PENGELOMPOKAN DENSITI KAYU KELAPA UNTUK PROSES RESIN (STUDI KASUS: KAYU KELAPA PESISIR)

Husnul Khatimi[1,*], Yuslena Sari[1], Azizatil Puspita Sufiawati[1]
[1]Fakultas Teknik, Universitas Lambung Mangkurat, Jln. Brigadir Jenderal H. Hasan Basri, Banjarmasin, Kalimantan Selatan, Indonesia
*Corresponding author: yuzlena@ulm.ac.id

Abstrak. Kayu kelapa merupakan bahan bangunan dengan kualitas yang baik, namun elastisitas kayu kelapa yang cukup tinggi sehingga perlu adanya penanganan khusus. Keawetan kayu kelapa yang kurang baik dapat ditanggulangi dengan beberapa macam pengawetan. Pada kawasan pesisir pantai dapat digunakan pengawetan dengan impregnasi resin atau-pun garam wolman. Sebelum proses resin perlu dilakukan pengelompokan jenis kayu kelapa berdasarkan density (kerapatan) nya. Pengelompokan secara otomatis menggunakan teknik *visualisasi computing* telah banyak dilakukan namun secara khusus untuk pengelompokan kayu kelapa belum ditemukan. Contoh uji kayu kelapa yang digunakan pada penelitian ini dibedakan ke dalam tiga kelompok menurut tingkat kerapatan, yaitu tinggi, sedang dan rendah. Penelitian menggunakan dua proses GLCM untuk mendapatkan ekstraksi ciri yaitu 5 Fitur dan 22 Fitur serta dua model dari Neural Network (NN). Setelah menghasilkan feature dari citra kayu kelapa dilakukan pengelompokan density kayu kelapa. Pengelompokan ini memudahkan untuk proses resin kayu, jadi lama perendaman saat resin sangat tergantung pada densitas kayu kelapa. Semakin lama kayu direndam maka akan semakin awet pula kayu tersebut.

Kata kunci: kayu kelapa, resin, density, GLCM, neural network

1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan kelapa di daerah Kalimantan Selatan cuma terbatas pada buah serta daunnya saja, sementara itu tiap bagian dari kelapa utamanya batang kayu kelapa bisa dimanfaatkan secara efisien menjadi pengganti kayu konvensional dalam penggunaannya untuk komponen bangunan, mebel serta benda kerajinan (Purwanto, 2011) (Balfas, 2007).

Penentuan klasifikasi tingkat mutu pada kayu kelapa secara visual bisa ditentukan menggunakan kepadatan (*density*) pola pada irisan kayu kelapa per satuan luas. Semakin padat pola kayu kelapa tersebut maka semakin baik kualitasnya. Hal lain yang dapat menentukan faktor kualitas kayu kelapa yaitu menggunakan warna dan juga ukuran pola pada kayunya, ukuran pola yang lebih besar atau warna yang lebih gelap akan menghasilkan kualitas kayu kelapa yang lebih baik. Kebutuhan akan kayu kelapa yang berkualitas untuk membuat suatu produk yang bermutu pada industri mebel memerlukan kontrol yang baik di semua prosesnya, dimulai dari pemilihan bahan, pengolahan kayu sampai dengan bagaimana produk dari kayu kelapa tersebut selesai diolah menjadi mebel maupun komponen bangunan lainnya. Pada umumnya proses pemilihan bahan dilakukan sendiri oleh pakar atau dikenal sebagai *grader* secara manual, karena itu kualitas bahan bangunan seperti kayu sangat tergantung pada keahlian dan pengalaman seorang penguji (*grader*). *Grader* yang akan menguji sampel kayu kelapa secara konvensional atau manual bisa mengalami kesulitan jika terlalu banyak bahan kayu kelapa yang di uji, sebab keterbatasan *grader* sebagai manusia (Yuwono et al., 2013).

Untuk melakukan *grading* kayu kelapa secara otomatis menggunakan teknik visual harus ditentukan terlebih dahulu variabel-variabel yang akan digunakan untuk menganalisa tekstur dari gambar kayu kelapa tersebut. Analisa ini bertujuan untuk mengetahui parameter yang dikaitkan dengan fitur dari obyek penelitian dalam gambar atau citra (Ruz et al., 2005). Secara khusus, penelitian mengenai otomatisasi *grading* kayu kelapa belum ditemukan. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada penentuan kualitas kayu kelapa berdasarkan kepadatan (*density*) bundel (pola) pada irisan kayu dengan perencanaan penelitian 1 tahun. Penelitian yang menyangkut pengenalan jenis kayu dan deteksi cacat pada kayu telah dilakukan oleh (Khalid et al., 2008), (Wenshu et al., 2015) dan (Yang et al., 2010).

© Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat, Universitas Lambung Mangkurat

2. METODE

2.1 Diagram Alir dan Tahapan Penelitian

Tahapan dari penelitian kualitas kayu kelapa berdasarkan kepadatannya ini dapat dilihat pada Gambar 1. Tahapan-tahapan penelitian diuraikan sebagai berikut:

a) Identifikasi Masalah

Mempelajari teori-teori tentang kualitas batang kayu kelapa berdasarkan warna dan ukuran pola bundel, metode ekstraksi dan deteksi citra digital menggunakan jaringan syaraf tiruan atau BackPropagation Neural Network (BPNN) dan Auto Multi Layer Perceptron (autoMLP).

b) Pengumpulan Data

Pengumpulan data berupa citra atau gambar potongan kayu kelapa secara melintang sehingga memperlihatkan pola titik-titik vascular pada kayu kelapa tersebut. Pengambilan gambar atau citra kayu kelapa dilakukan dengan bantuan kamera canon 550D dimana jarak kamera dan objek penelitian berjarak 1 meter di bagian depan kamera. Sampel citra kayu kelapa yang digunakan pada penelitain diperoleh pada daerah lahan basah tepatnya di Kota Marabahan Banjarmasin, Indonesia.

c) Analisis Data (Data Awal / *Pre-Processing*)

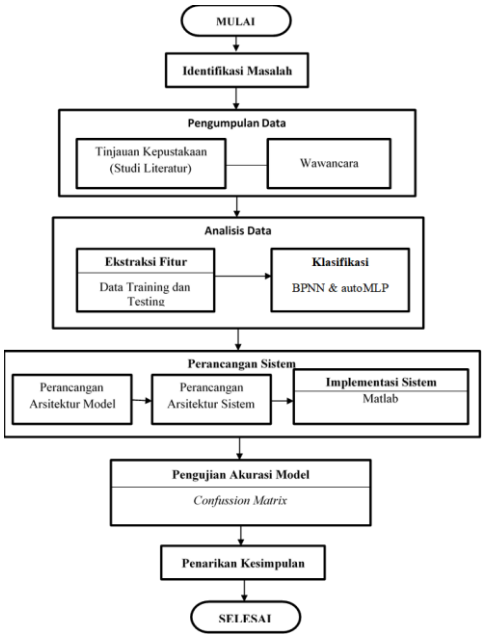
Data awal yang digunakan berupa gambar atau citra digital potongan dari kayu kelapa secara melintang (Gambar 2) dimasukkan ke dalam basis data kualitas kayu kelapa yang telah ditentukan secara visual. Untuk mendapatkan kualitas citra yang baik maka semua gambar penelitian tersebut di proses melalui *image processing*. Basis data dari citra potongan kayu kepala yang telah diproses kemudian dilatih untuk menentukan kualitas kayu kelapa berdasar *density* dari pola-pola yang terdapat pada citra kayu kelapa tersebut. Setelah dilakukan proses pelatihan dari citra tersebut kemudian dilakukan tahapan pengujian terhadap citra potongan kayu kelapa untuk ditentukan kualitasnya.

d) Perancangan Sistem

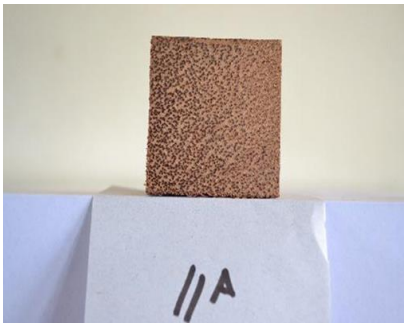
Langkah awal yang dilakukan pada perancangan sistem adalah dengan membuat *flowchart* penelitian mengenai metode Jaringan Syaraf Tiruan. Selanjutnya dilakukan perancangan sistem menggunakan software Matlab. Metode yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.

e) Uji Coba Sistem

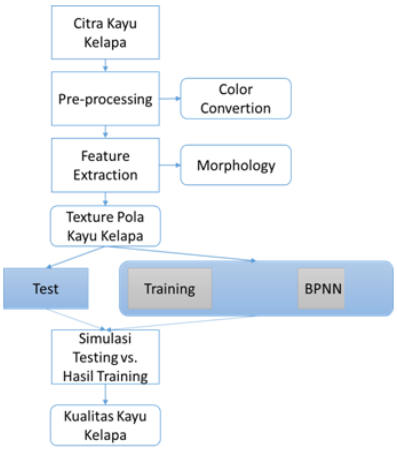
Pada tahap ini juga dilakukan pengujian sebagai pengukuran terhadap tingkat akurasi model dengan menggunakan *Confusion Matrix* untuk mendapatkan model prediksi terbaik berdasarkan presentase sistem yang dibuat telah mendeteksi kualitas batang kayu kelapa dengan baik maka dianggap sistem telah berhasil.



Gambar 1. Diagram alir penelitian



Gambar 2. Potongan kayu secara melintang



Gambar 3. Sistem yang dibuat

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Tampilan Hasil Penelitian

Dalam penelitian ini, sistem dibuat dengan ketentuan tampilan hasil penentuan kualitas kayu sebagai berikut:

a. Hasil deteksi kayu kelapa akan terbagi atas 3 grade kelas, yaitu rendah, sedang dan tinggi.
b. Sistem akan melakukan deteksi dari sampel dan membaginya ke dalam 3 kelas tersebut.
c. Pengujian Sistem menggunakan *Confussion Matrix*.

3.2 Proses Gambar Penelitian

Dalam penelitian ini dataset yang digunakan sebanyak 174 citra gambar pola irisan kayu kelapa. Data-data citra tersebutdipisahkan ke dalam tiga kelas yaitu kelas A (*density* rendah), kelas B (*density* sedang) dan kelas C (*density* tinggi). Data-data tersebut sebelumnya telah diklasifikasi secara manual oleh beberapa orang yang memiliki keahlian dalam menilai kualitas tekstur kayu kelapa. Kemudian Setelah dikelompokkan dalam dataset yang sama maka dilakukanlah langkah *preprocessing* data dengan cara mengubah semua gambar data dengan ukuran yang sama. Ukuran yang dimaksud adalah ukuran gambar pada saat pengambilan data. Dimana kayu-

kayu tersebut akan dipotong terlebih dahulu lalu dilakukan klasifikasi oleh ahli sesuai kelas masing-masing. Karena bentuk kayu yang tidak seragam, maka dengan preprocessing gambar dilakukan penyeragaman ukuran yaitu *255px* x *255px*. Proses ini menggunakan bantuan aplikasi Photoshop.

Tahapan selanjutnya yaitu membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih sistem agar dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis-jenis kayu dengan benar sesuai kelasnya. Kemudian data uji digunakan untuk mengetahui apakah sistem yang telah dibuat benar-benar menghasilkan klasifikasi pembagian kelas kayu kelapa dengan baik mulai dari kelas dengan kerapatan rendah, sedang maupun kerapatan tinggi. Selanjutnya data-data yang telah dibagi tersebut dimasukkan ke dalam Matlab untuk dilakukan proses GLCM. proses GLCM, GLCM yang digunakan ada 2 versi yaitu dengan 5 fitur (Kadir & Susanto, 2012) dan 22 fitur ((Haralick et al., 1973) (Soh & Tsatsoulis, 1999) dan (Clausi, 2002)).

Versi 5 fitur dengan perintah sebagai berikut:

```
derajat0(i,:)=[G0.asm,G0.kontras,G0.idm,G0.entropi,G0.korelasi];
derajat45(i,:)=[G45.asm,G45.kontras,G45.idm,G45.entropi,G45.korelasi];
derajat90(i,:)=[G90.asm,G90.kontras,G90.idm,G90.entropi,G90.korelasi];
derajat135(i,:)=[G135.asm,G135.kontras,G135.idm,G135.entropi,G135.korelasi];
```

Arti dari perintah di atas yaitu semua gambar akan dilakukan proses ekstraksi ciri GLCM yaitu Angular Second Moment (ASM), entropi, kontras, dan homogenitas atau Inverse Difference Moment (IDM). Dimana untuk setiap satu gambar atau citra dilakukan 4 kali pengambilan ciri yaitu dari sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°.

Versi 22 GLCM Features adalah sebagai berikut:

```
% f1. Uniformity / Energy / Angular Second Moment (done)
% f2. Entropy (done)
% f3. Dissimilarity (done)
% f4. Contrast / Inertia (done)
% f5. Inverse difference
% f6. Correlation
% f7. Homogeneity / Inverse difference moment
% f8. Autocorrelation
% f9. Cluster Shade
% f10. Cluster Prominence
% f11. Maximum probability
% f12. Sum of Squares
% f13. Sum Average
% f14. Sum Variance
% f15. Sum Entropy
% f16. Difference variance
% f17. Difference entropy
% f18. Information measures of correlation (1)
% f19. Information measures of correlation (2)
% f20. Maximal correlation coefficient
% f21. Inverse difference normalized (INN)
% f22. Inverse difference moment normalized (IDN)
```

3.3 Pengelompokan Density Kayu Kelapa

Setelah mendapatkan fitur dari citra kayu kelapa selanjutnya adalah pengelompokan *density* kayu kelapa. Pengelompokan ini memudahakan untuk proses resin kayu. Perlakuan resin kayu tergantung dari hasil pengelompokan density kayu kelapa. Pengelompokan density kayu kelapa pada penelitian ini menggunakan metode neural network dengan berbagai variasi metode pembelajaran. Metode pembelajaran yang digunakan adalah auto Multi Layer Perceptron (MLP) dan Backpropagation (BP).

3.3.1 Arsitektur *Input*, *Hidden* dan *Output* Layer Pada Arsitektur Neural Network 22 Fitur

Arsitektur jaringan yang terbentuk dari model terdiri dari 264 input hasil dari ekstraksi fitur, 13 *hidden layer*, 3 output yaitu pengelompokan *density* citra kayu kelapa terdiri dari rendah, sedang dan tinggi, bias dan *threshold*.

Setelah dilakukan pencarian fitur, maka langkah selanjutnya adalah menghitung nilai prediksi sistem menggunakan 2 jenis fitur dan 2 jenis pembelajaran Neural Network menggunakan Confussion Matrix. *Confussion Matrix* adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya Confussion Matrix mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya (Eko Prasetyo, 2012). Berikut hasil *Confussion Matrix* :

a) *Confussion Matrix* 5 fitur autoMLP

Tabel 1. *Accuracy* 5 fitur autoMLP

	true Rendah	true Sedang	true Tinggi	class precision
Pred. Rendah	20	10	1	64.52%
Pred. Sedang	5	12	12	41.38%
Pred. Tinggi	5	8	17	56.67%
class recall	66.67%	40.00%	56.67%	

b) *Confussion Matrix* 5 Fitur Backpropagation

Tabel 2. *Accuracy* 5 fitur Backpropagation

	true Rendah	true Sedang	true Tinggi	class precision
Pred. Rendah	19	11	1	61.29%
Pred. Sedang	9	13	10	40.62%
Pred. Tinggi	2	6	19	70.37%
class recall	63.33%	43.33%	63.33%	

c) *Confussion Matrix* 22 Fitur autoMLP

Tabel 3. *Accuracy* 22 fitur autoMLP

	true Rendah	true Sedang	true Tinggi	class precision
Pred. Rendah	21	6	0	77.78%
Pred. Sedang	8	22	0	73.33%
Pred. Tinggi	1	2	30	90.91%
class recall	70.00%	73.33%	100.00%	

d) *Confussion Matrix* 22 Fitur Backpropagation

Tabel 4. *Accuracy* 22 fitur Backpropagation

	true Rendah	true Sedang	true Tinggi	class precision
Pred. Rendah	23	6	0	79.31%
Pred. Sedang	6	22	0	78.57%
Pred. Tinggi	1	2	30	90.91%
class recall	76.67%	73.33%	100.00%	

3. 4 Pembahasan

Berikut merupakan hasil proses semua data klasifikasi kayu berdasarkan 3 jenis density yaitu rendah, sedang dan tinggi menggunakan dua jenis pencarian fitur yaitu 5 fitur dan 22 fitur GLCM serta dua model pembelajaran Neural Network yaitu Auto Multi Layer Perceptron dan Backpropagation.
Dapat terlihat pada tabel 9 merupakan hasil prediksi klasifikasi kayu menggunakan 5 fitur GLCM untuk semua data uji.

Tabel 9. Hasil Prediksi Kayu Menggunakan 5 Fitur

	BP	AutoMLP
Accuracy	56,67%	54,44%
Kappa	0,350	0,317

Berdasarkan hasil prediksi menggunakan 5 fitur GLCM menggunakan metode pembelajaran Backpropagation (BP) didapatkan *Accuracy* sebesar 56,67% dan nilai kappa 0,350 sedangkan untuk metode pembelajaran Auto Multi Layer Percepton (AutoMLP) mendapatkan nilai *Accuracy* sebesar 54,44% dan nilai Kappa 0,317. Dari hasil *Accuracy* prediksi sistem untuk 5 fitur GLCM, ternyata metode pembelajaran menggunakan Backpropagation lebih baik dibandingkan dengan metode Auto Multi Layer Perceptron. Hasil

Kappa juga menunjukkan bahwa Metode BP mendapatkan Nilai 0,350 lebih tinggi dibandingkan AutoMLP dengan nilai Kappa 0,317. Selanjutnya untuk hasil prediksi menggunakan 22 fitur GLCM untuk semua data citra uji dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil Prediksi Kayu Menggunakan 22 Fitur

	BP	**AutoMLP**
Accuracy	83,33%	81,11%
Kappa	0,750	0,717

Berdasarkan hasil prediksi menggunakan 22 fitur GLCM menggunakan metode pembelajaran Backpropagation (BP) didapatkan *Accuracy* sebesar 83,33% dan nilai Kappa 0,750 sedangkan untuk metode pembelajaran Auto Multi Layer Percepton (AutoMLP) mendapatkan nilai *Accuracy* sebesar 81,11% dan nilai Kappa 0,717. Dengan menggunakan 22 Fitur juga membuktikan bahwa metode pembelajaran menggunakan Backpropagation lebih baik dibandingkan dengan metode Auto Multi Layer Perceptron.

Dari hasil kedua pencarian Fitur GLCM yakni 5 fitur dan 22 fitur serta metode pembelajaran Neural Network Backpropagation dan Auto Multi Layer Perceptron menunjukkan bahwa penggunaan 22 fitur menghasilkan nilai *Accuracy* dan nilai Kappa yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan 5 fitur GLCM. Selain itu, metode pembelajaran Backpropagation memberikan hasil yang lebih baik di kedua jenis pencarian fitur dibandingkan dengan metode pembelajaran AutoMLP. Untuk nilai Kappa penggunaan 5 fitur GLCM menghasilkan hasil prediksi yang bernilai Kurang Baik sedangkan untuk penggunaan 22 fitur GLCM menghasilkan prediksi yang Cukup Baik, hal ini berdasarkan (Joseph L. Fleiss et al., 2013).

4. SIMPULAN

Dari hasil penelitian klasifikasi kayu kelapa berdasarkan *density* yang telah dilakukan, maka disimpulkan bahwa:

a) Sistem yang dibuat dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat density kayu kelapa ke kelas rendah, tinggi dan sedang.
b) Penelitian menggunakan dua jenis pencarian fitur GLCM yakni 5 Fitur dan 22 Fitur serta menggunakan dua jenis model pembelajaran Neural Network yaitu Backpropagation dan Auto Multi Layer Perceptron.
c) Hasil prediksi menggunakan 5 fitur GLCM menggunakan metode pembelajaran Backpropagation (BP) didapatkan Accuracy sebesar 56,67% dan nilai kappa 0,350 sedangkan untuk metode pembelajaran Auto Multi Layer Percepton (AutoMLP) mendapatkan nilai Accuracy sebesar 54,44% dan nilai Kappa 0,317.
d) Hasil prediksi menggunakan 22 fitur GLCM menggunakan metode pembelajaran Backpropagation (BP) didapatkan Accuracy sebesar 83,33% dan nilai kappa 0,750 sedangkan untuk metode pembelajaran Auto Multi Layer Percepton (AutoMLP) mendapatkan nilai Accuracy sebesar 81,11% dan nilai Kappa 0,717.
e) Hasil kedua Pencarian Fitur GLCM yakni 5 fitur dan 22 fitur serta metode pembelajaran Neural Network Backpropagation dan Auto Multi Layer Perceptron menunjukkan bahwa penggunaan 22 fitur menghasilkan nilai Accuracy dan nilai Kappa yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan 5 fitur GLCM.
f) Metode pembelajaran Backpropagation memberikan hasil yang lebih baik di kedua jenis pencarian fitur dibandingkan dengan metode pembelajaran AutoMLP.

Saran dapat diberikan untuk pengembangan dan perbaikan sistem di masa yang akan datang adalah dengan memperbaiki tingkat klasifikasi kayu kelapa menjadi lebih baik dengan mencari metode lain yang dapat meningkatkan akurasi, selain itu untuk keberlanjutan penelitian maka dapat berfokus kepada Human Centered Design yaitu pembuatan Desain UX Aplikasi Klasifikasi Kayu Kelapa untuk proses resin berdasarkan density yang telah dibuat.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih sebagai peneliti kami sampaikan untuk Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Lambung Mangkurat yang sudah mendukung serta memberikan biaya untuk terwujudnya penelitian ini melalui DIPA Universitas Lambung Mangkurat Tahun Anggaran 2020 Nomor: 023.17.2.6777518/2020 Tanggal 16 Maret 2020.

6. DAFTAR PUSTAKA

Balfas, J. (2007). Perlakuan Resin Pada Kayu Kelapa (Cocos Nucifera). *Jurnal Penelitian Hasil Hutan*, *25*(2), 108–118.

Clausi, D. A. (2002). An Analysis of Co-Occurrence Texture Statistics as A Function of Grey Level Quantization. *Canadian Journal of Remote Sensing*, *28*(1), 45–62.

Eko Prasetyo. (2012). Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab. *Andi, Yogyakarta*.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *6*, 610–621.

Joseph L. Fleiss, Bruce Levin, & Myunghee Cho Paik. (2013). *Statistical Methods for Rates and Proportions* (3rd ed.). John Wiley & Sons.

Kadir, A., & Susanto, A. (2012). Pengolahan Citra Teori Dan Aplikasi. *Andi, Yogyakarta*.

Khalid, M., Lee, E. L. Y., Yusof, R., & Nadaraj, M. (2008). Design of an Intelligent Wood Species Recognition System. *International Journal of Simulation System, Science and Technology*, *9*(3), 9–19.

Purwanto, D. (2011). Finishing Kayu Kelapa (Cocos Nucifera L.) Untuk Bahan Interior Ruangan. *Jurnal Riset Industri Hasil Hutan*, *3*(2), 32–37.

Ruz, G. A., Estevez, P. A., & Perez, C. A. (2005). A Neurofuzzy Color Image Segmentation Method For Wood Surface Defect Detection. *Forest Products Journal*, *55*(4), 52–58.

Soh, L.-K., & Tsatsoulis, C. (1999). Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery using Gray Level Co-Occurrence Matrices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *37*(2), 780–795.

Wenshu, L., Lijun, S., & Jinzhuo, W. (2015). Study on Wood Board Defect Detection Based on Artificial Neural Network. *The Open Automation and Control Systems Journal*, *7*(1).

Yuwono, I., Pramunendar, R., Andono, P., & Subandi, R. A. (2013). *The Quality Determination Of Coconut Wood Density Using Learning Vector Quantization*. *57*, 82–87.

© Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat, Universitas Lambung Mangkurat