

KLASIFIKASI CITRA TEKSTUR KAYU MENGUNAKAN GRAY LEVEL CO- OCCURANCE MATRIX DAN LOCAL BINARY PATTERN

Jaenal Arifin

Teknik Informatika, Fakultas Teknologi dan Desain, Institut Teknologi dan Bisnis Asia Malang
e-mail: jaenalarifin@asia.ac.id

Abstrak

Kayu merupakan bahan mentah yang akan diproses untuk dijadikan perabotan rumah tangga atau untuk kebutuhan manusia lainnya. Permasalahannya adalah karena banyaknya jenis kayu yang mempunyai corak atau bentuk tekstur yang cenderung sama akan menyulitkan manusia untuk mengenali jenis kayu tersebut. Dalam penelitian ini pengolahan citra digital akan digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dari tekstur kayu kemudian dilakukan pengklasifikasian untuk mengetahui, mengenali dan memastikan jenis kayu. Kayu yang digunakan terbagi menjadi tiga jenis kayu, proses ekstraksi menggunakan dua metode yaitu Gray Level Co-Occurance Matrix dan Local Binary Pattern sedangkan untuk klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor. Pengujian berdasarkan perbedaan dan kesamaan jumlah data training prosentase keakurasiannya 78,33%. Pengujian berdasarkan jumlah k memiliki rata-rata akurasi dengan menggunakan nilai k yang berbeda mencapai 77,6%. Pengujian menggunakan citra sama dengan data latih tingkat keakurasiannya adalah 100%. Pengujian menggunakan citra diluar data latih mencapai keakurasiannya 78%. Pengujian menggunakan perbedaan jumlah bit pada level keabuan, 5 bit mendapatkan keakurasiannya 76% dan yang menggunakan 7 bit mendapatkan keakurasiannya sebesar 81%.

Kata Kunci: Ekstraksi fitur, Tekstur kayu, GLCM, LBP, KNN

Abstract

Wood is a raw material that will be processed to be used as household furniture or for other human needs. The problem is that because there are many types of wood that have the same pattern or texture shape, it will be difficult for humans to recognize the type of wood. In this study, digital image processing will be used to extract features from the wood texture and then classify it to identify, identify and ascertain the type of wood. The wood used is divided into three types of wood, the extraction process uses two methods, namely Gray Level Co-Occurance Matrix and Local Binary Pattern, while for classification using K-Nearest Neighbor. Tests based on differences and similarities in the amount of training data, the percentage of accuracy is 78.33%. Tests based on the number of k have an average accuracy using different k values reaching 77.6%. The test uses the same image as the training data, the accuracy level is 100%. Tests using images outside of the training data reach an accuracy of 78%. Tests using the difference in the number of bits at the gray level, 5 bits get 76% accuracy and those using 7 bits get 81% accuracy.

Keywords: feature extraction, wood texture, GLCM, LBP, KNN

I. PENDAHULUAN

Kayu sebagai hasil hutan sekaligus hasil sumber kekayaan alam, merupakan bahan mentah yang diproses untuk dijadikan perabotan rumah tangga seperti Meja, kursi, almari, Buffet dan masih banyak lagi kegunaan kayu untuk kebutuhan manusia. Karena begitu banyaknya jenis kayu yang mempunyai corak atau bentuk tekstur yang berbeda-beda akan menyulitkan manusia untuk mengenali jenis kayu tersebut. Dengan sulitnya membedakan jenis-jenis kayu, terkadang permasalahan muncul ketika calon pembeli yang masih awam dan masih sulit untuk mengenali jenis kayu berdasarkan teksturnya, akan dirugikan bagi pembeli yang sudah membayar dengan harga mahal namun mendapatkan kualitas kayu yang kurang bagus. Saat ini, dalam pengklasifikasian jenis kayu ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan tampilan tekstur dan warna sebagian besar dilakukan oleh manusia tanpa menggunakan alat bantu. Keterbatasan kemampuan manusia dalam menganalisis kayu secara penglihatan pada umumnya kurang begitu peka terhadap perubahan-perubahan kecil yang terjadi sehingga terjadi ketidakakuratan dalam pengklasifikasian.

Seiring perkembangan teknologi pengolahan citra digital, kemampuan manusia tersebut dapat diterapkan ke dalam suatu sistem yang berupa perangkat lunak maupun perangkat keras, citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer [10], sehingga akan sangat berguna dalam banyak hal seperti otomatisasi dalam pengklasifikasikan objek. Dalam penelitian ini pengolahan citra digital akan digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dari tekstur kayu kemudian dilakukan pengklasifikasian untuk mengetahui, mengenali dan memastikan jenis kayu yang

akan dibeli sehingga pembeli yang kurang paham dengan jenis kayu dapat terbantu dan tidak dirugikan oleh penjual. Salah satu cara untuk mengenali tekstur citra adalah dengan membedakan tekstur citra tersebut. Setiap citra mempunyai tekstur yang unik yang dapat dibedakan dengan citra yang lain, ciri-ciri inilah yang menjadi dasar dalam pengenalan citra berdasarkan tekstur. Pada penelitian ini akan melakukan ekstraksi citra pada tekstur kayu dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Local Binary Pattern* (LBP).

Hasil ekstraksi fitur dari kedua metode tersebut, kemudian digunakan untuk proses pengklasifikasian jenis kayu menggunakan metode *K-Nearest Neighbour* (K-NN) yang dicari jaraknya dari data training menggunakan *euclidean distance*, dengan tujuan untuk mengenali citra jenis kayu tersebut.

II. METODE

Pada penelitian ini terbagi menjadi beberapa proses antara lain: *Pre-processing* (*Grayscale* dan *Histogram Equalization*), Ekstraksi citra (GLCM dan LBP), dan Klasifikasi (K-NN). Berikut penjelasan mengenai proses dalam klasifikasi citra tekstur kayu.

A. Pre-processing

Pre-processing adalah proses pengolahan data-data citra untuk kemudian diproses untuk kegiatan pemrosesan yang termasuk dalam inti penelitian ini. *Pre-processing* ini biasa meliputi pembersihan noise pada citra, perubahan format warna citra, deteksi pojokan-pojokan pada citra[5].

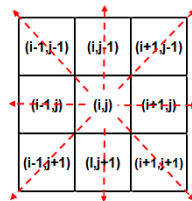
Grayscale adalah proses perubahan nilai pixel dari warna (RGB) menjadi *graylevel* [6]. Pada dasarnya proses ini dilakukan dengan meratakan nilai pixel dan nilai 3 RGB menjadi 1 nilai. Untuk memperoleh hasil yang lebih baik, nilai pixel tidak langsung dibagi menjadi 3 melainkan terdapat persentasi dan masing-masing nilai. Salah satu persentasi yang sering digunakan adalah 29.9% dari warna merah (*Red*), 58.7% dari warna hijau (*Green*), dan 11.4% dari warna biru (*Blue*).

Histogram Equalization adalah suatu proses untuk meratakan histogram agar derajat keabuan dari yang paling rendah (gelap) sampai dengan yang paling tinggi (terang) mempunyai kemunculan yang rata [7]. Dengan histogram equalization hasil gambar yang memiliki histogram yang tidak merata atau distribusi kumulatif yang banyak loncatan gradiasinya akan menjadi gambar yang lebih jelas karena derajat keabuannya tidak dominan gelap atau dominan terang.

B. Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)

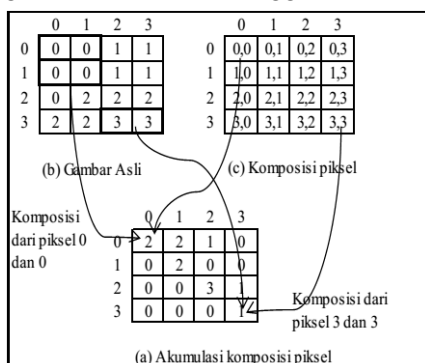
GLCM adalah suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak d , dan dengan suatu sudut inklinasi θ . Dengan kata lain, matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya gray level i dan j dari dua piksel yang terpisah pada jarak d dan sudut θ [8].

Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1: Hubungan Ketetanggaan Antar Piksel

Arah piksel tetangga untuk mewakili jarak dapat dipilih, misalnya 135°, 90°, 45°, 0° atau, seperti gambar 1. Bagaimana menghasilkan matriks menggunakan arah 0° dan dengan jarak 1 piksel, berikut ilustrasi proses GLCM.



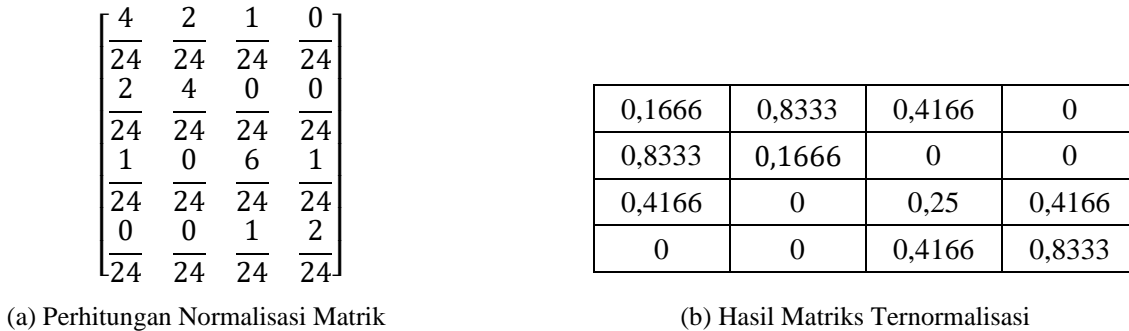
Gambar 2: Langkah Proses GLCM

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Gambar 3: Membuat Matriks Simetris

Gambar 3 menjelaskan perubahan urutan matriks dari baris ke kolom lalu dijumlahkan dan akan menghasilkan matriks GLCM belum ternormalisasi. Selanjutnya Matriks GLCM dihitung nilai normalisasi piksel citra $p(i,j)$ yang menunjukkan nilai probabilitas dari 2 piksel dengan tingkat keabuan i dan tingkat keabuan j seperti gambar 4 (a).

Dan hasil dari perhitungan tersebut akan menghasilkan matrik ternormalisasi seperti pada gambar 4 (b).



Gambar 4: Perhitungan Matrik

Setelah nilai probabilitas diperoleh, langkah berikutnya adalah mengekstrak informasi statistiknya. Haralick dkk mengusulkan berbagai jenis fitur tekstur yang dapat diekstraksi dengan matriks kookurensi. Ada 5 informasi statistik yang sering digunakan untuk mengintegretasikan tekstur citra, antara lain[2]:

1. Contrast
2. Correlation
3. Energy (Inverse Different Moment)
4. Homogeneity
5. Entropy

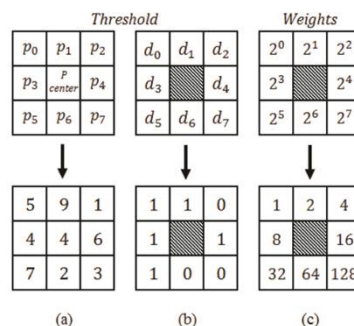
C. Local Binary Pattern (LBP)

LBP pertama kali diperkenalkan pada tahun 1996 oleh Ojala untuk mendeskripsi-kan tekstur dalam mode grayscale. Operator LBP didasarkan pada 3x3 ketetangaan yang merepresentasikan tekstur lokal di sekitar pusat piksel[11] seperti yang diilustrasikan pada gambar 5.

Dalam representasi tekstur LBP, tiap-tiap pola direpresentasikan oleh sembilan elemen $P=\{P_{center},P_0,P_1,\dots,P_7\}$ dengan P_{center} merepresentasikan nilai intensitas pada piksel pusat dan $p_i (0 \leq i \leq 7)$ merepresentasikan nilai piksel sekelilingnya (circular sampling)[9].

Nilai delapan ketetangaan yang mengelilingi pusat piksel dapat dicirikan oleh nilai biner $d_i (0 \leq i \leq 7)$ seperti pada gambar 5(a). Hasil perhitungan menghasilkan nilai biner seperti pada gambar 5(b), setiap ketetangaan memiliki nilai LBP seperti pada gambar 5(c) yang dihasilkan menggunakan persamaan berikut:

$$LBP = \sum_{i=0}^7 d_i \cdot 2^i, LBP \in [0,255] \tag{1}$$



Gambar 5. Skema Komputasi LBP

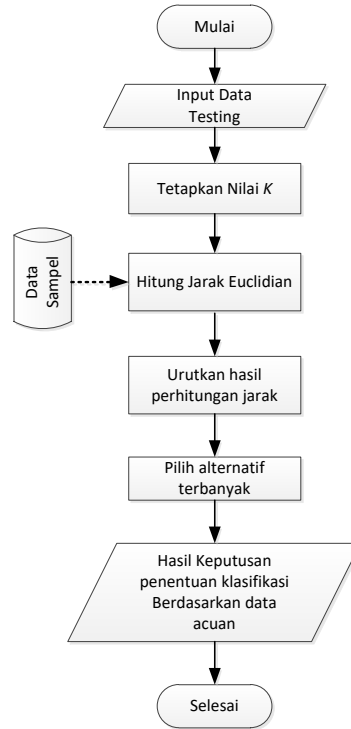
D. K Nearest Neighbor (K-NN)

KNN adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut[1]. Data pembelajaran diproyeksikan k ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Sebuah titik pada ruangan ini ditandai dengan kelas c , jika kelas c merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada k buah tetangga terdekat titik tersebut.

K-Nearest Neighbor adalah metode yang bersifat *supervised*, dimana hasil dari *query instance* yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kategori pada KNN. Jarak antara data query dengan data *learning* dihitung dengan cara mengukur jarak antara titik yang merepresentasikan data query dengan semua titik yang merepresentasikan data *learning* dengan rumus *Euclidean Distance* yang ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \tag{2}$$

Alur proses dari klasifikasi dengan KNN ditunjukkan pada flowchart berikut.



Gambar 6: Alur Proses Klasifikasi Dengan KNN

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Secara umum, dalam aplikasi sistem ini terbagi menjadi 2 proses yaitu, proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pelatihan dan pengujian membutuhkan citra RGB sebagai inputan.

A. Spesifikasi Input Citra

Terdapat dua jenis input citra yang digunakan dalam mengklasifikasi citra tekstur kayu, antara lain:


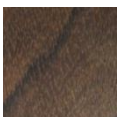
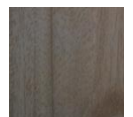
1. Input citra training
2. Input citra testing

Dari kedua jenis citra tersebut bisa merupakan citra yang berbeda ataupun sama dengan beberapa modifikasi agar citra tersebut agak berbeda atau tidak sama persis dengan data training.

B. Preprocessing

Citra yang digunakan untuk data training adalah kayu yang sudah dibelah secara vertikal searah dengan panjang kayu dan terlihat teksturnya. Citra diambil dengan menggunakan kamera foto dengan jarak, tingkat kecerahan dan posisi yang bervariasi, sehingga menghasilkan citra yang bervariasi. Setelah dilakukan pemotongan citra agar ukurannya seragam kemudian disimpan dalam direktori. Contoh citra grayscale terdapat pada tabel 1.

Tabel 1: Contoh Citra Tekstur Kayu RGB

Jati	Sonokeling	Wadang
		

C. *Input Citra Training*

Input citra untuk *training* digunakan untuk memberi pengetahuan kepada sistem agar pada saat digunakan untuk melakukan pengujian, sistem dapat mengenali dan mengklasifikasikan jenis kayu dengan tepat.

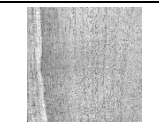
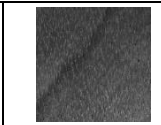

D. *Input Citra Testing*

Input citra *testing* digunakan untuk pengujian sistem atau untuk mengetahui klasifikasi citra tersebut masuk ke dalam kelas atau jenis kayu yang mana. Citra testing akan dibandingkan dengan data training yang sebelumnya sudah tersimpan di dalam *database* sistem

E. *Konversi Grayscale*

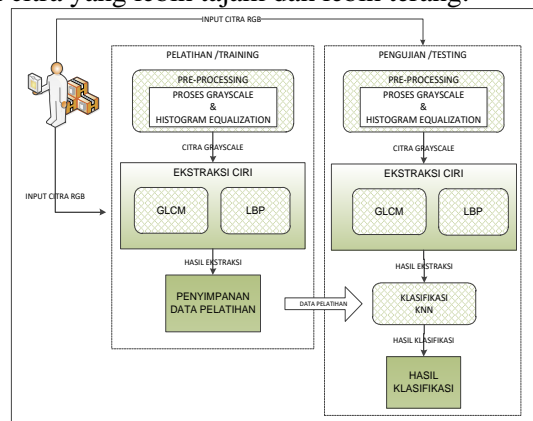
Konversi *grayscale* adalah salah satu proses di dalam sistem yang dilakukan untuk merubah citra kayu dari berwarna (RGB) menjadi citra abu-abu (*grayscale*). Konversi ini dilakukan untuk mengetahui nilai atau tingkat ke abu-abuan dari tekstur kayu yang akan dijadikan sebagai data training maupun kayu yang akan di lakukan testing. Contoh citra grayscale ditunjukkan pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Contoh Citra Tekstur Kayu *Grayscale*

Jati	Sonokeling	Wadang
		

F. *Histogram Equalization*

Histogram equalization adalah sebuah proses yang mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam. Tujuan digunakan *histogram equalization* adalah untuk memperoleh penyebaran histogram yang merata sehingga setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relatif sama. Sehingga hasil dari proses ini akan mendapatkan citra yang lebih tajam dan lebih terang.



Gambar 7: Blok Diagram Sistem

Sistem dirancang disesuaikan dengan kebutuhan serta tujuan dan manfaat dari penelitian. Tujuan utama dari sistem ini adalah mengklasifikasikan citra tekstur kayu kedalam kelas-kelas agar dapat membedakan dan mengenali jenis kayu berdasarkan citra teksturnya. Berdasarkan tujuan tersebut maka dalam sistem ini terdapat dua proses yang utama yaitu proses pelatihan dan pengujian.

G. Pengujian

Untuk mengetahui keakurasian hasil klasifikasi menggunakan sistem, maka harus dilakukan pengujian sistem. Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan beberapa metode antara lain:

1) Pengujian Menggunakan Jumlah Data

Pengujian ini berfungsi untuk mengetahui perbedaan keakurasian klasifikasi yang menggunakan data latih kecil dan yang besar. Dari ketiga kelompok jumlah data tersebut masing-masing akan di ujicoba untuk mengklasifikasi 20 citra dari masing-masing jenis kayu, sehingga total citra yang diuji adalah 60 perjumlah data dan hasil dari pengujian klasifikasi akan dihitung prosentase keakurasiannya.

Pengujian menggunakan 60 data latih dengan jumlah berbeda setiap kelas menghasilkan keakurasian 73%. Dengan data sebanyak 120 data latih menghasilkan keakurasian 78% dan dengan menggunakan data 160 data latih menghasilkan keakurasian 81%, sehingga untuk pengujian dengan menggunakan data latih yang berbeda menghasilkan keakurasian rata-rata 76,33 %

2) Menggunakan jumlah data latih sama

Pengujian menggunakan 60 data latih dengan jumlah sama untuk setiap kelas menghasilkan keakurasian 76%. Dengan data sebanyak 120 data latih menghasilkan keakurasian 78% dan dengan menggunakan 180 data latih menghasilkan keakurasian 83%, sehingga untuk pengujian dengan menggunakan data latih yang sama menghasilkan keakurasian rata-rata 79%

3) Menggunakan jumlah k

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah k terhadap keakurasian klasifikasi menggunakan perhitungan jarak *euclidean distance* pada metode KNN.

Berdasarkan pengujian menggunakan perbedaan nilai k dapat disimpulkan bahwa jumlah k yang digunakan pada proses klasifikasi menghasilkan keputusan yang berbeda walaupun tidak secara signifikan perbedaannya. Pengujian dengan nilai k sejumlah 3 yang memiliki keakurasian paling tinggi yaitu 86 %. Akan tetapi perbedaan antara nilai k, prosentasenya tidak terlalu menonjol atau tidak terlalu jauh, sehingga bisa disimpulkan rata-rata akurasi dengan menggunakan nilai k yang berbeda mencapai 77,6 %. rata-rata error mencapai 22,4%

4) Menggunakan citra pelatihan

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa akurat sistem dalam mengenali atau mengklasifikasi citra kayu kedalam kelas masing-masing jika menggunakan citra data uji yang sama dengan citra data latih. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan menggunakan data uji yang digunakan pada data latih, tidak terdapat hasil pengklasifikasian yang salah. Artinya dari 20 kali pengujian menggunakan citra data latih semua hasilnya dapat dikenali atau diklasifikasi dengan benar. Dalam pengujian ini keakurasian rata-rata mencapai 100%.

5) Menggunakan citra non pelatihan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan menggunakan data uji yang berbeda dengan data latih, terdapat banyak kesesuaian hasil klasifikasi dengan citra yang di ujikan, namun masih juga terdapat ketidaksesuaian hasil pengklasifikasian antara data latih dengan data uji. Hal ini dimungkinkan karena data yang digunakan untuk data latih dan data uji ada kemiripan tekstur, sehingga sistem menyimpulkan tidak sesuai. Dalam pengujian ini keakurasian rata-rata mencapai 78%.

6) Berdasarkan Nilai *Grayscale*

Pada pengujian ini menggunakan dua macam level keabuan yaitu 5 bit dan 7 bit, dimana 5 bit memiliki level keabuan lebih sedikit yakni 32 level keabuan atau hanya menggunakan level keabuan yang bernilai 0 sampai 31 sedangkan yang 7 bit memiliki level keabuan lebih banyak yaitu 128 level atau menggunakan nilai level keabuan yang bernilai 0 sampai 127.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan pengujian sistem pengklasifikasian kayu berdasarkan teksturnya dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Dengan menggunakan 60 sampai 180 data citra menunjukkan bahwa jumlah data citra yang dimasukkan mempengaruhi keakurasian klasifikasi. Semakin besar data citra yang digunakan untuk pengujian maka keakurasian akan semakin besar.
2. Pengujian dengan membedakan jumlah nilai k menghasilkan nilai keakurasian yang berbeda, dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali menggunakan citra data latih dan citra non latih, menghasilkan keakurasian antara 73 % sampai 86 % dan yang memiliki nilai keakurasian tertinggi adalah k sebanyak 3 dengan hasil 86%.
3. Pengujian menggunakan inputan data citra latih dan data citra diluar data latih menghasilkan tingkat keakurasian yang berbeda. Pada pengujian menggunakan citra data latih sebagai citra inputan, hasil klasifikasi mencapai keakurasian 100%. Dan pada pengujian menggunakan data citra non latih sebagai citra inputan keberhasilannya keakurasiannya mencapai rata-rata 78%.
4. Pengujian menggunakan level keabuan yang berbeda antara 5 dan 7 bit menghasilkan tingkat keakurasian yang berbeda, menggunakan 7 bit dengan level keabuan bernilai 0 sampai 127 menghasilkan keakurasian lebih tinggi dibandingkan 5 bit. Pengujian sebanyak 60 kali dengan 7 bit menggunakan citra latih dan non latih tingkat keakurasiannya mencapai 81%.

PUSTAKA

- [1] Ahmad Fariz Hasan, dkk. 2013. Application of Binary Particle Swarm Optimization in Automatic Classification of Wood Species using Gray Level Co-Occurrence Matrix and K-Nearest Neighbor. Global Conference for Academic Research on Scientific and Emerging Technologies (GCARSET)
- [2] Albrechtsen, F., 2008. Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices. Image Processing Laboratory. Department of Informatics. University of Oslo.
- [3] Faisal Nur Achsani, dkk. Deteksi Adanya Cacat Pada Kayu Menggunakan Metode Local Binary Pattern. Universitas Telkom
- [4] Febrianto, Y. 2012. Pengklasifikasian Kualitas Keramik Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur Statistik. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri. Universitas Gunadarma.
- [5] Prasetyo, Eko. 2011. Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab. Yogyakarta, ANDI

- [6] Putra, Darma. 2010. Pengolahan Citra Digital. Andi
- [7] Rafael C. Gonzalez; Richard E. Woods. 2002. Digital Image Processing, second edition.
- [8] Robert M Haralick; K.Shanmugan. 1973. It'shak Dinstein.Textural Features for Image Classification. IEEE Transaction On System, Man And Cybernetics.
- [9] Shervan Fekri Ershad. 2011. Texture Classification Approach Based on Combination of Edge & Co-occurrence and Local Binary Pattern. Int'l Conf. IP, Comp. Vision, and Pattern Recognition (IPCV).
- [10] Sutoyo, T. dkk.2009. Teori Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta. Andi
- [11] Timo Ojala, Matti Pietikäinen and Topi Mäenpää. Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. Infotech Oulu. University of Oulu Finland.