

PERBANDINGAN METODE GLCM DAN LBP DALAM KLASIFIKASI JENIS KAYU

Yudha Arya Prasaja¹⁾, Soffiana Agustin²⁾, Umi Chotijah³⁾, Farhanna Mar'i⁴⁾

^{1, 2, 3, 4)}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Gresik

Jl. Sumatra 101 Gresik Kota Baru (GKB), Randuagung, Kebomas, Gresik

e-mail: yudha2258@gmail.com¹⁾, soffianaagustin@umg.ac.id²⁾

(Naskah masuk : 26 Juli 2022 Diterima untuk diterbitkan : 30 November 2022)

ABSTRAK

Kayu di Indonesia memiliki beraneka ragam jenisnya, antara lain kayu meranti, keruing, agathis dan lain sebagainya. Pengelompokan jenis kayu biasanya ditentukan oleh beberapa parameter, diantaranya adalah warna, berat, tekstur dan masih banyak lagi. Salah satu faktor penting dalam pengelompokan jenis kayu adalah tekstur kayu. Pengelompokan jenis kayu biasanya hanya dapat dilakukan oleh para ahli kayu. Untuk mengatasi hal ini maka digunakanlah suatu teknologi untuk menganalisis suatu tekstur kayu agar dapat diklasifikasikan kedalam kelas-kelas tertentu. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang dapat melakukan klasifikasi jenis kayu berdasarkan tekstur. Penelitian ini menerapkan teknologi pengolahan citra digital menggunakan metode ekstraksi fitur gray level co-occurrence matrix (GLCM) dan local binary pattern (LBP) untuk menghasilkan parameter nilai ekstraksi fitur pada tekstur kayu. Hasil dari parameter GLCM dan LBP kemudian digunakan sebagai data untuk klasifikasi jenis kayu menggunakan metode multilayer perceptron (MLP). Dalam penelitian ini menggunakan 3 jenis kayu sebagai data latihan dan data uji, yaitu kayu agathis, keruing dan meranti. Hasil penelitian ini menggunakan metode GLCM diperoleh tingkat akurasi sebesar 90%. Sedangkan menggunakan metode LBP diperoleh tingkat akurasi sebesar 70%.

Kata kunci: Klasifikasi, kayu, GLCM, LBP

ABSTRACT

Wood in Indonesia has various types, including meranti wood, keruing, agathis and so on. The grouping of wood types is usually determined by several parameters, including color, weight, texture and many more. One of the important factors in classifying wood types is wood texture. Classification of wood types can usually only be done by wood experts. To overcome this, a technology is used to analyze a wood texture so that it can be classified into certain classes. Therefore, we need a system that can classify wood types based on texture. This research applies digital image processing technology using gray level co-occurrence matrix (GLCM) and local binary pattern (LBP) feature extraction methods to generate feature extraction value parameters on wood texture. The results of the GLCM and LBP parameters were then used as data for the classification of wood species using the multilayer perceptron (MLP) method. In this study, 3 types of wood were used as training data and test data, namely agathis, keruing and meranti wood. The results of this study using the GLCM method obtained an accuracy rate of 90%. While using the LBP method obtained an accuracy rate of 70%.

Keywords: Classification, wood, GLCM, LBP

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil berbagai macam sumber daya alam, termasuk sumber daya alam olahan kayu. Kayu di Indonesia memiliki beraneka ragam jenisnya, antara lain kayu jati, meranti, keruing, agathis, merbau dan lain sebagainya. Jenis kayu di Indonesia tidak semua memiliki nilai jual dan ada juga yang memiliki nilai jual. Pengelompokan jenis kayu biasanya ditentukan oleh beberapa parameter, diantaranya adalah warna, berat, tekstur dan masih banyak lagi. Salah satu faktor penting dalam pengelompokan jenis kayu adalah tekstur kayu.

Salah satu teknik untuk melakukan pengenalan citra antara lain dengan membedakan teksturnya. Tekstur dalam citra digital merupakan komponen dasar dalam membentuk citra digital. Tekstur dalam citra digital dapat dibedakan melalui kerapatan, keseragaman, keteraturan, kekasaran dan lain-lain (Christyono dan Indriani, 2007). Sebuah citra *Red, Green, Blue* (RGB) memiliki unsur warna merah, warna hijau dan warna biru. Sedangkan pada citra skala keabuan (*grayscale*) memiliki unsur-unsur *entropy, inertia, energy dan correlation*. Ketujuh unsur ini dapat dijadikan masukan ke sistem komputer untuk diolah lebih lanjut dalam pengenalan jenis kayu (Gunawan, 2015). Penelitian mengenai ekstraksi fitur dari tekstur kayu dengan mengkombinasikan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan pendeteksian tepi dilakukan untuk mendapatkan karakteristik tekstur kayu (Fahrurrozi, Madenda, dan Kerami, 2016). Pengklasifikasian jenis kayu berdasarkan teksturnya dengan menggunakan metode GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan *backpropagation* pernah dilakukan untuk membantu sistem melakukan pengenalan pola tekstur serat dari kayu dengan mengambil nilai parameter korelasi, kontras, homogenitas dan energi (Fathurrahman, Jondri dan Rohmawati, 2019). Keluaran yang dihasilkan memiliki akurasi sebesar 98,3%.

Metode lain yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan tekstur adalah local binary pattern (LBP). Metode LBP adalah metode yang diperkenalkan oleh Ojala et al untuk klasifikasi ciri tekstur (M. Heikkilä, M. Pietikäinen, and C. Schmid, 2009). Keuntungan dari metode LBP adalah invarian untuk perubahan skala abu-abu monotonik, kompleksitas komputasi yang rendah dan multi skala yang nyaman. Filosofi LBP adalah sederhana dan elegan dengan menyatukan metode struktur statistik dan tradisional (Y. Mu, S. Yan, Y. Liu, T. Huang, and B. Zhou, 2008). Metode LBP pada penelitian terdahulu telah digunakan untuk deteksi adanya cacat pada kayu. Penelitian ini dilakukan untuk menjawab permasalahan yakni proses pemilahan kayu mentah yang masih dilakukan dengan manual menggunakan tenaga manusia, sehingga membutuhkan waktu yang cukup lama dan tidak efisien. Hasil akhir menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi adanya cacat pada kayu dengan tingkat akurasi tertinggi adalah 89,4%, FAR sebesar 7,6% dan FRR sebesar 3%, dengan waktu komputasi rata-rata sistem sebesar 0,3069 detik (F. N. Achsan et al, 2015).

Penelitian ini melakukan pengklasifikasian jenis kayu meranti, keruing dan agathis berdasarkan tekstur kayu dengan mengimplementasikan pengolahan citra digital menggunakan dua ekstraksi fitur tekstur yaitu GLCM dan LBP serta klasifikasi menggunakan *Multilayer Perceptron* (MLP) dengan tujuan menghasilkan nilai parameter ekstraksi ciri GLCM dan LBP sebagai input MLP untuk mengidentifikasi jenis kayu. Metode GLCM sendiri merupakan metode yang mampu menyediakan informasi yang penting mengenai tekstur citra (Sanjaya, 2011). Informasi tekstur citra ini digunakan sebagai data masukan pada proses pengklasifikasian jenis kayu menggunakan algoritma MLP. *Multilayer Perceptron* merupakan metode pembelajaran mesin (*Machine Learning*) yang mempresentasikan prinsip kerja yang hampir menyerupai sistem saraf pada manusia.

II. LANDASAN TEORI

2.1 Citra Digital

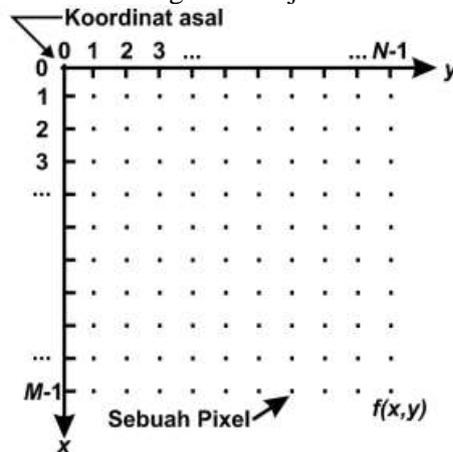
Citra merupakan suatu representasi atau gambaran, kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra dibagi menjadi 2 bagian yaitu citra bersifat analog dan citra yang bersifat digital. Citra analog adalah citra yang bersifat kontinu seperti gambar pada monitor, televisi, foto sinar x, hasil CT scan dan lainnya. Sedangkan pada citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Sebuah citra digital dapat diwakili oleh sebuah matriks yang terdiri dari baris x baris y kolom, dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut piksel.

2.1.1 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan:

1. Preprocessing : Perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik).
2. Ekstraksi Fitur (segmentasi) : Melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data dan waktu proses data.
3. Klasifikasi : Proses pengenalan informasi yang lebih spesifik pada obyek tertentu dari hasil ekstraksi.

Pengolahan citra digital digunakan untuk melakukan rekayasa dengan menggunakan komputer terhadap gambar 2 dimensi. Dalam konteks yang lebih luas, pengolahan citra digital mengacu pada pengolahan setiap data dari gambar 2 dimensi. Teknik yang dilakukan dalam pengolahan citra digital adalah melakukan manipulasi nilai pada masing-masing piksel. citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan *bit* tertentu. Gambaran mengenai koordinat citra digital ditunjukkan oleh Gambar 2.1.



Gambar 2.1. Koordinat Citra Digital

Citra digital juga memiliki kanal warna dasar yang terdiri dari merah, hijau dan biru sehingga dikelan dengan citra RGB. Bentuk persamaan matrik dari citra digital ditulis seperti persamaan (1) sebagai berikut:

$$f(x,y) = \begin{pmatrix} f(0,0) & \dots & f(0,N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & \dots & f(M-1,N-1) \end{pmatrix} \quad (1)$$

Keterangan :

- x : sumbu x
- y : sumbu y
- f : titik koordinat
- M : nilai x
- N : nilai y

2.2 Konversi Citra RGB ke Grayscale

GLCM mengekstraksi fitur dari citra *grayscale* saja, sehingga diperlukan konversi dari citra RGB ke *grayscale* dengan menambah nilai kanal warna (r,g,b) pada masing masing piksel suatu citra menjadi nilai citra *grayscale* dengan nilai s. Proses konversi cira RGB menjadi *grayscale* adalah mengambil nilai rata-rata r, g dan b sehingga persamaanya dapat dituliskan seperti pada persamaan (2).

$$s = \frac{r + g + b}{3} \quad (2)$$

Keterangan :

- s : rata-rata
- r : nilai red
- g : nilai green
- b : nilai blue

2.3 Penajaman Citra

Salah satu jenis pengolahan citra adalah kualitas citra. Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*) adalah operasi yang bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara memanipulasi parameter-parameter citra. Dengan operasi ini ciri-ciri khusus yang terdapat pada citra lebih ditonjolkan. Yang termasuk dalam klasifikasi ini antara lain :

- a. Perbaikan kontras gelap/terang (*contrast enhancement*)
- b. Perbaikan tepian objek (*edge enhancement*)
- c. Penajaman (*Sharpening*)
- d. Pemberian warna semu (*Pseudocoloring*)
- e. Penyaringan derau (*noise filtering*)

Penajaman citra atau biasa disebut dengan transformasi ini digunakan dalam meningkatkan kontras warna dan cahaya pada suatu citra. Proses ini dilakukan untuk mempermudah dalam proses interpretasi dan analisis citra. Penajaman kontras dalam citra merupakan cara untuk memperbaiki tampilan dengan memaksimalkan kontras antara pencahayaan dan penggelapan atau menaikkan dan merendahkan harga suatu data citra.

Proses penajaman citra dilakukan untuk mempermudah pengguna dalam menginterpretasikan objek yang ada pada tampilan citra. Dengan proses Algoritma, ER Mapper mempermudah pengguna melakukan berbagai macam proses penajaman citra tanpa perlu membuat file-file baru yang hanya akan membuat penuh disk komputer. Jenis-jenis operasi penajaman citra meliputi:

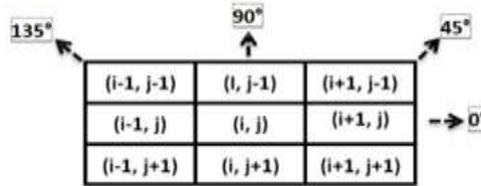
1. Penggabungan Data (*Data fusion*), menggabungkan citra dari sumber yang berbeda pada area yang sama untuk membantu di dalam interpretasi. Contoh data Landsat-TM dengan data SPOT.
2. *Colodraping*, menempelkan satu jenis data citra di atas data yang lainnya untuk membuat suatu kombinasi tampilan sehingga memudahkan untuk menganalisa dua atau lebih variabel. Contoh citra vegetasi dari satelit di *colodraping* di atas citra foto udara pada area yang sama.
3. Penajaman kontras, memperbaiki tampilan citra dengan memaksimalkan kontras antara pencahayaan dan penggelapan atau menaikkan dan merendahkan harga data suatu citra.
4. *Filtering*, memperbaiki tampilan citra dengan mentransformasikan nilai-nilai digital citra, seperti mempertajam batas area yang mempunyai nilai digital yang sama (*enhance edge*), menghaluskan citra dari *noise (smooth noise)*.
5. Formula, membuat suatu operasi matematika dan memasukan nilai-nilai digital citra pada operasi matematika tersebut, misalnya *Principal Component Analysis (PCA)*.
6. Klasifikasi, menampilkan citra menjadi kelas-kelas tertentu secara statistik berdasarkan nilai digitalnya. Contoh membuat peta penutupan lahan dari citra satelit Landsat-TM.
7. Penajaman tepi (*sharpening edge*). Bertujuan memperjelas tepi pada objek di dalam citra. Penajaman citra merupakan kebalikan dari operasi pelembutan karena operasi ini menghilangkan bagian citra yang lembut.

Operasi penajaman dilakukan dengan melewati citra pada penapis lolos tinggi (*high pass filter*). Penapis lolos tinggi akan meloloskan (memperkuat) komponen yang berfrekuensi tinggi (tepi/pinggir objek) dan akan menurunkan komponen berfrekuensi rendah. Akibatnya pinggiran akan terlihat lebih tajam dibandingkan sekitarnya.

Dengan melakukan penajaman citra menggunakan metode *high-pass filter* didapatkan citra yang memberikan kesan dari garis pada pola tekstur kayu lebih tegas dan selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM. Proses penajaman citra pada penelitian ini lebih fokus pada tekstur kayu agar lebih baik dalam proses klasifikasi.

2.4 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM merupakan suatu matriks kookurensi yang menyajikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra dari berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Seperti ditunjukkan oleh gambar 4, terdapat 4 sudut komputasi dalam GLCM , yaitu 0°, 45°, 90° dan 135° yang menentukan arah hubungan ketetanggaan.



Gambar 2.2. Sudut Matrix Kookurensi

GLCM dihasilkan dengan menghitung nilai-nilai intensitas tingkat abu-abu yang ditemukann bersama dalam suatu gambar yang diberikan hubungan spasial linier antara dua piksel. Fitur GLCM yang digunakan dalam penelitian adalah *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity* dan *entropy*.

2.4.1 Kontras (contrast)

Kontras merupakan suatu nilai intensitas aras keabuan antara piksel satu dengan piksel yang lainnya dengan lokasi relatif. Batas nilai dari kontras adalah 0 hingga pangkat 2 dari panjang suatu matiks GLCM simetris. Pada citra dengan elemen piksel yang memiliki nilai sama secara keseluruhan, maka nilai kontras adalah 0. Untuk mendapatkan ekstraksi fitur kontras digunakan persamaan 3.

$$Cont = \sum_d \sum_y (d - y)^2 p(d, y) \quad (3)$$

Keterangan :

- p : amplitudo
- d : elemen horizontal
- y : elemen vertikal

2.4.2 Korelasi (correlation)

Korelasi pada metode GLCM digunakan untuk mengukur keterkaitan linier dari aras keabuan pada suatu ketetanggaan piksel citra. Nilai ekstraksi fitur korelasi diperoleh menggunakan persamaan (4).

$$Corr = \sum_d \sum_y \frac{(d - \mu_d)(y - \mu_y)p(d, y)}{\sigma_d \sigma_y} \quad (4)$$

Keterangan :

$$\mu_d = \sum_d \sum_y d p_{(d,y)} \quad (5)$$

$$\mu_y = \sum_d \sum_y y p_{(d,y)} \quad (6)$$

Varian GLCM adalah:

$$\sigma d = \sqrt{\sum_d \sum_y (d - \mu d)^2 p_{(d,y)}} \quad (7)$$

$$\sigma y = \sqrt{\sum_d \sum_y (y - \mu y)^2 p_{(d,y)}} \quad (8)$$

2.4.3 Angular Second Moment (ASM) / Energy

ASM merupakan penjumlahan pangkat dari elemen matrik GLCM. Nilai ASM akan tinggi ketika citra memiliki nilai homogenitas yang baik atau memiliki nilai homogenitas yang baik atau memiliki nilai homogenitas yang baik atau memiliki piksel yang hampir serupa. Persamaan 9 digunakan untuk mencari ekstraksi fitur dari ASM.

$$Eng = \sum_d \sum_y p(d,y)^2 \quad (9)$$

2.4.4 Homogeneity

Inverse Difference Moment (IDM) atau biasa disebut dengan *homogeneity*/homogenitas lokal. IDM merupakan kebalikan dari bobot kontras dimana IDM akan bernilai besar jika saat ASM yang memiliki nilai tetap mempunyai nilai piksel yang sama. Persamaan 10 digunakan untuk mendapatkan nilai dari ekstraksi fitur IDM.

$$Hom = \sum_d \sum_y \frac{p(d,y)}{1 + |d - y|} \quad (10)$$

Pada penelitian ini vektor *contras*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* digunakan untuk menginterpretasikan tekstur citra. Pada dasarnya setiap fitur memiliki fungsi yang berbeda-beda tergantung pada penguasaannya.

2.5 Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern diperkenalkan pertama kali pada tahun 1992 oleh Timo Ojala dan David Harwood di Universitas *Maryland*. LBP didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat gambar dengan 8 nilai piksel disekelilingnya (M. P. Inen, 2011). *Local Binary Pattern* merupakan deskriptor untuk mengklarifikasi gambar berdasarkan tekstur gambar. Jadi, sebuah gambar yang berukuran 3x3, dimana nilai biner pada pusat gambarnya dibandingkan dengan nilai sekelilingnya. Jika intensitas piksel tengah lebih besar dari pada biner pusat maka nilai yang ditetapkan 1, Jika lebih kecil maka 0. Dengan 8 piksel disekelilingnya berarti bahwa ada 256 kemungkinan kombinasi kode *Local Binary Pattern*.

Membangun *Local Binary Pattern* yaitu perbandingan nilai biner piksel pada pusat gambar dengan 8 nilai piksel disekelilingnya. Selanjutnya menghitung nilai *Local Binary Pattern* untuk piksel yang ditengah mulai dari piksel disekelilingnya dengan cara *clockwise* (searah jarum jam) atau *counter-clockwise* (berbalik arah jarum jam) dengan syarat harus konsisten. Misal 3 x 3 berarti ada 8 tes biner. Kemudian hasil uji biner disimpan dalam array 8 bit yang diubah menjadi desimal.

$$LBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^p$$

Keterangan :

Binary threshold function $s(x)$,

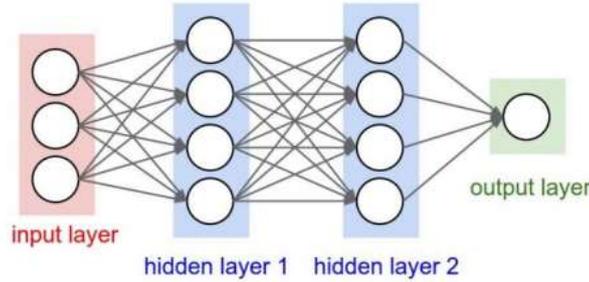
$$s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$

- R : radius
- P : sampling poin
- g_p : piksel ketetanggan
- g_c : piksel pusat
- s : fungsi s

2.6 Multilayer perceptron (MLP)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah suatu model pengolahan informasi yang terinspirasi dari sistem sel saraf otak yang mengolah suatu informasi. JST bersifat intensif komputasi dan intensif memori, membuatnya sulit untuk digunakan pada sistem tertanam. MLP merupakan topologi paling umum dari JST. MLP banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi dan regresi dalam berbagai bidang pengenalan suara, pola dan masalah klasifikasi lainnya. Pada MLP *perceptron-perceptron*

terhubung membentuk beberapa lapisan (layer). Sebuah MLP mempunyai lapisan masukan (*input layer*), minimal satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan luaran (*output layer*).



Gambar 2.3. Arsitektur MLP

Sebuah MLP seperti pada gambar 2.3. memiliki i layer (kotak merah dan biru) dengan masing-masing layer berisi j_i neuron (lingkaran putih). MLP menerima input data satu dimensi dan mempropagasikan data tersebut pada jaringan hingga menghasilkan output. Setiap hubungan antar neuron pada dua layer yang bersebelahan memiliki parameter bobot satu dimensi yang menentukan kualitas mode. Disetiap data input pada layer dilakukan operasi linear dengan nilai bobot yang ada, kemudian hasil komputasi akan ditransformasi menggunakan operasi non linear yang disebut sebagai fungsi aktivasi. Dibawah ini akan di jelaskan mengenai perhitungan MLP secara manual.

Pertama *error* keluaran *output layer* dihitung dengan cara mencari selisihnya nilai target yang ada dalam data *training* dengan nilai *output* dari *neuron* pada *output layer* seperti pada persamaan 11 berikut.

$$E_k = t_k - y_k \quad (11)$$

Dimana E_k merupakan nilai *error*, t adalah nilai target pada data *training* dan y merupakan nilai *output* dari *neuron* pada *output layer* (y_k). Jika *output layer* terdiri dari beberapa *neuron* maka *error* dihitung pada setiap *neuron*. Sedangkan faktor koreksi pada *output layer* (δ_k), dihitung menggunakan persamaan 12 sebagai berikut.

$$\delta_k = E_k \cdot \delta_k \cdot Z_j \quad (12)$$

Dimana Z_j adalah *hidden layer*, jika *output layer* terdiri dari beberapa *neuron* maka *error* dihitung pada setiap *neuron*. Untuk faktor perubahan bobot diantara *output layer* dan *hidden layer* (Δv_{jk}) dapat dicari dengan menggunakan persamaan 13 berikut.

$$\Delta v_{jk} = a \cdot y_k (1 - y_k) \quad (13)$$

Dimana a merupakan *learning rate* / laju p dengan rentang 0 – 1. Sehingga faktor koreksi pada hidden layer (δ_k) dihitung menggunakan persamaan 14 dan 15 sebagai berikut.

$$\delta_k = \delta_{net_j} \cdot Z_j (1 - Z_j) \quad (14)$$

Dimana,

$$\delta_{net_j} = \sum_{K=1}^M \delta_k \cdot V_{jk} \quad (15)$$

Dalam klasifikasi jenis *neural network* biasanya menggunakan parameter *Mean Squared Error* (MSE) dan akurasi untuk evaluasi training. MSE sendiri merupakan parameter untuk mengevaluasi data training. Nilai MSE merupakan kuadrat dari jumlah selisih antara target (t) dengan nilai output layer (y_k) pada setiap iterasi / pengulangan (i) dibagi dengan jumlah iterasi maksimumnya (n) sebagaimana ditunjukkan oleh persamaan 16.

$$MSE = \frac{\sum (t_i - y_{k_i})^2}{n} \quad (16)$$

2.7 Softmax

Data keluaran yang dihasilkan dari algoritma MLP berupa nilai prediksi dan nilai data *softmax* hasil klasifikasi yang menampilkan hasil dari nilai tertinggi yang didapat dari nilai prediksi. Nilai yang memiliki angka tertinggi dari hasil kemungkinan merupakan hasil dari pengklasifikasian tersebut. Data *softmax* dari pengolahan MLP menghasilkan nilai pada setiap jenis kayu kemudian dari hasil *output* tersebut dicari nilai tertinggi daripada hasil output yang lainnya. Dari data *softmax* tersebut menghasilkan

satu jenis klasifikasi yang ditampilkan dari tiga jenis kayu yang diteliti, keluaran akhir pada penelitian ini adalah keterangan jenis kayu.

2.8 Confusion Matrix

Pengujian penelitian ini menggunakan *confusion matrix*. Menurut Han & Kember (2012), pengujian ini digunakan untuk mengukur kemampuan atau sebagai tingkat pengakuan algoritma dalam klasifikasi data. Dengan demikian parameter benar dan salah dalam pengklasifikasian data uji pada kelas yang berbeda merupakan proses *confusion matrix*.

Tabel 2.1 Confusion Matrix

Three-Class Prediction	Predicted Class		
	1	2	3
Actual Class	1	2	3
	2		
	3		

Jika dalam actual class data termasuk kedalam predicted class dan pada saat dilakukan proses prediksi menghasilkan kelas yang sama dengan actual class maka disebut true positive atau true negative. Sedangkan prediksi yang salah dalam klasifikasi yang menghasilkan prediksi kelas lain disebut false

positive dan prediksi yang salah dalam klasifikasi yang menghasilkan prediksi kelas lain disebut false negative. Dalam menentukan nilai akurasi tersebut, dapat dihitung menggunakan rumus:

$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$	Keterangan:
$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$	TP : Jumlah data true positive
$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$	TN : Jumlah data true negative
$Specificity = \frac{TN}{TN+FP}$	FP : Jumlah data false positive
	FN : Jumlah data false negative

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Analisis dan perancangan sistem ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai aplikasi yang dibuat. Hal ini berguna untuk menunjang pembuatan aplikasi sehingga kebutuhan aplikasi dapat terpenuhi.

3.1 Analisis Sistem

Dengan mengetahui banyaknya jenis kayu di Indonesia serta kurangnya pengetahuan untuk mengenali jenis kayu. Tanpa memerlukan bantuan ahli kayu dibutuhkan sebuah sistem pengolahan citra digital yang dapat mengklasifikasikan jenis kayu. Dari sebuah kayu memiliki warna, serat, tekstur yang berbeda, oleh karena itu perlu diketahui ciri dari kayu yang akan dilakukan sebuah penelitian. Dibawah ini akan dijelaskan ciri – ciri dari kayu agathis, keruing dan meranti.

3.1.1 Kayu Agathis

Kayu agathis berwarna kuning sedikit putih. Tekstur kayu agathis digemari masyarakat sebab memiliki tekstur yang halus dan merata cocok untuk papan dinding rumah. Bobot kayu agathis tergolong ringan dan memiliki tingkat kekerasan sedang. Gambar kayu agathis dapat dilihat pada gambar 3.1.



Gambar 3.1. Kayu Agathis

3.1.2 Kayu Keruing

Kayu keruing berwarna coklat tua. Tekstur kayu keruing cocok digunakan untuk lantai rumah ataupun lantai kapal sebab mamiliki tekstur kayu yang keras dan berminyak. Dengan adanya minyak pada kayu keruing membuat kayu keruing bertahan lebih lama. Gambar kayu keruing dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2. Kayu Keruing

3.1.3 Kayu Meranti

Kayu meranti memiliki warna kemerahan dan juga ada warna putih kekuningan. Terkstur kayu meranti tergolong cukup keras dapat digunakan sebagai daun pintu. Kayu meranti memiliki bobot yang cukup ringan. Gambar kayu meranti dapat dilihat pada gambar 3.3



Gambar 3.3. Kayu Meranti

3.2 Gambaran Umum Sistem

Pada pembuatan suatu sistem, diperlukan sebuah perancangan sistem. Perancangan ini digunakan untuk memberikan gambaran secara umum tentang bagaimana proses saat mulai hingga mampu menyelesaikan permasalahan yang telah dibuat. Gambar 3.4 menunjukkan perancangan sistem klasifikasi jenis kayu secara umum:



Gambar 3.4. Perancangan Umum Sistem

Dari gambar diatas menunjukkan sistem yang dibuat menggunakan kamera *handphone* sebagai alat untuk pengambilan gambar, kemudian mengolah citra gambar menggunakan laptop dan menggunakan *software matlab* R2015a. Kemudian dilakukan proses analisis citra untuk menghasilkan citra yang dapat diklasifikasi sesuai dengan kondisi yang telah ditetapkan.

3.2.1 Spesifikasi *Hardware*

Dalam pembuatan sistem dibutuhkan perangkat keras sebagai sarana pengambilan data (*capture*) dan pengolahan data. Adapun perangkat keras yang digunakan dalam skripsi ini adalah:

3.2.1 Kamera *Handphone*(HP)

Kamera *handphone* digunakan untuk mengambil gambar kayu yang akan digunakan sebagai data latih sekaligus data uji, kemudian disimpan kedalam laptop. Kamera HP yang digunakan pengambilan gambar adalah POCO X3, beresolusi 48 piksel. Setiap gambar diambil dengan jarak 10cm dari objek kayu.

3.2.1.2 Laptop

Laptop digunakan untuk menyimpan gambar citra dan berfungsi sebagai tempat pre-processing pada citra kayu yang telah tersimpan pada laptop. Berikut spesifikasi laptop yang digunakan adalah:

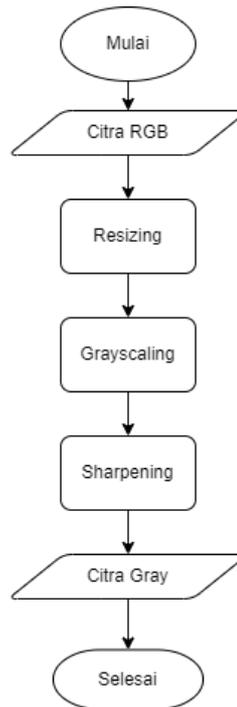
- 1.) *Dell Latitude E7470*
- 2.) *RAM 8 GB*
- 3.) *OS Windows 10*
- 4.) *Processor Intel Core i5*
- 5.) *Memory 500 Gb*

3.3 Perancangan *Software*

Fungsi dari *flowchart* adalah memberikan gambaran tentang sistem yang akan dibuat pada penelitian ini, pada bagian ini akan dijelaskan bagaimana proses pengolahan data yang berupa citra dapat diolah menggunakan proses pengolahan citra hingga dapat menghasilkan kemampuan klasifikasi suatu objek. Berikut ini adalah gambaran *flowchart* dari masing-masing tahapan.

3.3.1 Pemrosesan Data Awal (*Pre-processing*)

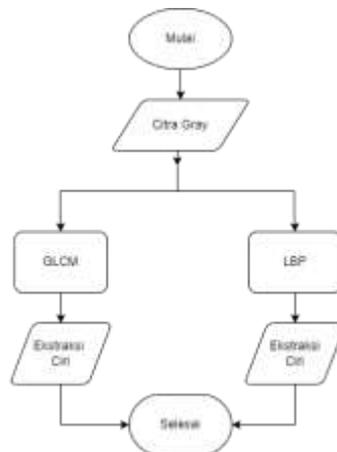
Pengolahan data awal dimulai dengan data citra RGB kemudian citra tersebut di *resize* secara manual sehingga mendapatkan dimensi citra 320 x 240 piksel, kemudian dikonversi menjadi citra *grayscale*. Setelah menjadi citra *grayscale* dilakukan penajaman citra menggunakan fitur *sharpen*. *Flowchart* pengolahan data awal dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3.5. Flowchart Pemrosesan Data Awal

3.3.2 Proses Pengambilan Nilai Tekstur

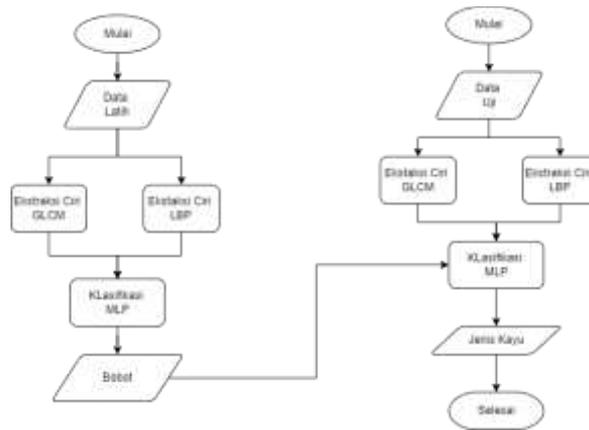
Pada proses pengambilan nilai tekstur menggunakan metode GLCM dan LBP, selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri tekstur untuk mendapat nilai yang dijadikan acuan. Pada gambar 3.6 merupakan flowchart pengambilan nilai tekstur.



Gambar 3.6. Flowchart Pengambilan Nilai Tekstur

3.3.3 Proses Klasifikasi Menggunakan Metode *Multilayer Perceptron*(MLP)

Dalam Proses klasifikasi untuk dapat mengetahui apakah termasuk citra jenis kayu agthis, kayu keruing atau kayu meranti. Klasifikasi tersebut menggunakan metode MLP, setelah melalui proses ekstraksi ciri menggunakan GLCM dan LBP yang menghasilkan fitur-fitur seperti korelasi, kontras, energi dan homogenitas. Kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan metode MLP, proses tersebut dapat dilihat pada gambar 3.7.



Gambar 3.7. Flowchart Proses Klasifikasi MLP

3.3.4 Representasi Data

Pada penelitian ini data yang digunakan dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih berjumlah 300 citra yang terdiri dari 100 citra dari setiap jenis kayu dengan proporsi citra sebesar 320 x 240 piksel. Citra data latih digunakan sebagai pembelajaran pada proses klasifikasi program. Sedangkan untuk pengujian jenis kayu terdapat data uji sebanyak 30 citra dengan masing-masing jenis kayu 10 citra untuk keperluan akurasi. Data uji digunakan untuk menguji sistem yang telah dibuat. Seperti tersaji pada tabel 3.1.

Tabel 3.1. Parameter Data Masukan

Parameter Data Masukan		
	Citra Data Training	Citra Data Testing
Jumlah Data	300	30
Resolusi	320 x 240	320 x 240
Ruang Warna	Grayscale	Grayscale

Citra kayu yang digunakan sebagai data latih ditunjukkan oleh gambar 3.8 sebagai berikut.



Gambar 3.8. Citra Data Latih

3.3.5 Penajaman Citra

Dalam pengolahan citra digital, penajaman citra atau *image enhancement* digunakan untuk memperjelas tepi pada obyek didalam suatu citra digital. Proses yang dilakukan dalam penajaman citra adalah dengan mempertegas citra pada frekuensi tinggi (*high-pass filter*). Dengan melakukan penajaman citra menggunakan metode *high-pass filter* didapatkan citra yang memberikan kesan dari garis pola tekstur kayu lebih tegas dan selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode

GLCM. Proses penajaman citra pada penelitian ini lebih berfokus pada tekstur kayu agar mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam proses pengklasifikasiannya

3.3.6 Ekstraksi Fitur GLCM

Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde dua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut. Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (*d*) dan orientasi sudut (*θ*) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel.

Matriks kookurensi merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (*p, q*) pada matriks kookurensi berorientasi *θ* berisi peluang kejadian piksel bernilai *p* bertetangga dengan piksel bernilai *q* pada jarak *d* serta orientasi *θ* dan (180-*θ*). Dari nilai piksel matriks GLCM masing-masing koordinat, dihitung nilai parameter kelima fitur GLCM (kontras, korelasi, energi, IDM dan entropi). Sebagai nilai masukan metode MLP untuk klasifikasi jenis kayu, tergolong kedalam jenis kayu agathis, meranti atau keruing.

3.3.7 Algoritma LBP

Secara umum algoritma ekstraksi dengan LBP mempunyai 2 langkah :

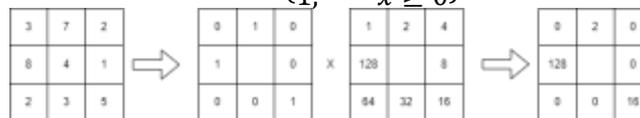
1. Langkah *thresholding* dan
2. Langkah *encoding*.

Pada langkah *thresholding*, semua nilai pixel tetangga pada setiap pola akan dikomparasi dengan nilai yang ada dipusat diantara nilai – nilai pola mereka, ini untuk dikonversi nilai mereka menjadi nilai biner yaitu (0 dan 1). Untuk nilai 0 yang mempunyai nilai lebih kecil dengan nilai pusat sedangkan nilai 1 untuk angka lebih besar dari nilai pusatnya. Langkah ini untuk membantu dalam mendapatkan informasi tentang perbedaan dari local binary pada setiap bagian . Kemudian dalam langkah *encoding*, sejumlah nilai biner yang diperoleh dari langkah *thresholding* akan dirubah atau dikonversi kedalam bilangan desimal untuk karakteristik dari struktur pola. Untuk gambaran perhitungan dari operasi dasar LBP terdapat pada Gambar 3.17.

$$LBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c). 2^p$$

Binary threshold function *s(x)*,

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$



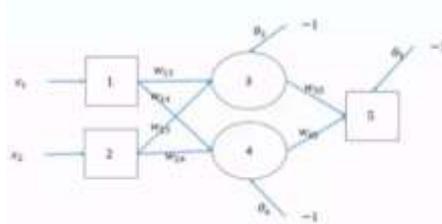
Gambar 3.15. Contoh Perhitungan LBP

Jumlah = 0 + 2 + 0 + 0 + 16 + 0 + 0 + 128 = 146

Selanjutnya menghitung setiap kolom, hingga diketahui semua nilai dari setiap piksel.

3.3.8 Multilayer Perceptron (MLP)

Dibawah ini akan dijelaskan mengenai contoh perhitungan menggunakan *neural network* atau jaringan saraf tiruan dengan *multilayer perceptron*. Diberikan nilai input sinyal $x_1 = 1, x_2 = 1, y = 0$ dan $\alpha = 0.1$. Kemudian bobot masing-masing adalah $w_{13} = 0.5, w_{14} = 0.9, w_{23} = 0.4, w_{24} = 1.0, w_{35} = -1.2, w_{45} = 1.1, \theta_3 = 0.8, \theta_4 = -0.1, \theta_5 = 0.3$. Perhatikan gambar dibawah ini, tentukan bobot akhir setelah 1 *epoch*.



Gambar 3.16. Contoh Perhitungan MLP

Dari perhitungan diatas belum ada proses berhenti untuk iterasinya, karena pengerjaan diatas masih dalam iterasi pertama, perhitungan di atas akan di looping sampai batas epoch yang sudah ditentukan.

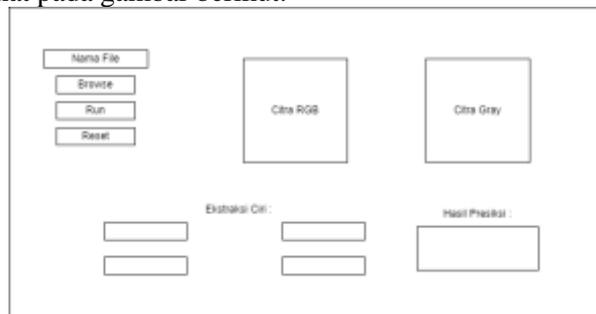
Dan pada proses MLP peneliti menggunakan nilai biner sebagai vector output pada masing-masing jenis kayu yang sebagai proses labeling data untuk dijadikan data target. Nilai biner vector output seperti tabel 3.3 berikut.

Tabel 3.3. Nilai Biner Vector Output

Klasifikasi	Vector Output
Kayu Agathis	[1 0 0]
Kayu Keruing	[0 1 0]
Kayu Meranti	[0 0 1]

3.4 Perancangan Antarmuka Sistem

Sistem hanya memiliki halaman utama, yang memiliki fitur browse, run dan reset. Pada halaman ini menampilkan citra RGB dan citra grayscale, serta menampilkan nilai-nilai ekstraksi ciri metode dari setiap citra yang dipilih. Dan menunjukkan hasil nilai prediksi tertinggi yang akan di ditampilkan sebagai hasil prediksi. Dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 3.17. Rancangan Halaman Utama

3.5 Perancangan Pengujian

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap klasifikasi jenis kayu menggunakan MLP. Terdapat 2 skenario pengujian yang akan dilakukan, kedua pengujian tersebut adalah pengujian validasi sistem dan pengujian akurasi sistem. pengujian tersebut adalah pengujian akurasi sistem menggunakan metode GLCM dan LBP.

Validasi sistem dilakukan dengan cara memeriksa item – item yang ada pada daftar kebutuhan fungsional sistem. Jika hasil yang diperoleh sesuai dengan harapan maka item tersebut dianggap valid. Pengujian akurasi sistem dilakukan dengan mengevaluasi performa setiap metode menggunakan perhitungan Confusion Matrix untuk mengetahui perbandingan performa metode LBP dengan GLCM.

3.5.1 Pengujian Validasi Sistem

Validasi sistem dilakukan dengan cara memeriksa item – item yang ada pada daftar kebutuhan fungsional sistem. Pemeriksaan dilakukan dengan cara pengujian aplikasi oleh *team leader* sebagai user. Jika hasil yang diperoleh sesuai dengan harapan maka item tersebut dianggap valid.

Tabel 3.4 Pengujian Validasi Sistem

No.	Nama Kasus Uji	Status Validitas
1	Nama File	Valid
2	Browse	Valid
3	Run	Valid
4	Reset	Valid
5	Citra RGB	Valid
6	Citra Gray	Valid
7	Ekstraksi Ciri	Valid
8	Hasil Prediksi	Valid

3.5.2 Pengujian Akurasi Sistem

Jumlah data uji yang digunakan sejumlah 30 data yang nantinya akan dibandingkan antara perhitungan menggunakan metode GLCM dan LBP. 30 data uji tersebut terdiri dari 3 jenis Kayu yang masing – masing jenis kayu terdiri dari 10 data.

3.6 Evaluasi Performa Confusion Matrix

Tabel 3.6 Hasil Performa Confusion Matrix

<i>Three-Class Prediction</i>		<i>Predicted Class</i>		
		1	2	3
<i>Actual Class</i>	1	P_{11}	P_{12}	P_{13}
	2	P_{21}	P_{22}	P_{23}
	3	P_{31}	P_{32}	P_{33}

Pada dilakukan performa GLCM dan

tahapan ini, pengujian dari metode LBP

menggunakan algoritma *Confusion Matrix*. Dengan melihat hasil akurasi dari setiap metode akan diketahui metode manakah yang memiliki akurasi yang lebih baik. Algoritma *Confusion Matrix* dapat dilihat pada tabel 3.6.

$$True\ Positive\ 1\ (TP1) = P_{11}$$

$$True\ Positive\ 2\ (TP2) = P_{22}$$

$$True\ Positive\ 3\ (TP3) = P_{33}$$

$$True\ Negative\ 1\ (TN1) = P_{22} + P_{23} + P_{32} + P_{33}$$

$$True\ Negative\ 2\ (TN2) = P_{11} + P_{13} + P_{31} + P_{33}$$

$$True\ Negative\ 3\ (TN3) = P_{11} + P_{12} + P_{21} + P_{22}$$

$$False\ Positive\ 1\ (FP1) = P_{21} + P_{31}$$

$$False\ Positive\ 2\ (FP2) = P_{12} + P_{32}$$

$$False\ Positive\ 3\ (FP3) = P_{13} + P_{23}$$

$$False\ Negative\ 1\ (FN1) = P_{12} + P_{13}$$

$$\text{False Negative 2 (FN2)} = P21 + P23$$

$$\text{False Negative 3 (FN3)} = P31 + P32$$

$$\text{Accuracy} = \frac{P11+P22+P33}{P11+P12+P13+P21+P22+P23+P31+P32+P33}$$

$$\text{Precision 1} = \frac{TP1}{TP1+FP1}$$

$$\text{Precision 2} = \frac{TP2}{TP2+FP2}$$

$$\text{Precision 3} = \frac{TP3}{TP3+FP3}$$

$$\text{Recall 1} = \frac{TP1}{TP1+FN1}$$

$$\text{Recall 2} = \frac{TP2}{TP2+FN2}$$

$$\text{Recall 3} = \frac{TP3}{TP3+FN3}$$

$$\text{Specificity 1} = \frac{TN1}{TN1+FP1}$$

$$\text{Specificity 2} = \frac{TN2}{TN2+FP2}$$

$$\text{Specificity 3} = \frac{TN3}{TN3+FP3}$$

IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Aplikasi klasifikasi jenis kayu menggunakan metode GLCM dan LBP ini dibangun menggunakan platform pemrograman MATLAB, dengan keluaran berupa GUI yang mudah digunakan oleh pengguna aplikasi. Terdiri dari beberapa bagian yaitu, proses citra RGB, proses citra *grayscale*, ekstraksi ciri, dan hasil prediksi.

4.1.1 Tampilan Utama GLCM

Tampilan utama GLCM merupakan tampilan GUI aplikasi klasifikasi jenis kayu menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi ciri. Yang memuat ekstraksi ciri dan hasil prediksi yang dapat dilihat dari nilai *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, *energy*.



Gambar 4.1 Tampilan Utama GLCM

4.1.2 Tampilan Utama LBP

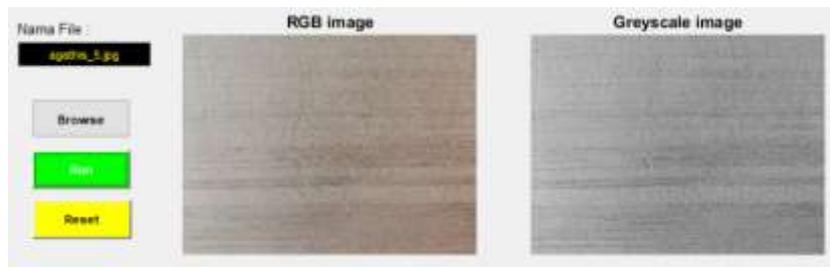
Halaman ini menampilkan program klasifikasi jenis kayu berdasarkan tekstur kayu menggunakan metode LBP. Memuat ekstraksi ciri menggunakan LBP dan menentukan prediksi jenis kayu menggunakan MLP. Dapat dilihat pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Tampilan Utama LBP

4.1.3 Proses RGB ke Grayscale

Sebelum di proses menggunakan metode GLCM dan LBP untuk mendapatkan ekstraksi fitur citra RGB perlu di rubah menjadi citra *grayscale*, tekstur kayu terlihat jelas dalam bentuk bentuk citra *grayscale*.



Gambar 4.3 RGB ke Grayscale

4.1.4 Proses Ekstraksi Ciri GLCM

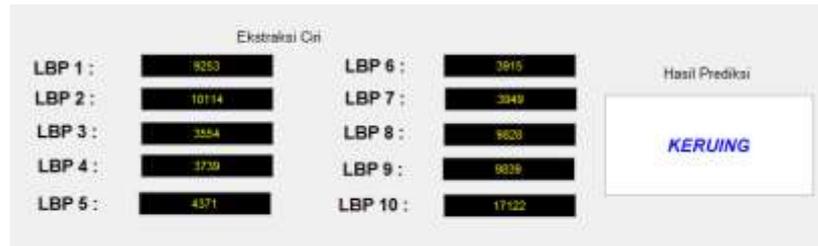
Proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM mendapatkan nilai *contrast*, *correlation*, *homogeneity* dan *energy* sebagai nilai masukan klasifikasi jenis kayu menggunakan MLP.



Gambar 4.4 Ekstraksi ciri GLCM

4.1.5 Proses Ekstraksi Ciri LBP

Pada proses ini citra *grayscale* akan di ekstraksi ciri menggunakan metode LBP. memperoleh 10 nilai ekstraksi ciri, yaitu *mean*, *standar devisiasi*, *skewness*, *entropy*, *kurtosis*, *variance*, *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*. Sebagai nilai masukan klasifikasi MLP.



Gambar 4.5 Ekstraksi ciri LBP

4.1.6 Proses Klasifikasi Menggunakan MLP

Nilai ekstraksi ciri dari metode GLCM dan LBP digunakan sebagai nilai bobot klasifikasi jenis kayu menggunakan MLP. Dalam proses ini akan menampilkan hasil klasifikasi jenis kayu yang memiliki nilai terbesar sesuai dengan ekstraksi ciri yang telah dimasukkan.



Gambar 4.6 Hasil Prediksi MLP

4.2 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan melakukan ekstraksi ciri terhadap 300 data latih menggunakan metode GLCM dan LBP, kemudian melakukan klasifikasi jenis kayu menggunakan MLP menghasilkan akurasi 100% sebagai bobot untuk pengujian sistem menggunakan data uji. Jumlah data uji yang digunakan sejumlah 30 data yang nantinya akan dibandingkan antara ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM dan metode LBP, kemudian hasil akurasi setiap metode ini yang menunjukkan presentase tertinggi merupakan metode yang terbaik. Data dapat dilihat pada tabel 4.1.

4.2.1 Uji Coba Kayu Menggunakan GLCM

Dibawah ini merupakan hasil implementasi klasifikasi jenis kayu 30 data uji menggunakan metode GLCM. Hasil implementasi dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1. Hasil Nilai Prediksi GLCM

No	Ekstraksi Ciri				Hasil Prediksi
	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	
1	15497.2477655756	0.00183281222914176	1.33122415657829e-05	0.0308466189944586	Agathis
2	15389.8394252594	0.000151398723289688	1.31644545703200e-05	0.0307942530986617	Agathis
3	15590.0055124623	-0.00160819331143411	1.33335907962211e-05	0.0307613667503102	Agathis
4	15552.0066774179	-0.00190854104520068	1.33334265765156e-05	0.0308375262073314	Agathis
5	15576.2610423831	0.000330812408892348	1.33619256360483e-05	0.0307679389654262	Agathis
6	15472.6519479846	-0.000711816102311167	1.31882357507903e-05	0.0308069815957289	Agathis
7	15447.3190887948	-0.00213811456789091	1.32028615274810e-05	0.0308022221637997	Agathis
8	15488.2048456330	-0.000439207541228986	1.32434724014231e-05	0.0307724125547740	Agathis
9	15551.1775452712	-0.00213746385741600	1.33009048071707e-05	0.0307642349235312	Agathis
10	15341.1563770530	0.000523875440275615	1.31507819178775e-05	0.0308232563698184	Agathis
11	15684.6751142363	-0.000691166770122168	1.34820081533834e-05	0.0307101777348601	Keruing
12	15646.7912373239	0.00286486843604682	1.35525131007999e-05	0.0307900629319592	Keruing
13	15749.2591197185	-0.000629460108570286	1.34946203052232e-05	0.0306862086595289	Keruing
14	15535.3687288176	-0.00144333218272458	1.33710634300074e-05	0.0307459241681411	Keruing
15	15679.4240886090	0.000290946277494644	1.34567619244798e-05	0.0308161048340962	Keruing
16	15673.9990480210	0.000497167409013400	1.34334003364377e-05	0.0307504225050620	Meranti
17	15706.1242364631	-0.000281267723821390	1.35400673724676e-05	0.0307004640100461	Keruing
18	15597.0807544248	0.000919904105392656	1.34577555924673e-05	0.0307647798115378	Keruing
19	15659.3685677315	0.00118829306692803	1.34765815343420e-05	0.0307618846483481	Keruing
20	15599.6064760264	0.00186100018536975	1.35344169973312e-05	0.0307362434627812	Meranti
21	15840.1123188698	0.00275152930512186	1.36964139086539e-05	0.0307726384272106	Meranti
22	15686.2912643035	-0.00224119537392067	1.38339184417085e-05	0.0307251905299167	Meranti
23	15709.2059911474	0.00236621206030827	1.35992707553189e-05	0.0307570070960654	Meranti
24	15938.9600005857	-0.000212850526473047	1.37884355098520e-05	0.0306720203674127	Meranti
25	15857.2179298817	-0.000775243600281391	1.37915301681939e-05	0.0307504795420290	Keruing
26	15882.1338894814	-0.000444851955753112	1.39184347836802e-05	0.0306867615410172	Meranti
27	15358.0312591349	-0.00127176812558726	1.38603081744025e-05	0.0307604133518483	Meranti
28	15131.3345044374	-0.000608954050788033	1.34608361197570e-05	0.0308156284943657	Meranti

29	15898.4636226718	-0.00191885331099780	1.380806077770851e-05	0.0306714545460660	Meranti
30	15351.8213337150	-0.000664637950179091	1.37324962575353e-05	0.0308459681110030	Meranti

Diketahui hasil prediksi melalui tabel 4.1 dari 30 data uji terdapat 27 data yang diprediksi benar dan 3 data dengan hasil prediksi salah, dapat dilihat pada tabel 4.1 hasil prediksi berwarna hijau merupakan hasil prediksi benar dan berwarna merah bernilai salah. Kemudian hasil data uji dilakukan pengujian menggunakan metode *confusion matrix three class prediction*. Pengujian ini akan menghitung nilai presisi, *recall*, *specificity* dan akurasi pada data uji. Dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.2. Evaluasi Performa *Confusion Matrix* Metode GLCM

<i>Three-Class Prediction</i>		<i>Predicted Class</i>		
		Agathis	Keruing	Meranti
<i>Actual Class</i>	Agathis	10	0	0
	Keruing	0	8	1
	Meranti	0	2	9

$$\text{True Positive 1 (TP1)} = 10$$

$$\text{True Positive 2 (TP2)} = 8$$

$$\text{True Positive 3 (TP3)} = 9$$

$$\text{True Negative 1 (TN1)} = 8 + 1 + 2 + 9 = 20$$

$$\text{True Negative 2 (TN2)} = 10 + 0 + 0 + 9 = 19$$

$$\text{True Negative 3 (TN3)} = 10 + 0 + 0 + 8 = 18$$

$$\text{False Positive 1 (FP1)} = 0 + 0 = 0$$

$$\text{False Positive 2 (FP2)} = 0 + 2 = 2$$

$$\text{False Positive 3 (FP3)} = 0 + 1 = 1$$

$$\text{False Negative 1 (FN1)} = 0 + 0 = 0$$

$$\text{False Negative 2 (FN2)} = 0 + 2 = 2$$

$$\text{False Negative 3 (FN3)} = 0 + 1 = 1$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{10+8+9}{10+0+0+0+8+1+0+2+9} \\ &= \frac{27}{30} \\ &= 0.9 \times 100\% \\ &= 0.9 \times 100\% = 90\% \end{aligned}$$

$$\text{Precision 1} = \frac{TP1}{TP1+FP1} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$\text{Precision 2} = \frac{TP2}{TP2+FP2} = \frac{8}{8+2} = 0,8$$

$$\text{Precision 3} = \frac{TP3}{TP3+FP3} = \frac{9}{9+1} = 0,9$$

$$\text{Recall 1} = \frac{TP1}{TP1+FN1} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$Recall\ 2 = \frac{TP2}{TP2+FN2} = \frac{8}{8+2} = 0,8$$

$$Recall\ 3 = \frac{TP3}{TP3+FN3} = \frac{9}{9+1} = 0,9$$

$$Specificity\ 1 = \frac{TN1}{TN1+FP1} = \frac{20}{20+0} = 1$$

$$Specificity\ 2 = \frac{TN2}{TN2+FP2} = \frac{19}{19+2} = 0,905$$

$$Specificity\ 3 = \frac{TN3}{TN3+FP3} = \frac{18}{18+1} = 0,947$$

Dari data yang terdapat pada tabel diatas dan dihitung menggunakan metode GLCM yang kemudian menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%.

4.2.2 Uji Coba Kayu Menggunakan LBP

Dibawah ini merupakan hasil implementasi klasifikasi jenis kayu menggunakan metode LBP. Hasil implementasi dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3. Hasil Nilai Prediksi LBP

No	LBP 1	LBP 2	LBP 3	LBP 4	LBP 5	LBP 6	LBP 7	LBP 8	LBP 9	LBP 10	Hasil Prediksi
1.	9903	9287	4174	3441	2994	3556	4473	9194	10553	18109	Agathis
2.	6940	9896	4371	5130	5668	5563	5193	9753	8467	14703	Agathis
3.	8261	9002	4681	4839	4606	5125	5247	8885	9047	15991	Agathis
4.	8190	9118	4612	4857	4752	5137	5338	8969	8875	15836	Agathis
5.	8261	9014	4612	4794	4829	5161	5112	9181	8883	15837	Agathis
6.	7135	9368	4699	5294	5145	5698	5333	9411	8579	15022	Agathis
7.	7013	9452	4468	5322	5388	5962	5276	9444	8400	14959	Agathis
8.	6884	9237	4519	5529	5815	6256	5227	9468	8165	14584	Agathis
9.	8638	9198	4597	4354	4116	4674	5127	9213	9341	16426	Agathis
10.	6834	10296	4244	5136	5918	5439	5150	10042	8335	14290	Agathis
11.	9202	9774	3844	3827	4243	4017	4190	9798	9748	17041	Agathis
12.	9833	9532	3734	3474	3712	3813	4160	9478	10180	17768	Agathis
13.	9066	9689	3817	3971	4390	4137	4229	9752	9620	17013	Meranti
14.	6693	11651	3463	4562	6957	4909	4144	11376	8015	13914	Keruing
15.	8956	10375	3477	3712	4522	4000	4079	10149	9541	16873	Meranti
16.	8648	10450	3548	3859	4746	4328	3961	10264	9343	16537	Agathis
17.	9718	9591	3803	3497	3596	3850	4166	9626	10133	17704	Meranti
18.	9861	9432	3687	3532	3635	3912	4202	9392	10164	17867	Agathis
19.	9762	9609	3745	3504	3696	3778	4146	9501	10177	17766	Agathis
20.	10115	9371	3746	3432	3440	3626	4072	9385	10391	18106	Agathis
21.	8656	10273	3165	3973	5642	4738	3442	10664	8901	16230	Meranti
22.	8603	10114	3169	4180	5925	5049	3426	10570	8617	16031	Meranti
23.	7902	10330	3557	4469	6017	5125	3759	10629	8488	15408	Meranti
24.	8976	9862	3395	3908	5234	4681	3501	10098	9223	16806	Meranti
25.	8822	10060	3319	3965	5139	4762	3432	10370	9136	16679	Meranti
26.	8193	10211	3128	4311	6488	5253	3514	10728	8274	15584	Meranti
27.	7150	11797	2500	4332	8569	5012	2609	12334	7515	13866	Meranti
28.	9361	10360	2843	3436	4807	4380	3095	10721	9541	17140	Meranti
29.	8509	10120	3326	4178	5981	4789	3415	10510	8753	16103	Meranti
30.	9060	10376	2839	3727	5268	4645	3015	10775	9110	16869	Meranti

Diketahui hasil prediksi melalui tabel 4.3 dari 30 data uji terdapat 21 data yang diprediksi benar dan 9 data dengan hasil prediksi salah, dapat dilihat pada tabel 4.3 hasil prediksi berwarna hijau merupakan hasil prediksi benar dan berwarna merah bernilai salah. Kemudian hasil data uji dilakukan pengujian menggunakan metode *confusion matrix three class prediction*. Pengujian ini akan menghitung nilai presisi, *recall*, *specificity* dan akurasi pada data uji.

Tabel 4.4. Evaluasi Performa *Confusion Matrix* Metode LBP

<i>Three-Class Prediction</i>		<i>Predicted Class</i>		
		Agathis	Keruing	Meranti
<i>Actual Class</i>	Agathis	10	6	0
	Keruing	0	1	0
	Meranti	0	3	10

True Positive 1 (TP1) = 10

True Positive 2 (TP2) = 1

True Positive 3 (TP3) = 10

True Negative 1 (TN1) = 1 + 0 + 3 + 10 = 13

True Negative 2 (TN2) = 10 + 0 + 0 + 10 = 20

True Negative 3 (TN3) = 10 + 6 + 0 + 1 = 17

False Positive 1 (FP1) = 0 + 0 = 0

False Positive 2 (FP2) = 6 + 3 = 9

False Positive 3 (FP3) = 0 + 0 = 0

False Negative 1 (FN1) = 6 + 0 = 6

False Negative 2 (FN2) = 0 + 0 = 0

False Negative 3 (FN3) = 0 + 3 = 3

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{10+1+10}{10+6+0+0+1+0+0+3+10} \\
 &= \frac{21}{30} \\
 &= 0.7 \\
 &= 0.7 \times 100\% = 70\%
 \end{aligned}$$

$$\text{Precision 1} = \frac{TP1}{TP1+FP1} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$\text{Precision 2} = \frac{TP2}{TP2+FP2} = \frac{1}{1+9} = 0,1$$

$$\text{Precision 3} = \frac{TP3}{TP3+FP3} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$\text{Recall 1} = \frac{TP1}{TP1+FN1} = \frac{10}{10+6} = 0,625$$

$$\text{Recall 2} = \frac{TP2}{TP2+FN2} = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$Recall\ 3 = \frac{TP3}{TP3+FN3} = \frac{10}{10+3} = 0,769$$

$$Specificity\ 1 = \frac{TN1}{TN1+FP1} = \frac{13}{13+0} = 1$$

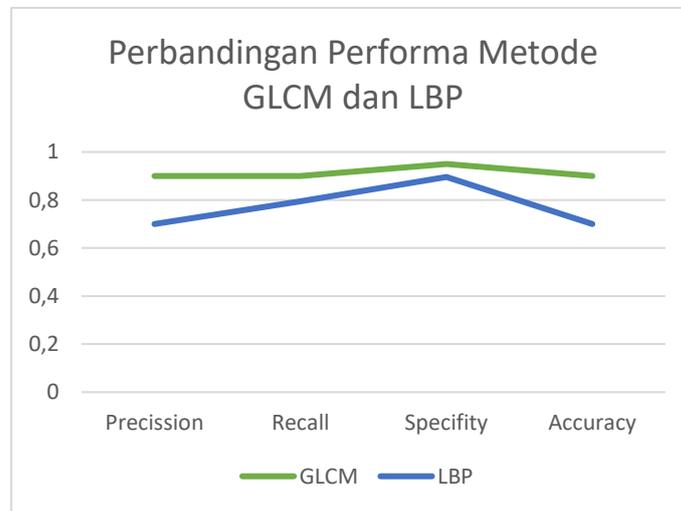
$$Specificity\ 2 = \frac{TN2}{TN2+FP2} = \frac{20}{20+9} = 0,689$$

$$Specificity\ 3 = \frac{TN3}{TN3+FP3} = \frac{17}{17+0} = 1$$

Dari data yang terdapat pada tabel diatas dan dihitung menggunakan metode LBP yang kemudian menghasilkan nilai akurasi sebesar 70%.

4.2.3 Perbandingan Performa

Perbandingan performa metode GLCM dan LBP digambarkan dalam bentuk grafik chart, yang menampilkan nilai *precision*, *recall*, *specifity*, dan *accuracy* dari setiap metode. Performa metode GLCM yang terdapat pada grafik ditampilkan garis berwarna hijau dan metode LBP garis berwarna biru. Dapat dilihat pada gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1. Perbandingan Performa GLCM dan LBP

Accuracy

Merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Akurasi menjawab pertanyaan “Berapa persen jenis kayu yang benar diprediksi meranti, keruing, agathis dan Tidak meranti, keruing, agathis dari keseluruhan jenis kayu”.

Precision

Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Precision menjawab pertanyaan “Berapa persen jenis kayu yang benar meranti, keruing, dan agathis dari keseluruhan jenis kayu yang diprediksi meranti, keruing, dan agathis?”.

Recall

Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Recall menjawab pertanyaan “Berapa persen jenis kayu yang diprediksi meranti, keruing, agathis dibandingkan keseluruhan jenis kayu yang sebenarnya meranti, keruing, dan agathis”.

Specificity

Merupakan kebenaran memprediksi negatif dibandingkan dengan keseluruhan data negatif. Specificity menjawab pertanyaan “Berapa persen jenis kayu yang benar diprediksi tidak meranti, keruing, agathis dibandingkan dengan keseluruhan jenis kayu yang sebenarnya tidak meranti, keruing, dan agathis”.

Dari grafik diatas diketahui hasil metode GLCM memiliki performa yang lebih bagus dibanding dengan metode LBP. Meskipun metode GLCM hanya menggunakan 4 nilai ekstraksi ciri dan LBP menggunakan 10 nilai ekstraksi ciri. Dalam hasil penelitian untuk metode LBP dalam memprediksi

kayu keruing memiliki kekurangan dalam mengklasifikasikan jenis kayu dikarenakan tekstur kayu keruing memiliki kemiripan dengan kayu agathis dalam hasil foto

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa penerapan metode GLCM dan LBP dalam klasifikasi jenis kayu dengan menggunakan 300 data latih menghasilkan akurasi 100% kemudian penulis melakukan pengujian dengan menggunakan 30 data uji dengan metode GLCM yang menghasilkan akurasi 90% dibandingkan dengan hasil pengujian menggunakan metode LBP menghasilkan akurasi 70%. Pada percobaan menggunakan data uji, Metode GLCM memiliki performa akurasi yang lebih tinggi. Jadi klasifikasi jenis kayu menggunakan multilayer perceptron lebih bagus menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi ciri tekstur kayu.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat disampaikan untuk penelitian klasifikasi jenis kayu ini adalah sebagai berikut:

1. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilanjutkan dengan metode lain untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih optimal. Seperti metode HVS, metode histogram, metode statistik, metode *Haar Wavelet*, atau metode FLBP.
2. Menggabungkan 2 metode ekstraksi ciri untuk mengoptimalkan kinerja aplikasi yang telah dibuat. Diharapkan sistem klasifikasi jenis kayu ini dapat mempermudah pengguna dalam menentukan jenis kayu.
3. Diharapkan sistem klasifikasi jenis kayu ini dapat mempermudah pengguna dalam menentukan jenis kayu.

DAFTAR PUSTAKA

- EFFENDI, Dedi Argya Nugroho; ASTUTI, Erna Zuni. Pengelompokan Jenis Tekstur Kayu Menggunakan k-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur Histogram. *Jurnal VOI (Voice Of Informatics)*, 2017, 6.2.
- KHOIRUDIN, ASNAN. Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Tekstur Serat Dengan Metode Template Matching.
- NENENG, Neneng; PUTRI, Novia Utami; SUSANTO, Erliyan Redi. Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Ciri Tekstur Local Binary Pattern. *CYBERNETICS*, 2021, 4.02: 93-100.
- PUTRA, I. W. S. E. Klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (CNN) pada caltech 101. 2016. PhD Thesis. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- WALIYANSYAH, Rahmat Robi; FITRIYAH, Citra. Perbandingan Akurasi Klasifikasi Citra Kayu Jati Menggunakan Metode Naive Bayes dan k-Nearest Neighbor (k-NN). *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 2019, 5.2: 157-163.
- WIBOWO, Deni Wahyu; ERWANTO, Danang; KUSUMASTUTIE, Diah Arie Widhining. Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Multilayer Perceptron. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 2021, 10.1: 1–10