

# Implementation Of Morphological Skeletonization For Leaf Vein Extraction From Leaf Images

Muhamad Fadhili <sup>1)</sup>; Gunawan <sup>2)</sup>; Ardi Wijaya <sup>3)</sup>; Yovi Apridiansyah <sup>4)</sup>

<sup>1,2,3)</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu

Email: <sup>1)</sup> [muhamadfadhili025@gmail.com](mailto:muhamadfadhili025@gmail.com)

## How to Cite :

Fadhili, M., Gunawan, Wijaya, A., Apridiansyah, Y. (2026). Implementation of Morphological Skeletonization for Leaf Vein Extraction from Leaf Images. Jurnal Media Computer Science, 5(4).

## ARTICLE HISTORY

Received [03 Agustus 2026]

Revised [25 Oktober 2026]

Accepted [27 Oktober 2026]

## KEYWORDS

Morphological Skeletonization, Leaf Vein Extraction, Black-Hat Transform, CLAHE, Iterative Thinning, Mean Squared Error, Mango Leaf.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



## ABSTRAK

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Morphological Skeletonization* untuk mengekstraksi struktur tulang daun dari citra daun mangga (*Mangifera indica*) secara otomatis. Sistem yang dibangun menggunakan *pipeline* pemrosesan citra yang mencakup segmentasi daun berbasis HSV, pra-pemrosesan dengan Bilateral Filter, peningkatan kontras vena menggunakan *Black-Hat Transform* dua skala dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), binerisasi menggunakan metode Otsu dan *Adaptive Thresholding*, operasi morfologi *opening* dan *closing*, serta skeletonisasi menggunakan algoritma *iterative thinning* dari pustaka *scikit-image*. Evaluasi kinerja dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE) pada dua tahap, yaitu MSE Binerisasi dan MSE Skeleton. Pengujian dilakukan terhadap dataset yang terdiri dari 150 citra daun mangga dalam format JPG yang dikumpulkan menggunakan kamera smartphone dengan kondisi pengambilan yang terstandarisasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi Skeleton rata-rata sebesar 94,47% dengan standar deviasi 1,06%, akurasi Binary rata-rata sebesar 61,28%, dan akurasi Global rata-rata sebesar 77,87%. Nilai rata-rata MSE Binerisasi sebesar 25179,25 dan MSE Skeleton sebesar 3599,02 mengkonfirmasi bahwa sistem mampu mengekstraksi kerangka tulang daun secara konsisten dan akurat pada seluruh dataset. Fitur struktural skeleton yang diekstraksi meliputi panjang, jumlah titik percabangan, konektivitas, dan densitas yang merepresentasikan karakteristik morfologi jaringan venasi daun secara kuantitatif. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan morfologi matematika menawarkan solusi yang efisien, transparan, dan dapat diinterpretasi untuk tugas ekstraksi tulang daun dibandingkan pendekatan berbasis *deep learning* yang memerlukan sumber daya komputasi besar.

## ABSTRACT

This study implements the *Morphological Skeletonization* method to automatically extract leaf vein structures from mango leaf (*Mangifera indica*) images. The developed system utilizes an image processing pipeline that includes HSV-based leaf segmentation, preprocessing with Bilateral Filter, vein contrast enhancement using dual-scale *Black-Hat Transform* and *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), binarization using Otsu and *Adaptive Thresholding* methods, morphological opening and closing operations, and skeletonization using the *iterative thinning* algorithm from the *scikit-image* library. Performance evaluation was conducted quantitatively using *Mean Squared Error* (MSE) metrics at two stages, namely Binarization MSE and Skeleton MSE. Testing was performed on a dataset consisting of 150 mango leaf images in JPG format collected using a smartphone camera under standardized acquisition conditions. The results show that the system achieves an average Skeleton accuracy of 94.47% with a standard deviation of 1.06%, an average Binary accuracy of 61.28%, and an average Global accuracy of 77.87%. The average Binarization MSE of 25179.25 and Skeleton MSE of 3599.02 confirm that the system is capable of extracting leaf vein skeletons consistently and accurately across the entire dataset. The extracted skeleton structural features include length, number of branch points, connectivity, and density, which quantitatively represent the morphological characteristics of the leaf venation network. This study demonstrates that the mathematical morphology approach offers an

## PENDAHULUAN

Identifikasi tumbuhan merupakan salah satu kebutuhan mendasar dalam bidang botani, pertanian, dan ekologi. Seiring dengan perkembangan teknologi pengolahan citra digital, pendekatan berbasis komputer mulai banyak dimanfaatkan untuk mendukung proses identifikasi tanaman secara otomatis. Daun menjadi objek yang paling sering digunakan dalam penelitian ini karena mudah diperoleh dan memiliki karakteristik morfologi yang kaya, seperti bentuk, warna, tekstur, dan pola tulang daun (*leaf vein*). Di antara berbagai fitur tersebut, pola tulang daun dikenal sebagai fitur yang sangat diskriminatif karena strukturnya bersifat unik untuk setiap spesies tumbuhan dan relatif stabil meskipun kondisi pencahayaan atau sudut pengambilan gambar sering berubah-ubah (Setiyono *et al.*, 2023).

Sejumlah penelitian terdahulu telah mencoba mengatasi permasalahan ekstraksi fitur daun menggunakan berbagai pendekatan. Beberapa di antaranya memanfaatkan teknik *thresholding*, seperti metode Otsu, untuk segmentasi citra daun. Namun, metode ini masih memiliki kelemahan signifikan ketika dihadapkan pada variasi kondisi alamiah, seperti perubahan intensitas cahaya dan latar belakang yang heterogen (Gusti Tri Ananda, Pardosi and Maysari Br Sembiring, 2024). Pendekatan lain menggunakan *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi tumbuhan. Meskipun akurasi tinggi, metode CNN tidak mengekstraksi struktur tulang daun secara eksplisit sehingga bersifat *black box* dan kurang *interpretable*, padahal pola venasi daun merupakan fitur morfologis kunci dalam taksonomi tumbuhan (Rizki Ramadhani, Nilogiri and A"yun, 2022). Selain itu, metode berbasis *deep learning* membutuhkan dataset yang besar dan sumber daya komputasi yang tinggi, sementara pendekatan *thresholding* konvensional masih rentan terhadap *noise* dan perubahan kontras citra. Di sisi lain, pendekatan morfologi matematika belum banyak dieksplorasi secara mendalam, khususnya untuk tugas ekstraksi kerangka tulang daun, padahal metode ini menawarkan representasi struktural yang kompak dan efisien secara komputasi (Yovi Apridiansyah, Rozali Toyib and Ardi Wijaya, 2022). Sehingga pada penelitian ini untuk mengisi celah tersebut mengimplementasikan *morphological skeletonization* untuk mengekstraksi tulang daun dari citra daun, sehingga menghasilkan representasi kerangka (*skeleton*) yang mempertahankan topologi percabangan asli daun.

*Morphological skeletonization* merupakan teknik dalam morfologi matematika yang bekerja dengan cara mereduksi objek biner menjadi representasi kerangka satu piksel (*single pixel width skeleton*) sambil mempertahankan topologi dan konektivitas struktur aslinya (Lapendy *et al.*, 2024). Teknik ini sangat relevan untuk diterapkan pada citra tulang daun karena struktur venasi secara alami menyerupai jaringan bercabang yang dapat direpresentasikan dalam bentuk kerangka tipis. Berbeda dengan metode berbasis pembelajaran mesin, *skeletonization* tidak memerlukan tahap pelatihan dan dapat bekerja langsung pada citra biner hasil segmentasi, sehingga prosesnya lebih ringan dan dapat diterapkan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya (Andriana *et al.*, 2026).

## LANDASAN TEORI

### 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).

### 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, 1578 | Muhamad Fadhili, Gunawan, Ardi Wijaya, Yovi Apridiansyah; *Implementation of Morphological Skeletonization for...*

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).

### 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.

### 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).

### 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).

### 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.

### 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).

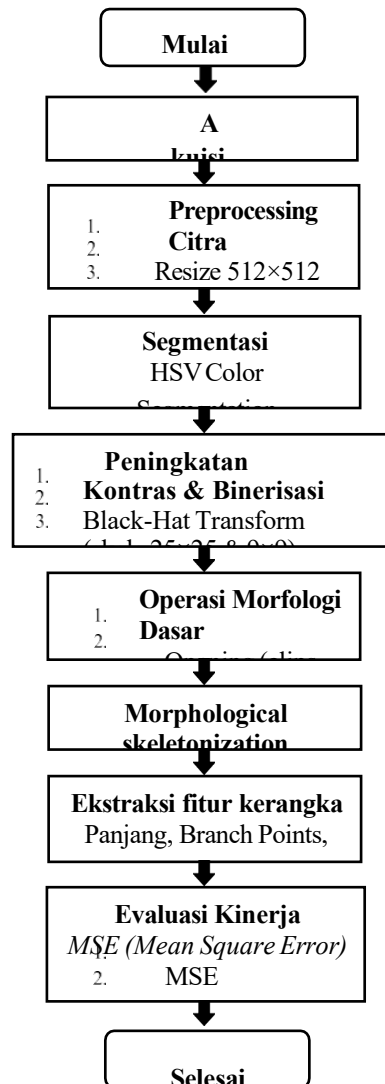
## METODE PENELITIAN

### Metode Penelitian

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Morphological Skeletonization* untuk mengekstraksi struktur tulang daun dari citra daun mangga (*Mangifera indica*) secara otomatis. Sistem yang dibangun menggunakan *pipeline* pemrosesan citra yang mencakup segmentasi daun berbasis HSV, pra-pemrosesan dengan Bilateral Filter, peningkatan kontras vena menggunakan *Black-Hat Transform* dua skala dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), binerisasi menggunakan metode Otsu dan *Adaptive Thresholding*, operasi morfologi *opening* dan *closing*, serta skeletonisasi menggunakan algoritma *iterative thinning* dari pustaka *scikit-image*. Evaluasi kinerja dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE) pada dua tahap, yaitu MSE Binerisasi dan MSE Skeleton. Pengujian dilakukan terhadap dataset yang terdiri dari 150 citra daun mangga dalam format JPG yang dikumpulkan menggunakan kamera smartphone dengan kondisi pengambilan yang terstandarisasi.

## Metode Pelaksanaan

Metode pelaksanaan dalam penelitian ini menggunakan metode eksperimental yang berbasis pengolahan citra digital (Hidayati et al., 2023). Metode ini dipilih karena penelitian ini tidak hanya menganalisis suatu fenomena, tetapi juga merancang, membangun, dan menguji sebuah sistem atau perangkat lunak yang mengimplementasikan algoritma tertentu. Secara teknis, alur kerja penelitian mengikuti pendekatan waterfall yang bersifat sekuensial dan terstruktur, di mana setiap tahapan harus diselesaikan sebelum berlanjut ke tahapan berikutnya.



Gambar 1 Proses Tahap Pelaksanaan Eksperimen

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi Skeleton rata-rata sebesar 94,47% dengan standar deviasi 1,06%, akurasi Binary rata-rata sebesar 61,28%, dan akurasi Global rata-rata sebesar 77,87%. Nilai rata-rata MSE Binerisasi sebesar 25179,25 dan MSE Skeleton sebesar 3599,02 mengkonfirmasi bahwa sistem mampu mengekstraksi kerangka tulang daun secara konsisten dan akurat pada seluruh dataset.

Fitur struktural skeleton yang diekstraksi meliputi panjang, jumlah titik percabangan, konektivitas, dan densitas yang merepresentasikan karakteristik morfologi jaringan venasi daun secara kuantitatif. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan morfologi matematika menawarkan solusi yang efisien, transparan, dan dapat diinterpretasi untuk tugas ekstraksi tulang daun dibandingkan pendekatan berbasis *deep learning* yang memerlukan sumber daya komputasi besar.

## Implementasi

Implementasi sistem pada penelitian ini dilakukan secara bertahap mengikuti alur *pipeline* pemrosesan citra yang telah dirancang pada bab sebelumnya. Seluruh tahapan diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka OpenCV untuk operasi pengolahan citra, scikit-image untuk proses skeletonisasi, NumPy untuk komputasi numerik, Matplotlib untuk visualisasi grafik, dan Tkinter sebagai antarmuka pengguna grafis (*GUI*). Sistem dijalankan pada lingkungan sistem operasi Windows 10/11 tanpa memerlukan perangkat keras khusus seperti GPU, sehingga dapat dioperasikan pada komputer dengan spesifikasi standar.

## Persiapan Dataset Citra

Pengumpulan data merupakan tahapan awal yang sangat menentukan kualitas hasil penelitian secara keseluruhan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra daun mangga (*Mangifera indica*) yang dikumpulkan secara langsung menggunakan kamera smartphone. Pemilihan daun mangga sebagai objek penelitian didasarkan pada karakteristik venasi daun mangga yang memiliki pola tulang daun menyirip (*pinnate venation*) dengan vena utama yang jelas dan vena sekunder yang tersebar merata di sepanjang helai daun, sehingga menjadikannya objek yang representatif untuk pengujian algoritma ekstraksi tulang daun berbasis morfologi matematika.

Proses pengambilan citra dilakukan dengan kondisi yang distandarisasi untuk menjaga konsistensi kualitas dataset. Setiap daun diletakkan di atas latar belakang putih yang seragam untuk memudahkan proses segmentasi, dan pencahayaan dijaga agar konsisten dengan memanfaatkan cahaya alami atau cahaya ruangan yang merata tanpa bayangan keras. Pengambilan gambar dilakukan tegak lurus terhadap permukaan daun untuk meminimalkan distorsi perspektif. Dengan kondisi pengambilan yang terstandarisasi tersebut, terkumpul sebanyak 150 citra daun mangga dalam format JPG yang mencakup variasi ukuran daun, tingkat kematangan, dan posisi pengambilan gambar yang beragam untuk memastikan representativitas dataset.

**Gambar 2 Dataset Citra Daun Mangga**



Setelah proses pengambilan citra selesai, seluruh citra yang terkumpul melewati tahap normalisasi ukuran secara manual sebelum dimasukkan ke dalam sistem. Normalisasi manual ini dilakukan dengan mengubah ukuran seluruh citra menjadi resolusi seragam 500×500 piksel menggunakan perangkat lunak pengolah gambar. Normalisasi ukuran secara manual di luar sistem diperlukan karena citra yang dihasilkan kamera smartphone memiliki resolusi yang sangat bervariasi dan umumnya sangat besar, berkisar antara 3000×4000 piksel hingga 4000×6000 piksel tergantung pada spesifikasi kamera yang digunakan. Resolusi sebesar itu apabila langsung diproses oleh sistem akan membutuhkan sumber daya memori dan waktu komputasi yang sangat besar, terlebih ketika 150 citra diproses secara batch sekaligus. Selain itu, perbedaan resolusi yang sangat besar antar citra juga berpotensi mengganggu konsistensi hasil ekstraksi fitur, karena fitur seperti panjang skeleton dan densitas sangat dipengaruhi oleh ukuran citra. Dengan melakukan normalisasi manual terlebih dahulu ke ukuran 500×500 piksel, beban komputasi sistem dapat ditekan secara signifikan dan konsistensi dimensi data awal dapat terjamin sebelum memasuki tahap pemrosesan lebih lanjut di dalam sistem.

Meskipun citra masukan sudah dinormalisasi secara manual ke ukuran 500×500 piksel, sistem GUI yang dibangun tetap melakukan normalisasi ulang secara otomatis ke resolusi 512×512 piksel pada tahap pra-pemrosesan internal. Terdapat alasan teknis yang mendasari keputusan desain ini. Pertama, ukuran 512×512 piksel merupakan ukuran yang berbasis pangkat dua (power of two), yaitu  $2^9$ , yang secara komputasional lebih efisien untuk diproses oleh pustaka pengolahan citra seperti OpenCV dan operasi matriks NumPy karena selaras dengan arsitektur memori komputer modern. Kedua, normalisasi internal ke 512×512 piksel diperlukan sebagai lapisan keamanan (safety layer) sistem untuk mengantisipasi kemungkinan citra masukan yang belum dinormalisasi atau berasal dari sumber lain dengan ukuran yang berbeda-beda, sehingga sistem tetap dapat berjalan dengan benar tanpa bergantung sepenuhnya pada konsistensi data masukan. Ketiga, selisih ukuran antara 500×500 dan 512×512 piksel sangat kecil, yaitu hanya 12 piksel pada setiap sisi, sehingga proses resize ulang dari 500×500 ke 512×512 piksel menggunakan interpolasi INTER\_AREA tidak menimbulkan distorsi visual yang berarti pada struktur tulang daun dan tidak memengaruhi kualitas hasil ekstraksi secara signifikan. Dengan demikian, dua tahap normalisasi ini saling melengkapi, di mana normalisasi manual 500×500 piksel berfungsi untuk mengurangi beban data secara keseluruhan sebelum masuk ke sistem, sementara normalisasi internal 512×512 piksel berfungsi untuk menjamin konsistensi pemrosesan di dalam pipeline sistem secara teknis.

### Tahap Segmentasi Citra Daun

Tahap implementasi pertama adalah pemuatan dan segmentasi citra daun. Sistem menerima citra daun mangga dalam format JPG sebagai masukan. Citra dibaca menggunakan fungsi `cv2.imread` dengan flag `IMREAD_UNCHANGED` untuk mempertahankan seluruh informasi kanal warna. Setelah citra berhasil dimuat, sistem secara otomatis melakukan segmentasi untuk memisahkan area daun dari latar belakang menggunakan pendekatan berbasis ruang warna HSV. Konversi dari BGR ke HSV dilakukan menggunakan `cv2.cvtColor`, kemudian diterapkan dua rentang nilai *Hue* yang bersesuaian dengan warna hijau daun menggunakan `cv2.inRange`. Hasil kedua rentang warna digabungkan menggunakan operasi `bitwise_or` untuk menghasilkan mask daun yang lebih lengkap. Mask tersebut kemudian diperhalus melalui operasi morfologi *closing* dan *opening*, dilanjutkan dengan pemilihan komponen area terbesar menggunakan `cv2.connectedComponentsWithStats` dan konstruksi *convex hull* menggunakan `cv2.convexHull` untuk menghasilkan mask daun yang utuh tanpa lubang. Apabila area daun yang terdeteksi kurang dari 5% total area citra, sistem secara otomatis beralih ke metode *fallback* berbasis Otsu pada kanal saturasi HSV untuk memastikan segmentasi tetap berhasil dilakukan.

### Pra Pemrosesan

Tahap implementasi kedua adalah pra-pemrosesan citra. Setelah area daun berhasil diisolasi, citra melewati serangkaian operasi pra-pemrosesan untuk menyeragamkan kondisi seluruh citra dalam dataset. Pertama, citra diresize ke resolusi seragam 512×512 piksel menggunakan `cv2.resize` dengan metode interpolasi INTER\_AREA yang paling tepat untuk operasi perkecilan ukuran. Selanjutnya, citra dikonversi dari ruang warna BGR ke *grayscale* menggunakan `cv2.cvtColor` dengan konversi `COLOR_BGR2GRAY` untuk menyederhanakan representasi citra dari tiga kanal warna menjadi satu kanal intensitas. Terakhir, penghilangan *noise* dilakukan menggunakan Bilateral Filter melalui fungsi `cv2.bilateralFilter` dengan parameter `d=9`, `sigmaColor=75`, dan `sigmaSpace=75`. Bilateral Filter dipilih

secara khusus dalam implementasi ini karena kemampuannya meredam *noise* sambil secara selektif mempertahankan ketajaman tepi struktur tulang daun, yang merupakan keunggulan utama dibandingkan Gaussian atau median filter yang bersifat tidak selektif terhadap tepi.

## Tahap Peningkatan Kontras dan Binerisasi Vena

Tahap implementasi ketiga adalah peningkatan kontras dan binerisasi vena. Ini merupakan tahap paling kritis dalam seluruh *pipeline* dan menjadi kontribusi teknis utama penelitian ini. Implementasi diawali dengan *Black-Hat Transform* pada dua skala yang berbeda menggunakan `cv2.morphologyEx` dengan operasi `MORPH_BLACKHAT`. Kernel pertama berukuran elips  $25 \times 25$  piksel diterapkan untuk mendeteksi vena utama berukuran besar, sedangkan kernel kedua berukuran elips  $9 \times 9$  piksel diterapkan untuk mendeteksi vena halus berukuran kecil. Kedua hasil *Black-Hat* digabungkan menggunakan `cv2.addWeighted` dengan pembobotan 0,6 untuk kernel besar dan 0,4 untuk kernel kecil, sehingga diperoleh deteksi vena yang komprehensif pada berbagai skala sekaligus. Citra gabungan kemudian ditingkatkan kontrasnya menggunakan `CLAHE` yang diinisialisasi dengan `cv2.createCLAHE(clipLimit=4.0, tileGridSize=(8,8))` untuk peningkatan kontras yang adaptif per blok area. Sebelum binerisasi, area di luar mask daun diisi dengan nilai rata-rata intensitas daun menggunakan `cv2.mean` agar tidak memengaruhi proses penentuan nilai ambang. Binerisasi kemudian dilakukan menggunakan salah satu dari dua metode yang dapat dipilih pengguna, yaitu Otsu *Thresholding* melalui `cv2.threshold` dengan flag `THRESH_BINARY + THRESH_OTSU` untuk penentuan ambang global otomatis, atau *Adaptive Thresholding* melalui `cv2.adaptiveThreshold` dengan `ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C`, ukuran blok  $21 \times 21$ , dan konstanta koreksi -5 untuk penentuan ambang lokal per blok piksel.

## Tahap Operasi Morfologi Dasar

Tahap implementasi keempat adalah operasi morfologi dasar. Citra biner yang dihasilkan dari tahap sebelumnya masih mengandung artefak berupa titik-titik *noise* terisolasi dan celah kecil pada struktur vena. Untuk mengatasinya, diterapkan dua operasi morfologi secara berurutan menggunakan `cv2.morphologyEx`. Pertama, operasi *opening* dengan *structuring element* elips berukuran  $2 \times 2$  piksel menggunakan `MORPH_OPEN` diterapkan untuk menghilangkan titik-titik *noise* terisolasi yang berukuran sangat kecil tanpa merusak struktur vena yang lebih besar. Kedua, operasi *closing* dengan *structuring element* persegi berukuran  $3 \times 3$  piksel menggunakan `MORPH_CLOSE` diterapkan untuk menyambungkan celah-celah kecil pada garis vena yang hampir terhubung namun terputus akibat proses binerisasi. Kombinasi kedua operasi ini memastikan bahwa citra biner yang masuk ke proses skeletonisasi sudah dalam kondisi bersih dan struktur venanya kontinu, sehingga skeleton yang dihasilkan lebih akurat dan bebas dari cabang palsu.

## Tahap Morphological Skeletonization

Tahap implementasi kelima adalah *morphological skeletonization* yang merupakan inti dari penelitian ini. Citra biner yang telah dibersihkan dikonversi ke format *boolean* menggunakan ekspresi `binary_img > 0`, kemudian diproses menggunakan fungsi `skeletonize` dari pustaka `scikit-image` yang mengimplementasikan algoritma *iterative thinning* berbasis metode Lee. Algoritma ini bekerja dengan mengikis piksel-piksel tepi objek secara berulang melalui operasi erosi morfologi, dengan syarat ketat bahwa setiap piksel yang dihapus tidak boleh memutus konektivitas struktur. Proses iterasi berjalan hingga tidak ada lagi piksel yang dapat dihapus tanpa melanggar syarat konektivitas tersebut, menghasilkan representasi kerangka dengan ketebalan tepat satu piksel yang mempertahankan seluruh topologi dan pola percabangan asli jaringan tulang daun. Hasil skeleton kemudian dikonversi kembali ke format `uint8` menggunakan fungsi `img_as_ubyte` dari `scikit-image` untuk kompatibilitas dengan modul pengolahan citra berikutnya.

## Tahap Ekstraksi Fitur Struktural Skeleton

Tahap implementasi keenam adalah ekstraksi fitur struktural skeleton. Setelah skeleton berhasil diperoleh, sistem secara otomatis mengekstraksi empat fitur numerik yang merepresentasikan karakteristik morfologi jaringan tulang daun secara kuantitatif. Panjang skeleton dihitung menggunakan `np.sum(skeleton > 0)` yang menjumlahkan seluruh piksel aktif pada kerangka. Titik percabangan diidentifikasi dengan mengiterasi seluruh piksel aktif skeleton dan menghitung jumlah tetangga aktif dalam lingkungan 8-konektivitas menggunakan teknik *padding* dengan `np.pad`, di mana piksel dengan lebih dari dua tetangga aktif dikategorikan sebagai titik percabangan. Konektivitas dihitung menggunakan `cv2.connectedComponents` untuk menghitung jumlah komponen terhubung pada skeleton. Densitas

dihitung sebagai rasio antara jumlah piksel aktif skeleton terhadap total piksel citra menggunakan persamaan  $\text{np.sum}(\text{skeleton} > 0) / \text{skeleton.size}$ .

### Tahap Evaluasi Kinerja Menggunakan MSE

Tahap implementasi ketujuh dan terakhir adalah evaluasi kinerja menggunakan MSE. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Squared Error* pada dua pasang citra yang merepresentasikan dua tahap kritis dalam *pipeline*. MSE Binerisasi dihitung antara citra *grayscale* hasil Bilateral Filter dengan citra *enhanced vein* hasil *Black-Hat* dan CLAHE menggunakan formula  $\text{np.mean}((\text{img1.astype(float64)} - \text{img2.astype(float64)}) ** 2)$ , yang mengukur besarnya perubahan intensitas yang dihasilkan oleh proses peningkatan kontras vena. MSE Skeleton dihitung antara citra biner hasil operasi morfologi dasar dengan citra skeleton akhir, yang mengukur besarnya reduksi piksel yang terjadi selama proses penipisan kerangka dari citra biner tebal menjadi skeleton satu piksel. Seluruh hasil pemrosesan termasuk nilai MSE, fitur struktural skeleton, dan visualisasi citra setiap tahap kemudian ditampilkan pada antarmuka pengguna dan dapat diekspor ke format CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian sistem ekstraksi tulang daun menggunakan metode *Morphological Skeletonization* pada 150 citra daun mangga (*Mangifera indica*) yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Implementasi *Morphological Skeletonization* menggunakan algoritma *iterative thinning* dari pustaka *scikit-image* berhasil mengekstraksi struktur tulang daun (*leaf vein*) dari citra daun mangga secara otomatis dengan menghasilkan representasi kerangka setebal satu piksel yang mempertahankan topologi dan pola percabangan asli jaringan venasi daun. Hal ini dibuktikan dari hasil visualisasi skeleton yang menampilkan vena utama dan seluruh percabangan vena sekunder dalam bentuk garis-garis tipis yang merepresentasikan struktur jaringan tulang daun secara akurat.
2. Kombinasi *Black-Hat Transform* dua skala dengan kernel  $25 \times 25$  dan  $9 \times 9$  serta CLAHE terbukti efektif dalam meningkatkan kontras struktur tulang daun sebelum proses binerisasi dilakukan. Pendekatan ini mampu mengatasi permasalahan rendahnya kontras vena terhadap permukaan daun yang menjadi kelemahan utama metode *thresholding* konvensional, sehingga vena utama maupun vena-vena halus berorde kedua dan ketiga dapat terdeteksi dengan lebih baik. Nilai rata-rata MSE Binerisasi sebesar 25179,25 dari keseluruhan data set mengkonfirmasi bahwa proses peningkatan kontras berhasil menghasilkan perubahan intensitas yang signifikan secara konsisten pada seluruh 150 citra.
3. Penerapan operasi morfologi *opening* dengan kernel elips  $2 \times 2$  dan *closing* dengan kernel persegi  $3 \times 3$  sebagai tahap pra-skeletonisasi terbukti berperan penting dalam menjamin kualitas citra biner masukan ke proses skeletonisasi. Kedua operasi morfologi ini secara efektif menghilangkan *noise* terisolasi dan menyambungkan celah kecil pada struktur vena sehingga skeleton yang dihasilkan lebih bersih dan bebas dari cabang-cabang palsu yang dapat merusak akurasi fitur yang diekstraksi.
4. Hasil evaluasi kuantitatif terhadap 150 citra daun mangga menunjukkan bahwa sistem mencapai Akurasi Skeleton rata-rata sebesar 94,47% dengan standar deviasi yang sangat kecil yaitu 1,06%, yang membuktikan bahwa algoritma skeletonisasi bekerja dengan tingkat konsistensi dan stabilitas yang sangat tinggi pada seluruh variasi citra dalam dataset. Nilai ini jauh lebih tinggi dibandingkan Akurasi Binary rata-rata sebesar 61,28%, yang membuktikan bahwa proses *morphological skeletonization* memberikan kontribusi yang sangat signifikan dalam meningkatkan kualitas representasi struktur tulang daun dibandingkan sekadar hasil binerisasi saja. Akurasi Global rata-rata sistem secara keseluruhan mencapai 77,87% yang mencerminkan kinerja *pipeline* pemrosesan secara komprehensif dari tahap segmentasi hingga skeletonisasi.

### Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan bahan pertimbangan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut di masa mendatang.

1. Perluasan dataset perlu dilakukan untuk meningkatkan generalitas sistem. Penelitian ini hanya menggunakan satu spesies tumbuhan yaitu daun mangga dengan 150 citra. Penelitian selanjutnya

- disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih beragam mencakup berbagai spesies tumbuhan dengan pola venasi yang berbeda-beda, seperti venasi menjari (*palmate*) dan venasi sejajar (*parallel*), sehingga kemampuan sistem dalam mengekstraksi berbagai tipe pola tulang daun dapat dievaluasi secara lebih komprehensif.
2. Peningkatan metode segmentasi daun perlu dipertimbangkan untuk menangani kondisi citra yang lebih beragam. Metode segmentasi berbasis HSV yang digunakan saat ini masih memiliki keterbatasan pada citra daun dengan warna yang tidak sepenuhnya hijau, seperti daun yang menguning atau kemerahan akibat faktor usia atau penyakit. Penggunaan metode segmentasi yang lebih robust seperti *GrabCut* atau metode berbasis *deep learning* dapat meningkatkan keandalan tahap segmentasi pada kondisi citra yang lebih bervariasi.
  3. Optimasi parameter sistem dapat dilakukan untuk meningkatkan akurasi Binary yang pada penelitian ini masih mencapai 61,28%.

Eksplorasi terhadap kombinasi parameter *Black-Hat Transform*, CLAHE, dan operasi morfologi yang lebih optimal, serta pengujian metode binerisasi lain seperti binerisasi berbasis *Niblack* atau *Sauvola*, dapat dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra biner sebelum proses skeletonisasi sehingga akurasi keseluruhan sistem dapat ditingkatkan lebih lanjut.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abidah, D.Y., Hadi Wijoyo, S. and Rahman, K. (2025) „Pengaruh Platform Visual Studio Code Terhadap Hasil Belajar Siswa pada Mata Pelajaran Pemrograman Dasar Kelas X Jurusan Teknik Komputer dan Jaringan SMKN 3 Malang,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 3, pp. 1–10, Mar.,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 9(3), pp. 2548–964. Available at: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- Adawiyah Ritonga and Yahfizham Yahfizham (2023) “Studi Literatur Perbandingan Bahasa Pemrograman C++ dan Bahasa Pemrograman Python pada Algoritma Pemrograman,” *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, 3(3), pp. 56–63. Available at: <https://doi.org/10.55606/jutiti.v3i3.2863>.
- Adib Ulinuha El Majid and Reflan Nuari (2025) “Performance Comparison Of BERT Metrics and Classical Machine Learning Models (SVM, Naive Bayes) for Sentiment Analysis,” *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 10(2), pp. 741–752. Available at: <https://doi.org/10.35314/wmh3rq23>.
- Albakia, S.A.E. and Saputra, R.A. (2023) “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat,” *Jurnal Informatika Polinema*, 9(4), pp. 451–460.
- Andriana, D. et al. (2026) “Application of the traveling salesman problem to optimize skeletonization and stroke reconstruction,” *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 24(2). Available at: <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v24i2.27504>.
- Aswi, W.F.R.R.K. (2026) “Analisis Efektivitas Median Filter Pada Peningkatan Kualitas Citra Hasil Scan Dengan Metrik MSE DAN PSNR,” *Jurnal Nusantara Of Engineering*, 9(1), pp. 152–158.
- Buwono, H.K. et al. (2025) “Koding QB64 dan python sebagai bahasa komunikasi teknik sipil dalam memahami alur pikir,” *Konstruksia*, 16(2), pp. 146–156. Available at: <https://doi.org/10.24853/jk.16.2.146-156>.
- Gusti Tri Ananda, M., Pardosi, W. and Maysari Br Sembiring, A. (2024) “Literatur Review: Metode Thresholding Untuk Mengidentifikasi Penyakit Pada Daun Bawang Merah,” *FIMERKOM: Journal of Information Systems and Technology*, 1(1), pp. 6–10.
- Haidar Ahmad Fajri, Safrzal, E.J. (2025) “Segmentasi Citra Daun Tomat Berpenyakit dengan Metode K-Means Clustering pada Ruang Warna HSV,” *The Indonesian Journal of Computer Science*, 14(2), pp. 3001–3013. Available at: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4685>.
- Handayani, A. (2019) “Segmentasi Skeleton Manusia Dengan Menggunakan Metode Median Filter Dan Thining,” *Ikraith-Informatika*, 2(2), pp. 1689–1699.
- Hardini, M. et al. (2023) “Image-based Air Quality Prediction using Convolutional Neural Networks and Machine Learning,” *APTISI Transactions on Technopreneurship*, 5(1SP), pp. 109–123. Available at: <https://doi.org/10.34306/att.v5i1Sp.337>.
- Harjanti, T.W. and Himawan, H. (2021) “Teknologi Pengolahan Citra Digital Untuk Ekstraksi Ciri pada Citra Daun untuk Identifikasi Tumbuhan Obat,” *Faktor Exacta*, 14(3), p. 150. Available at: <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i3.9841>.

- Herdiansah, A. *et al.* (2022) "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(2), p. 388. Available at: <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.4066>.
- Humaidi, M.R. and Maulani, A. (2023) "Klasifikasi Naïve Bayes Dan Confusion Matrix Pada Pengguna Aplikasi E-Commerce Di Play Store," *Jurnal Ilmiah Informatika*, 8(2), pp. 132–139. Available at: <https://doi.org/10.35316/jimi.v8i2.132-139>.
- Lapendy, J.C. *et al.* (2024) "Klasifikasi Rasa Jeruk Siam Berdasarkan Warna Dan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(2), pp. 756–767. Available at: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i2.5384>.
- Liaw, J.J. *et al.* (2020) "PM2.5 concentration estimation based on image processing schemes and simple linear regression," *Sensors (Switzerland)*, 20(8), pp. 1–13. Available at: <https://doi.org/10.3390/s20082423>.
- Liu, X. *et al.* (2022) "Plant leaf veins coupling feature representation and measurement method based on DeepLabV3+," *Frontiers in Plant Science*, 13(November), pp. 1–20. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1043884>.
- Muhibbul, M. (2023) "Segmentasi Citra Penyakit Daun Bawang Merah Menggunakan K-Means Dan Otsu," *JAMI: Jurnal Ahli Muda Indonesia*, 4(1), pp. 13–17. Available at: <https://doi.org/10.46510/jami.v4i1.141>.
- Murani, N.A. *et al.* (2025) "Analisis Penggunaan Visual Studio Code Sebagai Editor Pemrograman Terbaik Untuk Pemula Pada Mahasiswa Informatika Universitas Nurul Huda," *Jurnal Rekayasa Informatika (Jrit)*, 2(2), pp. 1–10. Available at: <https://ejournal.pei.ac.id/index.php/JRIT/index>.
- Pamungkas, D.P. and Wijaya, F.M. (2023) "Analisis Hasil Segmentasi Citra Daun Bawang Dengan Metode Adaptive Thesholding dan K-Means Clustering," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 8(3), p. 95. Available at: <https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i3.4791>.
- Rahayu, A. (2020) "Analisa dan Implementasi Metode Zhang-Suen Dalam Pengerangkaan (Skeleton) Pada Citra Untuk Mengurangi Redundant," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 7(1), p. 156. Available at: <https://doi.org/10.30865/jurikom.v7i1.1946>.
- Rizki Ramadhani, I., Nilogiri, A. and A'yun, Q. (2022) "Klasifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Classification Of Plants Based On Leaf Image Using Convolutional Neural Network Method," *Jurnal Smart Teknologi*, 3(3), pp. 2774–1702. Available at: <http://jurnal.unmuhiember.ac.id/index.php/JST>.
- Sebatubun, M. and Haryawan, C. (2024) "Implementasi Metode Otsu dan Momen Hu pada Citra Keris," *Jurnal Informatika Polinema*, 10(2), pp. 285–290. Available at: <https://doi.org/10.33795/jip.v10i2.4978>.
- Setiyono, B. *et al.* (2023) "Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(2), pp. 385–392. Available at: <https://doi.org/10.25126/jtiik.20236809>.
- Sholihah, N. and Harjoko, A. (2021) "Operasi Morfologi Dan Kode Rantai Untuk Menghitung Luas Area Basah Kertas Saring," *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 11(1), p. 1. Available at: <https://doi.org/10.22146/ijeis.46130>.
- Supiyandi Supiyandi *et al.* (2024) "Pengenalan Gambar Dasar Menggunakan Python dan OpenCV," *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(4), pp. 52–61. Available at: <https://doi.org/10.59581/jusiik-widyakarya.v2i4.4200>.
- Tri Wahyudi, M. and Lestari, S. (2022) "Analisis Kematangan Buah Pisang dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Banana Fruit Ripeness Analysis Using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Method," *Multi Proximity: Jurnal Statistika Universitas Jambi*, 1(2), pp. 93–102. Available at: <https://online-journal.unja.ac.id/multiproximityhttps://doi.org/10.22437/multiproximity>. v1i2.18630.