

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Dalam penelitian ini juga menggunakan beberapa penelitian terdahulu yang digunakan sebagai referensi yang dijadikan fondasi untuk penelitian. Tinjauan pustaka ini berfungsi untuk mengulas, menganalisis, mengevaluasi, dan mensintesis penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya yang relevan dengan topik penelitian yang akan dilaksanakan mengenai deteksi tulang daun.

Penelitian oleh Muhammad Muhibbul Watoni tahun 2023 mengenai segmentasi citra daun dengan metode K-Means dan Otsu untuk memisahkan area daun bawang merah yang sakit dari yang sehat berdasarkan citra digital. Hasil segmentasi citra daun tersebut kemudian dihitung nilai akurasi menggunakan MSE (*Mean Square Error*) dan PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*). Dari percobaan pada berbagai kondisi latar belakang citra, seperti pasir gelap atau latar putih, metode K-Means menghasilkan nilai MSE antara 0,49 hingga 0,50 dan PSNR sekitar 51 dB. Sementara itu, metode Otsu menghasilkan MSE antara 0,58 hingga 0,88 dan PSNR antara 48 hingga 53 dB. Secara umum, nilai PSNR dari kedua metode berada di atas 40 dB, yang menurut penulis menandakan bahwa kualitas segmentasi cukup baik dan hasilnya sulit dibedakan secara kasat mata dari citra asli. Kesimpulannya, baik K-Means maupun Otsu terbukti efektif untuk segmentasi daun bawang merah (Muhibbul, 2023).

Penelitian selanjutnya oleh Alifah dan tim tahun 2026, jurnal ini berkaitan dengan metode yang akan digunakan yaitu morpholgi dan skeletonization untuk

merekonstruksi tulisan tangan pada naskah kuno Pegon dengan menggabungkan teknik skeletonization dan algoritma traveling salesman problem (TSP). Metode yang dikembangkan terdiri dari beberapa tahap dimulai preprocessing konversi ke grayscale, binerisasi dengan Otsu, serta operasi morfologi opening dan closing, lalu dilanjutkan dengan ekstraksi kerangka (skeletonization), dan terakhir penerapan algoritma TSP yang dimodifikasi dengan pendekatan Greedy revisit. Keunikan dari penelitian ini terletak pada kemampuannya mengenali struktur huruf yang bercabang dan melingkar, sehingga jalur rekonstruksi goresan menjadi lebih mirip dengan tulisan tangan asli. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini mencapai rata-rata akurasi 82%, presisi 0,552, recall 0,815, dan F1-score 0,657 (Andriana *et al.*, 2026).

Penelitian yang dilakukan oleh Yubin Zhang, Ning Zhang, Xiujuan Chai, dan Tan Sun tahun 2023 ini membahas secara komprehensif tentang penggunaan machine learning untuk analisis multi-omik pada tulang daun berdasarkan citra digital. Latar belakangnya adalah karena tulang daun memiliki peran krusial dalam menopang daun, mengangkut air, nutrisi, serta hasil fotosintesis, sehingga pemahaman yang mendalam tentang bentuk dan fungsinya memerlukan pendekatan gabungan antara fisiologi tanaman dan teknologi pengenalan citra terkini. Review ini mengulas berbagai faktor fungsional, lingkungan, dan genetik yang mempengaruhi jaringan tulang daun, serta perkembangan terkini dalam analisis citra. Metode ekstraksi fenotipe tulang daun yang dibahas mencakup pendekatan manual, semi-otomatis, dan sepenuhnya otomatis menggunakan algoritma seperti LIMANI, LEAFGUI, dan NET untuk mengukur parameter

seperti kepadatan tulang daun, jarak antar tulang, diameter, dan penutupan venasi. Kesimpulannya, integrasi teknologi machine learning dengan multi-omik pada tulang daun memiliki potensi besar untuk meningkatkan produktivitas tanaman dengan mengoptimalkan arsitektur jaringan tulang daun, meskipun masih diperlukan pengembangan lebih lanjut dalam hal robustnes model, interpretabilitas, serta efisiensi pengolahan data (Zhang *et al.*, 2023).

Dalam penelitian lain oleh Liu dan tim tahun 2022 ini mengusulkan metode segmentasi dan pengukuran parameter tulang daun tanaman tembakau berdasarkan arsitektur DeepLabV3+ yang dimodifikasi dengan jaringan ekstraksi fitur ringan MobileNetV2. Latar belakang penelitian ini adalah karena metode tradisional yang mengandalkan pengamatan manual oleh petani memakan waktu, tidak konsisten, dan sering menimbulkan kesalahan, peneliti mengembangkan metode Convex Hull-Scan yang mengisi celah segmentasi dengan membangun poligon cembung minimal dan menghubungkan titik-titik koordinat menggunakan jarak Euclidean. Kemudian, untuk mengatasi masalah burr (rambut halus) pada garis skeleton tulang daun yang dihasilkan oleh algoritma refinement biasa, peneliti mengusulkan algoritma F-3MS (*Floodfill MorphologyEx Medianblur Morphological Skeleton*) yang terdiri dari beberapa tahap: mengisi lubang halus dengan Flood Fill Algorithm, menghilangkan titik terisolasi dengan operasi morfologi open, mengonversi ke grayscale, menghaluskan kontur dengan median filter, serta binerisasi dengan Otsu. Hasil pengukuran menunjukkan akurasi panjang tulang daun mencapai 96,36% dan akurasi lebar mencapai 96,14%.

Metrik evaluasi segmentasi menunjukkan MIOU sebesar 81,50% dan mPA sebesar 92,89% (Liu *et al.*, 2022).

Dalam penelitian lain tentang ekstraksi ciri daun untuk identifikasi tumbuhan obat telah dilakukan oleh Harjanti dan Himawan (2021) yang menggabungkan metode dimensi fraktal untuk ekstraksi bentuk daun dan model B-Spline untuk ekstraksi pola tulang daun, dengan tingkat akurasi mencapai 85,30%. Meskipun metode B-Spline mampu merepresentasikan venasi utama dan venasi samping dalam bentuk kurva kontinu, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangkap struktur tulang daun yang kompleks, bercabang, dan memiliki ketebalan yang bervariasi. Representasi B-Spline cenderung bersifat global dan kurang presisi dalam mempertahankan topologi dan konektivitas lokal dari jaringan tulang daun, terutama pada percabangan halus (minor veins) dan titik-titik cabang (bifurcation). Sementara itu, metode morphological skeletonization yang diusulkan dalam penelitian ini menawarkan pendekatan berbeda dengan menipiskan (thinning) struktur tulang daun menjadi kerangka (skeleton) setebal satu piksel, sehingga mempertahankan bentuk asli, konektivitas, dan hierarki percabangan tulang daun secara lebih akurat. Dengan menggunakan operasi morfologi seperti erosi dan dilasi secara iteratif, skeletonization mampu merepresentasikan tulang daun sebagai grafik topologis yang dapat dianalisis lebih lanjut, misalnya untuk menghitung panjang, sudut cabang, atau kepadatan venasi. Dengan demikian, penelitian ini mengisi celah yang belum terpenuhi oleh pendekatan B-Spline, yaitu menyediakan representasi tulang daun yang

lebih detail, terstruktur, dan interpretable untuk mendukung identifikasi tumbuhan berbasis fitur morfologi (Harjanti and Himawan, 2021).

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) merupakan serangkaian teknik komputasi yang digunakan untuk memanipulasi dan menganalisis citra dalam format digital guna menghasilkan informasi yang lebih bermakna. Secara fundamental, citra digital direpresentasikan sebagai matriks dua dimensi yang terdiri dari elemen-elemen piksel (*picture element*), di mana setiap piksel memiliki nilai intensitas yang merepresentasikan kecerahan atau warna pada posisi spasial tertentu. Pada citra *grayscale*, nilai intensitas piksel berkisar antara 0 hingga 255, di mana nilai 0 merepresentasikan warna hitam penuh dan nilai 255 merepresentasikan warna putih penuh. Sementara itu, pada citra berwarna ruang warna BGR (*Blue, Green, Red*), setiap piksel diwakili oleh tiga nilai kanal warna yang masing-masing juga berkisar antara 0 hingga 255 (Hardini *et al.*, 2023). Rangkaian operasi dalam pengolahan citra biasanya mengalir secara berurutan, dimulai dari akuisisi (penangkapan citra melalui kamera atau sensor), pre-processing (perbaikan kualitas seperti peningkatan kontras, reduksi derau, dan normalisasi cahaya), segmentasi (pemisahan objek dari latar belakang), ekstraksi ciri (pengambilan parameter numerik seperti tekstur, bentuk, atau warna), hingga interpretasi atau klasifikasi. Tujuan akhir dari keseluruhan proses ini adalah agar sistem komputer mampu "memahami" isi citra secara otomatis, atau setidaknya menyajikan informasi visual dalam bentuk yang lebih mudah dianalisis oleh manusia (Liaw *et al.*, 2020).

Secara umum, pengolahan citra digital mencakup beberapa tahapan utama, yaitu akuisisi citra, pra-pemrosesan (*preprocessing*), segmentasi, ekstraksi fitur,

dan interpretasi hasil. Tahap pra-pemrosesan bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan menghilangkan *noise*, menyeragamkan resolusi, dan meningkatkan kontras sebelum analisis lebih lanjut dilakukan. Tahap segmentasi bertugas memisahkan objek yang menjadi perhatian dari latar belakang, sedangkan ekstraksi fitur mengubah hasil segmentasi menjadi representasi numerik yang dapat digunakan untuk analisis atau klasifikasi (Tri Wahyudi and Lestari, 2022). Dalam konteks penelitian ini, pengolahan citra digital diaplikasikan pada citra daun untuk mengekstraksi struktur tulang daun melalui serangkaian operasi yang mencakup konversi ruang warna, penghilangan *noise*, peningkatan kontras, binerisasi, operasi morfologi, dan skeletonisasi.

2.3 Citra Daun dan Karakteristik Tulang Daun

Daun merupakan organ tumbuhan yang paling banyak digunakan sebagai objek penelitian dalam bidang identifikasi dan klasifikasi tumbuhan berbasis citra. Hal ini dikarenakan daun mudah diperoleh, memiliki permukaan yang relatif datar sehingga memudahkan proses akuisisi citra, serta menyimpan informasi morfologi yang kaya dan diskriminatif. Karakteristik morfologi daun yang umum digunakan sebagai fitur identifikasi meliputi bentuk (*shape*), warna, tekstur permukaan, dan pola tulang daun (Herdiansah *et al.*, 2022).



Gambar 2.1 Citra Daun

Di antara berbagai fitur tersebut, pola tulang daun dikenal sebagai fitur yang paling stabil dan diskriminatif. Struktur tulang daun, atau yang dalam istilah botani disebut venasi daun (*leaf venation*), merupakan jaringan pembuluh yang berfungsi sebagai sistem transportasi air dan nutrisi di dalam daun sekaligus memberikan dukungan struktural pada lamina daun. Pola venasi bersifat unik untuk setiap spesies tumbuhan dan secara genetis ditentukan, sehingga relatif tidak terpengaruh oleh variasi kondisi lingkungan seperti perubahan pencahayaan, kelembaban, atau usia daun (Setiyono *et al.*, 2023). Secara umum, venasi daun dapat diklasifikasikan menjadi beberapa tipe utama, yaitu venasi menyirip (*pinnate*), venasi menjari (*palmate*), dan venasi sejajar (*parallel*), di mana masing-masing tipe mencerminkan karakteristik taksonomi kelompok tumbuhan tertentu.

Dari sudut pandang pengolahan citra, tulang daun tampak sebagai struktur yang lebih gelap dibandingkan permukaan daun di sekitarnya. Hal ini disebabkan oleh perbedaan kandungan klorofil, di mana jaringan pembuluh pada tulang daun mengandung lebih sedikit klorofil dibandingkan jaringan mesofil yang kaya klorofil di sekitarnya. Karakteristik kontras ini menjadi dasar bagi berbagai teknik ekstraksi tulang daun berbasis pengolahan citra, termasuk pendekatan Black-Hat Transform yang digunakan dalam penelitian ini untuk menonjolkan struktur yang lebih gelap dari sekitarnya (Albakia and Saputra, 2023).

2.4 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan proses pemisahan citra menjadi beberapa wilayah atau objek yang bermakna berdasarkan karakteristik piksel seperti intensitas, warna, atau tekstur. Tujuan utama segmentasi adalah mengisolasi objek yang menjadi perhatian dari latar belakang sehingga analisis selanjutnya dapat difokuskan hanya pada area yang relevan (Pamungkas and Wijaya, 2023). Dalam konteks penelitian ini, segmentasi berperan pada dua level, yaitu segmentasi daun dari latar belakang dan segmentasi tulang daun dari permukaan daun.

2.4.1 Segmentasi Berbasis Warna (HSV)

Segmentasi berbasis warna memanfaatkan informasi warna piksel untuk memisahkan objek dari latar belakang. Ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) lebih sering digunakan dibandingkan ruang warna BGR dalam aplikasi segmentasi berbasis warna karena komponen *Hue* merepresentasikan warna secara lebih intuitif dan lebih tidak sensitif terhadap perubahan intensitas cahaya (Haidar Ahmad Fajri, Safrzal, 2025). Pada penelitian ini, segmentasi daun dari latar belakang dilakukan dengan mendefinisikan rentang nilai *Hue* yang bersesuaian dengan warna hijau daun, yaitu antara 25 hingga 95 pada skala HSV OpenCV. Hasil segmentasi kemudian diperhalus menggunakan operasi morfologi *closing* dan *opening* untuk menghilangkan lubang kecil dan noise pada area yang tersegmentasi, dilanjutkan dengan pemilihan komponen terbesar menggunakan algoritma *connected components* dan konstruksi *convex hull* untuk menghasilkan mask daun yang utuh.

2.4.2 Thresholding Otsu

Thresholding merupakan teknik segmentasi paling sederhana yang mengkonversi citra *grayscale* menjadi citra biner dengan cara membandingkan nilai intensitas setiap piksel terhadap nilai ambang batas (*threshold*) tertentu. Piksel dengan nilai di atas ambang batas diklasifikasikan sebagai objek, sedangkan piksel di bawah ambang batas diklasifikasikan sebagai latar belakang, atau sebaliknya. Metode Otsu merupakan teknik penentuan nilai ambang batas secara otomatis yang bekerja dengan cara memaksimalkan variansi antar kelas (*between-class variance*) antara piksel objek dan piksel latar belakang (Sebatubun and Haryawan, 2024).

2.4.3 Adaptive Thresholding

Berbeda dari Otsu yang menggunakan satu nilai ambang global untuk seluruh citra, *Adaptive Thresholding* menentukan nilai ambang batas secara lokal untuk setiap blok piksel berdasarkan karakteristik intensitas di sekitar piksel tersebut. Pendekatan ini sangat efektif untuk citra dengan pencahayaan yang tidak merata (*uneven illumination*), di mana nilai ambang global tunggal seringkali tidak mampu menghasilkan segmentasi yang baik di seluruh area citra (Muhibbul, 2023). Pada implementasi *Adaptive Gaussian Thresholding*, nilai ambang lokal dihitung sebagai rata-rata tertimbang Gaussian dari piksel-piksel dalam lingkungan berukuran tertentu dikurangi dengan konstanta koreksi C . Dalam penelitian ini digunakan ukuran blok 21×21 piksel dan konstanta koreksi $C = -5$,

di mana nilai negatif pada konstanta koreksi dimaksudkan untuk menurunkan nilai ambang sehingga lebih banyak piksel vena gelap yang terdeteksi.

2.5 Morfologi Matematika

Morfologi matematika (*mathematical morphology*) merupakan cabang teori pengolahan citra yang dikembangkan berdasarkan konsep teori himpunan, geometri integral, dan aljabar kisi (*lattice algebra*). Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Matheron dan Serra pada tahun 1960an dan sejak saat itu telah berkembang menjadi salah satu alat yang paling powerful dalam analisis bentuk dan struktur objek pada citra biner maupun citra *grayscale*. Prinsip dasar morfologi matematika adalah menganalisis struktur geometris suatu objek dengan cara menginteraksikannya dengan suatu elemen referensi yang disebut elemen penstruktur (Sholihah and Harjoko, 2021).

2.5.1 Operasi Dasar Morfologi

Terdapat empat operasi dasar dalam morfologi matematika, yaitu erosi, dilasi, *opening*, dan *closing*. Erosi merupakan operasi yang mengikis tepi objek dengan cara menggeser *structuring element* pada seluruh piksel citra dan menandai piksel sebagai bagian objek hanya jika seluruh SE berada di dalam objek. Erosi efektif untuk menghilangkan detail kecil dan memisahkan objek yang hampir menyentuh satu sama lain. Sebaliknya, dilasi memperbesar objek dengan cara menandai piksel sebagai bagian objek jika setidaknya satu piksel SE berpotongan dengan objek, sehingga efektif untuk mengisi lubang kecil dan menyambungkan komponen yang terputus (Zhou *et al.*, 2025)

Opening merupakan operasi erosi yang diikuti dilasi menggunakan SE yang sama, yang berfungsi untuk menghilangkan noise berupa tonjolan kecil dan titik-titik terisolasi pada tepi objek tanpa mengubah ukuran objek secara signifikan. Sebaliknya, closing merupakan operasi dilasi yang diikuti erosi, yang berfungsi untuk menutup lubang kecil dan celah sempit pada objek sambil mempertahankan ukuran keseluruhan objek. Dalam penelitian ini, *opening* dengan kernel elips 2×2 digunakan untuk menghilangkan noise titik terisolasi pada citra biner, sedangkan *closing* dengan kernel persegi 3×3 digunakan untuk menyambungkan garis vena yang hampir terhubung (Trianto *et al.*, 2022).

2.6 Morphological Skeletonization

Morphological Skeletonization atau skeletonisasi morfologi merupakan teknik pengolahan citra yang bertujuan mengubah objek biner menjadi representasi kerangka (*skeleton*) dengan ketebalan satu piksel sambil mempertahankan topologi dan konektivitas struktur aslinya. Skeleton yang dihasilkan merupakan representasi paling kompak dari bentuk suatu objek yang masih memuat informasi topologis lengkap, termasuk panjang, percabangan, dan pola konektivitas (Zulfacmi, 2024).

2.6.1 Konsep Dasar Skeletonisasi

Secara intuitif, skeleton suatu objek dapat dipahami sebagai kumpulan titik-titik pusat dari semua lingkaran maksimal yang dapat disisipkan di dalam objek tersebut. Sebuah lingkaran disebut lingkaran maksimal (*maximal disk*) jika tidak terdapat lingkaran lain yang lebih besar yang juga seluruhnya berada di dalam objek dan mencakup lingkaran tersebut. Definisi ini memberikan skeleton

yang secara geometris merepresentasikan "sumbu tengah" (*medial axis*) dari objek. Dalam praktiknya pada citra diskrit, terdapat beberapa algoritma untuk menghitung skeleton, di antaranya adalah algoritma berbasis *iterative thinning*, algoritma *distance transform*, dan algoritma berbasis morfologi matematika menggunakan erosi berulang (Handayani, 2019).

2.6.2 Iterative Thinning

Algoritma *iterative thinning* merupakan pendekatan yang paling umum digunakan dalam skeletonisasi morfologi. Algoritma ini bekerja dengan cara mengikis piksel-piksel tepi objek secara iteratif menggunakan operasi erosi morfologi, dengan syarat ketat bahwa piksel yang akan dihapus tidak boleh memutus konektivitas objek (*connectivity preservation*). Pada setiap iterasi, piksel tepi yang memenuhi kriteria penghapusan dieliminasi, dan proses ini diulang hingga tidak ada lagi piksel yang dapat dihapus tanpa melanggar syarat konektivitas. Hasil akhirnya adalah kerangka dengan ketebalan satu piksel yang mempertahankan topologi asli objek (Rahayu, 2020). Dalam penelitian ini, algoritma *iterative thinning* diimplementasikan menggunakan fungsi *skeletonize* dari pustaka *scikit-image* Python, yang menggunakan metode *Lee's algorithm* sebagai implementasi defaultnya.

2.6.3 Fitur Struktural Skeleton

Skeleton yang dihasilkan dari proses skeletonisasi dapat dianalisis lebih lanjut untuk mengekstraksi berbagai fitur struktural yang merepresentasikan

karakteristik morfologi objek secara kuantitatif. Terdapat empat fitur utama yang diekstraksi dalam penelitian ini. Panjang skeleton (*length*) didefinisikan sebagai total jumlah piksel aktif pada kerangka dan merepresentasikan panjang keseluruhan jaringan tulang daun. Titik percabangan (*branch points*) adalah piksel pada skeleton yang memiliki lebih dari dua piksel tetangga aktif dalam lingkungan 8-konektivitas, yang menunjukkan adanya percabangan pada jaringan vena. Konektivitas (*connectivity*) merupakan jumlah komponen terhubung (*connected components*) pada skeleton yang mengindikasikan keutuhan dan kesinambungan jaringan tulang daun. Densitas (*density*) didefinisikan sebagai rasio jumlah piksel skeleton terhadap total piksel citra, yang menggambarkan kerapatan relatif jaringan tulang daun terhadap keseluruhan area citra (Lapendy *et al.*, 2024).

2.7 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan salah satu metrik evaluasi kuantitatif yang paling umum digunakan dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin untuk mengukur perbedaan antara dua buah citra atau dua set nilai. MSE dihitung sebagai rata-rata dari kuadrat selisih nilai intensitas piksel antara citra pertama dan citra kedua pada setiap posisi spasial yang bersesuaian. Secara matematis, MSE didefinisikan sebagai (Aswi, 2026):

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I(i,j) - K(i,j)]^2$$

di mana M dan N adalah dimensi citra, $I(i,j)$ adalah nilai intensitas piksel citra pertama pada posisi (i,j) , dan $K(i,j)$ adalah nilai intensitas piksel citra kedua pada posisi (i,j) .

adalah nilai intensitas piksel citra kedua pada posisi yang sama. Nilai MSE yang lebih kecil mengindikasikan bahwa dua citra yang dibandingkan memiliki perbedaan yang lebih kecil, sedangkan nilai MSE yang lebih besar mengindikasikan perbedaan yang lebih signifikan.

Dalam penelitian ini, MSE digunakan pada dua konteks evaluasi. Pertama, MSE Binerisasi dihitung antara citra *grayscale* hasil *denoising* dengan citra vena yang telah ditingkatkan menggunakan *Black-Hat* dan CLAHE, untuk mengukur seberapa besar perubahan intensitas yang dihasilkan oleh proses peningkatan kontras. Kedua, MSE Skeleton dihitung antara citra biner hasil operasi morfologi dasar dengan citra skeleton, untuk mengukur seberapa banyak piksel yang dieliminasi selama proses penipisan kerangka. Kedua nilai MSE ini berfungsi sebagai indikator kuantitatif yang mencerminkan konsistensi dan kualitas proses ekstraksi tulang daun secara keseluruhan.

2.8 Python

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi (high-level programming language) yang banyak digunakan dalam pengembangan perangkat lunak, analisis data, kecerdasan buatan, serta pengolahan citra digital. Bahasa pemrograman ini pertama kali dikembangkan oleh Guido van Rossum pada tahun 1991 dan dirancang dengan tujuan agar mudah dipelajari serta memiliki sintaks yang sederhana dan mudah dibaca. Python bersifat open source, sehingga dapat digunakan secara bebas oleh siapa saja dan terus dikembangkan oleh komunitas pengembang di seluruh dunia (Buwono *et al.*, 2025).

Python memiliki berbagai keunggulan dibandingkan dengan bahasa pemrograman lainnya, di antaranya adalah sintaks yang sederhana, dukungan pustaka yang sangat banyak, serta kompatibilitas dengan berbagai sistem operasi seperti Windows, Linux, dan macOS. Selain itu, Python juga mendukung berbagai paradigma pemrograman seperti pemrograman berorientasi objek, pemrograman prosedural, dan pemrograman fungsional. Hal ini menjadikan Python sebagai salah satu bahasa pemrograman yang sangat fleksibel untuk berbagai kebutuhan pengembangan sistem. Dalam bidang pengolahan citra digital dan computer vision, Python banyak digunakan karena memiliki berbagai pustaka yang mendukung proses analisis citra, seperti OpenCV, NumPy, dan Matplotlib. Pustaka-pustaka tersebut menyediakan berbagai fungsi yang dapat digunakan untuk membaca citra, memproses data piksel, melakukan segmentasi objek, serta melakukan visualisasi hasil pengolahan citra (Adawiyah Ritonga and Yahfizham Yahfizham, 2023).

Python juga berperan penting dalam proses akuisisi data langsung dari perangkat sensor kualitas udara melalui berbagai protokol komunikasi. Pustaka pyserial memungkinkan komunikasi serial antara komputer atau Raspberry Pi dengan modul sensor seperti PMS5003 dan SDS011 melalui antarmuka UART, sehingga data pembacaan sensor dapat diterima, diparse, dan disimpan secara otomatis dalam format terstruktur. Untuk sensor yang terhubung melalui protokol I²C atau SPI, pustaka smbus2 dan spidev pada platform Raspberry Pi memfasilitasi komunikasi tingkat rendah dengan modul sensor seperti BME688 dan SGP30. Dalam skenario pemantauan berbasis IoT, pustaka paho-mqtt

digunakan untuk mengirimkan data sensor ke broker MQTT pada platform cloud secara real-time, sedangkan requests dan aiohttp dimanfaatkan untuk integrasi dengan API layanan kualitas udara publik seperti OpenAQ dan IQAir. Keseluruhan pipeline akuisisi data sensor ini diintegrasikan dengan pipeline pengolahan citra dalam satu sistem terpadu berbasis Python, sehingga proses estimasi polusi berbasis citra dan validasinya terhadap data sensor aktual dapat berjalan secara otomatis, efisien, dan dapat direproduksi secara ilmiah.