

**KLASIFIKASI KUALITAS DAGING BERBASIS MOBILE MENGGUNAKAN
METODE GLCM DAN SVM**

SKRIPSI

Oleh :
MUHAMMAD ZUFAR AINUR ROHMAN
NIM. 210605110162



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

**KLASIFIKASI KUALITAS DAGING BERBASIS MOBILE
MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN SVM**

SKRIPSI

Diajukan Kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :
MUHAMMAD ZUFAR AINUR ROHMAN
NIM. 210605110162

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

HALAMAN PERSETUJUAN

KLASIFIKASI KUALITAS DAGING BERBASIS MOBILE MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN SVM

SKRIPSI

Oleh :
MUHAMMAD ZUFAR AINUR ROHMAN
NIM. 210605110162

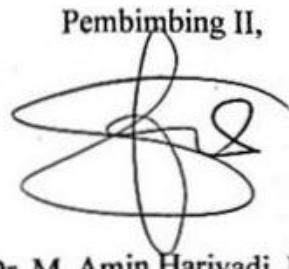
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 10 Desember 2025

Pembimbing I,



Nurizal Dwi Priandani, M.Kom
NIP. 19920830 202203 1 001

Pembimbing II,



Dr. M. Amin Hariyadi, M.T
NIP. 19670118 200501 1 001

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika
Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI KUALITAS DAGING BERBASIS MOBILE MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN SVM

SKRIPSI

Oleh :
MUHAMMAD ZUFAR AINUR ROHMAN
NIM. 210605110162

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Tanggal: 10 Desember 2025

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: <u>A'la Syauqi, M.Kom</u> NIP. 19771201 200801 1 007
Anggota Penguji I	: <u>Roro Inda Melani, MT, M.Sc</u> NIP. 19780925 200501 1 008
Anggota Penguji II	: <u>Nurizal Dwi Priandani, M.Kom</u> NIP. 19920830 202203 1 001
Anggota Penguji III	: <u>Dr. M. Amin Hariyadi, M.T</u> NIP. 19670118 200501 1 001

(
(
(
(

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



PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Zufar Ainur Rohman
NIM : 210605110162
Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Klasifikasi Kualitas Daging Berbasis Mobile Menggunakan Metode GLCM Dan SVM.

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan 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 skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 16 Desember 2025
Yang membuat pernyataan,



Muhammad Zufar Ainur Rohman
NIM. 210605110162

MOTTO

“Sebutkanlah nama-Nya, Tetap di jalan-Nya.
Kelak kau mengingat, Kau kan teringat, Terus Berenang Lanjutlah
Mendaki.” (33x-Perunggu)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan hati yang penuh syukur kepada Sang Maha Pencipta, yang telah menganugerahkan rahmat, kesehatan, dan kekuatan tak terbatas, sehingga karya sederhana ini dapat terselesaikan. Penulis mempersembahkan karya ini kepada : Ayahanda dan Ibunda tercinta, Mohammad Taufiqurrohman, Tri Evayanti Yang telah menjadi sumber kekuatan dalam setiap langkah. Terimakasih atas doa-doa yang selalu terucap dalam setiap sujud, kasih sayang yang tidak pernah putus, serta dukungan yang begitu besar baik secara moral maupun semangat. Segala pencapaian ini tidak akan mungkin terwujud tanpa cinta dan pengorbanan kalian yang tiada tara.

Teruntuk Diri Sendiri, Muhammad Zufar Ainur Rohman Yang telah melalui berbagai tekanan, rasa lelah, keraguan, bahkan keinginan untuk menyerah. Terima kasih telah bertahan dan terus berjuang hingga titik akhir. Semoga pencapaian ini menjadi pijakan awal untuk meraih mimpi-mimpi yang lebih besar dan jalan yang lebih baik di masa depan.

KATA PENGANTAR

Kata Pengantar umumnya mengungkapkan tujuan penyusunan Skripsi, ucapan terima kasih, harapan-harapan, serta hal-hal lain yang dianggap perlu oleh penulis. Nama-nama yang disebutkan pada kata pengantar harus lengkap tidak boleh menggunakan nama panggilan, sapaan, nama keren, alias atau lainnya yang kurang sopan.

1. Kepada Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Kepada Dr. Agus Mulyono, M.Kes, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Kepada Supriyono, M. Kom, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Kepada Nurizal Dwi Priandani, M.Kom, selaku dosen pembimbing I yang dengan penuh kesabaran dan ketulusan hati memberikan bimbingan, memberi semangat, arahan, masukan, serta membantu penulis dalam mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.
5. Kepada Dr. M. Amin Hariyadi, M.T, selaku dosen pembimbing II penulis yang senantiasa memberikan bimbingan dan masukan untuk penulis dalam mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.
6. Kepada A'la Syauqi, M.Kom, selaku ketua penguji dan Roro Inda Melani, MT, M.Sc, selaku anggota penguji yang telah berkenan menguji,

memberikan ilmu, kritik, saran, serta memberikan masukan yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

7. Segenap dosen, admin, laboran, dan jajaran staff Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan dukungan selama penulis menjalani studi.
8. Kepada keluarga tercinta, Bapak Mohammad Taufiqurrohman, Ibu Tri Evayanti, Adik Muhammad Akhtar Farshad Rahman, Adik Shakila Labiba Putri. Terima kasih atas cinta, doa, dan dukungan yang tiada henti selama proses penyusunan skripsi ini.
9. Kepada seseorang yang tak kalah penting kehadirannya, Adellia Febbyanti Putri Siswanto. Terimakasih telah mendengarkan keluh kesah penulis, berkontribusi dalam penulisan skripsi ini, memberikan dukungan, semangat, tenaga. Terimakasih telah menjadi bagian dalam perjalanan penyusunan saya hingga penyusunan skripsi ini selesai.
10. Kepada keluarga besar "Freaky Bastardz", selaku sahabat sejati yang selalu setia menemani dalam suka dan duka, menjadi kekuatan dalam setiap langkah serta memberikan warna dalam hidup yang tak pernah terlupakan.
11. Kepada rekan seperjuangan "Kontrakan Pria Tampan". Terima kasih atas kebersamaan yang menyenangkan, obrolan ringan, tawa lepas, dan suasana santai yang selalu menjadi pelarian sejenak dari penatnya tugas dan penelitian, serta dukungan yang sering kali datang tanpa diminta namun sangat berarti.
12. Kepada Seluruh pihak yang telah terlibat, baik secara langsung maupun tidak langsung dari awal perkuliahan hingga akhir penulisan skripsi ini.

13. Kepada diri saya sendiri Muhammad Zufar Ainur Rohman. Terima kasih sudah bertahan sejauh ini. Terima kasih tetap memilih berusaha dan merayakan dirimu sendiri di titik ini, walau sering kali merasa putus asa atas apa yang diusahakan dan belum berhasil, namun terima kasih tetap menjadi manusia yang selalu mau berusaha dan tidak lelah mencoba. Terima kasih karena memutuskan tidak menyerah sesulit apapun proses penyusunan skripsi, ini merupakan pencapaian yang patut di apresiasi untuk diri kita sendiri. Berbahagialah selalu dimanapun berada, apapun kurang dan lebihmu mari merayakan diri sendiri

Malang, 17 November 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
مستخلص البحث	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat Penelitian	6
BAB II STUDI PUSTAKA	8
2.1 Penelitian Terkait	8
2.2 Kualitas Daging	11
2.3 Marbling Daging	12
2.3.1 Ciri-Ciri Daging Berdasarkan Kelas Marbling	13
2.4 <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i>	16
2.5 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	18
2.5.1 Prinsip Kerja SVM	18
2.5.2 Komponen Utama dalam SVM	19
2.5.3 Keunggulan SVM	20
2.5.4 Implementasi SVM dalam Pengolahan Citra	20
2.6 Jenis-Jenis Kernel dalam SVM	21
2.7 Confusion Matrix	22
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	26
3.1 Desain Penelitian	26
3.1.1 Identifikasi Masalah	27
3.1.2 Studi Pustaka	27
3.1.3 Desain Pemecahan Masalah	28
3.1.4 Pengumpulan Data	28
3.1.5 Desain Sistem	30
3.1.6 Implementasi	30
3.1.7 Pengujian	30
3.1.8 Analisis Hasil	35
3.2 Analisis	35
3.2.1 Analisis Desain Sistem	36

3.2.2 Analisis Desain Algoritma	38
3.2.2.1 Image Preprocessing	40
3.2.2.2 Ekstraksi Fitur GLCM	43
3.2.2.3 Klasifikasi menggunakan SVM	46
3.2.2.4 Implementasi Aplikasi Mobile.....	49
3.2.2.5 Implementasi Algoritma.....	50
3.2.2.5.1 Implementasi GLCM	51
3.2.2.5.2 Implementasi SVM	53
3.2.2.5.3 API menggunakan Flask	56
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	59
4.1 Hasil Pengujian Algoritma.....	59
4.1.1 Skenario 1 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 70:30)	59
4.1.2 Skenario 2 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 70:30)	61
4.1.3 Skenario 3 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 70:30)	63
4.1.4 Skenario 4 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 70:30)	65
4.1.5 Skenario 5 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 80:20)	66
4.1.6 Skenario 6 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 80:20)	68
4.1.7 Skenario 7 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 80:20)	69
4.1.8 Skenario 8 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 80:20)	71
4.1.9 Skenario 9 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 90:10)	72
4.1.10 Skenario 10 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 90:10)	74
4.1.11 Skenario 11 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 90:10)	75
4.1.12 Skenario 12 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 90:10)	77
4.1.13 Kesimpulan Hasil	78
4.2 Pembahasan.....	82
BAB V KESIMPULAN	88
5.1 Kesimpulan	88
5.2 Saran	89

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Beef Grading Guide	13
Gambar 2.2 USDA Select	14
Gambar 2.3 USDA Choice.....	15
Gambar 2.4 USDA Prime	15
Gambar 3.1 Desain Penelitian.....	26
Gambar 3.2 Flowchart Desain Sistem.....	36
Gambar 3.3 Citra Asli	41
Gambar 3.4 Citra Asli Resize.....	41
Gambar 3.5 Citra resize.....	42
Gambar 3.6 Citra resize grayscale	42
Gambar 3.7 Flowchart Image Preprocessing	42
Gambar 3.8 Flowchart Ekstraksi Fitur GLCM	43
Gambar 3.9 Diagram Klasifikasi SVM.....	47
Gambar 3.10 Tampilan Interface	49
Gambar 4.1 Confusion Matrix Skenario 1	60
Gambar 4.2 Confusion Matrix Skenario 2	62
Gambar 4.3 Confusion Matrix Skenario 3	64
Gambar 4.4 Confusion Matrix Skenario 4	65
Gambar 4.5 Confusion Matrix Skenario 5	67
Gambar 4.6 Confusion Matrix Skenario 6	68
Gambar 4.7 Confusion Matrix Skenario 7	70
Gambar 4.8 Confusion Matrix Skenario 8	71
Gambar 4.9 Confusion Matrix Skenario 9	73
Gambar 4.10 Confusion Matrix Skenario 10	74
Gambar 4.11 Confusion Matrix Skenario 11	76
Gambar 4.12 Confusion Matrix Skenario 12	77
Gambar 4.13 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (70:30).....	79
Gambar 4.14 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (80:20).....	80
Gambar 4.15 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (90:10).....	80

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait	10
Tabel 4.1 Evaluasi Klasifikasi Skenario 1	60
Tabel 4.2 Evaluasi Klasifikasi Skenario 2	62
Tabel 4.3 Evaluasi Klasifikasi Skenario 3	64
Tabel 4.4 Evaluasi Klasifikasi Skenario 4	66
Tabel 4.5 Evaluasi Klasifikasi Skenario 5	67
Tabel 4.6 Evaluasi Klasifikasi Skenario 6	68
Tabel 4.7 Evaluasi Klasifikasi Skenario 7	70
Tabel 4.8 Evaluasi Klasifikasi Skenario 8	71
Tabel 4.9 Evaluasi Klasifikasi Skenario 9	73
Tabel 4.10 Evaluasi Klasifikasi Skenario 10	74
Tabel 4.11 Evaluasi Klasifikasi Skenario 11	76
Tabel 4.12 Evaluasi Klasifikasi Skenario 12	77
Tabel 4.13 Rekap Hasil Pengujian	78

ABSTRAK

Rohman, Muhammad Zufar Ainur. 2025. **Klasifikasi Kualitas Daging Berbasis Mobile Menggunakan Metode GLCM Dan SVM.** Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Nurizal Dwi Priandani, M.Kom (II) Dr. M. Amin Hariyadi, M.T.

Kata kunci: Klasifikasi Daging, GLCM, SVM, Mobile, Marbling

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kualitas daging sapi berbasis mobile yang mampu mengidentifikasi tingkat kualitas daging secara otomatis berdasarkan pola marbling pada citra daging. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Sistem dikembangkan menggunakan *framework Flutter* sebagai antarmuka pengguna dan *Flask* berbasis *Python* sebagai *server* pemrosesan data. Pengujian dilakukan menggunakan dataset citra daging sapi dengan variasi ukuran citra 100×100 , 200×200 , 224×224 , dan 300×300 piksel serta tiga proporsi pembagian data latih dan data uji, yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10, sehingga menghasilkan 12 skenario pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ukuran citra dan proporsi data latih–uji berpengaruh terhadap tingkat akurasi sistem. Akurasi terendah diperoleh pada kombinasi ukuran citra 300×300 piksel dengan pembagian data 70:30 sebesar 64%, sedangkan akurasi tertinggi diperoleh pada kombinasi ukuran citra 100×100 piksel dengan pembagian data 90:10 sebesar 93%. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode GLCM dan SVM efektif digunakan dalam sistem klasifikasi kualitas daging berbasis mobile, mampu memberikan hasil klasifikasi yang objektif, konsisten, dan efisien, serta berpotensi mendukung penilaian kualitas daging sesuai dengan prinsip halalan thayyiban.

ABSTRACT

Rohman, Muhammad Zufar Ainur. 2025. **Mobile-Based Beef Quality Classification Using the GLCM and SVM Methods.** Thesis. Informatics Engineering Study Program. Faculty of Science and Engineering Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Nurizal Dwi Priandani, M.Kom (II) Dr. M. Amin Hariyadi, M.T.

Keywords: Meat Classification, GLCM, SVM, Mobile, Marbling

The research aims to develop a mobile-based beef quality classification system that can automatically identify quality levels based on marbling patterns in beef images. It employed the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method for texture feature extraction and Support Vector Machine (SVM) as the classification algorithm. The researcher developed the system using the Flutter framework for the user interface and a Python-based Flask server for data processing. He conducted testing using beef image datasets with image size variations of 100×100 , 200×200 , 224×224 , and 300×300 pixels, as well as three training-testing data split ratios of 70:30, 80:20, and 90:10, resulting in 12 testing scenarios. The testing results show that image size and the proportion of training and testing data significantly influence the system accuracy level. The lowest accuracy is achieved with a 300×300 pixel image size and a 70:30 data split, yielding 64%. Meanwhile, the highest accuracy reaches 93% with the 100×100 pixel image size and a 90:10 data split. Based on these results, the research concludes that the GLCM and SVM methods effectively support a mobile-based meat quality classification system, can provide objective, consistent, and efficient classification results, and have strong potential to support meat quality assessment in accordance with the principles of halalan thayyiban.

مستخلاص البحث

الرحن، محمد زوفر عين. 2025. تصنیف جودة اللحوم باستخدام الهاتف المحمول باستخدام طریقة GLCM و SVM. البحث الجامعی. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتکنولوجيا بجامعة مولانا مالک إبراهیم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: نوریزال دوی فریاندانی، الماجستیر؛ المشرف الثانی: د. محمد أمین هریادی، الماجستیر.

الكلمات الرئيسية: تصنیف لحوم، SVM، GLCM، هاتف محمول، تعریق.

يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام تصنیف جودة لحم البقر يعتمد على المواتف المحمولة ويستطيع تحديد مستوى جودة اللحم تلقائیًا بناءً على نمط التعریق (marbling) في صورة اللحم. الطریقة المستخدمة في هذا البحث هي مصنفوفة التلازم لمستوى الرمادي (GLCM) كخوارزمیة للتصنیف. تم تطوير النظام باستخدام إطار عمل Flutter كواجهة لاستخراج میزات النسیج، وآلہ المتوجه الداعم (SVM) كخوارزمیة للتصنیف. تم إجراء الاختبارات باستخدام مجموعة بيانات صور لحم البقر بأحجام للمستخدم و Flask المستندة إلى Python كسیرفر لمعالجة البيانات. تم إجراء الاختبارات باستخدام مجموعة بيانات صور لحم البقر بأحجام صور متنوعة 100×100 ، 200×200 ، 224×224 ، و 300×300 بكسل، بالإضافة إلى ثلاثة نسب لتقسیم بيانات التدريب والاختبار، وهي 70:30، 80:20، و 90:10، مما أدى إلى 12 سیناریو للاختبار. أظهرت نتائج الاختبارات أن حجم الصورة ونسبة بيانات التدريب والاختبار تؤثر على مستوى دقة النظام. تم الحصول على أدنى دقة عند الجمع بين حجم الصورة 300×300 بكسل وتقسیم البيانات بنسبة 70:30 بقدر 64٪، في حين تم الحصول على أعلى دقة عند الجمع بين حجم الصورة 100×100 بكسل وتقسیم البيانات بنسبة 93٪. استنادًا إلى هذه النتائج، يمكن الاستنتاج أن طریقة SVM و GLCM فعالة للاستخدام في نظام تصنیف جودة اللحوم القائم على المواتف المحمولة، وقدرة على تقديم نتائج تصنیف موضوعیة ومتسقة وفعالة، ولديها القدرة على دعم تقيیم جودة اللحوم وفقًا لمبادئ الحال الظیف.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ketahanan pangan merupakan aspek fundamental yang memiliki implikasi multidimensional terhadap pembangunan nasional, mencakup dimensi ekonomi, sosial, dan stabilitas politik suatu negara (Salasa, 2021). Dalam konteks ini, ketersediaan dan kualitas bahan pangan, terutama protein hewani, menjadi indikator strategis dalam mengukur dan mengevaluasi tingkat ketahanan pangan nasional. Daging, sebagai salah satu sumber protein hewani yang memiliki nilai biologis tinggi, memainkan peran vital dalam memenuhi kebutuhan nutrisi esensial dan mengoptimalkan kualitas sumber daya manusia di Indonesia. Menurut data empiris yang dirilis oleh Badan Pusat Statistik (BPS), Tercatat bahwa konsumsi daging per kapita mencapai 3,227 kg per tahun pada tahun 2023 yang menunjukkan bahwa pertumbuhan sebesar 4,6% dibandingkan dengan data tahun 2021 yaitu sebesar 3,181 kg per tahun (Indonesia, n.d.). Fenomena ini mengindikasikan bahwa konsumsi masyarakat yang semakin sadar akan protein hewani berkualitas dalam pemenuhan kebutuhan nutrisi harian.

Dalam industri pangan modern, penilaian daging berdasarkan marbling telah menjadi metode standar untuk menentukan kualitas dan nilai ekonomis produk (Bagas Valentino, 2023). Marbling, yang merujuk pada distribusi lemak intramuskular, merupakan indikator kritis yang menggambarkan karakteristik daging secara komprehensif. Semakin merata dan halus pola lemak di antara serat otot, semakin tinggi kualitas daging yang dinilai. Marbling tidak hanya berdampak

pada aspek visual, tetapi secara signifikan mempengaruhi cita rasa, keempukan, dan kelembapan daging. Konsumen dan pelaku industri menggunakan penilaian marbling untuk mengidentifikasi potongan daging premium, di mana distribusi lemak yang homogen dan halus berkorelasi langsung dengan pengalaman sensori yang superior. Secara ekonomi, daging dengan marbling berkualitas tinggi mendapatkan posisi istimewa di pasar, dengan valuasi yang jauh lebih tinggi dibandingkan daging dengan distribusi lemak yang tidak merata, mencerminkan preferensi konsumen akan kualitas dan keunggulan kuliner.

Metode penilaian kualitas daging secara konvensional yang bergantung pada observasi visual ahli memiliki sejumlah kelemahan mendasar. Proses tradisional ini sangat rentan terhadap subjektivitas, perbedaan persepsi antar penilai, dan risiko kesalahan manusia yang dapat merusak reliabilitas hasil. Ketika diterapkan pada skala industri dengan volume produksi besar, metodologi konvensional terbukti tidak efisien. Sejalan dengan perkembangan Revolusi Industri 4.0, teknologi digital dan sistem otomatisasi menawarkan solusi inovatif untuk mengatasi keterbatasan metode tradisional (Maulana, 2021). Pengolahan citra digital muncul sebagai pendekatan komprehensif yang memungkinkan analisis kualitas daging menjadi lebih objektif, efisien, dan terstandarisasi, mengantikan ketergantungan pada penilaian manual yang tidak konsisten.

Dalam pandangan Islam, pemenuhan kebutuhan pangan yang halal dan thayyib (baik) merupakan kewajiban bagi setiap muslim dalam menjaga kesehatan, keberkahan, dan kesejahteraan hidup. Hal ini ditegaskan dalam firman Allah SWT pada QS. Al-Baqarah ayat 168:

يَا أَيُّهَا النَّاسُ كُلُّهُمَا مِمَّا فِي الْأَرْضِ حَلَّا طَيِّبًا وَلَا تَنْتَهُ حُطُولُتِ النَّمَاطِنِ إِنَّهُ لَكُمْ عَذْوَنُ مُبِينٌ

“Wahai manusia, makanlah sebagian (makanan) di bumi yang halal lagi baik dan janganlah mengikuti langkah-langkah setan. Sesungguhnya ia bagimu merupakan musuh yang nyata” (QS. Al-Baqarah :168).

Menurut tafsir Ibnu ‘Abbās, ayat ini turun sebagai peringatan bagi sebagian kabilah Arab seperti Bani Saqif dan Bani Amir bin Sa‘sa‘ah yang mengharamkan jenis makanan tertentu berdasarkan tradisi dan hawa nafsu, bukan berdasarkan ketentuan Allah. Padahal, Allah hanya mengharamkan beberapa makanan secara jelas, seperti bangkai, darah, daging babi, dan hewan yang disembelih bukan atas nama Allah (Kemenag, 2022a).

Ayat ini memiliki keterkaitan dengan penelitian yang dilakukan karena menekankan pentingnya memastikan makanan yang dikonsumsi tidak hanya halal secara hukum syariat, tetapi juga baik (*thayyib*) dari segi kualitas dan kesehatan. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi kualitas daging berbasis citra digital agar masyarakat dapat menilai kualitas daging secara objektif dan akurat. Dengan demikian, penelitian ini mendukung prinsip Islam dalam menjaga makanan yang dikonsumsi tetap halal, baik, sehat, dan bermanfaat bagi manusia.

Selain itu, Allah SWT juga menegaskan bahwa hewan ternak adalah nikmat dan sumber rezeki bagi manusia sebagaimana firman-Nya dalam QS. An-Nahl ayat 5:

وَالْأَنْعَامَ خَلَقَهَا لَكُمْ فِيهَا دِفْءٌ وَمَنَافِعٌ وَمِنْهَا تَأْكُلُونَ

“Dia telah menciptakan hewan ternak untukmu. Padanya (hewan ternak itu) ada (bulu) yang menghangatkan dan berbagai manfaat, serta sebagian (daging)-nya kamu makan” (QS. An-Nahl: 5).

Ayat ini menjelaskan bahwa hewan ternak, seperti unta, sapi, dan kambing, merupakan salah satu bentuk kenikmatan yang Allah sediakan bagi manusia. Dari ternak tersebut manusia memperoleh banyak manfaat: bulu dan kulitnya dapat digunakan untuk kebutuhan sandang, susunya untuk kesehatan, serta dagingnya untuk pemenuhan gizi dan sumber protein. Secara ringkas, Allah menciptakan ternak sebagai sarana untuk memenuhi kebutuhan hidup manusia (Kemenag, 2022d).

Ayat ini berkaitan erat dengan penelitian karena daging sapi sebagai salah satu hewan ternak merupakan sumber protein penting bagi manusia. Penelitian ini berfokus pada upaya menjaga kualitas daging melalui sistem klasifikasi berbasis citra digital. Dengan teknologi ini, masyarakat dapat lebih mudah memastikan daging yang dikonsumsi tidak hanya halal, tetapi juga memiliki kualitas baik (*thayyib*). Hal ini sejalan dengan perintah Allah untuk memanfaatkan nikmat hewan ternak dengan bijak, menjaga kualitasnya, dan mengambil manfaat yang terbaik darinya.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan analisis penilaian kualitas daging sapi menggunakan GLCM dan KNN. Pada penelitian yang penulis buat akan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi penilaian pada daging.

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) telah mendemonstrasikan efektivitas yang signifikan dalam domain analisis tekstur citra (Sulaiman, 2021). Sementara itu *Support Vector Machine* (SVM) menawarkan kapabilitas superior dalam klasifikasi pola berbasis fitur yang diekstraksi melalui GLCM (Prabowo et

al., 2023). Konvergensi teknologi *mobile* dengan metodologi analisis tersebut membuka peluang untuk pengembangan sistem aplikatif yang dapat mengevaluasi kualitas daging secara komprehensif, termasuk karakterisasi marbling, yang dapat diimplementasikan baik pada skala individual maupun industrial. Integrasi teknologi ini tidak hanya menawarkan solusi terhadap limitasi metodologi konvensional tetapi juga berpotensi mentransformasi paradigma evaluasi kualitas daging secara fundamental.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi kualitas daging berbasis mobile yang mengintegrasikan metode GLCM dan SVM yang dapat memberikan solusi praktis, akurat, serta dapat diakses secara luas oleh masyarakat. Melalui implementasi teknologi ini, diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan objektivitas dalam penilaian kualitas daging, serta memberikan kontribusi positif terhadap industri peternakan dan keamanan pangan di Indonesia. Sistem ini juga diharapkan dapat memberdayakan konsumen dengan kemampuan untuk menilai kualitas daging secara mandiri dan terarah, sehingga menjadi pendukung dalam mengambil sebuah keputusan yang jauh lebih baik dalam pemilihan produk daging.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana tingkat akurasi metode GLCM dan SVM dalam mengklasifikasi kualitas daging melalui aplikasi mobile?
2. Bagaimana pengaruh ukuran citra terhadap hasil akurasi untuk memperoleh performa klasifikasi yang terbaik?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini:

1. Menggunakan dataset dari GitHub voidloop-ui / Classification-Beef.
2. Aplikasi mobile dibangun menggunakan flutter.
3. Metode GLCM dan SVM dibangun pada *server-side*.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengukur tingkat akurasi metode GLCM dan SVM dalam mengklasifikasi kualitas daging melalui aplikasi mobile.
2. Mengukur performa aplikasi *mobile* dalam melakukan klasifikasi dengan menggunakan GLCM dan SVM.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Pengembangan Teknologi Otomatisasi: Penelitian ini dapat memberikan solusi objektif dan efisien dalam menilai kualitas daging, sehingga mengurangi ketergantungan pada penilaian manual yang subjektif dan rentan kesalahan manusia.
2. Peningkatan Standar Industri: Dengan aplikasi berbasis *mobile*, penelitian ini berkontribusi pada standarisasi dan efisiensi proses penilaian kualitas daging pada skala industri, yang dapat meningkatkan kualitas produk.
3. Kemudahan Akses Teknologi: Aplikasi berbasis *Flutter* memungkinkan pengguna dari berbagai kalangan, baik individu maupun industri, untuk memanfaatkan teknologi ini secara praktis.

4. Meningkatkan Nilai Ekonomi: Dengan analisis marbling yang lebih akurat, produk daging dengan kualitas tinggi dapat lebih mudah dikenali, sehingga memberikan nilai tambah bagi peternak dan pelaku industri.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian oleh (Hanggara et al., 2021) mengembangkan aplikasi BEQI, sebuah aplikasi berbasis Android untuk klasifikasi kualitas daging sapi menggunakan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) dan algoritma “*K-Nearest Neighbor*” (KNN). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membantu penjual dalam memberi label kualitas daging serta pembeli dalam memastikan kualitas yang sesuai dengan harga. Implementasi sistem terdiri dari dua tahap, yaitu pengolahan data citra pada sisi klien dan klasifikasi berbasis fitur tekstur pada sisi *server*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode ini mampu mengklasifikasikan kualitas daging sapi dengan akurasi terbaik mencapai 91,7% pada sudut 135° dan parameter $K=13, 14$, serta 15.

Penelitian oleh (Nisa' et al., 2024) mengembangkan metode klasifikasi jenis daging sapi dan kuda menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur HSV untuk membedakan warna dan tekstur daging. Studi ini bertujuan untuk mengatasi kesulitan dalam membedakan jenis daging yang sering disalahgunakan oleh penjual yang tidak bertanggung jawab. Dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 230 citra, model dikembangkan melalui proses prapemrosesan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan SVM. Hasil penelitian menemukan bahwa dengan menggunakan metode ini dapat mengidentifikasi jenis daging dengan akurasi sebesar 93,3%, menunjukkan efektivitas tinggi dalam penerapan teknologi pengolahan citra digital untuk klasifikasi daging.

Penelitian oleh (Riftiarrasyid et al., 2021) mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran daging sapi dengan menggunakan metode "*Gray Level Co-Occurrence Matrix*" (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan "*Deep Neural Network*" (DNN) sebagai model klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk membantu konsumen dalam membedakan daging sapi segar dengan yang tidak layak konsumsi guna mencegah penipuan dan risiko kesehatan. Dengan dataset yang terdiri dari 1896 citra daging sapi segar dan tidak segar, model yang dikembangkan mampu mencapai akurasi sebesar 93,46%, menunjukkan efektivitas pendekatan ini dalam identifikasi kualitas daging berbasis citra.

Penelitian oleh (Adiningsi et al., 2025) mengembangkan metode identifikasi kualitas ikan cakalang segar berbasis citra mata menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF). Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan metode manual dalam menilai kesegaran ikan yang memakan waktu dan biaya tinggi, terutama dalam volume besar. Dengan menggunakan dataset sebanyak 1.830 citra, model dikembangkan melalui ekstraksi fitur warna dan tekstur dari mata ikan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini mencapai akurasi sebesar 92,8% dan F1-score 93,4%, sementara pengujian menggunakan K-Fold Cross-Validation (K=10) menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94,54%. Temuan ini menunjukkan bahwa metode SVM dengan kernel RBF dapat menjadi solusi efisien dan akurat dalam menentukan kualitas ikan berbasis citra mata.

Penelitian oleh (Muhathir et al., 2021) mengembangkan sistem klasifikasi citra wayang menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan ekstraksi

fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Studi ini bertujuan untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis wayang berdasarkan ciri visualnya, yang menjadi tantangan karena keberagaman bentuk dan detail wayang. Dataset yang digunakan mencakup lima jenis wayang, yaitu Arjuna, Batara Wisnu, Gareng, Werkudara, dan Yudhistira. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM dengan ekstraksi fitur GLCM mampu mengenali dan mengklasifikasikan wayang dengan akurasi rata-rata 83,2%, dengan akurasi tertinggi pada wayang Batara Wisnu (97%) dan terendah pada wayang Arjuna (53%). Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pengolahan citra dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pelestarian budaya wayang.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

No.	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Metode yang digunakan	Hasil
1.	Hanggara dkk (2021).	“BEQI: Mobile Application of Beef Image Classification for Quality Identification”	“Gray Level Co-occurrence Matrix” (GLCM) dan “K-Nearest Neighbor” (KNN).	- Akurasi terbaik sebesar 91,7% pada sudut 135° dengan parameter K=13, 14, dan 15.
2.	Nisa' dkk (2024).	“Klasifikasi Jenis Daging Sapi Dan Kuda Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)”	“Support Vector Machine” (SVM) dan HSV.	- Mencapai akurasi 93,3% untuk identifikasi jenis daging sapi dan kuda.
3.	Riftiarrasyid dkk (2021).	“Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix dan DNN.”	“Gray Level Co-Occurrence Matrix” (GLCM) dan “Deep Neural Network” (DNN).	- Model mencapai akurasi 93,46% dalam mengklasifikasikan daging segar dan tidak segar.
4.	Adiningsi dkk (2025).	“IDENTIFIKASI KUALITAS IKAN CAKALANG SEGAR BERBASIS CITRA MATA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FUNGSI KERNEL”	“Support Vector Machine” (SVM).	- Akurasi mencapai 92,8%, F1-score 93,4%, dan akurasi tertinggi 94,54% dengan K-Fold Cross-Validation (K=10).

No.	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Metode yang digunakan	Hasil
		RADIAL BASIS FUNCTION.		
5.	Muhathir dkk (2021).	“Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction”	“Support Vector Machine” (SVM) dan “Gray Level Co-Occurrence Matrix” (GLCM).	- Akurasi rata-rata 83,2%; tertinggi 97% (Wayang Batara Wisnu), terendah 53% (Wayang Arjuna).

2.2 Kualitas Daging

Kualitas daging merupakan salah satu faktor yang sangat penting dalam menentukan nilai jual dan preferensi konsumen terhadap produk daging. Kualitas daging dapat dinilai dari berbagai aspek, termasuk kesegaran, kelembutan, rasa, tekstur, dan kandungan lemak. Salah satu indikator utama dalam penilaian kualitas daging adalah tekstur, yang berkaitan langsung dengan distribusi lemak intramuskular yang dikenal dengan istilah marbling (Baik et al., 2023).

Kualitas daging sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk jenis hewan, umur, pola pemberian makan, dan cara pemrosesan daging. Sebagai contoh, daging sapi yang berasal dari sapi yang diberi pakan alami cenderung memiliki tekstur yang lebih baik dibandingkan dengan daging yang berasal dari sapi yang diberi pakan berbasis pabrik. Selain itu, daging yang lebih segar biasanya memiliki tekstur yang lebih empuk dan rasa yang lebih enak. Penilaian kualitas daging juga dilakukan melalui pemeriksaan visual, di mana perbedaan tekstur dan distribusi lemak pada otot akan terlihat jelas (Rizky Pratama, 2021).

Penilaian kualitas daging tidak hanya dilakukan secara subyektif oleh konsumen atau ahli, tetapi juga dapat dilakukan menggunakan teknologi pengolahan citra digital. Metode ini memungkinkan analisis tekstur yang lebih

objektif dan akurat, salah satunya dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra daging (Modzelewska-Kapituła & Jun, 2022). Teknologi ini dapat digunakan untuk mengukur kualitas daging secara lebih efisien, menggantikan penilaian manual yang rentan terhadap kesalahan manusia dan subyektivitas.

2.3 Marbling Daging

Marbling adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan distribusi lemak intramuskular dalam daging. Marbling berperan penting dalam kualitas daging karena dapat mempengaruhi kelembutan, rasa, dan keempukan daging. Daging dengan marbling yang baik umumnya lebih lembut dan beraroma lebih kaya dibandingkan dengan daging yang marblingnya sedikit atau tidak ada. Hal ini terjadi karena lemak yang tersebar merata di dalam otot memberikan kelembutan ekstra ketika dimasak (Baik et al., 2023).

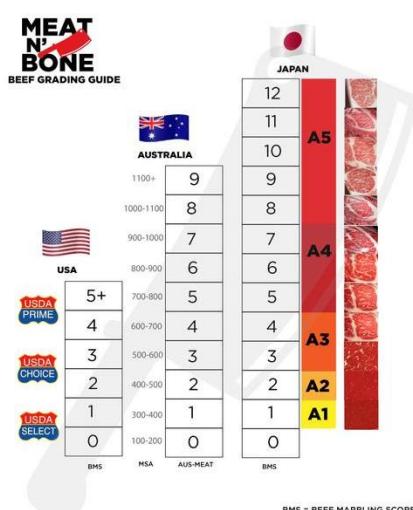
Proses pembentukan marbling sangat bergantung pada faktor genetik dan lingkungan. Sapi yang memiliki potensi genetik untuk menghasilkan marbling yang baik sering kali dipelihara dengan pakan yang dipilih secara khusus untuk meningkatkan akumulasi lemak dalam jaringan otot. Selain itu, jenis sapi juga memainkan peran penting, di mana sapi dengan keturunan tertentu, seperti sapi Wagyu, dikenal memiliki tingkat marbling yang sangat tinggi, yang menjadi salah satu indikator utama kualitas daging premium.

Marbling merupakan salah satu faktor penentu kualitas daging sapi, di mana lemak dapat terlihat secara visual pada permukaan potongan daging melalui garis-garis tipis atau bintik-bintik pada bagian tersebut (Baik et al., 2023).

Pengukuran marbling dalam daging biasanya dilakukan dengan metode visual, namun teknik ini memiliki keterbatasan dalam hal akurasi dan konsistensi. Oleh karena itu, beberapa penelitian telah mengembangkan metode berbasis citra untuk mengukur dan mengklasifikasikan marbling daging secara lebih objektif. Salah satunya adalah dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk menganalisis tekstur citra daging. Dalam metode ini, pola distribusi lemak yang terdapat dalam daging dapat teridentifikasi dengan lebih jelas, dan hasilnya dapat digunakan untuk menentukan kualitas marbling secara otomatis dan lebih akurat.

2.3.1 Ciri-Ciri Daging Berdasarkan Kelas Marbling

Pada penelitian ini saya menggunakan data daging sapi yang berasal dari USA yang memiliki tiga kelas utama berdasarkan marbling, yaitu *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime*. Klasifikasi ini didasarkan pada tingkat marbling yang mempengaruhi kelembutan, rasa, dan kualitas keseluruhan daging (*Beef Grading Shields | Agricultural Marketing Service*, n.d.).



Gambar 2.1 Beef Grading Guide

Berikut adalah ciri-ciri dari masing-masing kelas utama berdasarkan marbling :

1. *USDA Select:*



Gambar 2.2 USDA Select

- a. Deskripsi: Daging pada kelas *Select* memiliki marbling yang sangat sedikit atau hampir tidak terlihat. Marbling yang rendah menyebabkan daging menjadi lebih ramping dan kurang berlemak, sehingga teksturnya cenderung lebih kering dan kurang lembut dibanding kelas yang lebih tinggi. Daging ini cocok untuk konsumsi yang mengutamakan rendah lemak.
- b. Karakteristik Marbling: Hampir tidak ada marbling atau sangat minimal, dengan warna merah cerah dan lemak putih yang sedikit tersebar secara tipis.

2. *USDA Choice*:



Gambar 2.3 USDA Choice

- a. Deskripsi: Kelas *Choice* memiliki marbling yang sedang dan merata, yang memberikan rasa lebih kaya dan tekstur lebih lembut dibanding *Select*.
- b. Karakteristik Marbling: Marbling terlihat jelas dan tersebar merata di seluruh otot, memberikan kelembutan dan kelembapan yang baik.

3. *USDA Prime*:



Gambar 2.4 USDA Prime

- a. Deskripsi: *Prime* adalah kelas tertinggi dengan marbling yang paling banyak dan tersebar sangat merata.

b. Karakteristik Marbling: Memiliki banyak marbling yang sangat halus dan tersebar luas di seluruh potongan daging, memberikan rasa yang sangat kaya dan kelembutan maksimal.

2.4 *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah metode analisis tekstur yang digunakan dalam pengolahan citra untuk mengekstraksi fitur dari distribusi spasial tingkat keabuan dalam suatu gambar. GLCM diperkenalkan oleh Haralick sebagai teknik statistik orde kedua yang mampu menggambarkan hubungan spasial antara piksel dalam suatu citra (Sulaiman, 2021). Metode ini bekerja dengan menganalisis pasangan piksel dengan tingkat keabuan tertentu dalam berbagai orientasi dan jarak tertentu, sehingga menghasilkan informasi tekstur yang lebih rinci.

Dalam GLCM, hubungan antar piksel didefinisikan berdasarkan jarak (d) dan sudut orientasi (θ). Empat sudut utama yang umum digunakan dalam GLCM adalah 0° (horizontal), 45° (diagonal kanan atas), 90° (vertikal), dan 135° (diagonal kanan bawah) (Setiaji & Huda, 2022). Dari matriks yang terbentuk, beberapa fitur tekstur dapat dihitung untuk analisis lanjutan. Adapun rumus-rumus fitur utama GLCM dijelaskan sebagai berikut, dengan $P(i, j)$ merupakan elemen yang telah disesuaikan pada GLCM untuk pasangan intensitas keabuan i dan j :

1. Contrast (Kontras)

Mengukur tingkat kontras lokal dalam citra:

$$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 \cdot P(i, j) \quad (2.1)$$

Di mana $P(i, j)$ adalah elemen matriks GLCM, dan i dan j adalah level intensitas piksel.

2. Dissimilarity (Ketidaksamaan)

Mengukur rata-rata perbedaan keabuan antar pasangan piksel :

$$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} |i, j| \cdot P(i, j) \quad (2.2)$$

3. Correlation (Korelasi)

Mengukur korelasi linier antar piksel dalam GLCM :

$$Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.3)$$

di mana μ merupakan *mean* dari tingkat keabuan dan σ merupakan *deviation standart*.

4. Energy (Energi)

Energi menunjukkan keberulangan pola tekstur dalam citra dan mengukur kehalusan pola yang ada.

$$Energy = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j)^2 \quad (2.4)$$

5. Entropy (Entropi)

Mengukur ketidakberaturan atau kompleksitas tekstur dalam citra. Entropi tinggi menunjukkan citra dengan tekstur yang lebih acak dan kompleks.

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \cdot \log_2 P(i, j) \quad (2.5)$$

Kelima fitur tersebut menjadi komponen penting dalam representasi pola tekstur marbling pada citra daging. Dengan melakukan ekstraksi menggunakan GLCM pada berbagai arah dan jarak, sistem dapat memperoleh fitur tekstur yang lebih komprehensif dan robust terhadap variasi citra input.

2.5 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) merupakan sebuah teknik dalam ranah *machine learning* yang dimanfaatkan untuk menangani persoalan pengelompokan kelas maupun peramalan nilai kontinu. Pendekatan ini pertama kali diperkenalkan oleh Vladimir Vapnik pada tahun 1995 dan hingga kini telah luas diaplikasikan pada beragam sektor, seperti pemrosesan gambar digital, identifikasi pola, serta pengelompokan data yang bertumpu pada karakteristik tertentu (Wenda, 2022).

2.5.1 Prinsip Kerja SVM

SVM beroperasi dengan cara menentukan sebuah hyperplane terbaik, yakni suatu batas pemisah dalam ruang fitur yang berfungsi untuk membedakan data ke dalam kelompok kelas yang berlainan. Hyperplane terbaik tersebut diperoleh dengan mempertimbangkan margin paling optimal, yaitu jarak terjauh antara garis pemisah dengan titik-titik data terdekat dari setiap kelas yang dikenal sebagai support vector. Sasaran utama penerapan SVM adalah memperoleh hyperplane yang dapat memisahkan data antar kelas dengan margin paling lebar, sehingga performa generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilatih menjadi lebih baik.

Persamaan hyperplane dalam bentuk matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\omega \cdot x + b = 0 \quad (2.6)$$

di mana:

ω adalah vektor bobot,

x adalah vektor fitur input,

b adalah bias.

Apabila data masih memungkinkan untuk dipisahkan secara linear, SVM akan menentukan sebuah hyperplane yang mampu membagi data dengan jarak pemisah paling maksimum. Sebaliknya, ketika data tidak dapat dipisahkan secara garis lurus, SVM memanfaatkan strategi transformasi ke ruang berdimensi lebih tinggi melalui penggunaan fungsi kernel agar pemisahan tetap dapat dilakukan.

2.5.2 Komponen Utama dalam SVM

1. Support Vectors

Titik-titik data yang posisinya paling berdekatan dengan hyperplane berperan penting dalam menentukan letak terbaik dari hyperplane tersebut.

2. Hyperplane

Suatu bidang pada ruang fitur yang berfungsi sebagai batas pemisah data ke dalam kelompok kelas yang tidak sama.

3. Margin Maksimum

Jarak yang terbentuk antara hyperplane dengan support vector dari tiap kelas menjadi ukuran penting dalam SVM. Metode ini berupaya

memperlebar margin tersebut agar model yang dihasilkan memiliki kinerja yang lebih optimal.

2.5.3 Keunggulan SVM

1. Kinerja tinggi pada data berdimensi besar

SVM sangat efektif dalam menangani data dengan banyak fitur karena mencari hyperplane yang optimal untuk pemisahan kelas.

2. Robust terhadap outlier

Model SVM lebih tahan terhadap gangguan outlier dibandingkan metode klasifikasi lainnya.

3. Kemampuan generalisasi yang baik

Dengan memaksimalkan margin, SVM dapat menghasilkan model yang memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap data baru.

2.5.4 Implementasi SVM dalam Pengolahan Citra

Dalam studi ini, SVM dimanfaatkan sebagai algoritma pengklasifikasian yang beroperasi berdasarkan fitur hasil ekstraksi menggunakan pendekatan “*Gray Level Co-Occurrence Matrix*” (GLCM). Citra daging yang telah melalui proses GLCM akan menghasilkan sekumpulan vektor fitur, yang selanjutnya dijadikan masukan bagi model SVM. Kombinasi metode ini telah terbukti memberikan hasil yang optimal dalam berbagai penelitian klasifikasi berbasis citra, terutama dalam evaluasi kualitas bahan pangan.

2.6 Jenis-Jenis Kernel dalam SVM

Pada berbagai kondisi, data yang akan diklasifikasikan menggunakan SVM sering kali tidak memungkinkan untuk dipisahkan secara linear. Oleh sebab itu, fungsi kernel dimanfaatkan untuk mentransformasikan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi sehingga pemisahan linear dapat dilakukan. Penentuan tipe kernel sangat ditentukan oleh sifat dan karakteristik dataset yang dianalisis. Terdapat beberapa jenis kernel yang lazim diterapkan dalam metode SVM:

1. Linear Kernel

Linear kernel digunakan jika data dapat dipisahkan secara linear. Kernel ini menghitung produk dalam antara dua vektor input, yang dapat dituliskan sebagai:

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (2.7)$$

Kernel ini sering digunakan dalam kasus di mana data memiliki banyak fitur, tetapi tetap terpisahkan secara linear.

2. Polynomial Kernel

Kernel polinomial memungkinkan pemisahan dalam dimensi yang lebih tinggi dengan memetakan data ke ruang polinomial. Persamaannya adalah:

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + c)^d \quad (2.8)$$

di mana:

d adalah derajat polinomial,

c adalah konstanta.

Kernel ini berguna ketika terdapat hubungan polinomial antara fitur-fitur dalam dataset.

3. Radial Basis Function (RBF) Kernel

RBF kernel sering digunakan karena memiliki kemampuan untuk menangani data yang kompleks dengan mendistorsi ruang fitur menggunakan fungsi eksponensial Gaussian. Persamaannya:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2.9)$$

di mana γ adalah parameter yang mengontrol tingkat pengaruh dari setiap titik data. Kernel ini bekerja dengan baik dalam kasus di mana batas antara kelas-kelas tidak jelas.

4. Sigmoid Kernel

Kernel sigmoid digunakan dalam kasus yang menyerupai jaringan saraf tiruan dan memiliki bentuk fungsi aktivasi sigmoid:

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\alpha x_i \cdot x_j + c) \quad (2.10)$$

di mana:

α dan c adalah parameter kernel.

Kernel ini kurang umum dibandingkan kernel lainnya, tetapi masih digunakan dalam beberapa aplikasi tertentu.

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan suatu teknik yang dimanfaatkan untuk menilai performa suatu model klasifikasi. Metode ini disajikan dalam bentuk tabel yang memperlihatkan perbandingan antara hasil prediksi yang dihasilkan oleh model dengan label atau nilai aktual yang sesungguhnya. Confusion Matrix sangat berguna dalam menganalisis performa suatu algoritma klasifikasi, terutama dalam

mengidentifikasi jenis kesalahan yang dibuat oleh model, seperti False Positive (FP) dan False Negative (FN) (Suryadewiansyah & Tju, 2022).

Dalam penelitian ini, yang diamati adalah kualitas daging yang sebenarnya berdasarkan marbling yang terdapat pada daging, sedangkan yang diprediksi adalah hasil klasifikasi kualitas daging yang diberikan oleh model berbasis metode GLCM dan SVM. Confusion Matrix terdiri dari empat elemen utama, yaitu "True Positive" (TP), "True Negative" (TN), "False Positive" (FP), dan "False Negative" (FN). True Positive adalah kondisi di mana model mengklasifikasikan suatu sampel daging sebagai berkualitas tinggi dan hasil prediksi tersebut sesuai dengan nilai aslinya.

Sebaliknya, True Negative adalah kondisi di mana model mengklasifikasikan sampel daging sebagai berkualitas rendah dan hasil prediksi tersebut juga sesuai dengan nilai sebenarnya. False Positive terjadi ketika model memprediksi suatu sampel daging sebagai berkualitas tinggi, padahal sebenarnya daging tersebut berkualitas rendah. Sementara itu, False Negative terjadi ketika model memprediksi suatu sampel daging sebagai berkualitas rendah, padahal sebenarnya daging tersebut berkualitas tinggi.

Confusion Matrix dimanfaatkan sebagai dasar untuk menghitung beragam ukuran evaluasi pada proses klasifikasi, antara lain akurasi, presisi, recall, serta F1-score. Selanjutnya disajikan formula perhitungan untuk masing-masing indikator evaluasi tersebut:

Akurasi (Accuracy):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.11)$$

Akurasi mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan sampel dengan benar dari keseluruhan data.

Presisi (Precision):

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.12)$$

Presisi merujuk pada perbandingan jumlah prediksi positif yang tepat terhadap keseluruhan hasil prediksi positif yang dihasilkan oleh model.

Recall (Sensitivity atau True Positive Rate):

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.13)$$

Recall menilai sejauh mana kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh sampel positif yang benar-benar terdapat di dalam dataset.

F1-score:

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (2.14)$$

F1-score adalah metrik gabungan dari presisi dan recall yang memberikan keseimbangan antara keduanya, terutama jika terdapat ketidakseimbangan kelas dalam dataset.

Confusion Matrix sangat berguna dalam berbagai bidang, seperti pengenalan pola, diagnosis medis, dan sistem deteksi anomali. Dalam aplikasi dunia nyata, sering kali lebih penting untuk memahami *False Positive* dan *False Negative* daripada sekadar melihat akurasi model. Dalam konteks penelitian ini, kesalahan *False Negative* dapat menyebabkan daging berkualitas tinggi diklasifikasikan sebagai berkualitas rendah, yang dapat berdampak pada penentuan harga dan kualitas produk. Sementara itu, *False Positive* dapat menyebabkan daging berkualitas rendah diklasifikasikan sebagai berkualitas tinggi, yang

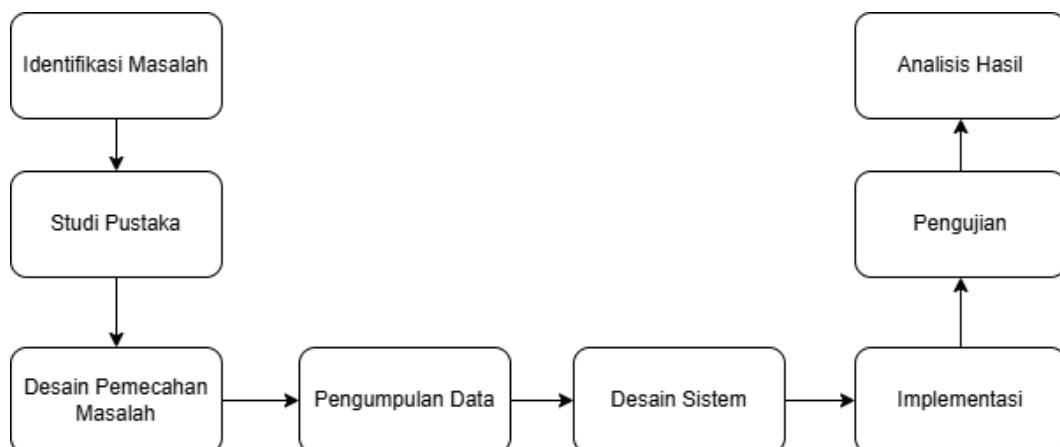
berpotensi merugikan konsumen. Oleh karena itu, analisis menggunakan *Confusion Matrix* sangat diperlukan untuk menilai efektivitas model klasifikasi secara menyeluruh dalam menentukan kualitas daging berdasarkan marbling.

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini dirancang secara sistematis untuk mengembangkan aplikasi berbasis mobile dalam klasifikasi kualitas daging menggunakan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) dan “*Support Vector Machine*” (SVM). Desain penelitian ini mencakup berbagai tahapan mulai dari identifikasi masalah hingga analisis hasil guna memastikan sistem yang dikembangkan memiliki akurasi yang tinggi dan dapat diimplementasikan secara efektif. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan dapat digambarkan pada Gambar 3.1:



Gambar 3.1 Desain Penelitian

Setiap tahap dalam diagram alur memiliki peran penting dalam penelitian ini, yang akan dijelaskan secara rinci dalam subbab berikut.

3.1.1 Identifikasi Masalah

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah mengidentifikasi masalah yang ada, yaitu bagaimana mengklasifikasikan kualitas daging secara objektif dan otomatis menggunakan teknologi pengolahan citra digital. Penilaian kualitas daging secara konvensional masih sangat bergantung pada pengamatan visual oleh tenaga ahli, yang bersifat subjektif dan bervariasi antar individu. Selain itu, metode manual ini kurang efisien untuk diterapkan dalam skala industri karena memakan waktu dan tenaga.

Dengan semakin berkembangnya teknologi digital, khususnya dalam bidang image processing dan machine learning, tersedia peluang untuk membangun sistem yang mampu menilai kualitas daging secara otomatis berdasarkan ciri visual marbling-nya. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas daging berbasis citra menggunakan metode "*Gray Level Co-occurrence Matrix*" (GLCM) untuk ekstraksi fitur dan "*Support Vector Machine*" (SVM) untuk klasifikasi.

3.1.2 Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk memahami dan mengkaji berbagai penelitian terdahulu yang relevan dengan topik klasifikasi kualitas daging berbasis citra digital. Kajian literatur ini difokuskan pada tiga aspek utama, yaitu metode ekstraksi fitur tekstur menggunakan "*Gray Level Co-occurrence Matrix*" (GLCM), algoritma klasifikasi menggunakan "*Support Vector Machine*" (SVM), serta penerapan sistem berbasis mobile. GLCM telah terbukti efektif dalam menganalisis pola tekstur, khususnya pada marbling daging, yang menjadi indikator utama dalam penilaian

kualitas daging. Sementara itu, SVM dikenal sebagai algoritma yang memiliki kinerja tinggi dalam klasifikasi data berbasis fitur, termasuk citra. Penerapan teknologi mobile juga menjadi fokus karena dinilai mampu memberikan solusi yang praktis dan mudah diakses oleh pengguna dari berbagai kalangan. Lewat kajian literatur yang dilakukan, diperoleh wawasan komprehensif terkait keunggulan serta keterbatasan berbagai metode yang pernah diterapkan sebelumnya, sekaligus alasan rasional dalam menentukan perpaduan GLCM dan SVM sebagai strategi utama pada riset ini. Kajian tersebut berfungsi sebagai pijakan krusial dalam merancang sistem klasifikasi yang tidak sekadar memiliki tingkat ketepatan tinggi, melainkan juga hemat sumber daya dan mudah diterapkan dalam konteks nyata.

3.1.3 Desain Pemecahan Masalah

Berdasarkan hasil identifikasi masalah dan studi pustaka, dilakukan perancangan solusi untuk mengatasi permasalahan yang telah diidentifikasi. Pada tahap ini, ditentukan bagaimana sistem akan bekerja, metode yang akan digunakan dalam ekstraksi fitur citra, serta model klasifikasi yang akan diterapkan. Desain solusi ini mencakup pemilihan metode GLCM untuk ekstraksi fitur tekstur daging dan algoritma SVM sebagai model klasifikasi yang dimana akan digunakan dalam sistem.

3.1.4 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini akan memakai data sekunder yang dimana diperoleh dari repositori GitHub voidloop-ui / Classification-Beef. Dataset yang digunakan

berisi gambar-gambar daging sapi dengan berbagai tingkat kualitas yang telah diklasifikasikan sebelumnya berdasarkan pola marbling dan tekstur. Dataset ini dikumpulkan oleh peneliti sebelumnya dan tersedia untuk digunakan dalam penelitian klasifikasi kualitas daging.

Dataset yang dimanfaatkan dalam penelitian ini mencakup 150 gambar daging sapi yang dikelompokkan ke dalam tiga kategori mutu, yaitu *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime*. Masing-masing kelas memiliki jumlah data yang sama, yaitu 50 citra, sehingga komposisi dataset bersifat seimbang (*balanced dataset*). Komposisi data yang seimbang ini bertujuan untuk menghindari terjadinya bias terhadap salah satu kelas dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi.

Dataset selanjutnya dibagi menjadi data latih (*training*) dan data uji (*testing*) untuk keperluan pelatihan dan evaluasi model. Pembagian data dilakukan secara proporsional dengan beberapa skenario pembagian, sehingga setiap kelas tetap terwakili secara merata pada masing-masing skenario pengujian.

Sebelum digunakan dalam penelitian, dataset melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang layak digunakan. Tahap ini mencakup pemeriksaan data yang tidak valid (*missing value*), penyesuaian ukuran citra, konversi citra ke dalam format yang sesuai, serta persiapan data untuk proses pelatihan model. Dengan melakukan *preprocessing* yang sistematis, diharapkan model dapat bekerja secara optimal dalam mengklasifikasikan kualitas daging.

3.1.5 Desain Sistem

Tahap ini bertujuan untuk merancang sistem secara keseluruhan, termasuk arsitektur aplikasi *mobile*, alur kerja pengolahan citra, serta mekanisme komunikasi antara aplikasi dengan server. Sistem ini dirancang agar pengguna dapat mengambil gambar daging menggunakan kamera smartphone, kemudian gambar tersebut dikirim ke server untuk diproses menggunakan metode GLCM dalam ekstraksi fitur dan SVM dalam klasifikasi. Setelah proses klasifikasi selesai, hasilnya dikembalikan ke aplikasi mobile dalam bentuk informasi mengenai kualitas daging.

3.1.6 Implementasi

Pada tahap ini, sistem mulai diimplementasikan sesuai dengan desain yang telah dibuat. Implementasi melibatkan pengembangan aplikasi *mobile* menggunakan *Flutter* untuk antarmuka pengguna, serta backend berbasis *Python* yang menangani pemrosesan citra dan klasifikasi menggunakan metode GLCM dan SVM. Proses implementasi juga mencakup pengujian awal untuk memastikan bahwa sistem dapat berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah ditentukan.

3.1.7 Pengujian

Tahap pengujian merupakan proses penting dalam penelitian ini untuk mengevaluasi kinerja sistem klasifikasi kualitas daging yang telah dikembangkan. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem berbasis metode "*Gray Level Co-occurrence Matrix*" (GLCM) dan "*Support Vector Machine*" (SVM) mampu berfungsi sesuai tujuan, yaitu mengklasifikasikan kualitas daging secara objektif, efisien, dan akurat.

Pada fase ini, data dipisahkan ke dalam dua kelompok pokok, yakni data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Proses pemisahan tersebut bertujuan untuk menjamin bahwa model yang dibangun memiliki kapasitas generalisasi yang optimal serta terhindar dari overfitting, yaitu keadaan ketika model hanya dapat mengidentifikasi pola pada data latih tanpa mampu mengklasifikasikan data baru secara tepat.

Di samping itu, penelitian ini turut melaksanakan pengujian dengan beragam ukuran citra untuk mengkaji pengaruh resolusi terhadap kinerja klasifikasi pada tahap prapemrosesan. Ukuran citra dasar yang digunakan adalah 224×224 piksel, karena ukuran tersebut merupakan standar umum dalam berbagai penelitian pengolahan citra berbasis pembelajaran mesin. Ukuran ini dipilih karena memberikan keseimbangan antara kualitas representasi fitur dan efisiensi komputasi, sebagaimana direkomendasikan oleh penelitian sebelumnya (Sheila et al., 2023).

Untuk memperoleh hasil yang lebih komprehensif, dilakukan pula pengujian dengan beberapa variasi ukuran citra lainnya, yaitu 100×100 , 200×200 , dan 300×300 piksel. Variasi ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana perubahan resolusi citra memengaruhi hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM serta performa klasifikasi oleh algoritma SVM.

Setiap ukuran citra diuji menggunakan tiga skenario pembagian data latih dan data uji, yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10. Ketiga skenario ini dipilih berdasarkan pendekatan yang umum digunakan dalam penelitian klasifikasi citra (Verdy & Ery Hartati, 2024), di mana variasi proporsi tersebut memungkinkan analisis terhadap

pengaruh jumlah data pelatihan terhadap kemampuan model dalam mengenali pola tekstur. Dengan pengaturan ini, perbandingan kinerja antar-resolusi dan antar-skenario dapat dilakukan secara konsisten untuk menentukan konfigurasi yang paling optimal bagi sistem klasifikasi kualitas daging yang dikembangkan.

Adapun rincian skenario pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Ukuran Citra 224×224 piksel dengan Split Data 70:30

Pengujian ini dilakukan dengan ukuran citra standar 224×224 piksel dan pembagian data 70% untuk pelatihan serta 30% untuk pengujian. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi performa dasar model dalam kondisi pembelajaran yang seimbang antara jumlah data latih dan data uji.

2. Ukuran Citra 100×100 piksel dengan Split Data 70:30

Skenario ini bertujuan untuk menilai pengaruh resolusi rendah terhadap proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Ukuran citra yang lebih kecil diharapkan mampu mempercepat waktu komputasi dengan tetap mempertahankan karakteristik tekstur yang relevan.

3. Ukuran Citra 200×200 piksel dengan Split Data 70:30

Pada skenario ini, digunakan ukuran citra menengah 200×200 piksel untuk melihat perbandingan kinerja antara resolusi standar dan resolusi yang sedikit lebih rendah. Pengujian ini juga membantu mengetahui seberapa stabil hasil ekstraksi fitur pada ukuran menengah.

4. Ukuran Citra 300×300 piksel dengan Split Data 70:30

Skenario ini menggunakan citra dengan resolusi tinggi, yaitu 300×300 piksel, untuk mengamati apakah peningkatan resolusi citra dapat memberikan detail tekstur yang lebih baik dalam proses ekstraksi fitur GLCM, meskipun dengan konsekuensi waktu pemrosesan yang lebih besar.

5. Ukuran Citra 224×224 piksel dengan Split Data 80:20

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh peningkatan jumlah data latih terhadap performa model. Dengan proporsi data latih sebesar 80%, diharapkan model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali pola tekstur marbling.

6. Ukuran Citra 100×100 piksel dengan Split Data 80:20

Skenario ini mengombinasikan ukuran citra rendah dengan jumlah data latih yang lebih besar. Pengujian ini bertujuan untuk melihat keseimbangan antara efisiensi komputasi dan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara akurat.

7. Ukuran Citra 200×200 piksel dengan Split Data 80:20

Skenario ini menggunakan ukuran citra menengah dengan proporsi data latih yang lebih besar. Tujuannya adalah untuk menganalisis konsistensi model dalam mengenali pola tekstur ketika mendapatkan lebih banyak data pelatihan pada resolusi sedang.

8. Ukuran Citra 300×300 piksel dengan Split Data 80:20

Pengujian ini dilakukan untuk menilai pengaruh resolusi tinggi terhadap proses klasifikasi dengan proporsi data pelatihan yang besar.

Fokus pengujian ini adalah pada keseimbangan antara ketepatan hasil klasifikasi dan efisiensi pemrosesan data.

9. Ukuran Citra 224×224 piksel dengan Split Data 90:10

Skenario ini menggunakan ukuran citra standar dengan jumlah data latih yang lebih dominan. Tujuannya adalah untuk menguji kemampuan model dalam melakukan generalisasi ketika sebagian besar dataset digunakan untuk pelatihan.

10. Ukuran Citra 100×100 piksel dengan Split Data 90:10

Pada skenario ini, model dilatih dengan citra beresolusi rendah dan data pelatihan yang sangat banyak. Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui apakah kombinasi tersebut dapat memberikan performa optimal dengan waktu pemrosesan yang efisien.

11. Ukuran Citra 200×200 piksel dengan Split Data 90:10

Skenario ini menggunakan ukuran citra menengah dengan proporsi data latih yang tinggi. Tujuannya adalah untuk menilai kestabilan model dalam mengklasifikasikan citra baru dengan jumlah data uji yang terbatas.

12. Ukuran Citra 300×300 piksel dengan Split Data 90:10

Skenario terakhir menggunakan citra beresolusi tinggi dengan data latih terbanyak. Pengujian ini dilakukan untuk menilai sejauh mana peningkatan resolusi citra masih memberikan manfaat terhadap hasil

klasifikasi ketika model telah memperoleh cukup banyak data pelatihan.

Secara keseluruhan, rangkaian pengujian ini dirancang untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai pengaruh resolusi citra dan proporsi data pelatihan terhadap performa sistem klasifikasi berbasis GLCM dan SVM. Hasil dari setiap skenario akan dianalisis untuk menentukan konfigurasi yang paling optimal, baik dari segi akurasi, efisiensi, maupun kestabilan model dalam mengklasifikasikan kualitas daging berdasarkan pola marbling.

3.1.8 Analisis Hasil

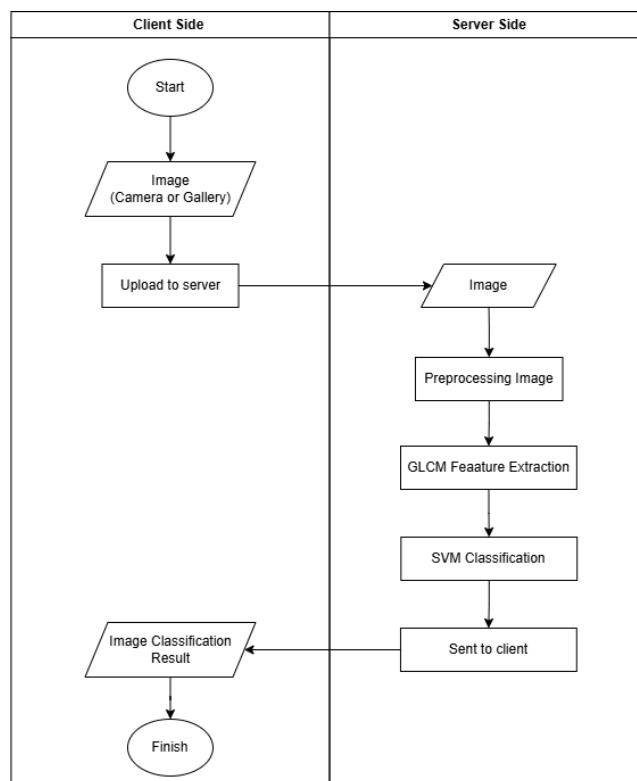
Tahap akhir dari penelitian ini adalah analisis hasil yang diperoleh dari proses pengujian. Hasil klasifikasi dianalisis untuk mengetahui sejauh mana sistem dapat mengidentifikasi kualitas daging dengan akurasi tinggi. Jika hasil klasifikasi menunjukkan performa yang kurang optimal, maka dilakukan analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi hasil tersebut, seperti kualitas dataset, parameter SVM, atau metode *preprocessing* yang digunakan. Analisis ini digunakan sebagai dasar dalam menyusun kesimpulan penelitian dan memberikan rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut. Dengan melalui tahapan-tahapan tersebut, diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan sistem klasifikasi kualitas daging yang akurat dan dapat digunakan secara praktis dalam industri atau oleh masyarakat umum.

3.2 Analisis

Dalam pengembangan sistem klasifikasi citra daging sapi berbasis citra digital, diperlukan suatu desain sistem yang dapat memberikan gambaran umum

mengenai alur kerja sistem dalam menyelesaikan permasalahan yang ada. Desain sistem ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kualitas daging menggunakan metode GLCM dan SVM, dengan pemrosesan utama dilakukan pada server.

Tahapan pengembangan sistem digambarkan pada Gambar 3.2:



Gambar 3.2 Flowchart Desain Sistem

3.2.1 Analisis Desain Sistem

Analisis desain sistem bertujuan untuk menjelaskan bagaimana sistem yang dikembangkan bekerja serta bagaimana alur data dan proses klasifikasi berlangsung. Sistem ini dirancang untuk melakukan klasifikasi kualitas daging berbasis mobile dengan memanfaatkan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan “*Support Vector Machine*” (SVM) sebagai algoritma klasifikasi.

Sistem dibangun dengan dua komponen utama, yaitu *client side* dan *server side*. Pada *client side*, pengguna berinteraksi melalui aplikasi *mobile* berbasis *Flutter*. Aplikasi ini menghadirkan antarmuka yang ringkas dan mudah dipahami, sehingga pengguna dapat memotret daging melalui kamera maupun memilih gambar dari galeri perangkat. Setelah citra ditentukan, sistem selanjutnya mengirimkan gambar tersebut ke server untuk menjalani proses lanjutan.

Pada *server side*, citra yang diterima melalui API akan diproses dalam beberapa tahap hingga menghasilkan keluaran berupa hasil klasifikasi kualitas daging. Tahap pertama adalah *image preprocessing*, yang berfungsi untuk memastikan kualitas dan konsistensi data citra sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Pada tahap ini, gambar diubah ke ukuran tetap 224×224 piksel agar seluruh data memiliki dimensi yang seragam. Penyeragaman ukuran citra ini penting untuk menjaga konsistensi dalam proses analisis tekstur dan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM.

Setelah tahap *preprocessing*, citra kemudian dikonversi ke format *grayscale* untuk menghilangkan informasi warna yang tidak relevan dengan analisis tekstur. Proses ini memungkinkan sistem berfokus pada struktur marbling daging yang menjadi indikator utama kualitas. Citra hasil konversi kemudian dimanfaatkan pada proses ekstraksi fitur dengan menerapkan metode GLCM. Pada tahapan ini, sistem melakukan perhitungan relasi spasial antar piksel berdasarkan variasi orientasi dan jarak tertentu guna memperoleh fitur tekstur utama, seperti kontras, dissimilarity, energi, korelasi, dan entropi. Sekumpulan fitur tersebut merepresentasikan

karakteristik pola sebaran lemak atau marbling pada daging yang dijadikan acuan dalam penentuan tingkat kualitas.

Output dari proses ekstraksi fitur kemudian dijadikan masukan pada tahap pengklasifikasian dengan memanfaatkan algoritma SVM. Model SVM dilatih untuk mengidentifikasi tiga tingkat mutu daging, yakni *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime*. Tahap klasifikasi tersebut mengandalkan kemampuan SVM dalam menentukan hyperplane paling optimal yang mampu memisahkan tiap kelas data dengan margin maksimum, sehingga akurasi dan konsistensi hasil klasifikasi dapat ditingkatkan..

Setelah proses klasifikasi selesai, hasil prediksi dikirim kembali ke aplikasi *mobile* melalui API dalam bentuk informasi kategori kualitas daging. Informasi ini kemudian ditampilkan pada antarmuka pengguna sehingga pengguna dapat langsung mengetahui hasil klasifikasi secara *real-time*.

Dengan desain sistem yang memanfaatkan pemrosesan utama di sisi server, beban komputasi pada perangkat pengguna dapat diminimalkan, sementara kecepatan dan efisiensi sistem tetap terjaga. Pendekatan ini memungkinkan sistem memberikan hasil klasifikasi yang cepat, akurat, dan mudah diakses oleh pengguna dari berbagai perangkat *mobile*.

3.2.2 Analisis Desain Algoritma

Pada tahap ini, algoritma yang digunakan dalam sistem dianalisis dan dirancang agar dapat berfungsi secara optimal dalam proses klasifikasi kualitas daging. Sistem ini menerapkan serangkaian tahapan utama yang dimulai dari image preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan GLCM, hingga proses klasifikasi

menggunakan SVM. Setiap tahapan memiliki peranan penting dalam memastikan bahwa sistem dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan efisien.

Proses pertama, *image preprocessing*, bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Langkah-langkah yang dilakukan dalam tahap ini mencakup konversi gambar ke grayscale, peningkatan kontras, serta pengurangan noise. Preprocessing ini penting karena gambar yang memiliki kualitas baik akan menghasilkan fitur tekstur yang lebih akurat, sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi.

Setelah *preprocessing* selesai, sistem melakukan ekstraksi fitur menggunakan “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM). GLCM adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis tekstur gambar dengan cara menghitung hubungan spasial antar piksel. Dalam penelitian ini, fitur-fitur yang diekstraksi dari GLCM meliputi kontras, ketidaksamaan, korelasi, energi, dan entropi, yang masing-masing memiliki peran dalam mengidentifikasi pola marbling pada daging. Semakin baik fitur yang diperoleh dari gambar, semakin tinggi akurasi model dalam menentukan kualitas daging.

Tahap terakhir adalah klasifikasi menggunakan “*Support Vector Machine*” (SVM). Model SVM dipilih karena memiliki kapabilitas yang baik dalam mengolah data berdimensi tinggi sekaligus menghasilkan performa klasifikasi yang optimal. Model SVM akan dilatih menggunakan dataset gambar daging yang telah diekstraksi fiturnya menggunakan GLCM. Pada proses pelatihan, model akan menyesuaikan parameter kernel yang digunakan untuk mendapatkan performa terbaik dalam membedakan kualitas daging. Setelah model terlatih, data fitur dari

gambar yang baru diunggah oleh pengguna akan diproses menggunakan model SVM untuk menentukan kualitas daging secara otomatis.

Agar sistem dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat, dilakukan proses evaluasi terhadap model SVM menggunakan metode validasi silang. Proses ini bertujuan untuk mengukur performa model dengan cara membagi dataset ke dalam beberapa subset pelatihan dan pengujian. Evaluasi ini sangat penting untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*, sehingga tetap mampu bekerja dengan baik ketika dihadapkan pada gambar daging baru yang belum pernah digunakan dalam pelatihan.

Dengan mengimplementasikan proses prapemrosesan, ekstraksi fitur, serta klasifikasi secara sistematis, sistem ini diharapkan mampu membantu pengguna dalam mengevaluasi mutu daging secara tepat dan efisien. Proses otomatisasi ini juga mengurangi subjektivitas yang sering terjadi dalam penilaian manual, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam industri pangan maupun penelitian lebih lanjut terkait kualitas daging.

3.2.2.1 Image Preprocessing

Proses *image preprocessing* merupakan tahap awal yang sangat penting dalam pengolahan citra, bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, khususnya untuk mengekstraksi fitur tekstur yang relevan dengan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) dan klasifikasi menggunakan “*Support Vector Machine*” (SVM). *Preprocessing* yang baik akan memastikan bahwa gambar yang digunakan memiliki kualitas yang konsisten dan siap untuk tahap ekstraksi fitur yang lebih lanjut.

Pada tahap pertama, *resize* citra dilakukan untuk memastikan bahwa semua gambar memiliki ukuran yang seragam, yaitu 224×224 piksel. Proses ini dilakukan agar setiap citra memiliki dimensi yang konsisten, yang sangat penting dalam analisis tekstur dan fitur menggunakan metode GLCM. Penggunaan ukuran 224×224 piksel juga memberikan keseimbangan yang baik antara kualitas citra dan efisiensi komputasi. Hal ini memungkinkan pengolahan citra berjalan dengan lebih cepat tanpa mengorbankan detail yang diperlukan untuk analisis tekstur.



Gambar 3.3 Citra Asli



Gambar 3.4 Citra Asli Resize

Setelah proses *resize*, langkah selanjutnya adalah konversi citra ke dalam format *grayscale*. Konversi ini dilakukan untuk menghilangkan informasi warna yang tidak relevan dan fokus hanya pada tingkat intensitas keabuan dalam citra. Intensitas piksel yang digunakan dalam analisis tekstur akan lebih informatif dibandingkan dengan informasi warna yang tidak mempengaruhi pola marbling pada daging. Dengan mengubah citra menjadi *grayscale*, model lebih mudah dalam mengekstraksi fitur tekstur yang diperlukan untuk klasifikasi kualitas daging.



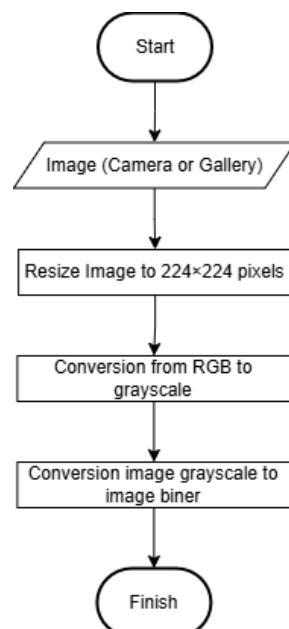
Gambar 3.5 Citra resize



Gambar 3.6 Citra resize grayscale

Terakhir, citra yang telah melalui tahap *preprocessing* akan digunakan dalam ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM. Hasil dari preprocessing ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi SVM dengan memberikan input citra yang lebih optimal dan bebas dari gangguan visual yang tidak diinginkan.

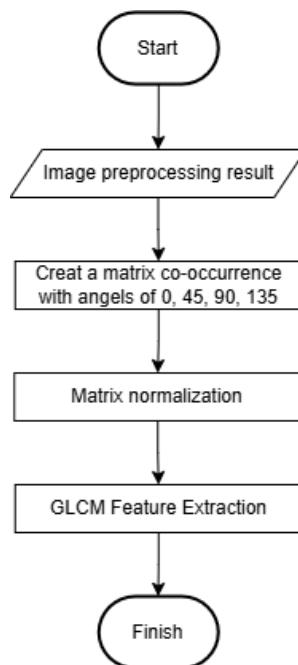
Detail langkah *preprocessing* citra diilustrasikan pada Gambar 3.7:



Gambar 3.7 Flowchart Image Preprocessing

3.2.2.2 Ekstraksi Fitur GLCM

Pada tahap ini, citra yang telah dipraproses akan dilakukan ekstraksi fitur untuk mendapatkan fitur citra yang digambarkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Flowchart Ekstraksi Fitur GLCM

Gambar 3.8 merupakan diagram alir GLCM yang menjelaskan alur untuk memperoleh fitur. Pada tahap ekstraksi fitur ini, sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° diterapkan. Selanjutnya, diterapkan tingkat kedekatan tetangga 1, 2, 3, dan 4 piksel. Dengan demikian, diperoleh 16 dataset dengan kombinasi sudut dan tetangga yang berbeda.

“*Gray Level Co-occurrence Matrix*” atau GLCM adalah sebuah pendekatan dalam ekstraksi ciri tekstur yang menitikberatkan pada kajian hubungan spasial antara piksel-piksel di dalam sebuah gambar. Pendekatan ini dijalankan dengan cara mengakalkulasi tingkat kemunculan pasangan nilai intensitas piksel tertentu yang

ditentukan berdasarkan hubungan spasial, meliputi parameter jarak serta orientasi sudut yang telah ditetapkan sebelumnya. Pada penelitian ini, tahapan pengambilan fitur dengan metode GLCM menghasilkan lima atribut utama, yakni kontras, dissimilarity, korelasi, energi, dan entropi. Kontras mengukur variasi intensitas dalam citra dan tingkat perbedaan antara piksel yang berdekatan. Ketidaksamaan menunjukkan perbedaan rata-rata nilai intensitas antara piksel berdekatan. Korelasi mengukur hubungan linier antara piksel dalam matriks GLCM. Energi menunjukkan keseragaman tekstur dan tingkat kepadatan pola dalam citra, sedangkan entropi mengukur tingkat ketidakberaturan atau kompleksitas tekstur dalam citra.

Berikut adalah rumus dari masing-masing fitur :

1. *Contrast* (Kontras)

$$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 \cdot P(i, j) \quad (3.1)$$

2. *Dissimilarity* (Ketidaksamaan)

$$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} |i, j| \cdot P(i, j) \quad (3.2)$$

3. *Correlation* (Korelasi)

$$Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3.3)$$

di mana μ adalah rata-rata tingkat keabuan dan σ adalah standar deviasi.

4. *Energy* (Energi)

$$Energy = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j)^2 \quad (3.4)$$

5. Entropy (Entropi)

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i,j) \cdot \log_2 P(i,j) \quad (3.5)$$

Sebagai ilustrasi, misalkan diperoleh matriks GLCM dengan 2 tingkat keabuan:

$$P(i,j) = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.2 \\ 0.3 & 0.4 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Dari matriks ini, fitur dapat dihitung sebagai berikut:

- *Contrast* : $(0 - 0)^2 \cdot 0.1 + (0 - 1)^2 \cdot 0.2 + (1 - 0)^2 \cdot 0.3 + (1 - 1)^2 \cdot 0.4 = 0 + 0.2 + 0.3 + 0 = 0.5$
- *Dissimilarity* : $|0 - 0| \cdot 0.1 + |0 - 1| \cdot 0.2 + |1 - 0| \cdot 0.3 + |1 - 1| \cdot 0.4 = 0 + 0.2 + 0.3 + 0 = 0.5$
- *Energy* : $0.1^2 + 0.2^2 + 0.3^2 + 0.4^2 = 0.01 + 0.04 + 0.09 + 0.16 = 30$
- *Entropy* : $-(0.1 \log_2 0.1 + 0.2 \log_2 0.2 + 0.3 \log_2 0.3 + 0.4 \log_2 0.4)$
 $\approx -(0.1 \cdot (-3.32) + 0.2 \cdot (-2.32) + 0.3 \cdot (-1.74) + 0.4 \cdot (-1.32))$
 $\approx -(-0.332 - 0.464 - 0.522 - 0.528) = 1.846$

Setelah seluruh fitur berhasil diekstraksi, tahap berikutnya adalah memisahkan dataset ke dalam dua komponen utama, yakni data pelatihan (training set) dan data pengujian (*testing set*). Proses ini dilakukan untuk memungkinkan model klasifikasi “*Support Vector Machine*” dilatih menggunakan sebagian data yang tersedia, kemudian dievaluasi kinerjanya melalui data lain yang belum pernah digunakan atau dikenali oleh model sebelumnya.

Jika label kelas pada dataset masih dalam bentuk kategori atau *string*, dilakukan proses pengkodean label (*label encoding*) agar label dapat dikenali oleh algoritma SVM yang bekerja pada data numerik.

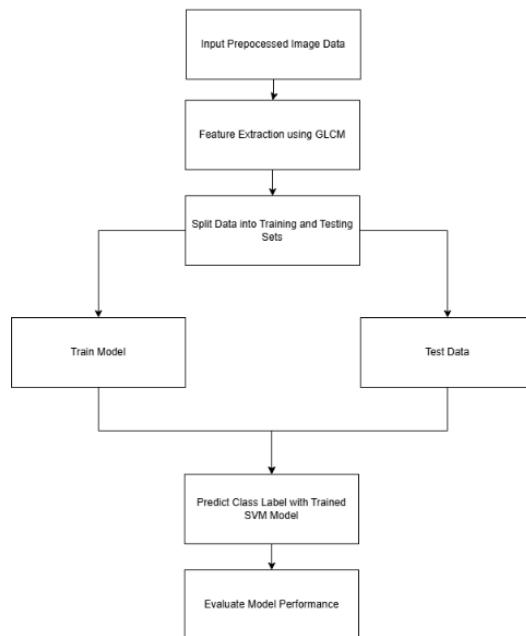
Guna memperkuat tingkat keandalan model yang dibangun, digunakan pula metode validasi silang atau *cross-validation* dengan cara membagi keseluruhan data ke dalam beberapa subset, kemudian proses pelatihan dan pengujian dilakukan secara bergiliran pada setiap bagian tersebut. Penerapan teknik ini berperan penting dalam mengurangi risiko terjadinya *overfitting* serta memberikan jaminan bahwa model yang dihasilkan memiliki kemampuan generalisasi yang optimal ketika diterapkan pada data baru.

Dengan melalui serangkaian proses tersebut, vektor fitur hasil ekstraksi GLCM menjadi siap untuk digunakan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM, dengan harapan mampu menghasilkan prediksi kualitas daging yang akurat berdasarkan pola marbling yang terdeteksi dari citra.

3.2.2.3 Klasifikasi menggunakan SVM

Setelah ciri tekstur daging diekstraksi menggunakan pendekatan “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” atau GLCM, proses berikutnya diarahkan pada tahap pengelompokan data dengan memanfaatkan algoritma “*Support Vector Machine*”. “*Support Vector Machine*” merupakan metode pembelajaran mesin yang beroperasi dengan menentukan hyperplane paling optimal sebagai batas pemisah antar kelas data yang berbeda. Pada penelitian ini, algoritma tersebut diaplikasikan untuk mengidentifikasi kualitas daging berdasarkan karakteristik tekstur yang telah diperoleh sebelumnya. Dengan mengandalkan konsep margin maksimum,

“*Support Vector Machine*” mampu melakukan pemisahan antar kategori daging secara presisi sehingga menghasilkan tingkat ketepatan klasifikasi yang tinggi. Selain itu, penerapan fungsi kernel pada “*Support Vector Machine*” memungkinkan model menangani pola data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, sehingga performa klasifikasi menjadi lebih baik. Tahapan klasifikasi ini meliputi pemisahan data menjadi data pelatihan dan data pengujian, proses pembelajaran model, serta pengukuran tingkat akurasi guna memastikan hasil klasifikasi yang optimal sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Diagram Klasifikasi SVM

Setelah fitur tekstur daging diperoleh melalui metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM), tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi menggunakan “*Support Vector Machine*” (SVM). Dalam penelitian ini, SVM

digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas daging berdasarkan fitur tekstur yang telah diekstraksi. Klasifikasi ini membagi daging ke dalam tiga kategori utama: *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime*, yang didasarkan pada pola marbling yang terdeteksi.

Pemilihan kernel yang tepat sangat penting dalam penerapan SVM. Dalam penelitian ini, kernel linier dipilih karena karakteristik data yang digunakan. Kernel linier bekerja dengan baik ketika data dapat dipisahkan dengan garis lurus dalam ruang fitur. Fitur-fitur yang diekstraksi dari citra daging, seperti kontras, dissimilarity, energi, dan entropi, memiliki hubungan yang cukup sederhana, yang memungkinkan pemisahan yang efektif menggunakan kernel linier (Andono & Rachmawanto, 2021).

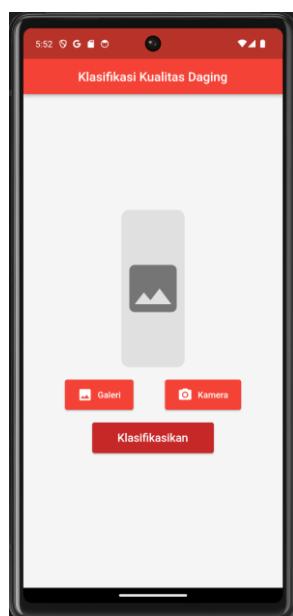
Penggunaan kernel linier memberikan beberapa keuntungan. Pertama, kernel ini lebih sederhana dan efisien dibandingkan dengan kernel lain seperti RBF atau polinomial. Penggunaan kernel linier meminimalkan waktu pelatihan dan pengujian, yang sangat penting dalam konteks aplikasi berbasis *mobile*, di mana kecepatan dan efisiensi sangat dibutuhkan. Selain itu, data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki dimensi yang relatif rendah dan dapat dipisahkan dengan batas linier, sehingga kernel linier dapat menangani pemisahan kelas dengan sangat baik (Tinaliah & Elizabeth, 2022).

Selain efisiensi, kernel linier juga membantu menghindari overfitting. Dengan memisahkan data dengan margin terbesar, model dapat mengklasifikasikan data baru dengan lebih baik tanpa terjebak dalam detail yang tidak penting. Kondisi tersebut berkontribusi pada peningkatan kemampuan model dalam melakukan

generalisasi terhadap data baru yang belum pernah diproses sebelumnya, sehingga menjadi salah satu keunggulan utama dari penerapan kernel linier dalam proses pemodelan (Praghakusma & Charibaldi, 2021).

3.2.2.4 Implementasi Aplikasi Mobile

Pada bagian ini, akan dijelaskan implementasi aplikasi *mobile* yang digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas daging. Aplikasi ini dirancang menggunakan *Flutter* untuk memastikan antarmuka yang responsif dan mudah digunakan oleh pengguna. Pengguna dapat mengunggah gambar daging melalui dua cara: pengguna dapat menentukan gambar baik dengan memilihnya dari galeri maupun dengan memotret langsung melalui kamera pada perangkat mobile. Setelah citra berhasil dipilih atau diambil, aplikasi akan menampilkan gambar tersebut dan memberikan fasilitas kepada pengguna untuk melakukan klasifikasi mutu daging berdasarkan tingkat marbling yang terlihat.



Gambar 3.10 Tampilan Interface

Gambar di atas menunjukkan tampilan antarmuka aplikasi *mobile* yang menampilkan dua tombol utama, yaitu Galeri dan Kamera, yang memberikan kemudahan bagi pengguna untuk menentukan citra daging dengan memilih dari galeri perangkat maupun mengambil foto baru melalui kamera. Setelah gambar berhasil dipilih atau direkam, pilih tombol Klasifikasikan untuk memulai proses klasifikasi kualitas daging berdasarkan gambar yang diunggah.

3.2.2.5 Implementasi Algoritma

Pada tahap ini, algoritma *image preprocessing* pertama kali diterapkan untuk memastikan bahwa citra yang digunakan memiliki kualitas yang optimal. Proses ini meliputi langkah-langkah seperti *resize* dan konversi citra ke *grayscale*, yang bertujuan untuk memudahkan proses ekstraksi fitur dengan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM).

Setelah *preprocessing* selesai, fitur tekstur yang relevan akan diekstraksi dari citra menggunakan GLCM. Fitur-fitur ini, seperti kontras, dissimilarity, energi, dan korelasi, akan digunakan oleh algoritma “*Support Vector Machine*” (SVM) guna melakukan klasifikasi daging menuju kategori yang sesuai, yaitu *USDA Select*, *USDA Choice*, atau *USDA Prime*. Implementasi algoritma ini pada server memungkinkan aplikasi untuk mengklasifikasikan kualitas daging secara cepat dan akurat. Hasil klasifikasi ini kemudian akan dikirimkan kembali ke aplikasi untuk ditampilkan kepada pengguna, memberikan informasi yang berguna untuk memilih produk daging berkualitas.

3.2.2.5.1 Implementasi GLCM

Pada tahap ekstraksi fitur, metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) digunakan untuk menganalisis tekstur citra daging dengan menghitung hubungan spasial antara piksel-piksel yang memiliki tingkat keabuan tertentu dalam citra. GLCM menghasilkan sebuah matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan intensitas tertentu pada jarak dan orientasi yang spesifik. Dalam penelitian ini, beberapa fitur tekstur yang dihitung menggunakan GLCM antara lain kontras, dissimilarity, energi, korelasi, dan entropi.

Proses ekstraksi fitur dimulai dengan membangun matriks GLCM dari citra input menggunakan fungsi *graycomatrix* yang berasal dari pustaka skimage. Fungsi ini menerima parameter-parameter seperti *distances* (jarak antar piksel) dan *angles* (sudut orientasi) yang telah ditentukan sebelumnya. Matriks GLCM yang terbentuk menggambarkan hubungan spasial antara piksel pada jarak dan orientasi yang berbeda. Pada implementasi ini, jarak antar piksel yang digunakan adalah 1 piksel, dan empat sudut orientasi yang dipilih adalah 0° , 45° , 90° , dan 135° .

Setelah matriks GLCM terbentuk, langkah berikutnya adalah menghitung fitur-fitur tekstur menggunakan fungsi *graycoprops* yang tersedia dalam pustaka skimage. Fungsi ini digunakan untuk mengukur beberapa parameter tekstur berdasarkan matriks GLCM yang telah dibuat. Berikut adalah penjelasan masing-masing fitur yang dihitung:

1. Kontras (Contrast): Mengukur tingkat variasi intensitas antara piksel yang berdekatan. Fitur ini menggambarkan perbedaan kontras lokal

dalam citra daging yang menunjukkan ketajaman perbedaan antara elemen-elemen tekstur.

2. Dissimilarity: Mengukur perbedaan intensitas antara pasangan piksel yang berdekatan. Semakin besar nilai dissimilarity, semakin besar perbedaan antara pasangan piksel tersebut, yang memberikan informasi mengenai heterogenitas tekstur pada citra.
3. Energi (Energy): Mengukur keseragaman pola tekstur dalam citra. Citra dengan tekstur yang lebih homogen atau seragam akan memiliki nilai energi yang lebih tinggi, sementara tekstur yang lebih kompleks atau beragam memiliki nilai energi yang lebih rendah.
4. Korelasi (Correlation): Mengukur hubungan linier antara intensitas piksel dalam matriks GLCM. Fitur ini memberikan informasi mengenai sejauh mana nilai intensitas piksel berdekatan memiliki hubungan yang terstruktur.
5. Entropi (Entropy): Mengukur ketidakberaturan atau kompleksitas tekstur dalam citra. Semakin tinggi nilai entropi, semakin acak dan kompleks tekstur dalam citra tersebut.

Setelah fitur-fitur ini dihitung, hasil ekstraksi GLCM digunakan untuk menggambarkan pola marbling pada daging, yang menjadi indikator utama dalam penilaian kualitas daging. Matriks GLCM memberikan informasi yang kaya mengenai struktur tekstur daging yang dapat digunakan untuk klasifikasi kualitas daging.

Berikut adalah kode implementasi untuk ekstraksi fitur GLCM:

```

"distances = [1]

angles = [0, np.pi/4, np.pi/2, 3*np.pi/4]

def extract_glc_m_features(image):
    glcm = graycomatrix(image, distances, angles, 256,
    symmetric=True, normed=True)

    contrast = graycoprops(glcm, 'contrast').mean()
    dissimilarity = graycoprops(glcm, 'dissimilarity').mean()
    energy = graycoprops(glcm, 'energy').mean()
    correlation = graycoprops(glcm, 'correlation').mean()
    entropy = -np.sum(glcm * np.log2(glcm + (glcm == 0)))
    return [contrast, dissimilarity, entropy, energy, correlation]"

```

Dengan menggunakan metode ini, fitur yang dihasilkan dapat memberikan informasi yang akurat mengenai kualitas marbling pada daging. Fitur-fitur ini kemudian digunakan dalam proses klasifikasi untuk menentukan kualitas daging berdasarkan marbling yang terdeteksi pada citra.

3.2.2.5.2 Implementasi SVM

Pada tahap klasifikasi, metode “*Support Vector Machine*” (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas daging berdasarkan fitur yang diekstraksi dari citra menggunakan “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM). SVM merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang efektif dalam menangani masalah klasifikasi dengan dimensi data yang tinggi dan kompleksitas yang cukup besar. Dalam penelitian ini, SVM digunakan untuk membedakan

kualitas daging yang tergolong dalam tiga kelas: *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime*.

Tahapan pelatihan diawali dengan pemisahan dataset ke dalam dua bagian pokok, yakni data pelatihan dan data pengujian. Proses pembagian ini dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split` yang tersedia pada pustaka `sklearn.model_selection`, dengan ketentuan sebesar sepuluh persen data dialokasikan sebagai data uji, sementara sembilan puluh persen sisanya dimanfaatkan untuk proses pembelajaran model. Pembagian tersebut dilakukan secara seimbang dengan tetap memperhatikan proporsi masing-masing kelas melalui penggunaan parameter `stratify=y` agar distribusi label tetap terjaga.

Setelah dataset terbagi, model “*Support Vector Machine*” dibangun dengan menerapkan kernel linier. Pemilihan kernel linier didasarkan pada karakteristik data dalam penelitian ini yang dapat dipisahkan secara linier. Nilai parameter `C` ditetapkan sebesar satu sebagai pengendali tingkat regularisasi model, di mana nilai `C` yang lebih besar dapat memperketat batas pemisahan antar data namun berpotensi meningkatkan risiko terjadinya overfitting. Selain itu, pengaturan `probability=True` diterapkan agar model mampu menghasilkan nilai probabilitas, sehingga memungkinkan dilakukan evaluasi yang lebih mendalam terhadap akurasi dan ketepatan hasil klasifikasi.

Proses pelatihan dilakukan dengan memanggil fungsi `fit()` pada model SVM, yang akan melatih model menggunakan data latih. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk memprediksi kualitas daging berdasarkan

fitur yang telah diekstraksi. Hasil prediksi dibandingkan dengan label kelas yang sebenarnya untuk mengevaluasi kinerja model.

Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dan *Classification Report* yang menghasilkan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi dihitung untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data uji dengan benar. Berikut adalah kode untuk melatih dan mengevaluasi model SVM:

```
"def train_and_evaluate_svm(X, y):  
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,  
    test_size=0.1, random_state=42, stratify=y)  
  
    model = svm.SVC(kernel='linear', C=1, probability=True)  
  
    model.fit(X_train, y_train)  
  
    y_pred = model.predict(X_test)  
  
    print("Confusion Matrix:")  
    print(confusion_matrix(y_test, y_pred))  
  
    print("\nClassification Report:")  
    print(classification_report(y_test, y_pred))  
  
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)  
    print(f"Akurasi: {accuracy * 100:.2f}%")"
```

Setelah proses klasifikasi selesai, hasil evaluasi ini digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan kualitas daging berdasarkan pola marbling yang terdeteksi dari citra. Hasil akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model SVM yang digunakan dalam penelitian ini dapat mengklasifikasikan kualitas daging dengan baik dan memberikan prediksi yang dapat diandalkan.

3.2.2.5.3 API menggunakan Flask

Untuk mengimplementasikan sistem klasifikasi kualitas daging berbasis gambar, sebuah API dibangun menggunakan *Flask*, yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar daging dan mendapatkan hasil klasifikasi melalui HTTP request. Aplikasi *Flask* ini memiliki endpoint yang memungkinkan pengguna untuk mengirim gambar daging melalui metode POST.

Pada bagian awal kode, aplikasi *Flask* diinisialisasi dengan `Flask(__name__)`, yang memungkinkan pengaturan dan pemrosesan permintaan dari client. Endpoint utama yang dibuat adalah `/predict`, yang menerima gambar daging melalui `request.files`. Endpoint ini memeriksa apakah file telah diunggah, dan jika tidak ada file yang ditemukan, API akan mengembalikan respons dengan pesan kesalahan.

Selanjutnya, gambar yang diunggah disimpan dengan aman menggunakan `secure_filename` untuk memastikan nama file yang aman dan tidak berisiko. Gambar kemudian disimpan di folder sementara yang telah ditentukan, dan proses klasifikasi dilakukan dengan memanggil fungsi `predict_image(filepath)`. Fungsi ini memproses gambar dengan melakukan resizing dan konversi citra menjadi

grayscale, kemudian mengekstraksi fitur menggunakan GLCM untuk akhirnya memprediksi kelas kualitas daging.

Jika prediksi berhasil, API akan mengembalikan hasil klasifikasi dalam bentuk JSON, yang menyertakan informasi kelas kualitas daging. Sebaliknya, jika terjadi kesalahan saat pemrosesan gambar atau prediksi, API akan mengembalikan pesan kesalahan dalam format JSON. Berikut adalah implementasi API Flask yang digunakan dalam sistem ini:

```
"app = Flask(__name__)

@app.route('/predict', methods=['POST'])

def predict():

    if 'file' not in request.files:
        return jsonify({'error': 'No file part'})

    file = request.files['file']

    if file.filename == '':
        return jsonify({'error': 'No selected file'})

    filename = secure_filename(file.filename)

    filepath = os.path.join('uploads', filename)
    file.save(filepath)

    prediction = predict_image(filepath)

    if prediction:
```

```
return jsonify({'kelas': prediction})  
  
else:  
  
    return jsonify({'error': 'Error in image processing'})  
  
  
if __name__ == '__main__':  
  
    app.run(debug=True, host='0.0.0.0', port=5000)"
```

Dengan menggunakan API ini, pengguna dapat mengirim gambar daging melalui permintaan POST dan menerima hasil klasifikasi kualitas daging dengan cepat. Aplikasi ini memungkinkan integrasi yang mudah dengan platform lain, serta memberikan kemudahan bagi pengguna untuk mengklasifikasikan daging hanya dengan mengunggah gambar melalui aplikasi web atau perangkat lain yang mendukung komunikasi HTTP.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengujian Algoritma

Pada bagian ini dijelaskan hasil pengujian yang dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem klasifikasi kualitas daging menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM). Pengujian dilakukan untuk mengetahui sejauh mana sistem mampu mengklasifikasikan kualitas daging berdasarkan pola marbling pada citra dengan tingkat akurasi yang baik.

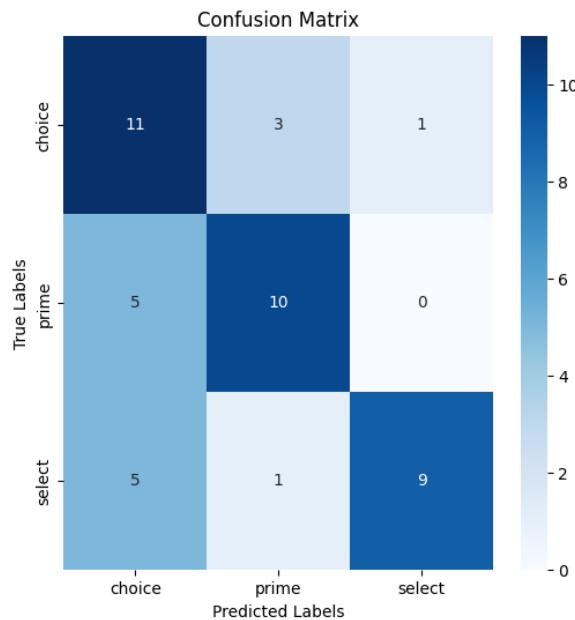
Setiap pengujian dilakukan berdasarkan variasi ukuran citra dan proporsi pembagian data latih serta data uji sebagaimana telah dijelaskan pada Subsubbab 3.1.7. Terdapat 12 skenario pengujian yang memadukan kombinasi ukuran citra (100×100 , 200×200 , 224×224 , dan 300×300 piksel) dengan perbandingan data (70:30, 80:20, dan 90:10).

Hasil dari setiap skenario pengujian ditampilkan dalam bentuk Confusion Matrix dan tabel evaluasi yang memuat nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy*.

4.1.1 Skenario 1 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 70:30)

Pada Skenario 1, dataset dipisahkan dengan komposisi tujuh puluh persen sebagai data pelatihan dan tiga puluh persen sebagai data pengujian, menggunakan resolusi citra sebesar 224×224 piksel. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengetahui performa dasar model dalam mengklasifikasikan kualitas daging dengan proporsi data yang seimbang antara pelatihan dan pengujian.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.1 Confusion Matrix Skenario 1

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Gambar 4.1, terlihat distribusi hasil klasifikasi model terhadap setiap kelas kualitas daging. Untuk memperjelas hasil evaluasi, ditampilkan pula nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada Tabel 4.1 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.1 Evaluasi Klasifikasi Skenario 1

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.52	0.73	0.61	15
“Prime”	0.71	0.67	0.69	15
“Select”	0.90	0.60	0.72	15

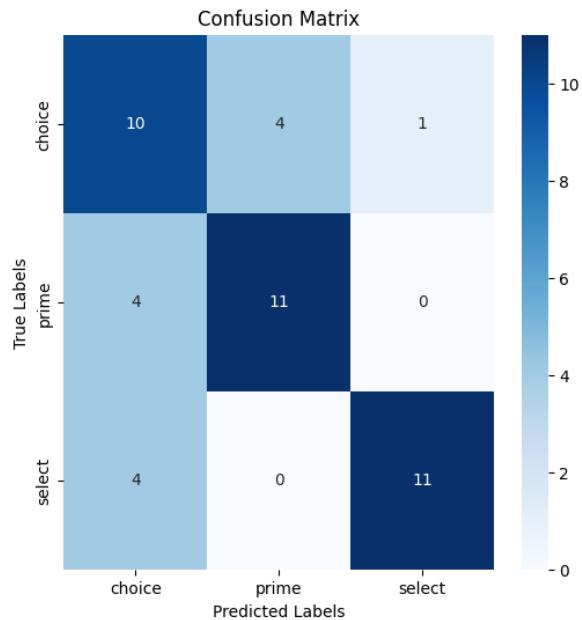
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Accuracy”			0.67	45
“Macro avg”	0.71	0.67	0.67	45
“Weighted avg”	0.72	0.67	0.67	45

Setelah proses pelatihan dan pengujian selesai, hasil evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 67%. Meskipun belum mencapai performa maksimal, hasil ini menjadi acuan dasar untuk membandingkan peningkatan akurasi pada skenario berikutnya.

4.1.2 Skenario 2 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 70:30)

Skenario 2 menggunakan citra berukuran 100×100 piksel dengan proporsi pembagian data 70:30. Tujuan pengujian ini adalah untuk menilai pengaruh penurunan resolusi citra terhadap performa sistem klasifikasi.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.2 Confusion Matrix Skenario 2

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Gambar 4.2, model menunjukkan hasil klasifikasi yang cukup stabil. Rincian hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 4.2 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.2 Evaluasi Klasifikasi Skenario 2

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.56	0.67	0.61	15
“Prime”	0.73	0.73	0.73	15
“Select”	0.92	0.73	0.81	15

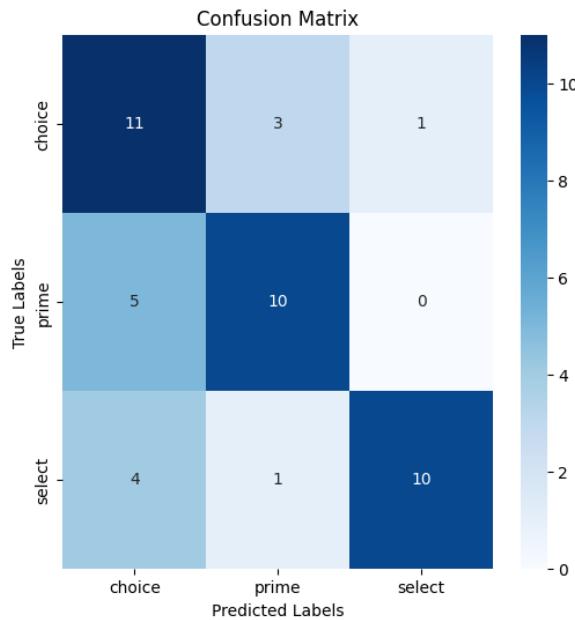
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Accuracy”			0.71	45
“Macro avg”	0.74	0.71	0.72	45
“Weighted avg”	0.74	0.71	0.72	45

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 71%, dengan peningkatan konsistensi pada beberapa kelas dibandingkan Skenario 1.

4.1.3 Skenario 3 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 70:30)

Skenario ini dilakukan untuk melihat pengaruh ukuran citra menengah terhadap hasil klasifikasi. Dengan resolusi 200×200 piksel, sistem diuji untuk mengetahui kestabilan performa terhadap perubahan dimensi citra.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.3 Confusion Matrix Skenario 3

Hasil pengujian divisualisasikan pada Gambar 4.3, dan nilai metrik evaluasi klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.3 Evaluasi Klasifikasi Skenario 3

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.55	0.73	0.63	15
“Prime”	0.71	0.67	0.69	15
“Select”	0.91	0.67	0.77	15
“Accuracy”			0.69	45
“Macro avg”	0.72	0.69	0.70	45

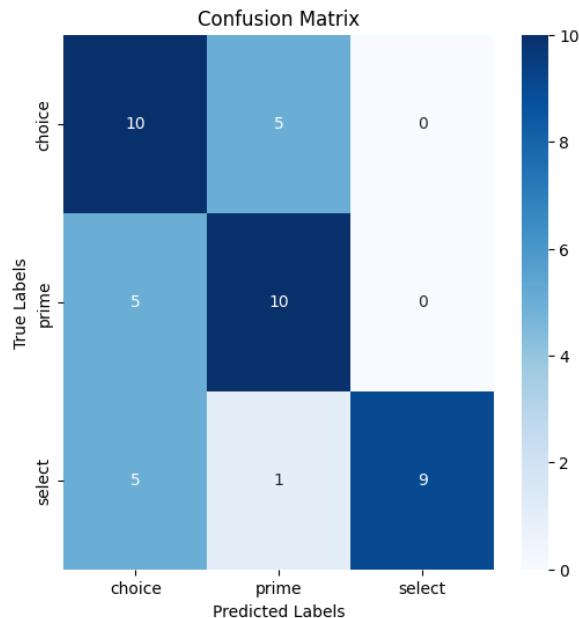
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Weighted avg”	0.72	0.69	0.70	45

Setelah dilakukan pengujian, model menghasilkan akurasi sebesar 69%, yang menunjukkan bahwa ukuran citra menengah mampu mempertahankan performa klasifikasi dengan stabil.

4.1.4 Skenario 4 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 70:30)

Skenario 4 menggunakan citra dengan resolusi tinggi 300×300 piksel untuk melihat sejauh mana peningkatan resolusi dapat memengaruhi performa model.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.4 Confusion Matrix Skenario 4

Hasil evaluasi klasifikasi disajikan pada Tabel 4.4 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.4 Evaluasi Klasifikasi Skenario 4

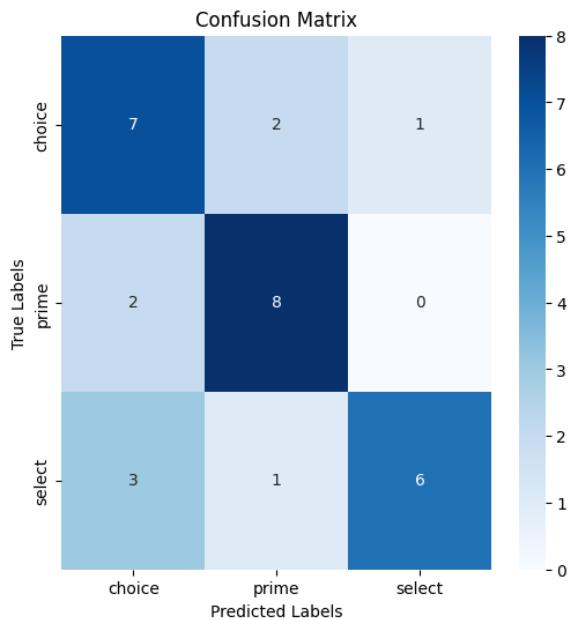
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.50	0.67	0.57	15
“Prime”	0.62	0.67	0.65	15
“Select”	1.00	0.60	0.75	15
“Accuracy”			0.64	45
“Macro avg”	0.71	0.64	0.66	45
“Weighted avg”	0.71	0.64	0.66	45

Model pada skenario ini menghasilkan akurasi sebesar 64%, dengan waktu pemrosesan yang lebih tinggi dibandingkan skenario sebelumnya.

4.1.5 Skenario 5 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 80:20)

Pada Skenario 5, proporsi data latih diperbesar menjadi 80% agar model dapat belajar lebih banyak variasi data.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.5 Confusion Matrix Skenario 5

Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 4.5 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.5 Evaluasi Klasifikasi Skenario 5

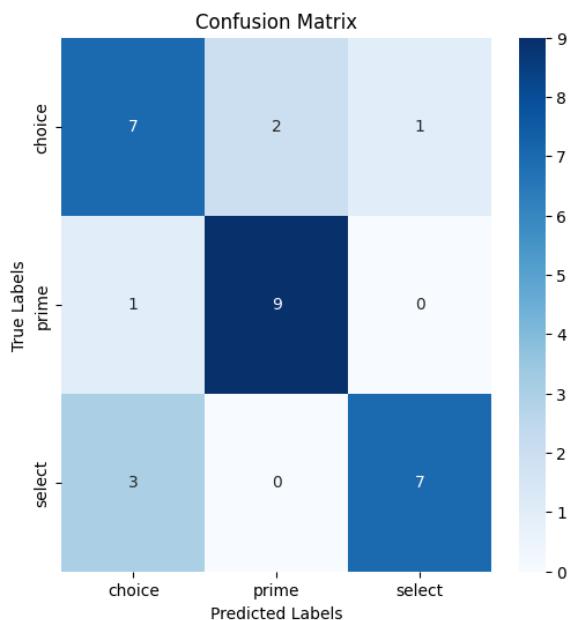
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.58	0.70	0.64	10
“Prime”	0.73	0.80	0.76	10
“Select”	0.86	0.60	0.71	10
“Accuracy”			0.70	30
“Macro avg”	0.72	0.70	0.70	30
“Weighted avg”	0.72	0.70	0.70	30

Setelah dilakukan pengujian, model memperoleh akurasi sebesar 70%, yang menunjukkan peningkatan dibandingkan skenario dengan proporsi data latih lebih sedikit.

4.1.6 Skenario 6 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 80:20)

Skenario ini mengombinasikan ukuran citra rendah dengan proporsi data latih yang lebih besar.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.6 Confusion Matrix Skenario 6

Evaluasi hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.6 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.6 Evaluasi Klasifikasi Skenario 6

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.64	0.70	0.67	10

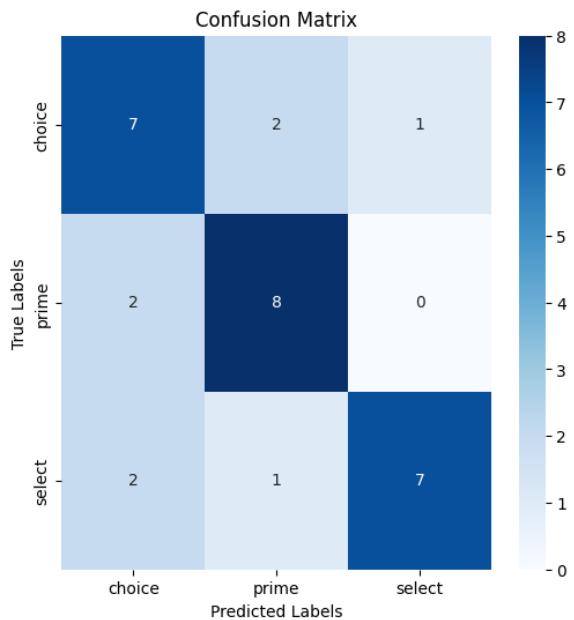
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Prime”	0.82	0.90	0.86	10
“Select”	0.88	0.70	0.78	10
“Accuracy”			0.77	30
“Macro avg”	0.78	0.77	0.77	30
“Weighted avg”	0.78	0.77	0.77	30

Model pada skenario ini menghasilkan akurasi sebesar 77%, menunjukkan bahwa ukuran citra kecil tetap mampu memberikan hasil yang kompetitif dengan efisiensi waktu yang lebih baik.

4.1.7 Skenario 7 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 80:20)

Skenario 7 dilakukan untuk mengetahui stabilitas sistem dengan ukuran citra menengah dan jumlah data latih yang lebih banyak.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.7 Confusion Matrix Skenario 7

Hasil evaluasi klasifikasi ditampilkan pada Tabel 4.7 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.7 Evaluasi Klasifikasi Skenario 7

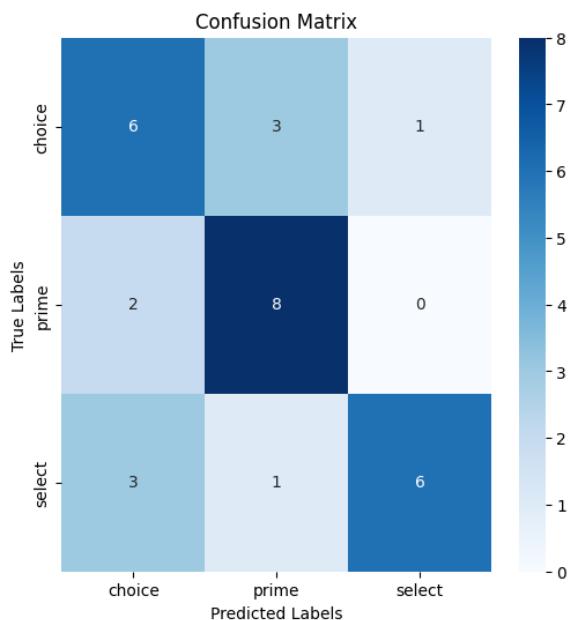
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.64	0.70	0.67	10
“Prime”	0.73	0.80	0.76	10
“Select”	0.88	0.70	0.78	10
“Accuracy”			0.73	30
“Macro avg”	0.75	0.73	0.74	30
“Weighted avg”	0.75	0.73	0.74	30

Akurasi yang diperoleh pada skenario ini sebesar 73%, menunjukkan performa yang konsisten dalam mengklasifikasikan citra dengan variasi marbling yang berbeda.

4.1.8 Skenario 8 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 80:20)

Skenario ini menguji pengaruh resolusi tinggi terhadap hasil klasifikasi dengan jumlah data latih yang besar.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.8 Confusion Matrix Skenario 8

Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.8 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.8 Evaluasi Klasifikasi Skenario 8

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.55	0.60	0.57	10

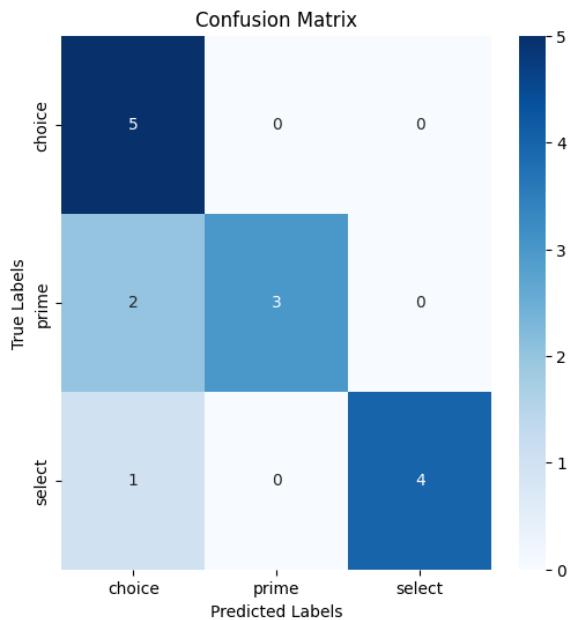
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Prime”	0.67	0.80	0.73	10
“Select”	0.86	0.60	0.71	10
“Accuracy”			0.67	30
“Macro avg”	0.69	0.67	0.67	30
“Weighted avg”	0.69	0.67	0.67	30

Setelah pengujian, model memperoleh akurasi sebesar 67%. Resolusi tinggi menghasilkan detail marbling yang lebih halus, namun dengan waktu komputasi yang lebih panjang.

4.1.9 Skenario 9 (Ukuran 224×224 piksel dengan Split Data 90:10)

Pada Skenario 9, proporsi data latih ditingkatkan menjadi 90% dengan ukuran citra standar 224×224 piksel.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.9 Confusion Matrix Skenario 9

Hasil evaluasi performa klasifikasi ditampilkan pada Tabel 4.9 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.9 Evaluasi Klasifikasi Skenario 9

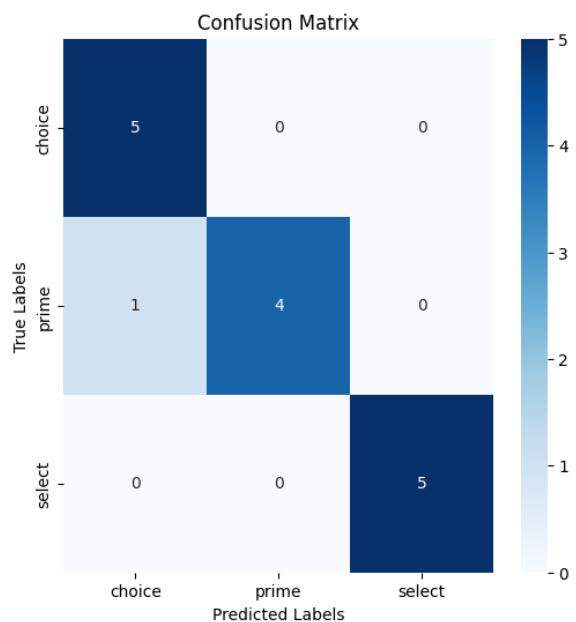
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.62	1.00	0.77	5
“Prime”	1.00	0.60	0.75	5
“Select”	1.00	0.80	0.89	5
“Accuracy”			0.80	15
“Macro avg”	0.88	0.80	0.80	15
“Weighted avg”	0.88	0.80	0.80	15

Model menghasilkan akurasi sebesar 80%, dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang semakin kecil dibandingkan skenario sebelumnya.

4.1.10 Skenario 10 (Ukuran 100×100 piksel dengan Split Data 90:10)

Skenario ini menggunakan ukuran citra rendah dengan jumlah data pelatihan terbesar.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.10 Confusion Matrix Skenario 10

Nilai hasil evaluasi klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 4.10 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.10 Evaluasi Klasifikasi Skenario 10

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.83	1.00	0.91	5
“Prime”	1.00	0.80	0.89	5

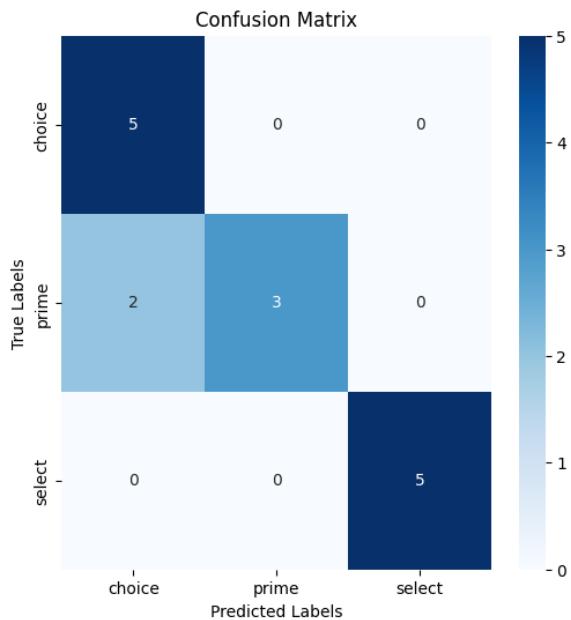
	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Select”	1.00	1.00	1.00	5
“Accuracy”			0.93	15
“Macro avg”	0.94	0.93	0.93	15
“Weighted avg”	0.94	0.93	0.93	15

Dari hasil pengujian, model menghasilkan akurasi sebesar 93%, dan memberikan keseimbangan terbaik antara waktu komputasi dan ketepatan hasil klasifikasi.

4.1.11 Skenario 11 (Ukuran 200×200 piksel dengan Split Data 90:10)

Skenario ini dilakukan dengan ukuran citra menengah dan proporsi data latih 90%.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.11 Confusion Matrix Skenario 11

Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 4.11 berikut.

b. Classification Report :

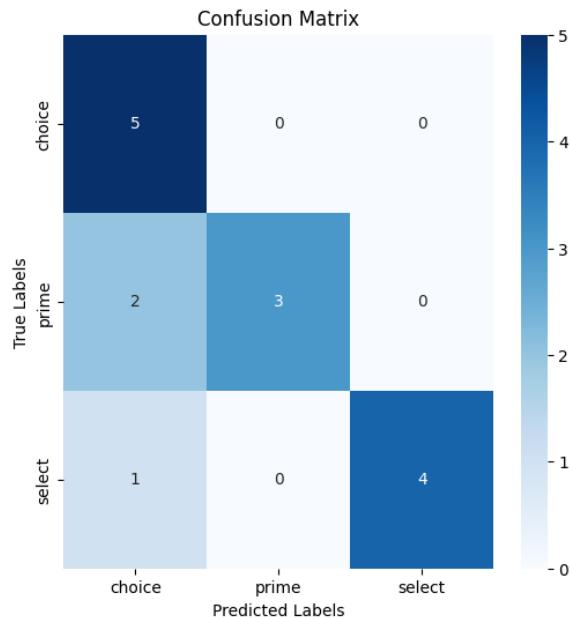
Tabel 4.11 Evaluasi Klasifikasi Skenario 11

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.71	1.00	0.83	5
“Prime”	1.00	0.60	0.75	5
“Select”	1.00	1.00	1.00	5
“Accuracy”			0.87	15
“Macro avg”	0.90	0.87	0.86	15
“Weighted avg”	0.90	0.87	0.86	15

4.1.12 Skenario 12 (Ukuran 300×300 piksel dengan Split Data 90:10)

Skenario terakhir menggunakan citra beresolusi tinggi dengan jumlah data latih terbesar.

a. Confusion Matrix :



Gambar 4.12 Confusion Matrix Skenario 12

Hasil evaluasi klasifikasi disajikan pada Tabel 4.12 berikut.

b. Classification Report :

Tabel 4.12 Evaluasi Klasifikasi Skenario 12

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Choice”	0.62	1.00	0.75	5
“Prime”	1.00	0.60	0.77	5
“Select”	1.00	0.80	0.89	5

	“Precision”	“Recall”	“F1-score”	“Support”
“Accuracy”			0.80	15
“Macro avg”	0.88	0.80	0.80	15
“Weighted avg”	0.88	0.80	0.80	15

Model pada skenario ini menghasilkan akurasi sebesar 80%, menunjukkan bahwa peningkatan resolusi tidak selalu meningkatkan performa, namun berdampak pada peningkatan waktu pemrosesan.

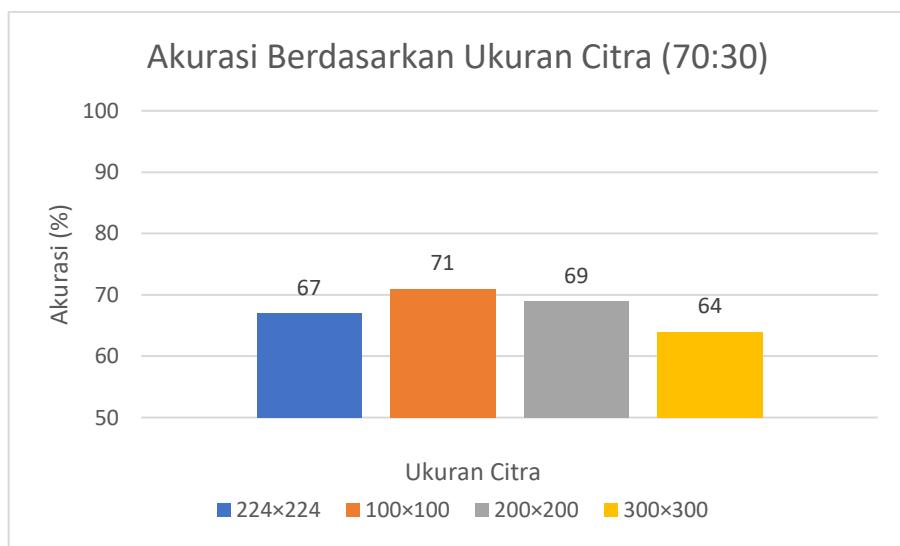
4.1.13 Kesimpulan Hasil

Berdasarkan hasil pengujian sistem klasifikasi kualitas daging berbasis mobile menggunakan metode “*Gray Level Co-occurrence Matrix*” (GLCM) dan “*Support Vector Machine*” (SVM), dapat disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan kualitas daging ke dalam tiga kelas, yaitu *USDA Select*, *USDA Choice*, dan *USDA Prime* dengan tingkat akurasi yang bervariasi pada setiap skenario pengujian.

Tabel 4.13 Rekap Hasil Pengujian

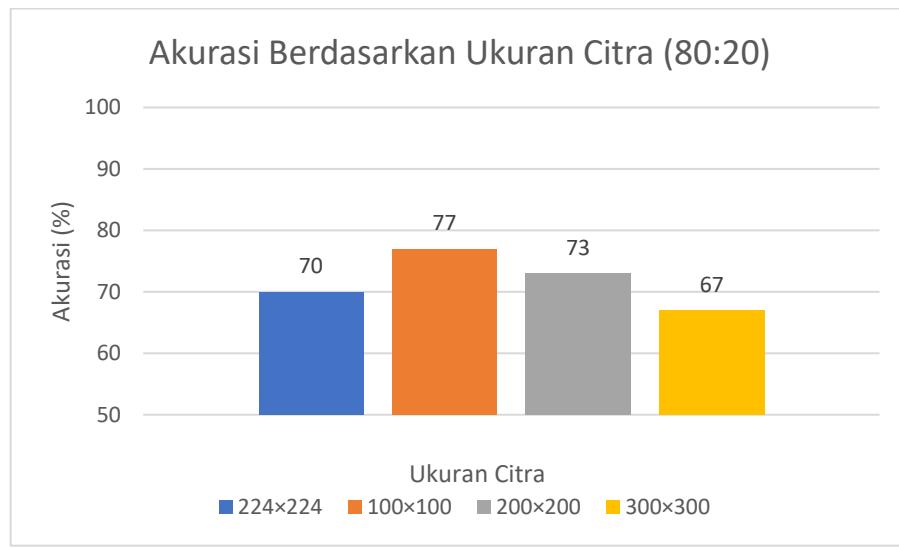
Split Data	224×224 piksel	100×100 piksel	200×200 piksel	300×300 piksel
70:30	67%	71%	69%	64%
80:20	70%	77%	73%	67%
90:10	80%	93%	87%	80%

Rekapitulasi hasil pengujian disajikan pada Tabel 4.13, yang menunjukkan perbandingan nilai akurasi berdasarkan variasi ukuran citra dan proporsi pembagian data latih dan data uji. Dari tabel tersebut terlihat bahwa kombinasi ukuran citra dan pembagian data memberikan pengaruh terhadap hasil akurasi yang diperoleh. Untuk memperjelas tren hasil pengujian, nilai akurasi divisualisasikan dalam bentuk grafik pada Gambar 4.13, Gambar 4.14, dan Gambar 4.15.



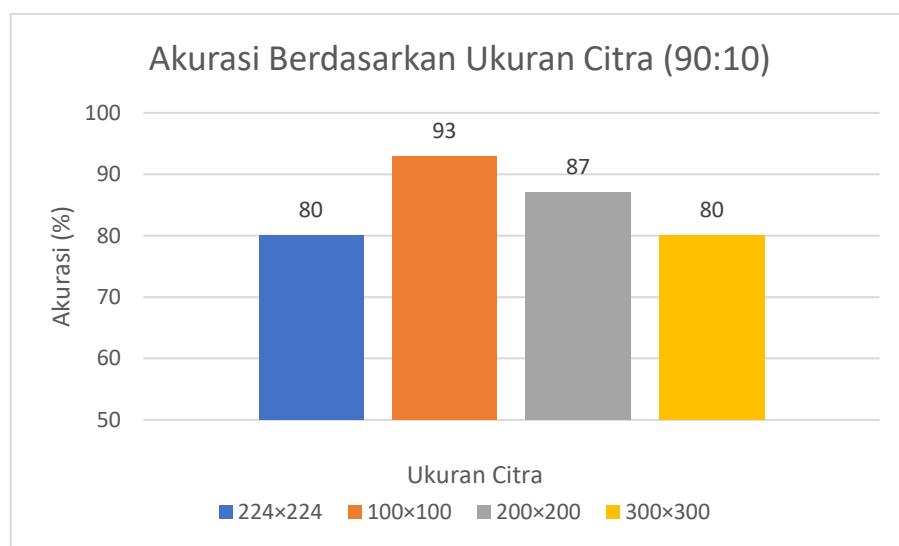
Gambar 4.13 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (70:30)

Gambar 4.13 menunjukkan grafik akurasi sistem pada pembagian data 70:30 untuk berbagai ukuran citra. Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa ukuran citra 100×100 piksel menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan ukuran citra lainnya, sedangkan ukuran citra 300×300 piksel menghasilkan akurasi terendah. Hal ini menunjukkan bahwa pada proporsi data latih yang lebih sedikit, penggunaan citra berukuran lebih kecil mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik.



Gambar 4.14 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (80:20)

Gambar 4.14 menampilkan grafik akurasi sistem pada pembagian data 80:20. Pada grafik ini terlihat adanya peningkatan akurasi pada seluruh ukuran citra dibandingkan pembagian data 70:30. Ukuran citra 100×100 piksel kembali menunjukkan nilai akurasi tertinggi, diikuti oleh ukuran 200×200 dan 224×224 piksel, sedangkan ukuran 300×300 piksel masih menghasilkan akurasi terendah.



Gambar 4.15 Grafik Akurasi Berdasarkan Ukuran Citra (90:10)

Selanjutnya, Gambar 4.15 memperlihatkan grafik akurasi sistem pada pembagian data 90:10. Berdasarkan grafik tersebut, akurasi sistem mengalami peningkatan yang cukup signifikan pada seluruh ukuran citra. Ukuran citra 100×100 piksel menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 93%, sementara ukuran citra 224×224 dan 300×300 piksel menghasilkan nilai akurasi yang sama. Ukuran citra 200×200 piksel juga menunjukkan performa yang tinggi dengan akurasi mendekati nilai maksimum

Di luar aspek dimensi citra, tingkat ketepatan pada sistem pengelompokan mutu daging tidak semata-mata ditentukan oleh resolusi gambar yang diterapkan, melainkan juga dipengaruhi oleh sejumlah variabel lain dalam tahapan pengujian. Variabel tersebut mencakup rasio pembagian antara data pelatihan dan data pengujian, mutu kumpulan data yang dimanfaatkan, serta proses prapengolahan citra sebelum tahapan pengambilan fitur dilaksanakan. Komposisi data latih yang lebih dominan memberikan kesempatan lebih luas bagi model untuk memahami karakteristik tekstur marbling secara optimal, sehingga berdampak pada peningkatan nilai akurasi. Di samping itu, teknik ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) bersama dengan metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM) yang diterapkan juga memiliki kontribusi signifikan terhadap kinerja sistem. Merujuk pada keseluruhan temuan tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa penerapan GLCM dan SVM tergolong efektif dalam sistem klasifikasi kualitas daging berbasis perangkat mobile serta mampu menghasilkan keluaran klasifikasi yang stabil berdasarkan karakter pola marbling pada daging.

Berdasarkan keseluruhan hasil pengujian yang telah dilakukan, akurasi terendah diperoleh pada kombinasi ukuran citra 300×300 piksel dengan pembagian data 70:30, yaitu sebesar 64%, yang menunjukkan bahwa pada konfigurasi tersebut sistem belum memberikan performa klasifikasi yang optimal. Selanjutnya, akurasi tertinggi diperoleh pada kombinasi ukuran citra 100×100 piksel dengan pembagian data 90:10, dengan nilai akurasi sebesar 93%, sehingga konfigurasi tersebut dapat dinyatakan sebagai konfigurasi terbaik dalam penelitian ini. Secara umum, metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) terbukti efektif digunakan dalam sistem klasifikasi kualitas daging berbasis mobile serta mampu menghasilkan hasil klasifikasi yang konsisten berdasarkan pola marbling daging.

4.2 Pembahasan

Hasil pengujian dari dua belas skenario menunjukkan bahwa performa sistem klasifikasi kualitas daging berbasis GLCM dan SVM sangat dipengaruhi oleh variasi ukuran citra dan proporsi pembagian data latih–uji. Jika dianalisis secara berurutan mulai dari akurasi terendah, terlihat adanya peningkatan performa yang signifikan ketika resolusi citra diturunkan dan jumlah data latih diperbesar. Akurasi terendah diperoleh pada skenario dengan ukuran citra 300×300 piksel dan pembagian data 70:30 yang hanya mencapai 64%. Rendahnya akurasi pada skenario ini menunjukkan bahwa citra beresolusi tinggi cenderung menghasilkan detail tekstur yang terlalu kompleks bagi metode GLCM, sehingga fitur-fitur yang diekstraksi kurang stabil dan sulit dipelajari oleh SVM.

Ukuran citra 224×224 piksel dan 200×200 piksel pada proporsi yang sama juga menghasilkan akurasi rendah, masing-masing 67% dan 69%. Kompleksitas tekstur pada citra beresolusi sedang masih menyebabkan ketidakkonsistenan nilai fitur GLCM seperti kontras, energi, dan entropi. Di sisi lain, ukuran citra 100×100 piksel pada pembagian yang sama menghasilkan akurasi 71% yang lebih baik dibanding resolusi tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa resolusi rendah justru memberikan representasi tekstur yang lebih sederhana dan konsisten. Metode GLCM yang berbasis hubungan spasial antar piksel bekerja lebih optimal ketika citra tidak dibebani noise atau detail berlebihan.

Ketika proporsi data latih ditingkatkan menjadi 80:20, akurasi model meningkat pada seluruh ukuran citra. Ukuran 300×300 piksel naik menjadi 67%, sedangkan ukuran 224×224 piksel dan 200×200 piksel mencapai 70% dan 73%. Meskipun terdapat peningkatan, pola umum tetap sama: ukuran citra besar masih menghasilkan fitur GLCM yang kurang stabil. Sebaliknya, ukuran citra 100×100 piksel menghasilkan peningkatan signifikan menjadi 77%, menunjukkan bahwa kombinasi tekstur sederhana dan data latih yang lebih banyak berkontribusi pada peningkatan akurasi.

Peningkatan yang lebih jelas terlihat pada proporsi data latih 90:10. Pada skenario ini, ukuran citra 224×224 piksel dan 300×300 piksel mencapai 80%, sedangkan ukuran 200×200 piksel memperoleh akurasi 87%. Namun, performa terbaik tetap diperoleh pada ukuran citra 100×100 piksel dengan akurasi 93%. Dengan resolusi rendah, GLCM mampu mengekstraksi fitur tekstur yang lebih stabil, sementara SVM memanfaatkan kestabilan fitur tersebut untuk membentuk

batas pemisah antar kelas yang lebih optimal. Hal ini menunjukkan bahwa sistem bekerja paling baik ketika kompleksitas citra dikurangi dan model diberi lebih banyak data untuk dipelajari.

Meskipun sistem menunjukkan performa yang tinggi, hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* pada subbab 4.1.10 memperlihatkan bahwa masih terdapat sejumlah kesalahan prediksi pada beberapa kelas kualitas daging. Kesalahan ini umumnya terjadi pada kelas-kelas yang memiliki karakteristik tekstur marbling yang saling berdekatan, khususnya antara kelas *USDA Select* dan *USDA Choice*, serta antara *USDA Choice* dan *USDA Prime*. Kemiripan pola tekstur tersebut menyebabkan nilai fitur hasil ekstraksi GLCM pada beberapa citra saling beririsan, sehingga data uji berada di dekat batas keputusan (*decision boundary*) yang dibentuk oleh SVM. Kondisi ini membuat sistem kesulitan menentukan kelas yang paling tepat, sehingga terjadi kesalahan klasifikasi. Selain itu, variasi kondisi citra seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan distribusi marbling dalam satu potongan daging turut memengaruhi kestabilan fitur tekstur dan berkontribusi terhadap kesalahan prediksi. Kesalahan ini bersifat wajar dalam sistem klasifikasi citra dan menunjukkan bahwa model bekerja secara realistik pada data nyata.

Hasil penelitian ini tidak hanya relevan secara teknis tetapi juga memiliki keterkaitan erat dengan nilai-nilai Islam dalam hal menjaga mutu dan kualitas makanan. Sebelum membahas ayat-ayat Al-Qur'an yang berkaitan, penting ditegaskan bahwa Islam mendorong umatnya untuk bertindak adil, teliti, dan objektif dalam menilai sesuatu, termasuk dalam menentukan kualitas bahan pangan.

Prinsip tersebut sangat selaras dengan pendekatan ilmiah yang digunakan dalam penelitian ini.

Sebagaimana ditegaskan dalam QS. Al-Mā'idah ayat 8, Allah memerintahkan manusia untuk menegakkan keadilan dan bersikap objektif:

يَأَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا كُوْنُوا قَوَّامِينَ لِلَّهِ شُهَدَاءَ بِالْقِسْطِ وَلَا يَجِدُونَكُمْ شَيْئًا فَوْمَ عَلَىٰ آلا تَعْدِلُوْنَا بِإِعْدِلُوْنَا هُوَ أَقْرَبُ
لِلْتَّقْوَىٰ وَاتَّقُوا اللَّهَ إِنَّ اللَّهَ حَبِّبَ إِيمَانَكُمْ

“Wahai orang-orang yang beriman, jadilah kamu penegak (kebenaran) karena Allah (dan) saksi-saksi (yang bertindak) dengan adil. Janganlah kebencianmu terhadap suatu kaum mendorong kamu untuk berlaku tidak adil. Berlakulah adil karena (adil) itu lebih dekat pada takwa. Bertakwalah kepada Allah. Sesungguhnya Allah Maha Teliti terhadap apa yang kamu kerjakan”(QS. Al-Mā'idah : 8).

Menurut tafsir Kemenag, ayat ini menegaskan kewajiban menegakkan keadilan dalam segala aspek, termasuk dalam pengambilan keputusan dan penilaian. Keadilan harus ditegakkan meskipun terhadap pihak yang dibenci, karena keadilan adalah tanda ketakwaan (Kemenag, 2022c). Relevansinya dengan penelitian ini adalah bahwa sistem klasifikasi kualitas daging harus bekerja secara objektif, transparan, dan bebas dari subjektivitas manusia. Algoritma GLCM dan SVM menggantikan penilaian manual yang sering kali tidak konsisten, sehingga hasilnya lebih adil dan terstandarisasi, sesuai dengan prinsip keadilan Islam.

Selain memerintahkan keadilan, Al-Qur'an juga menunjukkan tanda-tanda kebesaran Allah melalui keberagaman ciptaan-Nya. Variasi warna, tekstur, dan bentuk merupakan bagian dari kekuasaan Allah yang dapat diamati dan dipelajari secara ilmiah. Hal ini dijelaskan dalam QS. Fātir ayat 27:

أَلَمْ تَرَ أَنَّ اللَّهَ أَنْزَلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً فَأَخْرَجْنَا بِهِ مَرْتَبَتٍ مُّخْتَلِفًا الْوَاحِدُو مِنَ الْجِنَّالِ جُدُّدٌ بِيُضْ وَجُمُرٌ مُّخْتَلِفُ الْوَاحِدُو وَغَرَابِبُ سُودٌ

“Tidakkah engkau melihat bahwa sesungguhnya Allah menurunkan air dari langit, lalu dengan (air) itu Kami mengeluarkan hasil tanaman yang beraneka macam warnanya. Di antara gunung-gunung itu ada bergaris-garis putih dan merah yang beraneka macam warnanya dan ada (pula) yang hitam pekat” (QS. Fātir : 27).

Menurut tafsir tahlili, ayat ini menunjukkan bahwa keragaman warna dan bentuk dalam ciptaan Allah adalah tanda kekuasaan-Nya. Perbedaan warna buah, struktur gunung, dan keberagaman alam menunjukkan kesempurnaan ciptaan Allah (Kemenag, 2022e). Relevansi ayat ini dengan penelitian adalah bahwa perbedaan tekstur dan pola marbling pada daging merupakan bentuk keragaman ciptaan Allah yang dapat dianalisis menggunakan ilmu pengetahuan. GLCM memanfaatkan perbedaan tekstur tersebut untuk mengklasifikasikan kualitas daging secara objektif. Ini mencerminkan upaya manusia dalam memahami dan memanfaatkan keragaman ciptaan Allah untuk kebaikan.

Selain itu, Islam menekankan perbedaan sebagai sarana untuk saling mengenal dan memahami. Dalam konteks kualitas daging, perbedaan marbling antara kelas *USDA Select, Choice, dan Prime* merupakan bentuk variasi yang harus dinilai berdasarkan indikator yang objektif dan bukan sekadar persepsi. Allah berfirman dalam QS. Al-Hujurāt ayat 13:

يَأَيُّهَا النَّاسُ إِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِّنْ ذَكَرٍ وَأُنْثَى وَجَعَلْنَاكُمْ شُعُورًا وَقَبَّلَ لِتَعْارِفُوا إِنَّ أَكْرَمَكُمْ عِنْدَ اللَّهِ أَتْقَسَكُمْ لِمَنْ اللَّهُ عَلَيْهِمْ حِلٌّ

“Wahai manusia, sesungguhnya Kami telah menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan perempuan. Kemudian, Kami menjadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku agar kamu saling mengenal. Sesungguhnya yang paling mulia di antara kamu di sisi Allah adalah orang yang paling bertakwa. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Teliti. (QS. Al-Hujurāt: 13).”

Menurut tafsir Kemenag, ayat ini menegaskan bahwa keberagaman bukan untuk saling merendahkan, tetapi agar manusia dapat saling mengenal dan mengambil manfaat dari perbedaan tersebut (Kemenag, 2022b). Dalam konteks penelitian, perbedaan kualitas daging Select, Choice, dan Prime adalah bentuk keragaman yang harus dinilai secara objektif. Sistem klasifikasi berbasis teknologi memungkinkan identifikasi kualitas daging secara adil, konsisten, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Dengan demikian, pembahasan hasil penelitian ini tidak hanya memperlihatkan efektivitas metode GLCM dan SVM dalam penilaian kualitas daging, tetapi juga menunjukkan keselarasan dengan nilai-nilai Islam terkait keadilan, penghargaan terhadap keragaman ciptaan, dan prinsip objektivitas dalam penilaian. Pendekatan ilmiah dalam penelitian ini menjadi bagian dari usaha menjaga kualitas pangan sesuai prinsip halalan thayyiban yang dianjurkan dalam Islam.

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi kualitas daging berbasis mobile menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM), dapat disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu menjawab rumusan masalah dengan mengklasifikasikan kualitas daging sapi ke dalam tiga kelas, yaitu USDA Select, USDA Choice, dan USDA Prime berdasarkan pola marbling pada citra daging. Hasil pengujian menunjukkan bahwa tingkat akurasi sistem dipengaruhi oleh variasi ukuran citra dan proporsi pembagian data latih–uji, di mana akurasi terendah diperoleh pada kombinasi ukuran citra 300×300 piksel dengan pembagian data 70:30 sebesar 64%, sedangkan ukuran citra 224×224 dan 200×200 piksel menghasilkan akurasi yang lebih baik namun belum optimal. Pada pembagian data 80:20, seluruh ukuran citra menunjukkan peningkatan performa, dan pada pembagian data 90:10 sistem mencapai performa terbaik, khususnya pada ukuran citra 100×100 piksel dengan akurasi tertinggi sebesar 93%, sehingga konfigurasi tersebut dinyatakan sebagai konfigurasi terbaik dalam penelitian ini. Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa metode GLCM dan SVM efektif digunakan dalam sistem klasifikasi kualitas daging berbasis mobile, mampu memberikan hasil klasifikasi yang objektif dan konsisten, serta menunjukkan bahwa ukuran citra dan proporsi data latih berpengaruh terhadap tingkat akurasi sistem sesuai dengan tujuan penelitian.

5.2 Saran

Merujuk pada temuan penelitian yang telah diperoleh, terdapat sejumlah aspek yang dapat dijadikan rekomendasi guna pengembangan dan penyempurnaan studi di masa mendatang. Kajian ini masih membuka peluang untuk dikembangkan secara lebih mendalam, baik dari perspektif teknis pemilihan dan pengolahan algoritma maupun dari sisi penerapan dan optimalisasi sistem yang dibangun.

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah kuantitas sekaligus keragaman dataset sehingga model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali beragam ciri tekstur daging pada kondisi pencahayaan yang berbeda, variasi sudut pengambilan gambar, serta jenis potongan daging yang beragam. Di samping itu, studi lanjutan dapat mengeksplorasi penggunaan teknik ekstraksi fitur dan metode klasifikasi yang lebih maju, seperti penggabungan "Gray Level Co-occurrence Matrix" dengan "Local Binary Pattern" atau penerapan "Convolutional Neural Network", serta melakukan evaluasi terhadap berbagai tipe kernel pada "Support Vector Machine" guna memperoleh performa klasifikasi yang lebih maksimal.
2. Dari sisi implementasi, sistem dapat dikembangkan agar lebih efisien dan adaptif terhadap kebutuhan pengguna, misalnya dengan menambahkan fitur klasifikasi secara *offline* dan integrasi basis data berbasis *cloud* untuk penyimpanan hasil klasifikasi secara terpusat. Dengan pengembangan tersebut, sistem diharapkan tidak hanya bermanfaat dalam penentuan kualitas daging, tetapi juga dapat

mendukung penerapan prinsip *halalan thayyiban* dalam penilaian mutu pangan yang cepat, objektif, dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Adiningsi, S., Pramono, B., Sajiah, A. M., & Saputra, R. A. (2025). IDENTIFIKASI KUALITAS IKAN CAKALANG SEGAR BERBASIS CITRA MATA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FUNGSI KERNEL RADIAL BASIS FUNCTION. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12641>
- Andono, P. N., & Rachmawanto, E. H. (2021). Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 1–9. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2615>
- Bagas Valentino, S. (2023). KLASIFIKASI KUALITAS DAGING MARMER BERDASARKAN CITRA WARNA DAGING MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 125–129. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6128>
- Baik, M., Lee, J., Kim, S. Y., & Namal Ranaweera, K. K. T. (2023). —Invited Review—Factors affecting beef quality and nutrigenomics of intramuscular adipose tissue deposition. *Animal Bioscience*, 36(2), 350–363. <https://doi.org/10.5713/ab.22.0380>
- Beef Grading Shields | Agricultural Marketing Service*. (n.d.). Retrieved May 19, 2025, from <https://www.ams.usda.gov/grades-standards/beef/shields-and-marbling-pictures>
- Hanggara, B. T., Wibowo, M., & Priandani, N. (2021). BEQI: Mobile Application of Beef Image Classification for Quality Identification. *6th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology 2021*, 63–68. <https://doi.org/10.1145/3479645.3479689>
- Indonesia, B. P. S. (n.d.). *Rata-rata Konsumsi Perkapita Seminggu Menurut Kelompok Daging Per Kabupaten/kota—Tabel Statistik*. Retrieved January 23, 2025, from <https://www.bps.go.id/statistics-table/2/MjA5NyMy/rata-rata-konsumsi-perkapita-seminggu-menurut-kelompok-daging-per-kabupaten-kota.html>
- Kemenag. (2022a). *Tafsir QS. Al-Baqarah: 168*. <https://quran.kemenag.go.id/quran/per-ayat/surah/2?from=168&to=168>

- Kemenag. (2022b). *Tafsir QS. Al-Hujurāt: 13.* <https://quran.kemenag.go.id/quran/per-ayat/surah/49?from=13&to=13>
- Kemenag. (2022c). *Tafsir QS. Al-Mā'ida: 8.* <https://quran.kemenag.go.id/quran/per-ayat/surah/5?from=8&to=8>
- Kemenag. (2022d). *Tafsir QS. An-Nahl: 5.* <https://quran.kemenag.go.id/quran/per-ayat/surah/16?from=5&to=5>
- Kemenag. (2022e). *Tafsir QS. Fātir: 27.* <https://quran.kemenag.go.id/quran/per-ayat/surah/35?from=27&to=27>
- Maulana, A. (2021). *STRATEGI INDONESIA MENGHADAPI INDUSTRI 4.0.* <https://doi.org/10.31219/osf.io/hsq2z>
- Modzelewska-Kapituła, M., & Jun, S. (2022). The application of computer vision systems in meat science and industry – A review. *Meat Science*, 192, 108904. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2022.108904>
- Muhathir, M., Santoso, M. H., & Larasati, D. A. (2021). Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction. *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*, 4(2), 373–382. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4524>
- Nisa', W. K., Azizah, N., & Agustin, S. (2024). Klasifikasi Jenis Daging Sapi Dan Kuda Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM). *INTRO : Journal Informatika dan Teknik Elektro*, 3(1), Article 1. <https://doi.org/10.51747/intro.v3i1.1959>
- Prabowo, D. P., Sulistiyawati, P., & Pramunendar, R. A. (2023). PENGENALAN CITRA BATIK MENGGUNAKAN FITUR FRAKTAL BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM). *Jurnal Informatika Upgris*, 8(2), 170–173. <https://doi.org/10.26877/jiu.v8i2.13257>
- Praghakusma, A. Z., & Charibaldi, N. (2021). Komparasi Fungsi Kernel Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Instagram dan Twitter (Studi Kasus: Komisi Pemberantasan Korupsi). *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)*, 9(2), 88. <https://doi.org/10.12928/jstie.v9i2.20181>
- Riftiarrasyid, M. F., Setyawan, D. A., & Maulana, H. (2021). Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix dan DNN. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Dan Robotika*, 3(2), Article 2. <https://doi.org/10.33005/jifti.v3i2.65>
- Rizky Pratama, A. (2021). Klasifikasi Daging Sapi Berdasarkan Ciri Warna Dengan Metode Otsu dan K-Nearest Neighbor. *Techno Xplore : Jurnal Ilmu*

Komputer Dan Teknologi Informasi, 6(1), 9–18.
<https://doi.org/10.36805/technoxplore.v6i1.1239>

Salasa, A. R. (2021). Paradigma dan Dimensi Strategi Ketahanan Pangan Indonesia. *Jejaring Administrasi Publik*, 13(1), 35–48.
<https://doi.org/10.20473/jap.v13i1.29357>

Setiaji, B., & Huda, A. A. (2022). Implementasi Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Padi. *Pseudocode*, 9(1), 33–38.
<https://doi.org/10.33369/pseudocode.9.1.33-38>

Sheila, S., Permata Sari, I., Bagas Saputra, A., Kharil Anwar, M., & Restu Pujiyanto, F. (2023). Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *MULTINETICS*, 9(1), 27–34. <https://doi.org/10.32722/multinetics.v9i1.5255>

Sulaiman, H. (2021). Perbandingan Algoritma Decision Tree C4.5 Dan Naive Bayes pada Analisa Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Menggunakan Citra Wajah. *SISTEMASI*, 10(2), 470.
<https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i2.1305>

Suryadewiansyah, M. K., & Tju, T. E. E. (2022). Naïve Bayes dan Confusion Matrix untuk Efisiensi Analisa Intrusion Detection System Alert. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 8(2), 81–88.
<https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i2.2022.81-88>

Tinaliah, T., & Elizabeth, T. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode Support Vector Machine. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 9(4), 3436–3442.
<https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i4.3586>

Verdy & Ery Hartati. (2024). KLASIFIKASI PENYAKIT MATA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL RESNET-50. *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi Dan Teknologi*, 1(3), 199–206. <https://doi.org/10.59407/jrsit.v1i3.529>

Wenda, A. (2022). Support Vector Machine Untuk Pengenalan Bentuk Manusia Menggunakan Kumpulan Fitur Yang Dioptimalkan. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 11(1). <https://doi.org/10.23887/jst-undiksha.v11i1.44437>