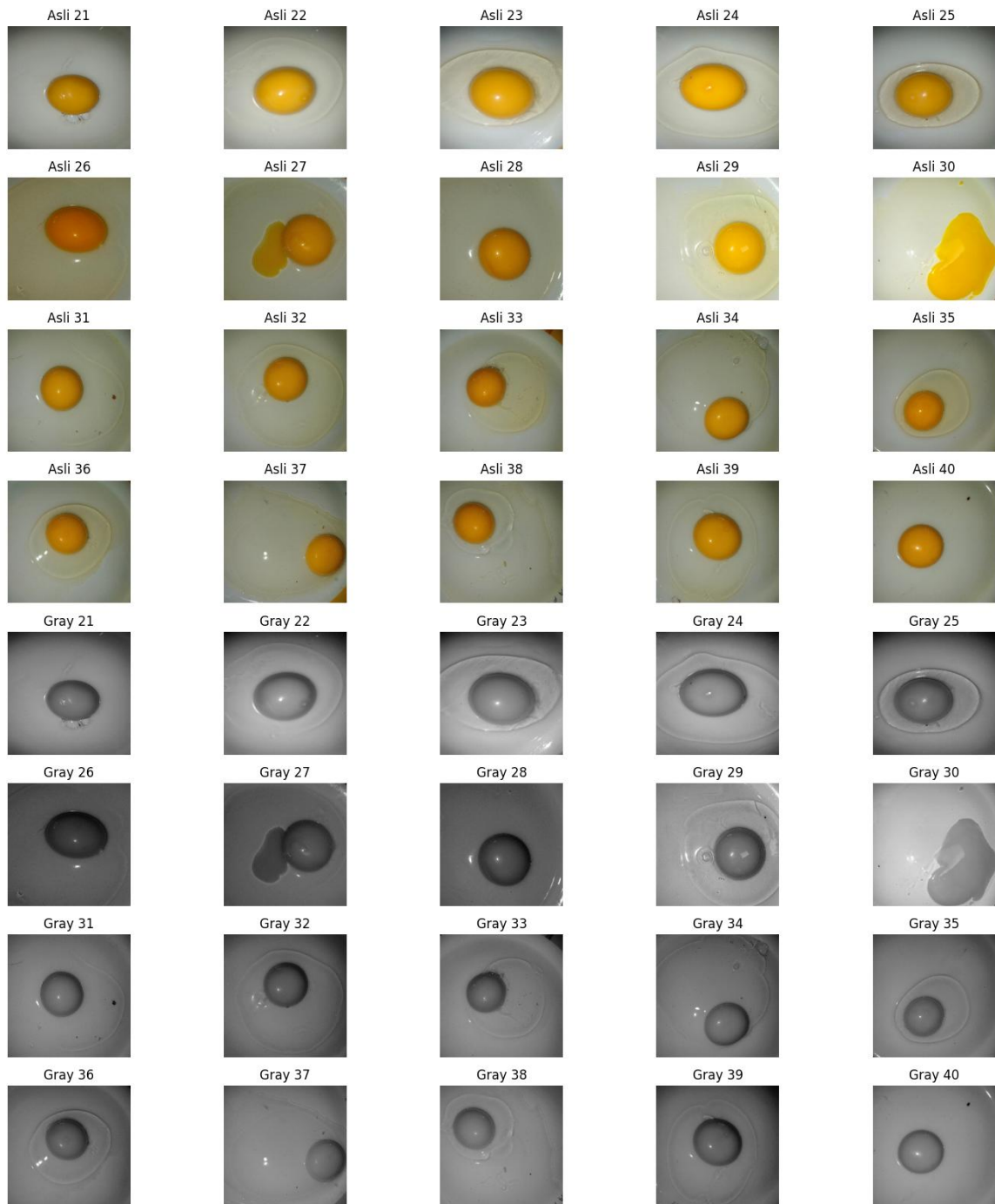
- Teguh Arifianto, Sunaryo (2022) “*Penggunaan Metode Support Vector Machine (Svm) Pada Teknologi Mobil Masa Depan Menggunakan Sidik Jari*” JURNAL JUTITI Vol 2 No. 2 Agustus 2022, p-ISSN: 2827-9379 (cetak), e-ISSN 2827-9387 (Online)
- Tun Thura Thet, Na, J.-C., & Khoo, C. S. G. (2010). *Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards. Journal of Information Science*, 36(6), 823-848. <https://doi.org/10.1177/0165551510388123>
- Veronica Lusiana (2019) “*Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan Matriks Glcm Pada Citra Dengan Variasi Arah Obyek*” Prosiding SENDI_U 2019 ISBN: 978-979-3649-99-3
- Vijayaragavan P, Ponnusamy R, Aramudhan M. “*An optimal support vector machine based classification model for sentimental analysis of online product reviews*”. *Future Generation Computer Systems* 2020;111:234–40. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.04.046>.
- Volp, Ana & RENHE, Isis & Stringheta, Paulo. (2009). *Pigmentos naturais bioativos. Alimentos e Nutrição*. 20.
- Yang, Xiao et al. “A Computer Vision-Based Automatic System for Egg Grading and Defect Detection.” *Animals : an open access journal from MDPI* vol. 13,14 2354. 19 Jul. 2023, doi:10.3390/ani13142354
- X. Zhang and C.-A. Liu, “*Model averaging prediction by K-fold cross-validation,*” *J. Econom.*, vol. 235, no. 1, pp. 280–301, Jul. 2023, doi: 10.1016/j.jeconom.2022.04.007.
- X. Cui, Z. Wang, Z. Zhang, X. Yuan, and P. de B Harrington, “*Qsar study on the toxicity of phenols for fathead minnows by using supportvector machine and neural networks,*” in *Natural Computation, 2008.ICNC’08. Fourth International Conference on*, vol. 2. IEEE, 2008,pp. 134–138.
- D. Meyer, “*Support vector machines,*” *The Interface to libsvm in package e1071*. e1071 Vignette, 2012.
- Anggraeni, A., Y. Fitriyani, A. Atabany, dan I. Komala. 2008. *Penampilan produksi susu dan reproduksi sapi Friesian-Holstein di balai pengembangan perbibitan ternak sapi perah Cikole*, Lembang.Pro.Seminar Nasional Teknologi Peternakan dan Veteriner 2008. Bogor,11-12 November 2008. Kerjasama Puslitbang Peternakan dan IPB.
- Idayanti, S. Darmawati, U. Nurullita. 2009. *Perbedaan variasi lama simpan telur ayam pada penyimpanan suhu almari es dengan suhu kamar terhadap total mikroba*.*Jurnal Kesehatan* 2(1):19-26.

- Jaelani, A., & Zakir, M. I. (2016). *Kualitas Eksterior Dan Interior Telur Komersil Pada Beberapa Peternakan Di Kabupaten Tanah Laut*. Prosiding Hasil-Hasil Penelitian, Program Studi Peternakan Fakultas Pertanian Universitas Islam Kalimantan, ISBN : 978-602-71393-4-3, 1–7.
- Yosha, Zulfa , Bagas “EGG-GRADING” Mesin Klasifikasi Telur Ayam (Berat Telur dan Telur Rusak) Otomatis Berbasis Microcontroller. Prosiding Nasional Rekayasa Teknologi Industri dan Informasi XIV Tahun 2019 (ReTII) November 2019, pp. 380~385 ISSN: 1907-5995.
- Maimunah, Taufiqur Rokhman. "Klasifikasi Penurunan Kualitas Telur Ayam Ras Berdasarkan Warna Kerabang Menggunakan Support Vector Machine." *Informatika untuk Pendidik dan Profesional* , vol. 3, tidak. 1, 3 Desember 2018.
- Maimunah. (2015) "Deteksi kebersihan kerabang telur ayam berdasarkan pengolahan citra digital". *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic* 3(1) : 41-49
- Veronica, Imam , Budi, Kristianto. (2019) "Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan Matriks Glem Pada Citra Dengan Variasi Arah Obyek ". Prosiding SENDI_U ISBN: 978-979-3649-99-3
- Birowo J., I.M. Sukada dan I.G.K.Suarjana. 2013. “Perbandingan jumlah bakteri coliform pada telur ayam buras yang dijual di pasar bersanitasi baik dan buruk”. *Indonesia Medicus Veterinus*, 2(3), 269-280.
- Dwi Prahardhini, Rosidi, Ibnu Hari Sulistyawan. (2020) "Effects of Addition of Probiotics on Egg White Index and Egg Yolk Index of Spent Laying Hens ". *journal of animal science and technology*. Vol. 2 No. 2 Juli 2020.
- Widodo, R., Widodo, A.W., Supriyanto, A., 2018, “Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 2, No. 11, Hal. 5769-5776.
- G, Khyathi et al. “Support Vector Machines: A Literature Review on Their Application in Analyzing Mass Data for Public Health.” *Cureus* vol. 17,1 e77169. 8 Jan. 2025, doi:10.7759/cureus.77169.
- Al-Mejibli, Intisar Shadeed et al. “Performance Evaluation of Kernels in Support Vector Machine.” *2018 1st Annual International Conference on Information and Sciences (AiCIS)* (2018): 96-101.
- Pandy Aldrige Simanungkalit, Hurriyatul Fitriyah, Eko Setiawan. (2021) "Sistem Klasifikasi Telur Ayam Fertil dan Infertil Menggunakan Fitur Tekstur Dan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Raspberry" *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* Vol. 5, No. 1, Januari 2021, hlm. 405-411 e-ISSN: 2548-964X <http://j-ptiik.ub.ac.id>.

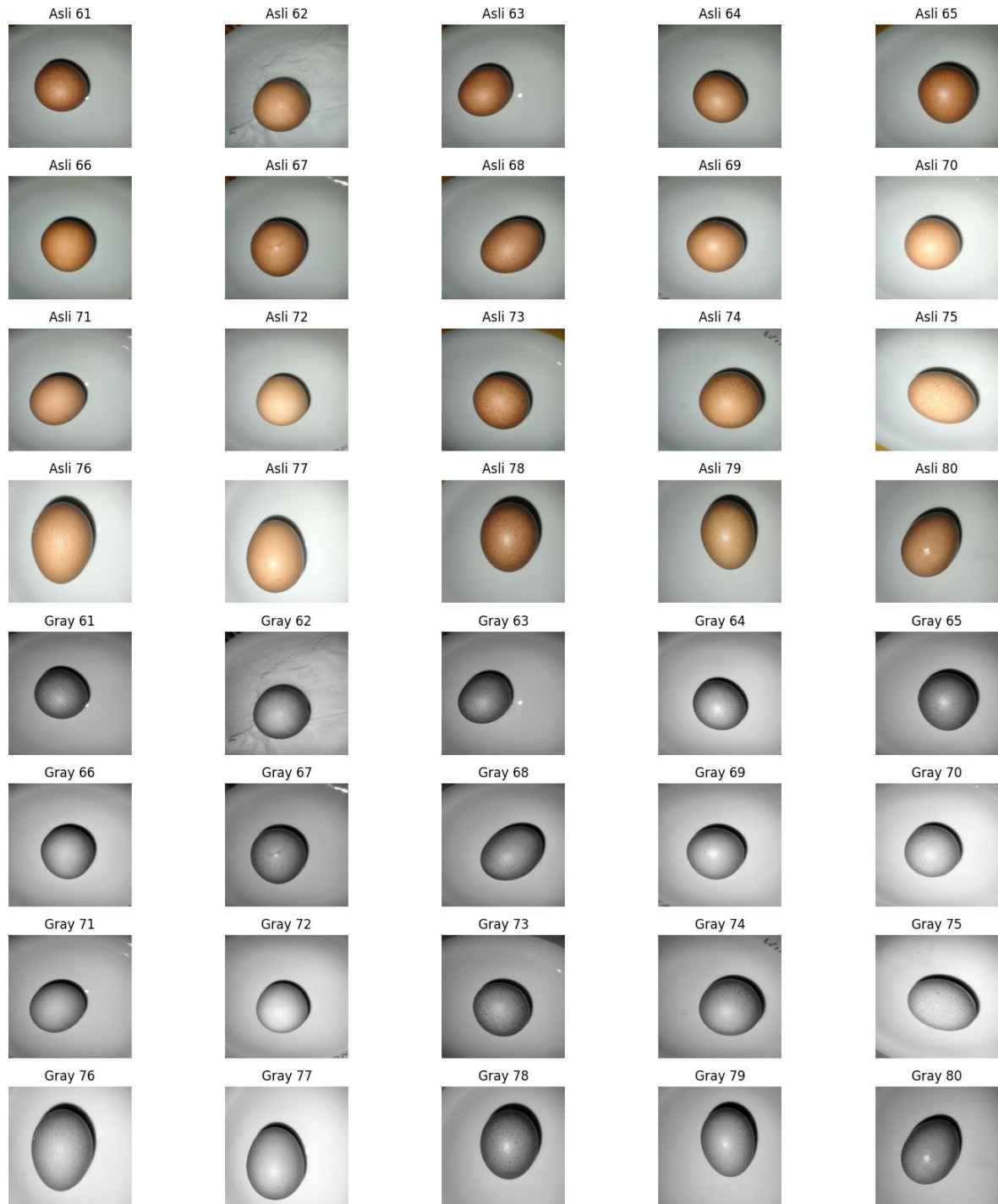
Rizka Kaamtsaalil Salsabiilaa, Bambang Hidayat, Sjafril Darana (2019)"*Deteksi Kualitas Dan Kesegaran Telur Ayam Ras Berdasarkan Deteksi Objek Transparan Dengan Metode Grey Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (Knn)*"

LAMPIRAN

LAMPIRAN KE 1 : GAMBAR TELUR BERBASIS INTERNAL



LAMPIRAN KE 2 : GAMBAR TELUR BERBASIS EKSTERNAL



LAMPIRAN KE 3 : DATA NON GAMBAR

BERAT	WARNA	TEKSTUR CANGKANG	KEBERSIHAN CANGKANG	BAU	PUTIH TELUR	KUNING TELUR	BINTIK HITAM	GRADE
65.12	2	2	2	2	3	1	2	1
62.11	2	2	2	2	3	1	2	1
64.01	1	2	2	2	2	1	1	1
61.09	2	2	2	2	2	1	1	1
58.03	1	1	2	1	2	1	1	1
71.08	2	2	2	1	2	1	1	1
59.02	2	1	1	1	2	1	1	1
63.91	1	1	1	1	2	1	1	1
66.01	1	1	1	1	2	1	1	1
65.31	2	1	1	1	3	1	1	1
59.29	2	1	1	1	1	1	1	0
67.01	1	1	1	1	2	1	1	0
68.03	2	2	1	1	1	1	1	0
78.01	2	2	1	1	2	1	1	0
57.05	2	2	1	1	2	1	1	0
67.09	2	2	1	1	3	1	1	0
57.09	2	1	1	1	2	1	2	0
64.02	2	2	1	1	3	1	1	0
59.04	2	1	1	1	2	1	1	0
60.09	2	2	2	1	2	1	1	0
71.05	1	1	1	1	2	1	1	0
76.03	2	2	1	1	1	1	2	0
64.02	2	1	1	1	2	1	1	0
64.02	2	2	1	1	2	2	1	0
68.01	1	1	1	1	3	1	1	1
62.06	1	1	1	1	2	1	2	1
62.08	2	2	1	1	3	2	1	1
73.09	1	1	1	1	3	1	2	1
51.03	1	1	1	1	2	1	1	1
56.01	2	2	1	1	2	1	1	1
68.03	1	1	1	1	3	1	1	1
75.08	1	1	1	1	2	1	1	1
72.08	1	1	1	1	2	1	1	1
77.02	1	1	1	1	3	1	2	0
64.64	2	1	1	1	2	1	1	0
70.03	1	1	1	1	2	1	1	0
64.09	1	1	1	1	3	1	2	0
72.04	1	1	1	1	2	1	1	0

69.03	1	1	1	1	2	1	1	0
67.01	1	1	1	1	2	1	1	0
66.05	1	1	1	1	2	1	1	1
55.09	1	1	1	1	3	1	1	1
63.08	2	2	2	1	2	1	2	1
61.04	1	1	1	1	3	2	2	1
64.05	2	2	1	1	3	1	2	1
68.03	2	1	2	1	2	1	1	1
60.02	1	1	1	1	3	1	1	1
61.04	2	2	2	1	2	1	2	1
65.05	2	2	1	1	2	1	1	1
61.04	2	2	2	1	3	1	2	1
57.01	1	1	1	1	2	2	1	1
58.04	1	1	1	1	3	2	1	0
60.02	1	1	2	1	2	1	1	0
63.06	1	1	1	1	2	1	1	0
60.04	1	1	1	1	1	1	1	0
55.01	2	2	1	1	3	1	1	0
62.09	1	1	1	1	3	1	1	0
60.01	2	1	1	1	3	1	1	0
61.07	1	1	1	1	2	1	1	0
60.08	1	1	1	1	2	1	1	0
58.01	1	1	1	1	2	1	2	0
58.05	1	1	1	1	2	1	1	0
53.05	1	1	1	1	2	1	1	0
64.08	1	1	1	1	2	1	1	0
58.01	1	1	1	1	3	1	1	0
61.09	1	1	1	1	3	1	1	0
63.04	1	1	1	1	2	1	1	1
59.04	1	1	2	1	3	1	1	1
58.07	1	1	1	1	2	1	1	1
58.01	1	1	1	1	2	1	1	1
49.04	2	1	1	1	2	1	2	1
56.02	2	1	1	1	3	1	1	1
63.02	2	2	1	1	2	1	1	1
56.09	1	1	1	1	2	1	1	1
62.08	1	1	1	1	3	1	1	1
65.03	2	2	1	1	3	1	1	1
63.09	1	1	1	1	3	1	1	1
57.05	2	1	1	1	3	1	1	0
57.02	1	1	1	1	1	1	1	0

57.09	1	1	2	1	1	1	1	0
48.07	1	1	1	1	1	1	1	0