

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman salak (*Salacca zalacca*) merupakan salah satu tanaman buah tropis yang berasal dari Asia Tenggara, khususnya Indonesia. Tanaman ini termasuk dalam keluarga *Arecaceae*, yaitu keluarga pohon palma. Salak diyakini berasal dari Pulau Jawa dan sudah dikenal sejak masa lampau oleh masyarakat Nusantara. Hal ini diperkuat oleh temuan relief dan naskah kuno yang menggambarkan adanya buah-buahan tropis dalam kehidupan masyarakat kerajaan-kerajaan kuno seperti Majapahit dan Mataram. Nama “salak” sendiri berasal dari bahasa lokal, sementara dalam bahasa Inggris buah ini dikenal sebagai “*snake fruit*” karena kulitnya yang bersisik dan menyerupai kulit ular.

Penyebaran tanaman salak dimulai dari Pulau Jawa ke berbagai wilayah di Indonesia, seperti Bali, Sumatera, dan Sulawesi. Varietas-varietas lokal pun berkembang, seperti salak Pondoh dari Yogyakarta, salak Gula Pasir dari Bali, salak Sidimpunan dari Sumatera Utara, dan Salak Pusaka dari Rambah Muda. Tanaman ini juga menyebar ke negara-negara tetangga seperti Malaysia, Thailand, dan Filipina melalui jalur perdagangan dan pertukaran tanaman. Pada abad ke-19, para penjelajah Eropa membawa salak ke kebun botani di Belanda dan Inggris, sehingga tanaman ini juga dikenal di luar Asia, meskipun budidayanya tetap terbatas di wilayah beriklim tropis.

Buah salak pusaka pertama kali ditemukan secara kebetulan oleh Musiran seorang petani asal Desa Rambah Muda, Rokan Hulu. Ia menyadari keberadaan salak

hasil persilangan tanpa disengaja antara salak hutan (Sidempuan) dan salak gading dari Bojonegoro. Perkawinan alami ini akhirnya menghasilkan buah dengan karakteristik manis, sedikit sepet, daging tebal tapi tidak lengket, dan berair kombinasi cita rasa lengkap yang memikat banyak orang [1]. Nama “Pusaka” pun disematkan sekadar untuk menandai keunikannya dan memperkuat *branding komoditi* buah tangan dari Riau[2]. Pada 21 November 2017, Bupati Rokan Hulu bersama Gubernur Riau meresmikan penamaan varietas ini sebagai “Salak Pusaka”, sekaligus mengukuhkan statusnya sebagai produk unggulan daerah. Setelah diresmikan, Salak Pusaka semakin dikenal luas dan menarik wisatawan serta pembeli ke desa. Kesuksesan buah ini juga berdampak signifikan secara ekonomi. Musiran mengaku hasil panen dan penjualan salak Pusaka mampu menyekolahkan anak-anaknya hingga jenjang S2. Dengan demikian, Salak Pusaka di Desa Rambah Muda bukan hanya varietas lokal unggulan dengan kualitas buah yang istimewa, melainkan juga contoh keberhasilan pertanian inovatif yang memberdayakan ekonomi dan budaya masyarakat desa.

Namun penentuan kualitas salak pusaka saat ini masih dilakukan secara manual, yang memiliki kelemahan seperti *subjektivitas*, *inkonsistensi*, dan waktu yang lama untuk proses penilaian. Penentuan kualitas Buah Salak Pusaka ,dilakukan berdasarkan bentuk, warna dan rasa buahnya. Tentu saja hal ini kurang efektif dan efisien dalam proses pemanenan buah, maupun dalam pengembangan tanaman buah salak. Menurut penelitian oleh Heru Pramono Hadi (2022), penilaian manual dapat berpotensi menghasilkan hasil yang bervariasi tergantung pada pengalaman penilai [3].

Berdasarkan kualitas kurang efektif dan efisien pemanenan tanaman salak pusaka, maka diperlukan sistem otomatis yang dapat mengklasifikasikan salak pusaka dengan cepat, akurat, dan objektif. Pengolahan citra digital menawarkan solusi untuk masalah ini, di mana citra salak dapat dianalisis untuk mengidentifikasi karakteristik yang membedakan jenis yang berbeda. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* adalah teknik *ekstraksi fitur* tekstur yang populer dalam pengolahan citra. Penelitian oleh Chairati Chairati et al. (2024) menunjukkan bahwa *GLCM* efektif dalam mengekstraksi fitur tekstur dari citra, yang relevan untuk analisis kualitas buah [4].

Citra buah Salak Pusaka dapat dianalisis secara digital menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)* untuk keperluan *klasifikasi* dan *identifikasi* kualitas buah. Metode ini banyak digunakan dalam pengolahan citra digital, khususnya dalam bidang pertanian *presisi* dan teknologi pasca-panen. Dalam *konteks* buah Salak Pusaka, pendekatan ini digunakan untuk membedakan tingkat kematangan, kualitas permukaan kulit, dan mendeteksi cacat atau penyakit secara otomatis berbasis citra.

Machine learning adalah cabang dari ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem yang dapat belajar dari data dan membuat keputusan secara otomatis tanpa perlu *diprogram* ulang secara *eksplisit*. Teknologi ini memungkinkan komputer mengenali pola, memprediksi hasil, dan meningkatkan kinerjanya seiring bertambahnya data yang diproses. *Machine learning* banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti pengenalan wajah, rekomendasi produk,

dan *klasifikasi* gambar karena kemampuannya mengolah informasi secara efisien dan adaptif [5] [6].

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang efektif untuk *klasifikasi*, bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. *SVM* memiliki kemampuan *generalisasi* yang baik, sehingga cocok untuk *klasifikasi* citra. Dalam konteks *klasifikasi citra*, penelitian menunjukkan bahwa *SVM* dapat memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode lain [7].

Penelitian sebelumnya mengenai *klasifikasi* buah salak telah dilakukan dengan berbagai pendekatan, seperti penelitian oleh Dwijato Gamas Purwoatmojo (2024) mengembangkan sistem untuk mendeteksi tingkat kematangan buah salak di pohon dengan menggunakan *ekstraksi fitur* warna *HSV* dan *klasifikasi* menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Dalam penelitian ini, data diambil menggunakan kamera *smartphone* dan *diklasifikasikan* ke dalam tiga tingkat kematangan. Model *SVM* dengan *Kernel Radial Basis Function (RBF)*, parameter $C = 1000$ dan $\gamma = 0,1$ menunjukkan akurasi sebesar 89% pada pengujian data dan 85% saat diimplementasikan dalam aplikasi Android[8]. Penelitian lain oleh Ichwan et al. (2018) juga membuktikan efektivitas metode *SVM* dalam *klasifikasi* tingkat kemanisan buah mangga cengkir berdasarkan fitur warna. Dalam penelitian tersebut, hasil akurasi *klasifikasi SVM* mencapai 87,5%, lebih tinggi dibanding metode pembanding *K-NN* yang hanya mencapai 83,3% [9]. Kedua penelitian ini menunjukkan bahwa metode *SVM* mampu menghasilkan *klasifikasi* yang cukup akurat dalam pengolahan citra buah berdasarkan fitur

warna, baik untuk mendeteksi tingkat kematangan maupun tingkat kemanisan buah tropis.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem *klasifikasi* otomatis berbasis pengolahan citra, penggunaan metode *GLCM* untuk mengekstraksi fitur-fitur tekstur, serta penerapan algoritma *SVM*, yang diharapkan dapat mengatasi berbagai masalah penilaian kualitas salak pusaka. Evaluasi kinerja sistem *klasifikasi* menggunakan *metrik* seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* sangat penting untuk memastikan efektivitas sistem yang dibangun. Oleh sebab itu penelitian ini dibuat dengan judul “Klasifikasi Citra Buah Salak Pusaka Menggunakan Metode *Support Vector Machine* dan Ekstraksi Fitur *GLCM*”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana merancang dan membangun sistem *klasifikasi* citra buah salak pusaka secara otomatis dan akurat dengan menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan dari penelitian ini adalah merancang dan membangun sistem *klasifikasi* otomatis pada citra buah salak pusaka menggunakan metode *GLCM* untuk ekstraksi fitur tekstur dan algoritma *SVM* sebagai metode klasifikasinya, sehingga dapat membantu proses penilaian kualitas buah secara cepat, objektif, dan konsisten.

1.4 Batasan Penelitian

Penelitian ini memiliki batasan sebagai berikut:

1. Jumlah data eksperimen yang digunakan yaitu 506 dataset gambar citra salak pusaka dengan format jpg/jpeg yang berasal dari citra hasil pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera smartphone.
2. Jenis fitur yang digunakan hanya berdasarkan tekstur dengan metode *GLCM*, tanpa mempertimbangkan fitur warna atau bentuk.
3. Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini hanya sebatas pada *Support Vector Machine (SVM)*.
4. Citra Tanaman Buah Salak Pusaka yang diolah merupakan citra pada bagian permukaan kulit Buah Salak Pusaka karena bagian tersebut memiliki tekstur yang khas yang dapat digunakan sebagai dasar untuk membedakan kelas atau kategori (misalnya: salak unggul 1 dan salak unggul 2).

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan solusi teknologi untuk membantu dalam mengklasifikasikan kualitas buah salak secara efisien.
2. Menjadi referensi ilmiah dalam penerapan *GLCM* dan *SVM* pada bidang klasifikasi citra buah.
3. Menunjang pengembangan sistem pengolahan citra digital berbasis kecerdasan buatan di sektor *agrikultur* dan niaga lokal.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari skripsi ini terdiri dari enam bagian utama, sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini berisi teori-teori yang digunakan pada penelitian ini. Teori-teori

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi tahapan – tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, termasuk metode pengumpulan data, metode pengembangan aplikasi, serta alat dan teknik yang digunakan untuk implementasi dan pengujian

BAB 4 ANALISA DAN PERANCANGAN

Bab ini berisi analisa dan perancangan implementasi. Dalam bab ini, akan dijelaskan proses analisa kebutuhan, perancangan sistem, serta desain antarmuka pengguna.

BAB 5 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi implementasi dari hasil analisa dan perancangan yang telah dilakukan. Selain itu, bab ini juga akan menjelaskan proses pengujian aplikasi, termasuk metode pengujian, hasil pengujian, dan evaluasi terhadap aplikasi yang telah dikembangkan.

BAB 6 PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan dan saran-saran untuk pengembangan aplikasi atau penelitian selanjutnya. Bab ini juga akan merangkum kontribusi penelitian dan manfaat aplikasi yang telah dikembangkan.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 *Machine Learning*

Machine Learning (ML) merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya secara otomatis tanpa diprogram secara *eksplisit*. Menurut Bommasani et al. (2024), fondasi teori *ML* modern berfokus pada model berskala besar (*foundation models*) dan bagaimana mereka dapat menggeneralisasi dari data pelatihan ke data baru secara efektif, “*foundation models offer a unified framework for understanding the expressivity and generalization capabilities of large-scale models*” [10]. Dalam aspek teoritis, Wen et al. (2025) menambahkan bahwa “*we propose new information-theoretic generalization bounds for meta-learning that outperform existing PAC-Bayesian bounds*” yang memperkuat sisi generalisasi model dalam pembelajaran mesin [11]. Di sisi praktis, pendekatan klasik seperti *Support Vector Machine (SVM)* tetap relevan dalam berbagai aplikasi, seperti klasifikasi citra tekstur. Misalnya, S. X. et al. (2024) menyatakan bahwa “*GLCM features combined with SVM classifiers provide a high accuracy in structural MRI classification for early Alzheimer’s detection*” [12], yang menunjukkan kekuatan kombinasi *SVM* dan *GLCM* sebagai metode yang efektif dalam klasifikasi berbasis citra.

2.2 Citra Digital dan Pengolahan Citra

2.2.1 Definisi Citra Digital

Citra digital merupakan *representasi visual* dari objek nyata dalam bentuk data *diskrit* yang dapat diproses oleh komputer. Menurut Rohman Dijaya (2019), citra digital tersusun atas *elemen-elemen* terkecil yang disebut *piksel*, dengan setiap *piksel* merepresentasikan nilai *numerik* tertentu yang menggambarkan tingkat kecerahan atau warna pada posisi tertentu dalam gambar [13]. Citra digital berbeda dengan citra *analog* karena ia dihasilkan dari sinyal digital yang bersifat diskrit, sehingga memungkinkan untuk disimpan, diolah, dan dianalisis dengan bantuan perangkat digital seperti komputer [14]. Bentuk representasi ini mempermudah berbagai proses analisis dan pemrosesan gambar, seperti segmentasi objek, identifikasi fitur, dan peningkatan kualitas visual citra.

Lebih lanjut, pengolahan citra digital merupakan cabang dari ilmu komputer yang bertujuan untuk memanipulasi dan mengekstraksi informasi dari gambar digital. Proses ini memiliki peran penting dalam banyak bidang, termasuk pengenalan objek, medis, keamanan, dan sistem berbasis kecerdasan buatan. Seperti dijelaskan dalam jurnal Qisthiano dan Pratiwi (2025), citra berfungsi sebagai media komunikasi visual dan pengolahan citra digital memungkinkan ekstraksi fitur-fitur penting dari gambar seperti bentuk dan *kontur* objek untuk keperluan lebih lanjut seperti deteksi tepi dan *segmentasi* [14]. Oleh karena itu, pemahaman terhadap konsep dasar citra digital menjadi landasan penting dalam pengembangan aplikasi teknologi berbasis visual.

2.2.2 *Preprocessing* Citra

Proses *preprocessing* citra merupakan tahap awal yang *krusial* dalam sistem klasifikasi berbasis pengolahan citra. Dalam penelitian Zhang dan Wu (2012), tahap ini diawali dengan *segmentasi* citra menggunakan metode *split-and-merge*, yang bertujuan untuk menghilangkan latar belakang dan hanya menyisakan area objek buah. Proses *segmentasi* dilakukan secara *rekursif* berdasarkan *homogenitas* nilai *piksel*, menghasilkan citra yang lebih bersih dan siap untuk tahap *ekstraksi* fitur[15].

Pada penelitian oleh Dwijato Gamas (2024), *preprocessing* dimulai dari *akuisisi* citra buah salak di pohon yang kemudian diubah ke dalam ruang warna *HSV*. Citra *RGB* dikonversi menjadi *HSV* karena model ini dinilai lebih sesuai untuk membedakan tingkat kematangan buah berdasarkan karakteristik warna. Setelah *konversi* warna, dilakukan *segmentasi* menggunakan metode *GrabCut* yang memisahkan objek dari latar belakang dengan lebih *efisien*, diikuti dengan normalisasi agar nilai *intensitas* berada dalam rentang yang seragam [16].

Sementara itu, pada studi Chairati et al. (2024), *preprocessing* mencakup beberapa tahap penting yaitu *konversi* citra ke *channel RGB*, pemilihan saluran biru karena warna buah salak cenderung kebiruan, dan *segmentasi* menggunakan metode *Otsu*. Setelah *segmentasi*, dilakukan serangkaian operasi morfologi seperti *dilasi* dan *erosi* untuk mengurangi *noise* serta memperjelas objek utama. Hasil akhir dari tahap ini adalah citra yang siap untuk di *ekstraksi* fitur warna dan bentuk guna proses klasifikasi lebih lanjut [4].

2.3 Ekstraksi Fitur GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*)

Ekstraksi fitur tekstur menggunakan *GLCM* sangat banyak digunakan dalam berbagai aplikasi citra, mulai dari pengolahan medis hingga pemantauan lingkungan. Sebagai contoh, Alibabaei dkk. (2023) mengaplikasikan 20 fitur *GLCM* pada pencitraan *MRI T1-axial* pasien *glioblastoma multiforme* untuk membedakan respon terhadap terapi, dan menemukan bahwa hampir semua fitur *GLCM* seperti *kontras*, *korelasi*, *energi*, hingga *homogenitas* menunjukkan perbedaan signifikan antara pasien yang merespon dan yang tidak [17]. Khushal Sarode et al. (2022) dalam jurnal *International Journal of Novel Research and Development* memaparkan implementasi *GLCM* untuk mengekstraksi fitur seperti *energi*, *entropi*, *dissimilarity*, dan *variansi*, yang selanjutnya digunakan untuk klasifikasi citra berbasis tekstur [18]. Selain itu, Christaki et al. (2022) menggunakan pendekatan fusi *GLCM* dengan jaringan saraf tiruan untuk mendeteksi perubahan struktur pada citra satelit *resolusi* tinggi—menunjukkan bahwa *GLCM* dapat berintegrasi *efektif* dengan AI dalam analisis perubahan lingkungan [19]. Annamalai Suresh et al. (2012) menggunakan keempat fitur ini untuk klasifikasi tekstur dengan metode *K-NN* dan berhasil mencapai akurasi lebih dari 99 % pada *dataset* Brodatz [20].

2.3.1 Konsep Dasar GLCM

Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah teknik statistik orde kedua yang digunakan untuk menganalisis tekstur citra dengan menghitung frekuensi kemunculan pasangan *piksel* berdasarkan *intensitas*, jarak (d), dan orientasi (θ), seperti 0° , 45° , 90° , dan 135° [21]. Menurut Bino Sebastian dkk.

(2012), konsep awal *GLCM* diperkenalkan oleh Haralick dkk. pada tahun 1973 dan telah dikembangkan untuk menetapkan matriks *kookurensi* serta *ekstraksi* fitur seperti *energy*, *contrast*, dan *homogeneity*, bahkan hingga perluasan ke citra dimensional [22]. Studi terbaru oleh Abdul Rasak Zubair & Adewunmi Alo (2024) menegaskan kembali bahwa *GLCM* menghasilkan statistik orde kedua—termasuk *contrast*, *energy*, *correlation*, dan *entropy* dengan perbedaan arah dan jarak memberikan pemahaman yang lebih baik terkait tekstur citra dalam berbagai *orientasi* [23].

2.3.2 Fitur Statistik *GLCM* (*Contrast*, *Correlation*, *Energy*, *Homogeneity*)

Fitur-fitur statistik *GLCM* seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* merupakan parameter penting untuk menangkap karakteristik tekstur citra, *contrast* mengukur tingkat perbedaan intensitas antar *piksel*, *energy* (atau *angular second moment*) menunjukkan derajat keseragaman tekstur, *homogeneity* menilai kedekatan *distribusi* ke diagonal matriks, dan *correlation* merefleksikan hubungan linier antara *intensitas piksel* [24]. Sementara itu, studi terbaru oleh Zubair & Alo (2024) menunjukkan bahwa dalam analisis tekstur lintasan dua dimensi, *contrast*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation* memberikan wawasan mendalam terhadap kekasaran dan keseragaman konten citra pada berbagai *orientasi piksel* [23].

2.4 *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *supervised learning* yang *efektif* dalam klasifikasi citra dan data berdimensi tinggi, berfokus pada pencarian *hyperplane optimal* dengan margin maksimum dan dukungan *kernel*

non-linear seperti *RBF* and *polynomial*. Dalam penelitian oleh Britto Raj dkk. (April 2023), penggunaan *SVM* dengan *filter Binary Pyramid Pattern* berhasil mencapai akurasi 85,8 % untuk klasifikasi objek citra di *dataset* nyata [25]. Pada domain medis, Alrais et al. (2020) menerapkan *SVM* untuk klasifikasi citra medis seperti identifikasi tumor pada *MRI*, menunjukkan bahwa *SVM* adalah pilihan handal untuk diagnosis berbasis citra [26]. Selain itu, kajian *komprehensif* oleh Tonolini et al. (2024) dalam *MDPI Information* mengulas berbagai varian *SVM* modern di bidang kesehatan, menyoroti adaptasi *kernel*, optimasi seleksi fitur, dan peningkatan generalisasi untuk data medis serta penggunaan *SVM* pada *dataset imbalanced* [27].

2.4.1 Konsep Dasar SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma *supervised learning* yang dikembangkan oleh Vapnik sejak akhir 1970-an dan dirancang untuk mencari *hyperplane* optimal dengan margin maksimum, yang secara *geometris* memisahkan kelas-kelas data dalam ruang berdimensi tinggi [28]. Konsep dasar ini dibahas dalam jurnal oleh Noble (2006), yang menjelaskan bagaimana *SVM* memanfaatkan *kernel* untuk menangani data *non-linear* dengan memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi tanpa kehilangan informasi penting [29]. Bhavsar dan Panchal dalam ulasannya juga menguraikan prinsip kerja *SVM*, termasuk fungsi *kernel* (*linear*, *polynomial*, *RBF*), konsep *margin*, serta *parameter regularisasi C* untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara sempurna [30]. Sementara itu, Koutsoukas et al. (2022) mengulas evolusi *SVM*

dalam bidang kimia komputasi, menyoroti penerapannya dalam klasifikasi dan *regresi*, serta keunggulannya dalam *generalisasi* dan *efisiensi* pada dataset kecil

2.4.2 Kernel SVM

Kernel SVM adalah *ekstensi* dari *SVM* tradisional yang menggunakan *kernel trick* untuk secara *efisien* memetakan data *non-linear* ke ruang berdimensi tinggi, memungkinkan pemisahan kelas melalui *hyperplane linear*. Wang & Duan (2018) menerapkan *composite kernel* (menggabungkan *kernel spektral*, *spasial*, dan *hirarkis*) dalam klasifikasi citra *hiperspektral*, terbukti meningkatkan akurasi dibandingkan penggunaan *kernel tunggal* [31]. Nhaila et al. (2022) meninjau berbagai *kernel* (*linear*, *RBF*, *polynomial*) dalam klasifikasi citra *hiperspektral* dan menemukan bahwa *SVM* dengan *kernel RBF* memberikan performa terbaik di berbagai nyata [32].

2.5 Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra adalah teknik vital dalam *computer vision* yang bertujuan mengelompokkan gambar ke dalam kategori berdasarkan fitur visual seperti tekstur, bentuk, dan warna. Metode klasik melibatkan ekstraksi fitur seperti *HOG*, *LBP*, atau *GLCM* yang kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma seperti *SVM* atau *K-NN*, menghasilkan akurasi kuat pada dataset seperti *Fashion-MNIST* dengan kombinasi *HOG+LBP+SVM* hingga ~87 % [33]. Selanjutnya, penelitian oleh Abien Fred Agarap (2017) memperkenalkan arsitektur gabungan antara *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *SVM*, yang menunjukkan peningkatan akurasi klasifikasi dibanding *CNN* atau *SVM* saja [34]. Sementara itu, studi lebih lanjut dari Tonolini et al. (2021) menyatakan bahwa metode *deep learning* murni

seperti *CNN* telah menjadi standar dalam klasifikasi citra medis, mengingat kemampuannya untuk secara *otomatis* mengekstraksi fitur dari data mentah [35].

2.5.1 Penggunaan *GLCM* dan *SVM* dalam Klasifikasi Citra

Banyak penelitian telah menunjukkan efektivitas *GLCM* (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*) sebagai teknik *ekstraksi* fitur tekstur yang kuat, yang bila dipadukan dengan *SVM* (*Support Vector Machine*) dapat menghasilkan sistem klasifikasi citra yang akurat. Misalnya, Dinesh (2020) mengembangkan metode *hibrida GLCM-GLWM* dengan *SVM* untuk klasifikasi tekstur pada *dataset Kylberg*, menghasilkan akurasi hingga 98 % dalam mengenali berbagai pola tekstur [36]. Dalam ranah pertanian presisi, studi oleh Mekhalifa dan Yacef (2021) memanfaatkan fitur tekstur *GLCM* bersama *LBP* dan fitur warna untuk membedakan tanaman dan gulma, mencapai akurasi >96 % menggunakan *SVM* [37]. Selain itu, Hasna Nhaila et al. (2022) melaporkan penerapan *GLCM* (*contrast, correlation, energy, homogeneity*) dan *SVM* untuk klasifikasi citra *hiperspektral*, dengan peningkatan *akurasi signifikan* dibanding metode lain berkat *integrasi informasi spektral* dan tekstur [38].

2.6 Tanaman Salak

Tanaman salak (*Salacca zalacca*) merupakan salah satu tanaman buah tropis yang berasal dari Asia Tenggara, khususnya Indonesia. Tanaman ini termasuk dalam keluarga *Arecaceae*, yaitu keluarga pohon palma. Salak diyakini berasal dari Pulau Jawa dan sudah dikenal sejak masa lampau oleh masyarakat Nusantara. Hal ini diperkuat oleh temuan relief dan naskah kuno yang menggambarkan adanya buah-buahan tropis dalam kehidupan masyarakat kerajaan-kerajaan kuno

seperti Majapahit dan Mataram. Nama “salak” sendiri berasal dari bahasa lokal, sementara dalam bahasa Inggris buah ini dikenal sebagai “*snake fruit*” karena kulitnya yang bersisik dan menyerupai kulit ular.

Penyebaran tanaman salak dimulai dari Pulau Jawa ke berbagai wilayah di Indonesia, seperti Bali, Sumatera, dan Sulawesi. *Varietas-varietas* lokal pun berkembang, seperti salak Pondoh dari Yogyakarta, salak Gula Pasir dari Bali, salak Sidempuan dari Sumatera Utara, dan Salak Pusaka dari Rambah Muda. Tanaman ini juga menyebar ke negara-negara tetangga seperti Malaysia, Thailand, dan Filipina melalui jalur perdagangan dan pertukaran tanaman. Pada abad ke-19, para penjelajah Eropa membawa salak ke kebun botani di Belanda dan Inggris, sehingga tanaman ini juga dikenal di luar Asia, meskipun budidayanya tetap terbatas di wilayah beriklim tropis.

2.6.1 Salak Pusaka

Salak Pusaka adalah *varietas* buah salak unggulan yang berasal dari Desa Rambah Muda, Kecamatan Rambah Hilir, Kabupaten Rokan Hulu, Provinsi Riau. Buah ini merupakan hasil persilangan alami antara salak hutan dari Bojonegoro (Jawa Timur) dan salak Sidempuan (Sumatera Utara) yang pertama kali dibudidayakan oleh seorang petani transmigran bernama Sumiran pada tahun 1991. Nama "Pusaka" sendiri merupakan singkatan dari "Pusat Salak Rambah Muda", dan juga mencerminkan nilai budaya serta kebanggaan masyarakat setempat terhadap *varietas* ini. Salak Pusaka memiliki ciri khas berupa rasa yang sangat manis dengan sedikit sepat, daging buah yang tebal, berair, dan tidak lengket pada biji, menjadikannya sangat disukai oleh konsumen. Karena

keunggulan rasanya, Salak Pusaka telah ditetapkan secara resmi sebagai *varietas* lokal unggulan oleh Pemerintah Kabupaten Rokan Hulu pada tahun 2017. Selain bernilai ekonomis tinggi bagi petani, salak ini juga berpotensi dikembangkan sebagai *komoditas* agrowisata dan produk pertanian khas Riau yang mampu bersaing di pasar nasional.

2.7 Penelitian Terkait

Berikut adalah penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dan referensi dalam menyelesaikan masalah ini.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Terkait

No	Nama Penulis	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
1	Friska Eka Khoirunisa et al. 2024	<i>Effect of Using GLCM and LBP+HOG Feature Extraction in Skin Disease Classification</i>	GLCM dengan SVM lebih unggul (74%) dibanding LBP+HOG (68%) dalam klasifikasi penyakit kulit.
2	Chairati Chairati, Nur Awalia, Bunga Mawar Jamaluddin, Andi Baso Kaswar, Sasmita Sasmita	Klasifikasi Rasa Buah Salak Berdasarkan Warna Dan Bentuk Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital	Penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk klasifikasi rasa salak berdasarkan warna dan bentuk, dengan akurasi 100% pada 160 citra latih (512,443 detik) dan 40 citra uji (321,389 detik).
3	Veronica Lusiana, Imam Husni Al Amin, Budi Hartono	Pengaruh Ekstraksi Fitur Tekstur Pada Hasil clastering Data Citra Buah Menggunakan Metode K-Means Cluster	Pengujian 30 citra buah menunjukkan bahwa penambahan ekstraksi LBP pada GLCM meningkatkan kontras dan menurunkan korelasi, sedangkan energi relatif stabil. Tanpa LBP, klastering menghasilkan 2 alternatif (24:6 dan 22:8). Dengan LBP, muncul 3 alternatif (23:7, 17:13, dan 15:15). Artinya, kombinasi GLCM dan LBP

			mempengaruhi hasil klastering dengan k-means.
4	Pavan Kumar Pagadala et al. 2024	<i>Automated Brain Tumor Detection with GLCM, PCA, and SVM</i>	Sistem mendeteksi tumor otak dengan akurasi tinggi (98.3%) melalui GLCM, PCA, dan SVM.
5	Florentina T. Kurniati et al. 2023	<i>GLCM-Based Feature Combination for Extraction Model Optimization</i>	Kombinasi Fitur GLCM (Correlation, Energy, Homogeneity) dengan KNN mencapai akurasi 100 %.
6	As'ad Shidqy Aziz et al. 2022	<i>Effect of features and Angle on GLCM Feature Extraktio</i>	Akurasi terbaik (88%) diperoleh dari fitur ASM dengan sudut 45° untuk deteksi kendaraan
7	Anand Raju et al. 2022	<i>GLCM Feature-Based Texture Image Classification Using Support Vector Machine</i>	GLCM-SVM memberikan hasil klasifikasi tekstur gambar dengan akurasi tinggi.
8	Muhathir et al. 2021	<i>Utilization of SVM Method and GLCM Feature Extraction in Classifying Fish Images</i>	GLCM + SVM Efektif mendeteksi ikan berformalin dengan akursi 78,4 %.
9	Toto Haryanto et al. 2020	<i>Multipatch- GLCM for Texture Feature Exstraction on Colon Histopachology Images</i>	DNN menghasilkan akurasi tertinggi (96.72%) dalam klasifikasi gambar histopatologi.
10	Naveen M. et al. 2020	<i>Leaf Classification based on GLCM Texture and SVM</i>	Klasifikasi daun menggunakan fitur tekstur CLCM dan Svm menghasilkan akurasi tinggi.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Penelitian dilakukan untuk mengembangkan model klasifikasi citra buah salak pusaka menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai algoritma klasifikasi dan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* sebagai metode ekstraksi fitur.

3.2 Metode Penelitian

Metode yang digunakan adalah tahapan eksperimen sistematis mulai dari pengumpulan data hingga pengujian model. Proses metodologi digambarkan dalam bentuk alur sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Alur Metodologi Penelitian

3.3 Tahapan Penelitian

3.3.1 Rumusan Masalah dan Studi Literatur

Pada tahap awal, peneliti merumuskan permasalahan yang ingin diselesaikan melalui penelitian. Studi literatur dilakukan untuk memperoleh dasar teori dari jurnal, buku, dan referensi lain yang berkaitan dengan klasifikasi citra, metode *GLCM*, dan algoritma *SVM*.

3.3.2 Pengumpulan Data Citra

Data citra buah salak pusaka dikumpulkan baik dari dokumentasi pribadi, pengambilan langsung menggunakan kamera, maupun sumber daring yang relevan. Setiap citra akan diidentifikasi berdasarkan jenis salak untuk kebutuhan pelabelan *dataset*.

3.3.3 Pra-pemrosesan Citra

Pra-pemrosesan bertujuan untuk mempersiapkan data citra agar siap dianalisis. Tahap ini meliputi:

- a. *Resize* citra ke ukuran seragam
- b. *Konversi grayscale* untuk mempermudah *ekstraksi* fitur tekstur
- c. Normalisasi nilai *piksel* agar memiliki skala yang sama

3.3.4 Ekstraksi Fitur Menggunakan *GLCM*

GLCM digunakan untuk mengambil fitur tekstur dari citra *grayscale*. Fitur-fitur yang diekstrak antara lain:

- a. *Contrast*
- b. *Correlation*

- c. *Energy*
- d. *Homogeneity*

Fitur-fitur ini akan menjadi input pada proses klasifikasi.

3.3.5 Pelabelan dan Pembagian *Dataset*

Citra yang telah diproses kemudian diberi label sesuai jenis salak (misalnya: Salak Pusaka A, Salak Pusaka B). *Dataset* dibagi menjadi dua bagian:

- a. Data latih (training set): 80%
- b. Data uji (testing set): 20%
- c. Pembagian ini dilakukan secara acak.

3.3.6 Klasifikasi Menggunakan *SVM*

Fitur dari *GLCM* digunakan sebagai input untuk model klasifikasi *SVM*. *SVM* akan mempelajari pola dari data latih untuk memisahkan kelas berdasarkan fitur-fitur tersebut. *Kernel* yang digunakan dalam penelitian ini dapat berupa linear atau *RBF* tergantung pada *eksperimen performa*.

3.3.7 Analisis Hasil

Setelah klasifikasi dilakukan, hasil *evaluasi* performa model diukur menggunakan matrik berikut:

- a. *Akurasi*
- b. *Presisi*
- c. *Recall*
- d. *F1-Score*
- e. *Confusion Matrix*

Analisis ini membantu mengetahui efektivitas model dalam mengklasifikasikan jenis salak pusaka.

3.3.8 Kesimpulan dan Saran

Tahap akhir adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil klasifikasi dan memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut seperti penambahan data, metode ekstraksi fitur lain, atau penggunaan *algoritma* klasifikasi berbeda.