Indonesian Journal of Multidisciplinary on Social and Technology
Homepage: https://journal.ilmudata.co.id/index.php/ijmst
Vol. 5 No. 1 (2026) pp: 1090-1097
P-ISSN: 2986-6790, e-ISSN: 2986-6782

Pengaruh Ukuran *Cropping Urat* Daun terhadap Akurasi Pengenalan Bibit Kelengkeng dengan HOG-JST

Agus Rahmad Hidayah, Gasim, Zaid Romegar Mair
Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Sains, Universitas Indo Global Mandiri
agusrahmadhidayahh@gmail.com*, gasim@uigm.ac.id, zaidromegar@uigm.ac.id

Abstrak

Identifikasi jenis bibit kelengkeng secara manual bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman pengamat, sedangkan pola urat daun menyimpan informasi tekstur yang khas bagi setiap varietas. Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh variasi ukuran cropping citra urat daun terhadap akurasi pengenalan lima jenis bibit kelengkeng, yaitu Diamond, Itoh, Matalada, Merah, dan Pimpong, menggunakan fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) propagasi balik. Citra daun diakuisisi dengan mikroskop USB digital di bawah pencahayaan LED terkontrol, dipotong pada area tengah dengan lima ukuran (150×150, 200×200, 300×300, 400×300, dan 500×400 piksel), diubah menjadi citra grayscale, lalu diekstraksi menggunakan HOG. Sembilan fitur statistik dari vektor HOG menjadi masukan JST dengan dua hidden layer (40 dan 30 neuron). Pada setiap ukuran digunakan 200 citra latih dan 50 citra uji, dan akurasi data latih dibandingkan dengan data uji untuk menelaah kemampuan generalisasi. Hasil menunjukkan akurasi data latih meningkat dari 61% pada ukuran 150×150 menjadi 87,5% pada ukuran 500×400, sedangkan akurasi data uji tertinggi sebesar 72% dicapai pada ukuran 300×300 dan menurun menjadi 58% pada ukuran 500×400. Selisih tersebut mengindikasikan kecenderungan overfitting pada ukuran terbesar. Kelas Merah paling sulit dikenali dengan akurasi uji rata-rata 34%. Dengan demikian, ukuran cropping menengah 300×300 piksel paling optimal untuk pengenalan berbasis tekstur urat daun, dan penambahan fitur warna disarankan pada penelitian selanjutnya.

Kata kunci: Cropping, Urat Daun, Bibit Kelengkeng, Histogram of Gradients, Jaringan Syaraf Tiruan

Abstract

Manual identification of longan seedling varieties is subjective and highly dependent on observer experience, while leaf vein patterns contain distinctive textural information for each variety. This study aims to analyze the effect of different leaf vein image cropping sizes on the classification accuracy of five longan seedling varieties, namely Diamond, Itoh, Matalada, Merah, and Pimpong, using Histogram of Oriented Gradients (HOG) features and a Backpropagation Artificial Neural Network (ANN). Leaf images were acquired using a digital USB microscope under controlled LED illumination and centrally cropped into five sizes (150×150, 200×200, 300×300, 400×300, and 500×400 pixels). The cropped images were converted into grayscale and processed using HOG feature extraction. Nine statistical features derived from HOG vectors were used as inputs to an ANN with two hidden layers containing 40 and 30 neurons. Each cropping size involved 200 training images and 50 testing images to evaluate classification performance and generalization ability. The results showed that training accuracy increased from 61% at 150×150 pixels to 87.5% at 500×400 pixels. However, the highest testing accuracy of 72% was achieved at 300×300 pixels, decreasing to 58% at 500×400 pixels, indicating potential overfitting. The Merah variety was the most difficult to classify, achieving an average testing accuracy of 34%. Therefore, a cropping size of 300×300 pixels provides optimal performance for leaf vein texture-based classification.

Keywords: Image Cropping, Leaf Veins, Longan Seedlings, Histogram of Oriented Gradients, Artificial Neural Network

1. Pendahuluan

Kelengkeng (*Dimocarpus longan*) merupakan tanaman daerah sub-tropik tetapi dapat tumbuh juga didaerah tropik. Lengkeng termasuk family Sapindaceae yang berasal dari China Selatan dan telah dikenal sejak 2000 tahun lalu(Fanshuri, 2021), tanaman ini bernilai ekonomi tinggi, sehingga pemilihan bibit unggul menjadi langkah awal yang menentukan keberhasilan budidaya. Setiap varietas memiliki ciri morfologis yang khas, seperti warna kulit dan tekstur serat(Cahyani et al., 2025). Berbagai kultivar kelengkeng juga memiliki struktur anatomi daun yang berbeda, misalnya pada ketebalan mesofil dan kerapatan stomata Penggunaan bibit kelengkeng berkualitas berpengaruh besar untuk meningkatkan hasil kualitas produksi bagi petani (Dwi Hartanti, Nur Ahmad Wahyu

Saputra, 2025), tetapi perbedaan tersebut sulit dikenali secara visual cara ini masih dirasa kurang efektif karena tanaman buah tropika memerlukan waktu dalam periode berbuah sehingga sulit dikenali(Amrulloh, 2022), terutama oleh orang awam. Pengenalan secara manual cenderung subjektif dan bergantung pada pengalaman pengamat, sehingga dibutuhkan metode yang objektif dan dapat direplikasi.

Pengenalan jenis kelengkeng berbasis citra daun telah dikaji dengan beragam fitur dan pengklasifikasi (Anggraini & Sriani, 2024) menggunakan fitur morfologi daun dengan *Convolutional Neural Network Multilayer Perceptron*, dan menyimpulkan bahwa fitur morfologi belum memberikan informasi pembeda yang signifikan antarvarietas. (Firdaus, rif'an et al., 2023) menggabungkan fitur RGB, GLCM, dan bentuk dengan JST propagasi balik, sedangkan (Anggraini & Sriani, 2024) memakai fitur tekstur GLCM dengan *k-nearest neighbor* dan melaporkan 14 dari 16 citra uji (87,5%) terklasifikasi benar. (Nafi & Prasetyo, 2023) menerapkan *convolutional neural network* dengan *multilayer perceptron* pada citra berwarna 128×128 piksel dan memperoleh akurasi 96,7% dengan 150 citra latih dan 30 citra uji. Pada tanaman lain, tekstur permukaan daun juga telah dimanfaatkan untuk mengenali tanaman buah tropika dengan JST (Rahmadewi et al., 2022), dan kombinasi fitur tepi dan tekstur model arsitektur VGG16 telah dipakai untuk mengenali pola daun (Saputro et al., 2022).

Di antara deskriptor tekstur, *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) yang diperkenalkan oleh Dalal dan Triggs merepresentasikan struktur lokal melalui distribusi orientasi gradien sehingga sesuai untuk pola berstruktur seperti urat daun. HOG telah digunakan bersama JST untuk klasifikasi bahasa arab (Algoritme, Wati, et al., 2021), bersama SVM untuk deteksi pejalan kaki dan klasifikasi kanker payudara, serta bersama untuk identifikasi buah pir menggunakan JST-PB (Algoritme, Paniza, et al., 2021). HOG juga diterapkan pada identifikasi UAV dengan melakukan cropping (Iqbal et al., 2021). Pada klasifikasi gulma dan kentang dengan dataset kecil, HOG menjadi metode tercepat dalam pelatihan, meskipun fitur dalam MobileNetV2 memberikan akurasi tertinggi sebesar 98% (Adhinata et al., 2023).

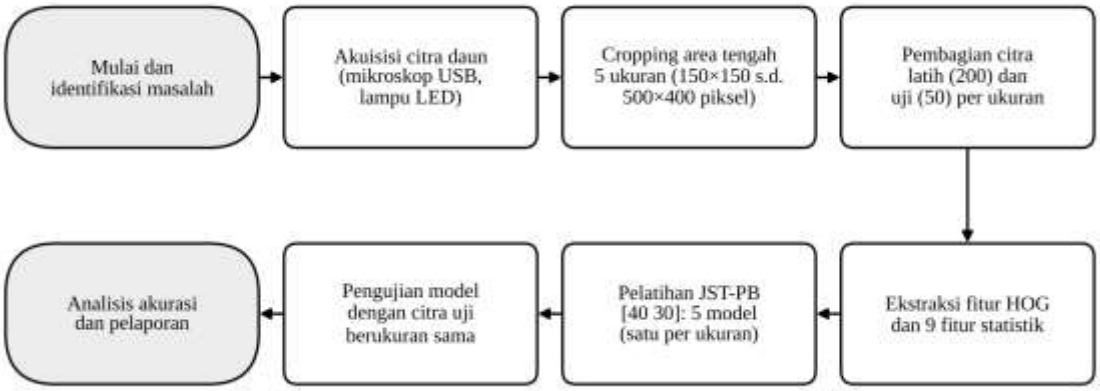
Meskipun demikian, sebagian besar penelitian berfokus pada jenis fitur dan pengklasifikasi, sedangkan ukuran area yang dipotong (*cropping*) dari citra mikroskopis urat daun jarang diperlakukan sebagai variabel penelitian(Saputri, 2022). Pemotongan menentukan seberapa banyak struktur lokal dan konteks citra yang masuk ke ekstraktor fitur, dan pemotongan yang kurang tepat dapat merusak konteks citra (Ying et al., 2023). Di sisi lain, metode pembelajaran mendalam umumnya membutuhkan data berukuran besar, sedangkan data citra bibit kelengkeng terbatas sehingga kombinasi fitur HOG dan JST yang ringan tetap relevan. Sepengetahuan penulis, belum ada kajian yang membandingkan secara sistematis beberapa ukuran *cropping* citra urat daun kelengkeng pada kombinasi HOG dan JST.

Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh ukuran *cropping* citra urat daun terhadap akurasi pengenalan lima jenis bibit kelengkeng (Diamond, Itoh, Matalada, Merah, dan Pimpong) serta menentukan ukuran yang paling optimal. Kebaruan penelitian terletak pada perlakuan ukuran *cropping* sebagai variabel utama pada citra mikroskopis urat daun dengan pencahayaan terkontrol, serta pada pembandingan akurasi data latih dan data uji untuk menelaah kemampuan generalisasi pada setiap ukuran.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen kuantitatif. Tahapan penelitian meliputi akuisisi citra, *cropping*, ekstraksi fitur HOG, pelatihan JST propagasi balik, pengujian, dan analisis akurasi, sebagaimana diringkas pada Gambar 1. Seluruh pemrosesan citra, pelatihan, dan pengujian dilakukan dengan perangkat lunak MATLAB.

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Objek Penelitian dan Akuisisi Citra

Objek penelitian adalah daun segar dan utuh dari lima jenis bibit kelengkeng, yaitu Diamond, Itoh, Matalada, Merah, dan Pimpong. Citra diambil dengan mikroskop USB digital *zoom magnifier* monokuler yang mampu menangkap detail halus permukaan daun sehingga struktur urat daun terlihat jelas. Spesifikasi alat ditunjukkan pada Tabel 1, dan citra disimpan dalam format RGB.

Tabel 1. Speesifikasi USB digital *zoom magnifier* monokuler

Parameter	Spesifikasi
Resolusi kamera	1920 × 1080 piksel (Full HD)
Perbesaran optik	50x – 1000x
Tipe sensor	CMOS
Koneksi	USB 2.0
Sumber cahaya	Lampu LED bawaan (4 buah)
Jarak fokus	3 – 5 cm
Kompatibilitas sistem operasi	Windows, MacOS, Android (dengan OTG)
Dimensi alat	14 cm × 5 cm × 4 cm
Berat	250 gram

Pemotretan dilakukan di ruangan gelap sehingga pencahayaan hanya berasal dari lampu LED berintensitas tetap yang diletakkan di bawah objek dan disaring dengan tisu untuk menghasilkan cahaya merata tanpa bayangan. Kamera diposisikan tegak lurus terhadap permukaan daun pada jarak yang dijaga konstan, dan distabilkan dengan penyangga botol plastik serta dudukan khusus seperti terlihat pada Gambar 2. Seluruh pengaturan dibuat seragam untuk semua sampel agar perbedaan citra berasal dari karakteristik daun, bukan dari kondisi pengambilan gambar.

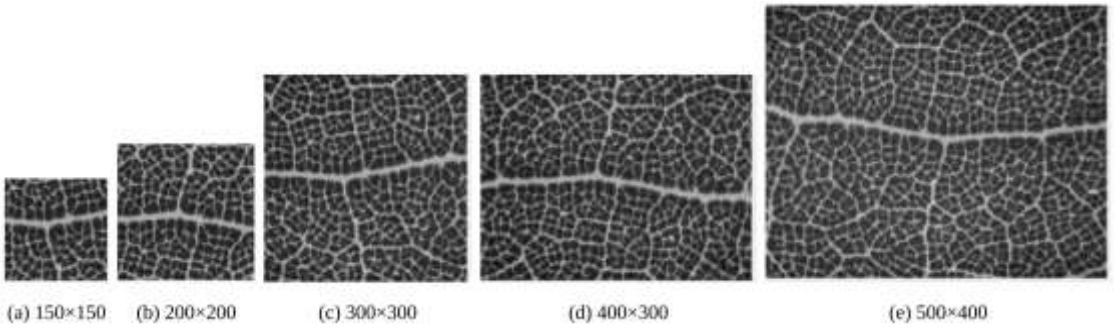


Gambar 2. Susunan alat Pemotretan Mikroskop USB

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

2.2. Cropping, Pra-pemrosesan, dan Pembagian Data

Dari setiap citra dipotong area tengah daun yang memuat tulang dan urat daun dengan lima ukuran, yaitu 150×150, 200×200, 300×300, 400×300, dan 500×400 piksel, seperti diilustrasikan pada Gambar 3. Ukuran *cropping* dinyatakan sebagai jumlah piksel horizontal dan vertikal bagian citra yang diambil, bukan resolusi fisik dalam dpi. Posisi pemotongan dipertahankan konsisten di tengah citra sehingga perbedaan hasil dapat dikaitkan dengan luas area yang dianalisis. Citra hasil pemotongan kemudian diubah menjadi *grayscale* dengan bobot 0,299 untuk kanal merah, 0,587 untuk kanal hijau, dan 0,114 untuk kanal biru.



Gambar 3. Contoh hasil cropping area tengah citra urat daun pada lima ukuran

Untuk setiap ukuran *cropping* digunakan 200 citra latih (40 citra per kelas) dan 50 citra uji (10 citra per kelas), sehingga seluruh penelitian memuat 1.000 citra latih dan 250 citra uji. Citra uji merupakan hasil augmentasi acak, dan setiap model JST hanya diuji dengan citra berukuran sama dengan citra latihnya. Jumlah data per kelas yang seimbang membuat akurasi antarkelas dapat dibandingkan secara langsung.

2.3. Ekstraksi Fitur HOG

Ekstraksi fitur HOG diawali dengan penghitungan gradien intensitas piksel pada citra *grayscale* menggunakan operator Sobel horizontal dan vertikal. Besar gradien pada suatu piksel dihitung dengan persamaan 1, dengan G adalah besar gradien, G_x gradien horizontal, dan G_y gradien vertikal.

$$G = \sqrt{{G_x}^2 + {G_y}^2} \tag{1}$$

Arah gradien dinyatakan oleh sudut θ pada persamaan 2, dan nilainya dikelompokkan ke dalam histogram orientasi pada setiap sel kecil citra.

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{2}$$

Histogram dari beberapa sel digabungkan menjadi blok dan dinormalisasi dengan persamaan 3, dengan v adalah vektor blok ternormalisasi, H histogram blok, $\|H\|$ panjang (norma) vektor H, dan ε bilangan kecil yang mencegah pembagian dengan nol. Seluruh histogram ternormalisasi kemudian digabungkan menjadi satu vektor fitur HOG yang merepresentasikan tekstur urat daun.

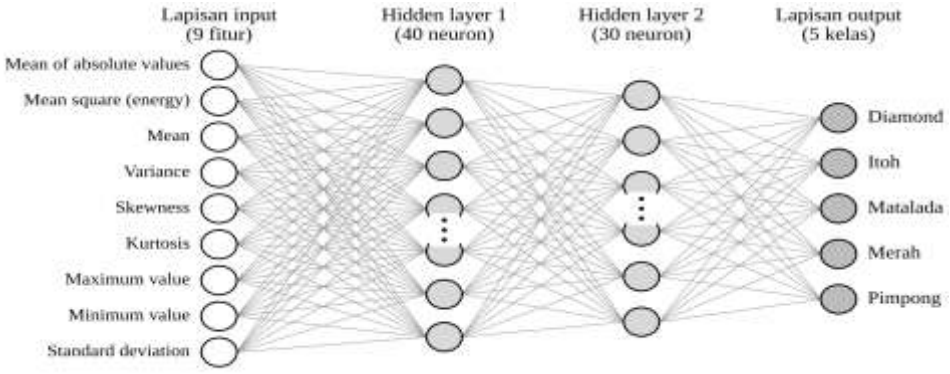
$$v = \frac{H}{\sqrt{\|H\|^2 + \varepsilon^2}} \tag{3}$$

Karena panjang vektor HOG bergantung pada ukuran citra, vektor tersebut diringkas menjadi sembilan fitur statistik, yaitu *mean of absolute values*, *mean square (energy)*, *mean*, *variance*, *skewness*, kurtosis, nilai maksimum, nilai minimum, dan standar deviasi. Ringkasan ini menghasilkan vektor masukan berdimensi sama (sembilan) untuk semua ukuran *cropping*, sehingga arsitektur JST identik dan perbandingan antarukuran menjadi adil. Fitur diekstraksi dengan fungsi *extractHOGFeatures* dan fungsi statistik MATLAB, dan fitur seluruh citra latih disusun dalam tabel latih berukuran 9×200 untuk setiap ukuran *cropping*.

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

2.4. Arsitektur dan Pelatihan JST

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) dengan menggunakan aplikasi MATLAB terhadap data latih sehingga JST dapat mengenali data latih(Erven Tanjungan, Gasim, 2021), digunakan pada jaringan propagasi balik dengan satu lapisan input berisi sembilan neuron, dua *hidden layer* berturut-turut berisi 40 dan 30 neuron, serta satu lapisan output berisi lima neuron yang masing-masing merepresentasikan kelas Diamond, Itoh, Matalada, Merah, dan Pimpong seperti pada Gambar ke 4.



Gambar 4. Arsitektur JST propagasi balik

Target berupa kode satu-dari-lima, yaitu nilai 1 pada neuron kelas yang benar dan 0 pada neuron lainnya. Keluaran neuron *j* dihitung dengan persamaan 4, dengan x_i masukan ke-*i*, w_{ij} bobot dari neuron *i* ke neuron *j*, b_j bias neuron *j*, *n* jumlah masukan, dan *f* fungsi aktivasi.

$$o_j = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i + b_j\right) \tag{4}$$

Fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi adalah sigmoid biner pada persamaan 5, yang memetakan nilai *x* ke rentang 0 sampai 1 dan memungkinkan jaringan menangkap hubungan nonlinear dalam data; *e* adalah bilangan Euler.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{5}$$

Pelatihan memakai algoritma propagasi balik yang menyesuaikan bobot secara iteratif untuk menekan selisih antara keluaran dan target metode konvensional seperti thresholding atau edge detection (Zaid Romegar Mair, 2024), dengan fungsi *trainlm* pada MATLAB. Parameter pelatihan ditampilkan pada Tabel 2. Setiap ukuran *cropping* dilatih secara terpisah sehingga diperoleh lima model JST.

Tabel 2. Parameter Pelatihan JST

Parameter	Nilai
Jumlah fitur input	9
Hidden layer 1	40 neuron
Hidden layer 2	30 neuron
Output layer	5 neuron
Epoch maksimum	15.000
Learning rate	0,01
Error goal	0,001
Algoritma pelatihan	Propagasi balik (trainlm)

2.5. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian dilakukan melalui antarmuka grafis (GUI) yang dibangun dengan MATLAB App Designer. Citra uji dimuat, dipotong sesuai ukuran yang dipilih, diekstraksi fiturnya, lalu diklasifikasikan oleh model JST berukuran sama. Kelas hasil pengenalan ditentukan dari neuron output yang aktif, disertai skor keyakinan (*confidence score*).

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Kinerja dinyatakan sebagai akurasi pada persamaan 6, dengan N_{benar} adalah jumlah citra yang dikenali sesuai kelas sebenarnya dan N_{total} jumlah citra yang diuji. Akurasi dihitung terpisah untuk data latih (N_{total} = 200) dan data uji (N_{total} = 50) pada setiap ukuran, serta untuk setiap kelas (40 citra latih atau 10 citra uji per kelas). Perbandingan akurasi data latih dan data uji digunakan untuk menilai kemampuan generalisasi model.

$$\text{Akurasi} = \frac{N_{\text{benar}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (6)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil disajikan berurutan mulai dari proses pelatihan dan akurasi data latih, dilanjutkan akurasi data uji pada lima ukuran *cropping*, hingga akurasi per kelas dan pembahasannya.

3.1. Hasil Pelatihan dan Akurasi Data Latih

Pelatihan setiap model berhenti pada 150 hingga 162 *epoch*, jauh di bawah batas maksimum 15.000 *epoch* (Tabel 3). Nilai kinerja pelatihan (*performance*) menurun dari 0,1973 pada ukuran 150×150 menjadi 0,0950 pada ukuran 500×400, yang menunjukkan bahwa area *cropping* yang lebih besar membuat fitur lebih mudah dipetakan ke target pada data latih.

Tabel 3. Hasil Pelatihan JST pada Lima Ukuran Cropping

Ukuran cropping (piksel)	Hidden layer	Epoch	Performance
150 × 150	[40 30]	150	0,1973
200 × 200	[40 30]	150	0,1675
300 × 300	[40 30]	150	0,1304
400 × 300	[40 30]	155	0,1066
500 × 400	[40 30]	162	0,0950

Akurasi data latih meningkat konsisten seiring bertambahnya ukuran *cropping*, dari 61,0% (122 dari 200 citra) pada 150×150 menjadi 87,5% (175 dari 200 citra) pada 500×400 (Tabel 4). Kenaikan terbesar terjadi dari 200×200 ke 300×300, yaitu 12,5 poin persentase, sedangkan dari 300×300 ke 400×300 hanya 1,5 poin.

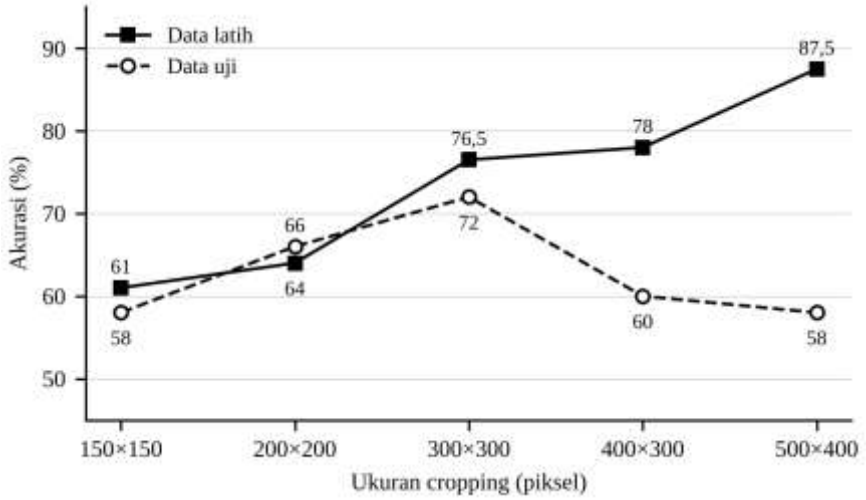
Tabel 4. Akurasi data latih dan data uji pada lima ukuran *cropping*

Ukuran cropping (piksel)	Latih benar (dari 200)	Akurasi latih (%)	Uji benar (dari 50)	Akurasi uji (%)	Selisih (poin)
150 × 150	122	61,0	29	58	3,0
200 × 200	128	64,0	33	66	−2,0
300 × 300	153	76,5	36	72	4,5
400 × 300	156	78,0	30	60	18,0
500 × 400	175	87,5	29	58	29,5

3.2. Hasil Pengujian pada Data Uji

Pada data uji, akurasi tertinggi dicapai pada ukuran 300×300, yaitu 72% (36 dari 50 citra), diikuti 200×200 sebesar 66% (33 citra), 400×300 sebesar 60% (30 citra), serta 150×150 dan 500×400 yang sama-sama 58% (29 citra). Pola ini berbeda dari data latih: akurasi uji naik hingga 300×300 lalu menurun, sedangkan akurasi latih terus naik (Gambar 5). Selisih akurasi latih dan uji membesar dari 4,5 poin pada 300×300 menjadi 18,0 poin pada 400×300 dan 29,5 poin pada 500×400.

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 5. Akurasi data latih dan data uji pada lima ukuran *cropping*

Menurut kelas, Matalada memiliki akurasi uji rata-rata tertinggi, yaitu 78% (39 dari 50 citra pada lima ukuran), diikuti Pimpong 70%, Itoh 68%, dan Diamond 64%, sedangkan Merah paling rendah dengan 34% (17 dari 50 citra) seperti terlihat pada Tabel 5. Akurasi tertinggi tiap kelas dicapai pada ukuran yang berbeda: 90% untuk Itoh pada 200×200, 90% untuk Pimpong pada 300×300, serta 90% untuk Matalada pada 400×300 dan 500×400. Kelas Merah hanya mencapai 10% pada 500×400, padahal akurasi latih kelas ini pada ukuran yang sama adalah 65% (26 dari 40 citra).

Tabel 5. Akurasi data uji per kelas pada lima ukuuan *cropping*

Ukuran cropping (piksel)	Diamond	Itoh	Matalada	Merah	Pimpong	Total
150 × 150	70	40	70	30	80	58
200 × 200	60	90	70	40	70	66
300 × 300	80	70	70	50	90	72
400 × 300	50	70	90	40	50	60
500 × 400	60	70	90	10	60	58
Rata-rata	64	68	78	34	70	62,8

3.3. Pembahasan

Pola akurasi uji yang mencapai puncak pada 300×300 menunjukkan bahwa ukuran *cropping* menengah memberikan keseimbangan yang paling baik antara kelengkapan informasi tekstur dan kemampuan generalisasi. Pada ukuran 150×150, area yang dianalisis hanya memuat sedikit sel urat daun sehingga statistik fitur HOG kurang representatif untuk membedakan varietas. Penambahan area hingga 300×300 memasukkan lebih banyak struktur lokal sehingga fitur statistik menjadi lebih stabil. Penjelasan ini bersifat dugaan yang konsisten dengan data, dan belum diuji secara langsung pada penelitian ini.

Pada ukuran 400×300 dan 500×400, akurasi latih terus naik sementara akurasi uji turun, dengan selisih 18,0 dan 29,5 poin. Pola ini sesuai dengan *overfitting*, yaitu model menyesuaikan diri terhadap data latih tetapi kurang mampu menggeneralisasi data baru. Perubahan rasio aspek dari persegi menjadi persegi panjang pada 400×300 dapat pula memengaruhi konsistensi representasi fitur, tetapi dugaan ini memerlukan pengujian lebih lanjut. Data uji yang kecil (50 citra, 10 citra per kelas) juga perlu diperhatikan karena satu citra setara dengan 2 poin persentase pada akurasi total dan 10 poin pada akurasi per kelas, sehingga selisih kecil seperti 58% dan 60% tidak dapat ditafsirkan sebagai perbedaan yang pasti.

Rendahnya akurasi kelas Merah kemungkinan berkaitan dengan konversi ke *grayscale* sebelum ekstraksi HOG, yang menghilangkan warna kemerahan sebagai ciri visual paling khas pada varietas tersebut, sehingga tekstur urat saja kurang cukup untuk membedakannya memakai citra berwarna dan memperoleh akurasi 96,7%, tetapi dengan tiga jenis kelengkeng dan jumlah data berbeda sehingga hasilnya tidak dapat dibandingkan langsung dengan penelitian ini. Penambahan fitur warna atau fitur tekstur lain seperti GLCM berpotensi memperbaiki pengenalan kelas Merah.

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Akurasi uji terbaik sebesar 72% lebih rendah daripada hasil penelitian berbasis CNN maupun GLCM-KNN yang telah disebutkan, namun perbedaan jumlah kelas, jumlah citra, dan jenis citra membuat perbandingan perlu dilakukan dengan hati-hati. Kombinasi HOG dan JST tetap menarik karena ringan secara komputasi dan tidak bergantung pada data berukuran besar. Keterbatasan penelitian ini adalah hanya lima varietas, data uji yang kecil, satu pembagian data tanpa validasi silang, serta satu konfigurasi arsitektur JST, sehingga generalisasi temuan ke varietas atau kondisi pengambilan citra lain perlu dikaji lebih lanjut.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa ukuran *cropping* citra urat daun memengaruhi akurasi pengenalan lima jenis bibit kelengkeng dengan fitur HOG dan JST propagasi balik berarsitektur 9-40-30-5. Akurasi data latih meningkat dari 61% pada ukuran 150×150 menjadi 87,5% pada ukuran 500×400, sedangkan akurasi data uji tertinggi sebesar 72% dicapai pada ukuran 300×300 dan turun menjadi 60% pada 400×300 serta 58% pada 500×400. Dengan demikian, ukuran 300×300 piksel merupakan ukuran paling optimal pada penelitian ini, dan selisih 29,5 poin antara akurasi latih dan uji pada ukuran 500×400 mengindikasikan *overfitting*. Kelas Merah paling sulit dikenali dengan akurasi uji rata-rata 34%, yang diduga berkaitan dengan hilangnya informasi warna pada konversi *grayscale*. Temuan ini memberikan pedoman praktis bahwa memperbesar area *cropping* tidak otomatis meningkatkan kemampuan generalisasi sistem pengenalan bibit kelengkeng berbasis citra urat daun. Penelitian selanjutnya disarankan menambah jumlah varietas dan jumlah data uji, menggabungkan fitur warna dan fitur tekstur lain seperti GLCM, menerapkan validasi silang, serta membandingkan kinerja dengan metode pembelajaran mendalam.

Referensi

1. Algoritme, J., Paniza, M., Alamsyah, D., & Matrix, C. (2021). *Identifikasi Jenis Buah Pir Berdasarkan Bentuk Menggunakan Metode HOG dan JST*. *2*(1), 62–72. https://doi.org/https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i1.1455
2. Algoritme, J., Wati, R. K., Irsyad, H., Studi, P., & Informatika, T. (2021). *Pengenalan Aksara Arab Menggunakan Metode JST Dengan Fitur HOG Dan LBP*. *2*(1). https://doi.org/https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i1.1453
3. Amrulloh, A. R. F. M. L. M. F. (2022). Klasifikasi jenis tanaman kelengkeng berdasarkan ciri tekstur daun menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (AFIS). *Jurnal Explore IT*, *14*(36), 29–38. https://doi.org/10.35891/explorit
4. Anggraini, C., & Sriani. (2024). Klasifikasi Daun Kelengkeng Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) Dan K-Nearest Neighbor (Knn). *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, *11*(2), 72–78. https://doi.org/10.30656/jsii.v11i2.9157
5. Cahyani, R. P., Heriansyah, R., & Gasim, G. (2025). Identification of Ginger Varieties Using Manhattan Distance on Image Pixel Vectors and Histograms. *Bit-Tech*, *8*(2), 1659–1667. https://doi.org/10.32877/bt.v8i2.3019
6. Dwi Hartanti, Nur Ahmad Wahyu Saputra, S. (2025). *Sistem Rekomendasi Pemilihan Bibit Kelengkeng dengan Metode Knowledge Base*. *18*, 1–12. https://doi.org/https://doi.org/10.47701/dutacom.v18i1.5031
7. Erven Tanjungan, Gasim, S. (2021). *Perbandingan Tingkat Akurasi Pengenalan Kadar Semen Dan Pasir Pada Campuran Kering Berdasarkan Tingkat Resolusi Kamera Dengan Metode Pengenalan JST*. *1*(2), 168–183. https://doi.org/https://doi.org/10.23917/khif.v5i1.8014
8. Fanshuri, B. Al. (2021). *Peluang dan Tantangan Industri Buah Lengkeng di Indonesia PELUANG DAN TANTANGAN INDUSTRI BUAH LENGKENG*. *April 2016*. https://www.researchgate.net/publication/349105945_Peluang_dan_Tantangan_Industri_Buah_Lengkeng_di_Indonesia
9. Firdaus, rif'an, A., Lutfi, M., & Amrulloh, Faishol, M. (2023). Klasifikasi Jenis Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Dengan Ekstraksi Ciri RRGB, GLCM. *Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Teknik Informatika*, *1(2)*(2), 110–125. https://doi.org/10.31102/jatim.v4i2.2341
10. Iqbal, N., Sha, U., & Mohammad, S. (2021). *Gray level co-occurrence matrix (GLCM) texture based crop classi fi cation using low altitude remote sensing platforms*. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.536
11. Nafi, N., & Prasetyo, P. R. (2023). *Klasifikasi Jenis Kelengkeng Berdasarkan Daun Menggunakan Convolutional Neural Network Multilayer Perceptron*. *17*(2), 75–79. https://doi.org/10.61769/telematika.v17i2.496
12. Rahmadewi, R., Efelina, V., & Purwanti, E. (2022). *IDENTIFIKASI JENIS TUMBUHAN MENGGUNAKAN CITRA DAUN BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN (ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS)*. *VII*(2), 38–43. https://doi.org/https://doi.org/10.35508/jme.v0i0.427
13. Saputri, G. (2022). *Identifikasi Kadar Ikan Pada Pempek Menggunakan Teknik Blok Citra Dengan Fitur GLCM Dan Metode JST*. *3*(1), 99–113. https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/algoritme/article/view/3362/
14. Saputro, A., Mu'min, S., Moch. Lutfi, & Putri, H. (2022). Deep Transfer Learning Dengan Model Arsitektur Vgg16 Untuk Klasifikasi Jenis Varietas Tanaman Lengkeng Berdasarkan Citra Daun. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *6*(2), 609–614. https://doi.org/10.36040/jati.v6i2.5456
15. Ying, Q., Zhou, H., Hu, X., Qian, Z., Li, S., & Zhang, X. (2023). Image Protection for Robust Cropping Localization and Recovery. *Proceedings - IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, *2023-July*, 1193–1198. https://doi.org/10.1109/ICME55011.2023.00208
16. Zaid Romegar Mair, M. A. R. (2024). Perbandingan Versi Terbaik YOLO Dalam Mendeteksi Jarak Spasi Antar Baris Tulisan Tangan. *Jurnal Sains, Nalar, Dan Aplikasi Teknologi Informasi*, *4*(2), 103–110. https://doi.org/10.20885/snati.v4.i2.40414

DOI: https://doi.org/10.69693/ijmst.v5i1.14681
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)