

Identifikasi Varietas Kayu Menggunakan Radially Average Power Spectrum Value Dan Orde Satu

Arya Mandiri¹, Soffiana Agustin²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik
Jl. Sumatera No.101, Gn. Malang, Kel. Randuagung, Kec. Kebomas, Kabupaten Gresik, Jawa Timur.

e-mail : aryamandiri55@gmail.com¹, soffiana@umg.ac.id²

Received : September, 2024

Accepted : November, 2024

Published : December, 2024

Abstract

Wood is a material that is widely used in various aspects of daily life for human needs. Grouping of wood varieties is based on several parameters, including the nature and characteristics of wood structure. The capacity of wood experts to identify wood varieties visually is often inaccurate. To overcome this problem, technology is used in the field of digital image processing to analyze wood texture, to be able to classify it into certain classes. This study proposes the application of an attribute extraction method on digital images using digital image processing technology using the radially average power spectrum value (RAPSV) method and first order, which makes parameter value measurements to extract features from wood texture. The results of the radially average power spectrum value (RAPSV) and first order parameters are used as data for wood variety classification using the support vector machine (SVM) method. This study uses 4,200 images with a resolution of 1000x1000 pixels. The images are divided into training data and test data using 10-fold validation. Comparison of the results is carried out by processing images with the image improvement stage and those without the improvement stage and knowing the effect of RAPSV feature extraction. This study shows that the image enhancement stage can provide an accuracy increase of 1% while the addition of the RAPSV feature contributes an accuracy increase of 18% to the first-order feature extraction.

Keywords: Wood, Image Enhancement, RAPSV, First-Order, SVM

Abstrak

Kayu merupakan material yang banyak dimanfaatkan dalam berbagai aspek kehidupan sehari-hari untuk kebutuhan manusia. Pengelompokan varietas kayu didasarkan beberapa parameter, diantaranya adalah sifat dan ciri-ciri struktur kayu. Kapasitas para ahli kayu untuk mengidentifikasi varietas kayu secara visual sering kali tidak akurat. Untuk mengatasi masalah ini, teknologi digunakan dalam bidang pengolahan citra digital untuk menganalisa tekstur kayu, untuk dapat mengklasifikasikannya ke dalam kelas-kelas tertentu. Penelitian ini mengusulkan penerapan cara ekstraksi atribut pada citra digital dengan menggunakan teknologi pengolahan citra digital menggunakan metode radially average power spectrum value (RAPSV) dan orde satu, yang membuat pengukuran nilai parameter untuk mengekstrak fitur dari tekstur kayu. Hasil dari parameter radially average power spectrum value (RAPSV) dan orde satu, digunakan sebagai data untuk klasifikasi varietas kayu menggunakan metode support vektor machine (SVM). Penelitian ini menggunakan 4.200 citra dengan resolusi 1000x1000 piksel. Citra dibagi dalam data latih dan data uji menggunakan 10-fold validation. Perbandingan hasil dilakukan dengan memproses citra dengan tahap perbaikan citra dan yang tidak menggunakan tahap perbaikan serta mengetahui efek dari ekstraksi fitur RAPSV. Penelitian ini menunjukkan bahwa tahap baik citra dapat memberikan kenaikan akurasi sebesar 1% sedangkan penambahan fitur RAPSV memberikan kontribusi kenaikan akurasi sebesar 18% terhadap ekstraksi fitur orde satu.

Kata Kunci: kayu, perbaikan gambar, RAPSV, orde satu, SVM

1. PENDAHULUAN

Kayu merupakan material yang sering dipergunakan dalam kehidupan sehari-hari guna memenuhi keperluan manusia. Terkadang, beberapa barang atau produk yang terbuat dari kayu tidak dapat digantikan dengan material alternatif karena sifat bawaannya. Sebagai pengguna kayu, manusia harus menyadari bahwa setiap jenis kayu memiliki sifat yang berbeda, sehingga diperlukan pemilihan dan pengelompokan kayu sesuai dengan kegunaannya. Untuk dapat mengenal jenis kayu dalam jumlah banyak, bukanlah merupakan hal yang mudah. Hal ini dapat disebabkan oleh kemampuan visualisasi manusia yang memiliki keterbatasan. Salah satu ciri kayu pada sifat dan ciri yang mudah diingat dan dapat didokumentasikan dengan baik. Ciri-ciri yang memenuhi syarat tersebut adalah ciri-ciri struktur kayu yang memiliki sifat objektif dan mudah diamati hanya dengan potongan kayu yang relatif kecil.[1]

Identifikasi jenis kayu saat ini sebagian besar dilakukan secara visual oleh manusia. Keterbatasan identifikasi jenis kayu oleh mata manusia yang tidak terampil dapat berdampak buruk pada hasil yang diinginkan di sektor industri. Teknologi pemrosesan citra digital saat ini digunakan secara luas. Penggunaan metode dalam ranah spasial [2]–[4] maupun frekuensi [2], [5], [6] memberikan hasil yang cukup memuaskan dalam pengenalan objek termasuk dalam klasifikasi jenis kayu. Hal ini tentu akan dapat membantu pekerjaan manusia yang dilakukan secara manual. Beberapa penelitian yang meneliti atau mempelajari tentang image processing diantaranya penelitian dengan topik identifikasi jenis kayu [7]–[11]

Penggunaan nilai mean, standar deviasi, skewness, energi, dan entropi dari metode *Local Binary Pattern* (LBP) dalam mengenali jenis kayu memberikan tingkat keakuratan klasifikasi sebesar 91,3%. Adapun citra kayu yang digunakan adalah bayur, cempaka, damar, meranti, dan merbau yang diambil dengan jarak 20 cm dengan kamera. Parameter LBP yang digunakan adalah jarak ketetanggaan $R=1$ dan pengaturan parameter $\sigma=0,3$ [7]

Dengan memanfaatkan fitur tekstur Pola Biner Lokal (LBP) dan Model pembelajaran mesin LVQ untuk mengidentifikasi jenis kayu memberikan

akurasi maksimum sebesar 68,33%. Hal ini dapat dipengaruhi oleh berbagai keadaan, termasuk kualitas citra dalam dataset pelatihan dan keberadaan beberapa citra kayu dengan pola yang hampir identik [10]

Varietas jati, sengon, mahoni, dan mindi dibedakan berdasarkan warna, pola, dan struktur seratnya, karena sifat fisik kayunya sebagian besar serupa. Pemanfaatan teknologi pemrosesan citra digital digunakan pendekatan ekstraksi Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) untuk mengekstraksi fitur pada pola kayu. Untuk kategorisasi spesies kayu melalui teknik Multilayer Perceptron (MLP). Hasil dari penelitian ini, diperoleh tingkat akurasi terbaik pada data validasi sebesar 88,75 % [11]

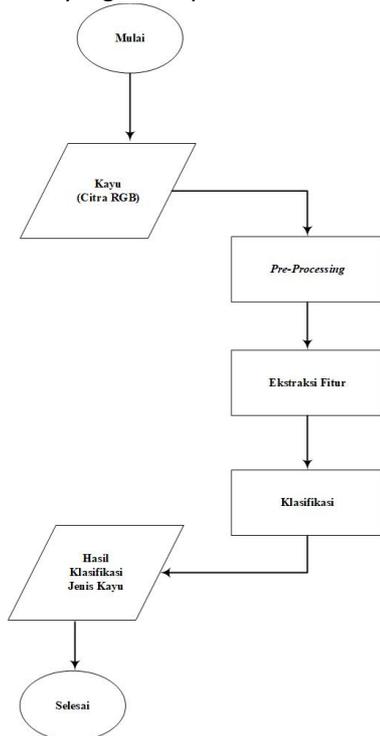
Identifikasi jenis kayu dengan jenis yang sama dilakukan pada [9], dimana jenis kayu yang digunakan adalah Agathis, Keruing, dan Meranti. Pada penelitian tersebut pengenalan jenis kayu dilakukan berdasarkan pola tekstur dengan menggunakan teknologi pengolahan citra digital melalui pendekatan ekstraksi Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP) dengan mesin pembelajaran Multi Layer Perceptron. Hasil penelitian menunjukkan bahwa glcm memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan ekstraksi fitur LBP, yakni sebesar 90% sedangkan Local Binary Pattern (LBP) menghasilkan akurasi 70%.

Dari penelitian yang telah dilakukan untuk mengenali jenis kayu, sebagian besar didasarkan pada ciri dalam ranah spasial. Penelitian ini mengusulkan penggunaan ekstraksi fitur dalam ranah frekuensi menggunakan *Radially Average Power Spectrum Value* (RAPSV). Metode ini memberikan pengenalan yang cukup baik dalam [2] Penggunaan Mesin Pembelajaran dalam melakukan identifikasi sangat mempengaruhi hasil keakuratan pengenalan. Beberapa penelitian klasifikasi jenis kayu dilakukan dengan menggunakan pembelajaran KNN [5], [8], SVM [7] dan Perceptron [9], [11]. Penelitian ini mengusulkan penggunaan ekstraksi fitur RAPSV dan Orde satu serta menggabungkan kedua metode tersebut dalam mengenali ciri kayu dan menggunakan SVM sebagai mesin pembelajaran dalam melakukan klasifikasi. Penelitian dilakukan dalam empat tahap, yaitu: pra-pengolahan, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Hasil klasifikasi akan dilakukan uji kinerja untuk

mendapatkan nilai keakuratan hasil pengenalan. Penelitian ini juga melakukan pengujian terhadap proses perbaikan citra (*enhancement*)

2. METODE PENELITIAN

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengenali jenis kayu: Agathis, Meranti, dan Keruing. Tahapan penelitian digambarkan di Gambar 1. Bagian ini memberikan gambaran tahapan penelitian yang menunjukkan perkembangan logis yang diperlukan untuk mencapai hasil penelitian yang diharapkan.



Gambar 1. Alur Penelitian

Langkah awal yang akan dijalankan dalam penelitian ini yakni pengumpulan data gambar berupa citra kayu berjenis agathis, keruing dan meranti, yang akan dijadikan sebagai citra acuan pengumpulan data. Setiap jenis kayu memiliki karakteristik yang berbeda dalam bentuk, tekstur dan frekuensi, oleh karena itu diperlukan beberapa metode yang digunakan untuk mendapatkan nilai frekuensi dari setiap jenis kayu sehingga dapat diproses untuk dilakukan klasifikasi. Dataset didapatkan dengan pengambilan secara langsung pada kayu yang akan dijadikan bahan furniture. Pengambilan objek dilakukan dengan menggunakan kamera *Handphone* dengan spesifikasi POCO X3 dengan resolusi 48 piksel yang disajikan dalam tabel 1. Citra hasil dari *Handphone* tersebut kemudian

dan akan membebandingkan hasil klasifikasi dari tiap metode ekstraksi fitur yang digunakan.

disimpan dalam komputer dengan ukuran 4000x3000 piksel.

Tabel 1. Rincian Data

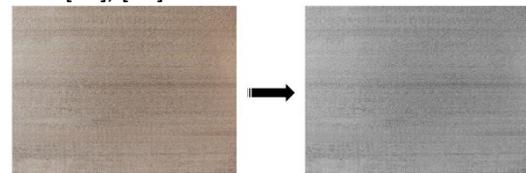
No.	Jenis Kayu	Ukuran Dimensi Citra	Jumlah Citra
1	Agathis	4000 x 3000	120
2	Keruing	4000 x 3000	114
3	Meranti	4000 x 3000	116

1. Preprocessing

Pada tahap ini pemrosesan dilakukan untuk peningkatan kualitas citra dan tujuannya adalah untuk secara bertahap meningkatkan tingkat keberhasilan pengolahan citra digital seperti :

a. Greyscale

Merupakan citra yang intensitas pikselnya berdasarkan pada derajat keabuan. Langkah ini dimulai dengan data gambar RGB, yang kemudian diubah menjadi gambar skala abu-abu. [12], [13]



Gambar 2. Hasil konversi RGB ke *Greyscale*

b. Cropping

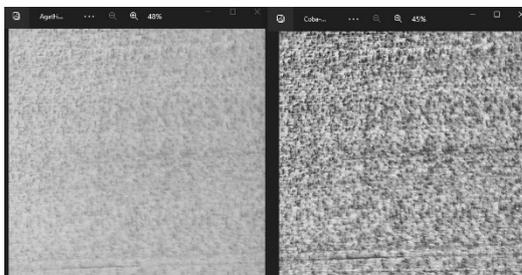
Pemotongan area citra *greyscale* agar pemrosesan citra berjalan dengan lancar dikarenakan spesifikasi dalam penelitian ini kurang memadai, sehingga perlu dilakukan pemotongan untuk memperkecil komputasi. [14]–[16] Dalam penelitian ini, citra dengan ukuran 4000x3000 dipotong menjadi ukuran 1000x1000. Sehingga dalam penelitian ini didapat 12 citra tiap citra asal. Hasil citra dataset ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Rincian hasil *cropping*

No.	Jenis Kayu	Sebelum <i>cropping</i>	Sesudah <i>cropping</i>
		Jumlah Citra	Jumlah Citra
1	Agathis	120	1.440
2	Keruing	114	1.378
3	Meranti	116	1.392
Total		350	4.200

c. *Image Enhancement*

Tahap selanjutnya dalam praproses melibatkan peningkatan kualitas citra dalam penelitian ini digunakan metode adaptive histogram equalisasi dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)*. Operasi ini dilakukan untuk menyamakan citra dengan beroperasi pada area kecil (adaptive) dalam menangani amplifikasi contrast yang berlebihan. Prosedur ini berupaya untuk menekankan atribut tertentu dalam citra. [17], [18] Dengan menerapkan adaptive histogram ekualisasi, fitur tekstur pada kayu lebih terlihat. Efek dari enhancement *adaphisteq* ditunjukkan pada tabel Gambar 3.



Gambar 3. Hasil *Enhancement*

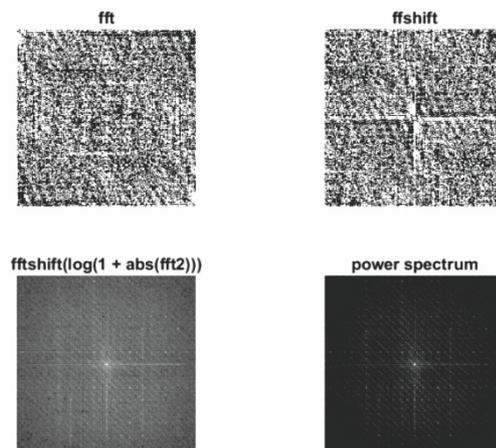
2. **Ekstraksi Fitur**

Tahap berikutnya setelah *pre-processing* adalah melakukan ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur digunakan untuk menggali karakteristik citra. Karakteristik yang melekat pada objek, dijadikan patokan untuk mengenali objek tersebut dan dinyatakan dalam formula pasti (dapat dihitung). Karakteristik dilambangkan dengan konfigurasi bilangan bulat yang digunakan untuk identifikasi item. Komposisi bilangan tersebut berasal dari deskriptor, yang digambarkan sebagai kumpulan faktor yang mewakili kualitas tertentu dari objek, yang digunakan untuk menyampaikan atributnya. Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur melalui ranah frekuensi menggunakan FFT stands for Fast Fourier Transform.

a. *Fast Fourier Transform (FFT)*

Transformasi Fourier adalah fungsi penting dalam pemrosesan citra digital. Transformasi ini akan menampilkan citra dalam domain Fourier atau frekuensi, sedangkan citra ditampilkan dalam domain ruang (spasial). Setiap titik pada domain Fourier merepresentasikan frekuensi

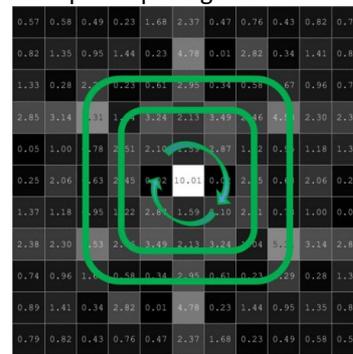
tertentu dari citra pada domain ruang. Fast Algoritma Fourier Transform (FFT) mengubah sinyal dari domain waktu menjadi domain frekuensi. FFT adalah algoritma yang dirancang untuk komputasi transformasi Fourier diskrit yang cepat dan efisien. Metode FFT membagi frekuensi setiap periode, sehingga memungkinkannya memberikan presisi yang cepat dan ekonomis. Hasil dari transformasi fourier digambarkan pada sebuah citra yang dilakukan untuk keperluan visualisasi spektrum. [19]–[22] Hasil FFT tersebut kemudian dilakukan penggeseran ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. ilustrasi FFT

b. *Radially Average Power Spectrum Value*

Langkah selanjutnya dalam melakukan ekstraksi fitur adalah menggunakan rapsv. Metode ini mengambil nilai rata-rata dari power spectrum hasil dari tahapan sebelumnya yaitu FFT. [2] Ilustrasi perhitungan pengambilan nilai fitur rapsv ditampilkan pada gambar 5.



Gambar 5. ilustrasi rapsv

c. *Orde Pertama*

Dalam penelitian ini fitur diekstraksi selain menggunakan rapsv juga menggunakan nilai orde satu pada citra digital Ekstraksi karakteristik orde pertama merupakan teknik

untuk memperoleh fitur dari atribut histogram gambar [23], [24]. Histogram menggambarkan kemungkinan terjadinya tingkat intensitas piksel abu-abu dalam suatu gambar. Berbagai parameter orde pertama seperti mean, skewness, variance, kurtosis, dan entropy dapat dihitung dari nilai-nilai dalam histogram yang dihasilkan.

a. **Mean (μ)**

Menunjukkan besarnya dispersi gambar

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n)$$

FN melambangkan nilai intensitas abu-abu, sedangkan P(FN) melambangkan nilai histogramnya, yang menunjukkan kemungkinan kemunculan intensitas tersebut dalam gambar.

b. **Variance (σ^2)**

Menampilkan ragam elemen pada histogram sebuah gambar.

$$\sigma^2 = \sum (f_n - \mu)^2 p(f_n)$$

c. **Skewness (σ_3)**

Menunjukkan seberapa miringnya kurva histogram relative dari sebuah gambar.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum (f_n - \mu)^3 p(f_n)$$

d. **Kurtosis (σ_4)**

Mengindikasikan tingkat kecuraman relative histogram dari suatu gambar.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3$$

e. **Entropy (H)**

Mengindikasikan seberapa tidak teratur bentuk suatu gambar.

$$H = - \sum_n p(f_n) \cdot \log p(f_n)$$

3. Klasifikasi

Fitur-fitur yang dikumpulkan untuk input ke dalam mesin pembelajaran SVM untuk tujuan identifikasi. Algoritme SVM adalah teknik klasifikasi dalam Pembelajaran Mesin memperkirakan kelas anggota dengan pola yang berasal dari latihan yang diatur oleh Vladimir Vapnik. Klasifikasi dijalankan menggunakan garis batas (bidang hiper) yang membedakan satu kelas dari kelas lainnya [25]–[28]. Garis batas yang terdefinisi dengan baik memaksimalkan jarak mencari titik data latihan terdekat dari setiap kelas, karena margin yang lebih besar biasanya berkorelasi dengan kesalahan generalisasi pengklasifikasi yang

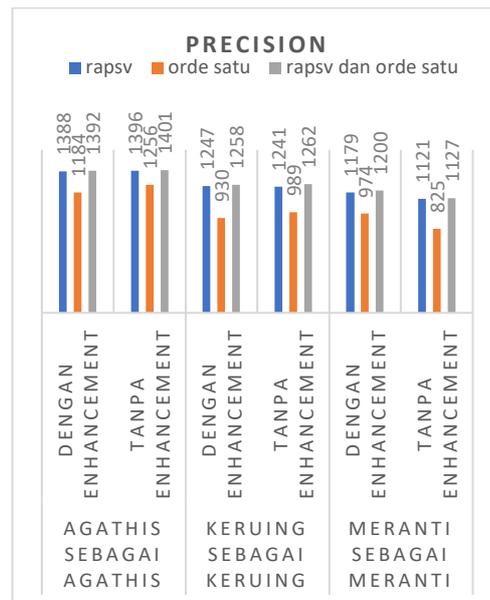
berkurang. Margin adalah seberapa jauh vektor titik berada dari bidang hiper ke dalam kelas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melakukan identifikasi jenis kayu agathis, keruing dan menganti. Dalam penelitian ini, identifikasi jenis kayu dilakukan menggunakan mesin pembelajaran SVM dengan menggunakan fitur rapsv dan orde satu. Dataset yang digunakan sejumlah 4.200 citra berdimensi 1000x1000 piksel. Dalam melakukan pengklasifikasian jenis kayu. Data set terbagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing* dengan menggunakan sistem validasi k-folds dengan k=10.

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah meakukan *pre-processing* dimana tahapan ini bertujuan untuk membuat citra dalam kondisi yang lebih baik. Tahap kedua yaitu melakukan ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengubah bentuk citra menjadi karakteristik yang lebih sederhana, yaitu fitur. Perubahan bentuk ini dapat meringankan komputasi.

Dari hasil ekstraksi fitur rapsv didapat sejumlah $(\frac{1}{2} * n) + 1$ fitur dengan n adalah jumlah dimensi (=501 fitur) dan ekstraksi fitur orde pertama menghasilkan 5 fitur. Hasil fitur tersebut digunakan sebagai masukan dalam SVM untuk melakukan klasifikasi. Hasil klasifikasi tersebut kemudian dilakukan verifikasi untuk mendapatkan akurasi dari sistem yang dibuat. Adapun matriks konfusi tiap metode sebagai berikut :



Gambar 6. Matriks konfusi tiap metode

Gambar Hasil klasifikasi tersebut kemudian dilakukan verifikasi untuk mendapatkan akurasi dari sistem yang dibuat. Adapun hasil presisi (precision) tiap metode ditampilkan pada gambar 6.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa Pengenalan jenis kayu meranti menghasilkan akurasi pengenalan terkecil pada semua metode ekstraksi fitur yang digunakan, yaitu RAPSV tanpa *enhancement* = 80%, orde satu tanpa *enhancement* = 59% dan gabungan tanpa *enhancement* = 81%. Sedangkan hasil precision tertinggi dihasilkan saat mengenali jenis kayu Agathis, dengan RAPSV tanpa *enhancement* = 97%, Orde satu tanpa *enhancement* = 87% dan gabungan tanpa *enhancement* = 97%. Hasil Precision tiap situasi penelitian disajikan pada table 3.

Table 3. Hasil *Precision* pada tiap kelas

Kelas	Enhancement	rapsv	orde satu	rapsv dan orde satu
Agathis sebagai Agathis	Dengan Enhancement	96%	82%	97%
	Tanpa Enhancement	97%	87%	97%
Keruing sebagai Keruing	Dengan Enhancement	91%	68%	92%
	Tanpa Enhancement	91%	72%	92%
Meranti sebagai Meranti	Dengan Enhancement	85%	70%	86%
	Tanpa Enhancement	80%	59%	81%

Dilihat dari pengenalan hasil presisi, penggunaan metode *enhancement* pada tahap *pre-processing* memberikan hasil yang significant pada jenis kayu meranti yaitu pada orde satu sebesar 11%, pada metode gabungan memberikan kenaikan pengenalan sebesar 6% dan pada metode RAPSV memberikan kenaikan pengenalan sebesar 5%. Sedangkan pemrosesan citra secara langsung tanpa *enhancement* memberikan hasil lebih baik dibanding dengan menggunakan *enhancement* pada pengenalan jenis kayu Agathis dan Keruing pada semua metode ekstraksi fitur yang digunakan.

Namun penggunaan metode *enhancement* memberikan pengenalan dengan lebih baik secara keseluruhan dengan peningkatan akurasi sebesar 0,4% pada ekstraksi fitur orde satu, 1,4% pada metode RAPSV dan meingkat sebesar 1,6% pada ekstraksi fitur gabungan. Hasil Akurasi selengkapnya disajikan pada table 4.

Penerapan metode RAPSV memberikan akurasi cukup baik, yaitu sebesar 90,7857% sedangkan orde satu memberikan hasil yang kurang memuaskan, sebesar 73,5238%. Penggabungan kedua metode ekstraksi fitur pada penelitian ini memberikan akurasi yang sangat baik, yaitu 91,69% dimana hasil ini melampaui hasil akurasi pada penelitian sebelumnya [2]. Penambahan ekstraksi fitur RAPSV memberikan kenaikan akurasi secara signifikan sebesar 18,2%.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Akurasi

No.	Fitur	Dengan Enhancement	Tanpa Enhancement
1	RAPSV	90.8095%	89.4762%
2	Orde satu	73.5238%	73.0952%
3	RAPSV dan orde satu	91.6667%	90.2381%

Pada penelitian sebelumnya, data yang digunakan terdiri dari 330 data yang dibagi menjadi 300 data latih dan 30 data uji. Pemrosesan citra dilakukan secara langsung tanpa *enhancement*. Penelitian tersebut menggunakan metode ekstraksi fitur Gray level co-occurrence matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP) dengan mesin pembelajaran Multilayer Perceptron [9]. Dari kedua metode tersebut, akurasi tertinggi diperoleh dari penggunaan glcm dengan hasil pengenalan precision seperti pada table 5 dari hasil GLCM dan Tabel 6 hasil LBP.

Tabel 5. Hasil Precision Penelitian sebelumnya (GLCM) [9]

	Predicted Class		
	Agathis	Keruing	Meranti
Agathis	10	0	0
Keruing	0	8	1
Meranti	0	2	9

Akurasi dari metode ekstraksi fitur glcm didapat akurasi sebesar $27/30 * 100\% = 90\%$

Tabel 6. Hasil Precision Penelitian sebelumnya (LBP) [9]

	Predicted Class		
	Agathis	Keruing	Meranti
Agathis	10	6	0
Keruing	0	1	0
Meranti	0	3	10

Akurasi dari metode ekstraksi fitur glcm didapat akurasi sebesar $21/30 * 100\% = 70\%$

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan nilai spektrum daya rata-rata radial (RAPSV) dan orde satu pada Identifikasi Jenis varietas kayu dengan menggunakan 4.200 citra kayu dengan pembagian data latih dan uji menggunakan 10 *k-fold validation*, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 91,6905% pada ekstraksi fitur RAPSV dengan *enhancement (adaphisteq)*, sedangkan akurasi tanpa *enhancement (adaphisteq)* adalah 90,0714%. Nilai Spektrum Daya Rata-rata Radial (RAPSV) dan teknik Orde satu yang menggunakan *adaphisteq (enhancement)* memberikan kinerja akurasi yang unggul. Klasifikasi varietas kayu yang menggunakan *Adaphisteq* lebih efektif saat menggunakan nilai spektrum daya rata-rata radial (RAPSV) dan ekstraksi orde satu untuk fitur tekstur kayu. Akurasi dari metode RAPSV lebih baik daripada pada penelitian sebelumnya yaitu 90%. Penelitian berikutnya dapat dikembangkan dengan menguji metode *enhancement* lainnya dan metode ekstraksi fitur yang lebih handal, seperti *wavelet*, *gabor*, dan teknik ekstraksi fitur lainnya. Penggunaan mesin pembelajaran juga dapat dikembangkan dalam melakukan identifikasi varietas kayu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Fajriani, *Mengenal Kayu Kalo Belum Kenal, Yuk Kenalan!* Deepublish, 2022.
- [2] S. Agustin, R. V. H. Ginardi, and H. Tjandrasa, "Identification of oil palm plantation in IKONOS images using radially averaged power spectrum values," *Proc. 2015 Int. Conf. Inf. Commun. Technol. Syst. ICTS 2015*, vol. 1, pp. 89–94, 2016, doi: 10.1109/ICTS.2015.7379877.
- [3] R. Novitasari, P. Harsadi, and M. Hasbi, "Klasifikasi Jenis Jahe Berdasarkan Ciri Statistik Orde Satu Dari Warna Rimpang," *J. Inform. Upgris*, vol. 8, no. 1, 2022, doi: 10.26877/jiu.v8i1.10012.
- [4] Y. E. Yana and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN," *Res. J. Comput. Inf. Syst. Technol. Manag.*, vol. 4, no. 1, p. 28, 2021, doi: 10.25273/research.v4i1.6687.
- [5] A. Jacobus, D. G. S. Ruindungan, and ..., "Penerapan Algoritma Fast Fourier Transform dan K-nearest neighbor pada Pengklasifikasian Kualitas Telur Puyuh," *J. Tek. Elektro ...*, vol. 8, no. 3, pp. 219–226, 2019, [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/elekdankom/article/view/28374%0Ahttps://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/elekdankom/article/download/28374/27751>
- [6] M. Furqan, - Sriani, and M. A. R. Tanjung, "Metode High-Pass Filter Dan Fast Fourier Transform Untuk Perbaikan Citra Telapak Tangan," *Techno.Com*, vol. 20, no. 4, pp. 601–612, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i4.5262.
- [7] N. Utami Putri and E. Redi Susanto, "Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Ciri Tekstur Local Binary Pattern," *CYBERNETICS*, vol. 4, no. 02, pp. 93–100, 2020.
- [8] R. R. Waliyansyah and C. Fitriyah, "Perbandingan Akurasi Klasifikasi Citra Kayu Jati Menggunakan Metode Naive Bayes dan k-Nearest Neighbor (k-NN)," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 2, p. 157, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i2.32473.
- [9] Y. A. Prasaja, "Perbandingan Metode Glcm Dan Lbp Dalam Klasifikasi Jenis Kayu," *Indexia*, vol. 4, no. 2, p. 61, 2022, doi: 10.30587/indexia.v4i2.4292.
- [10] N. M. Y. D. Rahayu, M. W. Antara Kesiman, and I. G. A. Gunadi, "Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Fitur Tekstur Local Binary Pattern Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 3, p. 157, 2021, doi: 10.23887/janapati.v10i3.40804.
- [11] D. W. Wibowo, D. Erwanto, and D. A. W. Kusumastutie, "Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Multilayer Perceptron," *J. Nas. Tek. Elektro*, vol. 10, no. 1, p. 1, 2021, doi: 10.25077/jnte.v10n1.788.2021.
- [12] I. G. Torre, J. J. Martín-Sotoca, J. C. Losada, P. López, and A. M. Tarquis, "Scaling properties of binary and greyscale images in the context of X-ray soil tomography," *Geoderma*, vol. 365, p. 114205, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114205.
- [13] M. Witte, S. Jaspers, H. Wenck, M. Rübhausen, and F. Fischer, "Noise

- reduction and quantification of fiber orientations in greyscale images," *PLoS One*, vol. 15, no. 1, p. e0227534, Jan. 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0227534.
- [14] R. Takahashi, T. Matsubara, and K. Uehara, "Data Augmentation Using Random Image Cropping and Patching for Deep CNNs," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 30, no. 9, pp. 2917–2931, Sep. 2020, doi: 10.1109/TCSVT.2019.2935128.
- [15] L. Liu *et al.*, "Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine," *Remote Sens. Environ.*, vol. 239, p. 111624, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.rse.2019.111624.
- [16] N. Islam *et al.*, "Early Weed Detection Using Image Processing and Machine Learning Techniques in an Australian Chilli Farm," *Agriculture*, vol. 11, no. 5, p. 387, Apr. 2021, doi: 10.3390/agriculture11050387.
- [17] I. Draganov and V. Gancheva, "Unsharp Masking with Local Adaptive Contrast Enhancement of Medical Images," 2022, pp. 354–363. doi: 10.1007/978-981-16-3880-0_37.
- [18] K. Obert, M. Schudt, and I. Bentley, "Color Saturation: Upper and Lower Percentage Histogram Manipulation," *Am. J. Undergrad. Res.*, vol. 20, no. 1, pp. 59–76, Jun. 2023, doi: 10.33697/ajur.2023.080.
- [19] A. H. Barnett, J. Magland, and L. af Klinteberg, "A Parallel Nonuniform Fast Fourier Transform Library Based on an "Exponential of Semicircle" Kernel," *SIAM J. Sci. Comput.*, vol. 41, no. 5, pp. C479–C504, Jan. 2019, doi: 10.1137/18M120885X.
- [20] E. Rajaby and S. M. Sayedi, "A structured review of sparse fast Fourier transform algorithms," *Digit. Signal Process.*, vol. 123, p. 103403, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.dsp.2022.103403.
- [21] M. Aslam *et al.*, "Health Analysis of Transformer Winding Insulation Through Thermal Monitoring and Fast Fourier Transform (FFT) Power Spectrum," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 114207–114217, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3104033.
- [22] M. Kircheis, D. Potts, and M. Tasche, "Nonuniform fast Fourier transforms with nonequispaced spatial and frequency data and fast sinc transforms," *Numer. Algorithms*, vol. 92, no. 4, pp. 2307–2339, Apr. 2023, doi: 10.1007/s11075-022-01389-6.
- [23] M. Nixon and A. Aguado, *Feature extraction and image processing for computer vision*. Academic press, 2019.
- [24] R. Zebari, A. Abdulazeez, D. Zeebaree, D. Zebari, and J. Saeed, "A Comprehensive Review of Dimensionality Reduction Techniques for Feature Selection and Feature Extraction," *J. Appl. Sci. Technol. Trends*, vol. 1, no. 1, pp. 56–70, May 2020, doi: 10.38094/jastt1224.
- [25] D. A. Pisner and D. M. Schnyer, "Support vector machine," in *Machine Learning*, Elsevier, 2020, pp. 101–121. doi: 10.1016/B978-0-12-815739-8.00006-7.
- [26] C. Campbell and Y. Ying, *Learning with support vector machines*. Springer Nature, 2022.
- [27] O. Okwuashi and C. E. Ndehedehe, "Deep support vector machine for hyperspectral image classification," *Pattern Recognit.*, vol. 103, p. 107298, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.patcog.2020.107298.
- [28] M. Sheykhmousa, M. Mahdianpari, H. Ghanbari, F. Mohammadimanesh, P. Ghamisi, and S. Homayouni, "Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 13, pp. 6308–6325, 2020, doi: 10.1109/JSTARS.2020.3026724.