

# PREDIKSI KUALITAS HASIL HUTAN LAHAN BASAH MENGUNAKAN BACKPROPAGATION

*by Ahmad Saiful Haqqi*

---

**Submission date:** 28-Apr-2023 07:55AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2077723249

**File name:** 6-Article\_Text-8-1-10-20200206.pdf (1.5M)

**Word count:** 2816

**Character count:** 15861

## PREDIKSI KUALITAS HASIL HUTAN LAHAN BASAH MENGGUNAKAN BACKPROPAGATION

Khatimi Husnul<sup>1)</sup> dan Sari Yuslena<sup>2)</sup>

Universitas Lambung Mangkurat  
h.khatimi@yahoo.co.id<sup>1)</sup>, yuzlena@unlam.ac.id<sup>2)</sup>

### ABSTRAK

Pada umumnya hutan lahan basah terdapat tumbuhan pinang-pinangan (*palem*) atau suku (*famili*) *Arecaceae*. Salah satu jenisnya adalah Kelapa (*Cocos nucifera*) yang sering dimanfaatkan seluruh bagiannya termasuk batangnya yang dimanfaatkan untuk kayubahan, proses pemilihan kayu kelapa yang digunakan sebagai bahan produk dilakukan oleh seorang grader yang terlatih dengan mengamati kayu secara langsung tanpa menggunakan alat bantu (*manual*). Metode tersebut menyebabkan timbulnya ketergantungan keahlian dan pengalaman seorang grader dalam melakukan pemilihan bahan kayu kelapa. Dengan keterbatasan seorang grader, maka timbul suatu masalah ketika banyaknya jumlah objek kayu kelapa yang diuji secara manual melebihi kapasitas seorang grader. Oleh karena itu pengelompokan kayu kelapa perlu dibuat dengan *intelligent system* sehingga dapat mengatasi permasalahan tersebut.

Penentuan kayu kelapa secara otomatis dapat dibangun menggunakan metode *backpropagation* dengan mengidentifikasi parameter penentu karakteristik kayu kelapa yang didapatkan dari citra kayu kelapa dua dimensi (*2D*). Penentuan parameter karakteristik kayu kelapa berdasarkan pada ekstraksi fitur tekstur berbasis histogram pada citra kayu kelapa *2D*. Fitur-fitur tekstur yang didapatkan dari metode *histogram* diantaranya: *rerata intensitas, deviasi standar, skewness, energi, entropi, dan kehalusan*. Makalah ini menguraikan tentang penentuan kualitas kayu kelapa menggunakan algoritma *backpropagation* berdasarkan pada tekstur citra kayu kelapa *2D*.

**Kata Kunci:** *backpropagation, citra, kayu kelapa*

### ABSTRACT

Many forests are wetlands plant palm or tribe (*family*) *Arecaceae*. One type is the coconut (*Cocos nucifera*) is often utilized all its parts including stem used for wood materials, the process of selecting coconut wood are used as ingredients of a product made by a grader trained by observing the wood directly without using tools (*manual*). The method of causing dependence expertise and experience in the selection of a grader coconut wood. With the limitations of a grader, then arises a problem when a large number of coconut wood objects tested manually exceeds the capacity of a grader. Therefore, the grouping of coconut wood needs to be made with intelligent systems that can overcome these problems.

Determination of coconut wood can be automatically built using *backpropagation* method to identify the parameters of the determining characteristics of coconut wood obtained from coconut wood image of two-dimensional (*2D*). Determination of coconut wood characteristic parameters based on the extraction of texture features based on the image histogram *2D* coconut wood. Features texture obtained from the histogram method is among others: the mean intensity, standard deviation, skewness, energy, entropy, and subtlety.

This paper describes the determination of the quality of coconut timber using *back propagation* algorithm based on coconut wood texture *2D* image.

**Keywords:** *backpropagation, citra, coconut wood*

## I. PENDAHULUAN

Sektor industri kayu semakin penting saat ASEAN mencanangkan kayu sebagai salah satu sektor yang diprioritaskan dalam economic integration. Indonesia sebagai anggota ASEAN memanfaatkan peluang ini karena luas hutan Indonesia mencapai 69,4 juta hektar [1].

Kegiatan yang berkaitan dengan produksi kayu adalah Industri hutan biasanya dikenal dengan Hak Pengusahaan Hutan (HPH) dengan produk kayu gelondongan, penggergajian dengan produk kayu gergajian, pabrik dengan produk kayu olahan maupun kayu lapis dan pedagang yang menjual produk tersebut [2]. Memasuki era keterbukaan perdagangan dunia saat ini persaingan perdagangan antar Negara akan semakin tajam dan mutu lah penentu dari layak tidaknya produk tersebut bersaing di pasar internasional dan kendala yang dialami Indonesia dibidang industri kayu saat ini adalah standart kualitas kayu Indonesia masih jauh di bawah standart ISO [1].

Selama ini penentuan kualitas kayu dilakukan oleh manusia yang sudah terlatih dan biasanya disebut grader. Grader mendeteksi kualitas kayu dengan cara memeriksa secara visual [3]. Akibat buruk dari proses ini diantaranya deteksi hanya bisa terlihat pada kayu yang memiliki perbedaan yang signifikan dari standart kayu yang bermutu, bersifat subjektif apalagi jika kayu dalam jumlah banyak maka bisa terjadi kebosanan pada grader sehingga menghasilkan deteksi yang akurasinya tidak standart. Prediksi tentang kayu sudah banyak dilakukan beberapa

peneliti, pada penelitian ini objek yang akan digunakan adalah kayu kelapa. Hasil penelitian ini adalah tingkat akurasi kualitas kayu dengan menggunakan algoritma gradient descent backpropagation nn. Diharapkan dapat mendukung peningkatan kualitas kayu di Indonesia dengan grading secara otomatis dan tingkat akurasi yang tepat dalam mendeteksi kualitas kayu.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Material Kayu

Material Kayu banyak digunakan sebagai bahan konstruksi, dalam penelitian ini kayu yang digunakan sebagai objek penelitian adalah kayu kelapa. Di Indonesia sendiri terdapat 50 persen perkebunan kelapa yang perlu peremajaan karena sudah berumur lebih dari 50 tahun [4] sehingga tidak menghasilkan buah lagi, maka pemanfaatan pohon kelapa yang seperti ini adalah material kayu yang akan digunakan untuk bahan konstruksi dan bahan dasar mebel.

Tabel 1. Karakteristik fisik kayu kelapa

Jenis	Motif	Tekstur	Bentuk	Garis	Kesan
Batang Kelapa Utuh	Bergaris melintang mengelilingi batang	Kasar	Asimetris, mengerucut ke atas	Dominasi garis lengkung arah horizontal dan garis lurus putus-putus arah vertical	Dinamis, hangat
Batang kelapa gergajian sejajar serat	Garis putus-putus terdiri dari serat fiber	Halus	Persegi panjang	Dominasi garis putus-putus yang tidak beraturan	Dinamis, hangat
Potongan melintang	Titik-titik, memiliki corak seperti biji-bijian	Halus	Persegi atau bulat	Garis tak beraturan yang terbentuk oleh titik-titik	Dinamis, hangat, ramai
Batang kelapa bulat	Garis putus-putus terdiri dari serat fiber	Halus	Persegi panjang	Dominasi garis putus-putus yang tidak beraturan	Dinamis, hangat

Data kayu kelapa yang digunakan adalah kayu kelapa yang dipotong melintang, karena garis kayu kelapa yang dipotong melintang yang berbentuk titik-titik menunjukkan titik vascular untuk selanjutnya digunakan sebagai penentu pola kualitas dari kayu tersebut.

Dilihat dari pola penyebaran kerapatan kayu dalam batang kelapa pada Gambar 1, menyebabkan hasil penggergajian akan terdiri dari tiga kelas [5], yaitu :



Gambar 1 Batang kayu kelapa

- A) Kulit Luar Kayu Kelapa
- B) Kerapatan Tinggi (High Density)  $> 700 \text{ [(kg/m)}^3 \text{]}$  ;
- C) Kerapatan Sedang (Medium Density)  $> 500 - 700 \text{ [(kg/m)}^3 \text{]}$  ;
- D) Kerapatan Rendah (Low Density)  $< 500 \text{ [(kg/m)}^3 \text{]}$ .

### B. Pengolahan Citra Digital

Teknik – teknik dan proses yang digunakan pada pengolahan citra adalah:

1. Segmentasi

Segmentasi yaitu pemisahan objek-objek yang terdapat pada gambar, sehingga memudahkan dalam pengolahan gambar digital pada masing-masing objek.

2 Thresholding

Proses mengubah citra berderajat keabuan menjadi citra biner atau hitam putih sehingga dapat diketahui daerah mana yang termasuk obyek dan background dari citra secara jelas..

3. Morphologi

Teknik pengolahan gambar digital dengan menggunakan bentuk (shape) sebagai pedoman dalam pengolahannya. Nilai dari setiap pixel dalam gambar digital diperoleh dari hasil perbandingan antara pixel yang bersesuaian pada gambar digital dengan pixel tetangganya. Teknik morfologi bergantung pada urutan pixel, tidak memperhatikan nilai dari pixel sehingga teknik morfologi dapat digunakan untuk pengolahan binary image dan grayscale image.

4. Cropping

Proses pemotongan gambar menjadi beberapa bagian, sehingga memudahkan dalam proses pengolahan.

5. Conversion color

Informasi warna sangat diperlukan sebagai pendeskripsian sebuah obyek gambar dalam analisis suatu citra tersebut. Proses identifikasi maupun klasifikasi suatu citra dapat dipermudah dengan menyertakan informasi warna.

Citra tersusun dari kombinasi 256 intensitas warna dasar: red, green & blue. Setiap piksel adalah gabungan ke tiga warna tersebut, sehingga masing-masing piksel memiliki tiga komposisi warna dasar seperti terlihat pada gambar di bawah ini Gambar yang didapat dari potongan kayu kelapa perlu dikonversi untuk dilakukan proses selanjutnya.

Konversi warna RGB ke dalam warna YCbCr, warna luminance atau dikenal dengan istilah gray scale, yaitu gambar dengan derajat keabuan yang mempunyai intensitas warna 0 sampai 255, dimana 0 adalah untuk merepresentasikan warna hitam dan 255 adalah warna untuk merepresentasikan warna putih. Karena mata manusia lebih sensitif pada warna luminance (Y) dari pada warna chrominance (Cb,Cr), sehingga informasi warna chrominance tidak diikuti sertakan pada proses kompresi dan hanya warna Y yang diproses sebagai masukan gambar untuk proses selanjutnya. Warna YCbCr diperoleh dengan mentransformasikan RGB dengan rumus:

$$\begin{aligned} Y &= 0,299 * R + 0,587 * G + 0,114 * B \\ Cb &= -0,1687 * R - 0,3312 * G + 0,5 * B \\ Cr &= 0,5 * R - 0,4183 * G - 0,0816 * B \end{aligned} \dots\dots\dots(1)$$

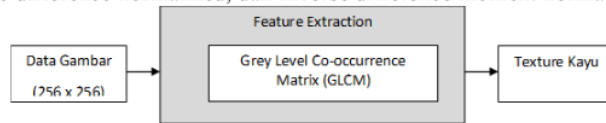
Untuk membentuk kembali warna RGB dari warna YCbCr dapat menggunakan rumus :

$$\begin{aligned} R &= Y + 1,4022 * Cr \\ G &= Y - 0,3456 * Cb - 0,7145 * Cr \\ B &= Y + 1,7710 * Cb \end{aligned} \dots\dots\dots(2)$$

C. Gray-level co-occurrence matrix (GLCM)

Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) adalah metode ekstraksi fitur dengan menggunakan analisa statistik dengan menggunakan skala abu-abu. GLCM merupakan metode statistik yang memeriksa tekstur dengan mempertimbangkan hubungan spasial dari piksel pada gambar.

GLCM menghitung seberapa sering pixel dengan tingkat keabuan (intensitas skala abu-abu) nilai i terjadi baik horisontal, vertikal atau diagonal untuk piksel yang berdekatan dengan nilai i. GLCM memberikan informasi fitur pada gambar sebanyak 20 fitur tekstur yaitu Autocorrelation, Contrast, Correlation, Cluster Prominence, Cluster Shade, Dissimilarity, Energy, Entropy, Homogeneity, Maximum probability, Variance, Sum Average, Sum Variance, Sum Entropy, Difference Variance, Difference Entropy, Information of correlation 1, Information of correlation 2, Inverse difference normalized, dan Inverse difference moment normalized.



Gambar 2 Process Feature Extraction

Beberapa proses mendapatkan informasi fitur pada GLCM:

a)  $entropy = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij} \log p_{ij}$  (3)

b)  $contrast = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - j)^2 p_{ij}$  (4)

$$c) \quad IDM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i - j)^2} \quad (5)$$

$$d) \quad correlation = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} P_{ij} \quad (6)$$

$$e) \quad ASM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}^2 \quad (7)$$

$$f) \quad clusshade = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 P_{ij} \quad (8)$$

$$g) \quad cluspro = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 P_{ij} \quad (9)$$

$$h) \quad \max pro = \max_{i,j} (P_{ij}) \quad (10)$$

$$i) \quad dissimilarity = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i - j| P_{ij} \quad (11)$$

$$j) \quad autocorr = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (ij) P_{ij} \quad (12)$$

$$k) \quad inertia = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - j)^2 P_{ij} \quad (13)$$

$$l) \quad dent = \sum_{i=0}^{N-1} P_{x+y}(i) \log(P_{x+y}(i)) \quad (14)$$

$$m) \quad sent = \sum_{i=0}^{2N-2} P_{x+y}(i) \log(P_{x+y}(i)) \quad (15)$$

$$n) \quad savg = \sum_{i=0}^{2N-2} i P_{x+y}(i) \quad (16)$$

$$o) \quad s var = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \mu)^2 P_{ij} \quad (17)$$

$$p) \quad INV = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i - j)} \quad (18)$$

$$q) \quad IDN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + |i - j|^2 / N^2} \quad (19)$$

$$r) \quad IDMN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i-j)^2 / N^2} \quad (20)$$

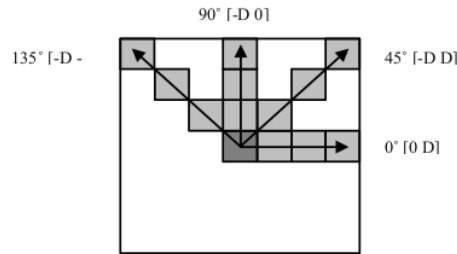
$$s) \quad inf\ 1 = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (21)$$

$$t) \quad inf\ 2 = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (22)$$

$$u) \quad d\ var = varianceOf(p_{x-y}) \quad (23)$$

Arah analisa GLCM

- a) Horizontal (0°)
- b) Vertical (90°)
- c) Diagonal (45°, 135°)

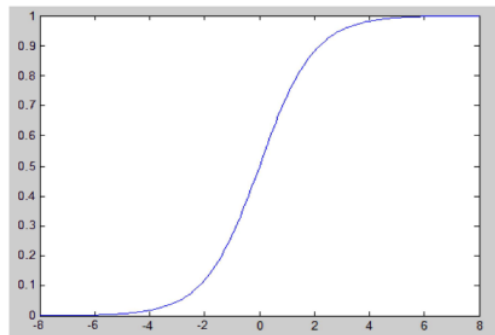


Gambar 3 Arah analisa GLCM

*D. Algoritma gradian descent*

Backpropagation Artificial Neural Network memiliki algoritma sangat banyak, tapi yang digunakan oleh kebanyakan peneliti tetap algoritma gradient descent. Parameter dari Algoritma pelatihan ini yang biasanya disebut bobot beradaptasi dengan jaringan konvergen data selama pelatihan [6]. Pada pelatihan nilai bobot disusun pada range tertentu, fungsi aktivasi menjaga hasil output agar berada pada range yang sudah ditentukan. Fungsi aktivasi yang biasanya digunakan dalam algoritma gradient descent adalah fungsi aktivasi sigmoid logistik dan hyperbolic tangent. Fungsi aktivasi sigmoid logistic di defenisikan:

$$\text{logsig}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (24)$$



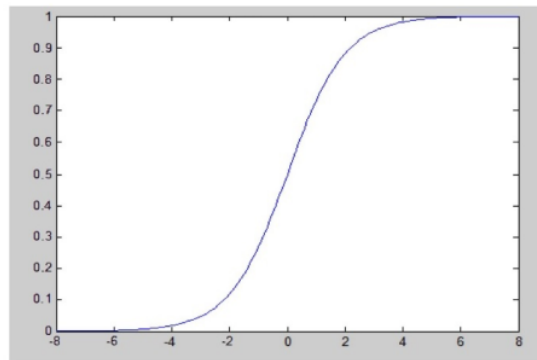
Gambar 4. Plot dari fungsi aktivasi sigmoid logistik

Dan fungsi aktivasi hyperbolic tangent didefenisikan sebagai berikut:



$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

(25)



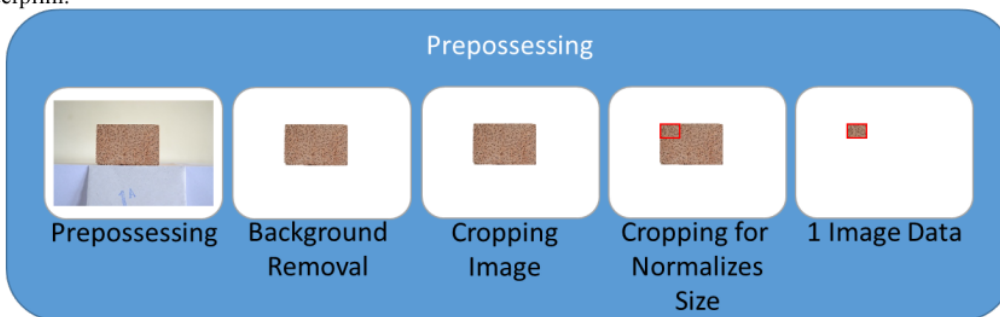
Gambar 5. Plot dari fungsi aktivasi hyperbolic tangent

Gambar 4 dan 5 menunjukkan kurva dari sigmoid logistic dan hyperbolic tangent, keduanya berbentuk kurva s. Kurva tersebut membantu jaringan untuk memncapai perilaku yang non linier.

Inisialisasi bobot nantinya akan diacak dengan range angka yang kecil. Berbagai penelitian telah menyimpulkan bahwa pemilihan bobot awal mempengaruhi capaian secara signifikan [7] [8].

### III. PROSES PENELITIAN

Tahap pertama adalah dilakukan pembacaan citra tersebut, dan karena ukuran gambar masing-masing data berbeda maka dilakukan cropping sebesar 256x 256 pixel pada gambar tersebut untuk menentukan gambar pola vascurar bundle dari potongan kayu kelapa tersebut. Berikut adalah proses untuk mendapatkan potongan kayu terpilih.



Gambar 6 Proses Prepossessing

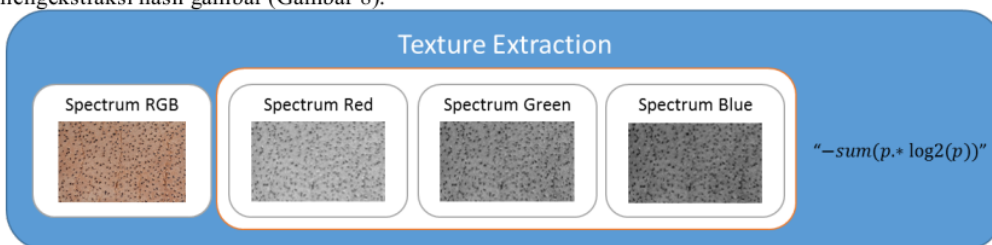
Pada gambar diatas diawali dengan data gambar 2D untuk potongan kayu. Potongan kayu yang tersedia tersebut kemudian di lakukan segmentasi untuk memisahkan antara background dan foreground gambar. Kemudian crop image dipilih untuk menentukan bagian kayu yang di proses. Berikut merupakan hasil potongan kayu yang didapatkan:



Gambar 7 Hasil Proses awal

A. Proses Ekstraksi Feature

Setelah didapatkan potongan kayu, dilakukan ekstraksi gambar. Pada metode ini menggunakan GLCM untuk mengekstraksi hasil gambar (Gambar 8).



Gambar 8 Proses Preprocessing

Pada gambar 7 diperlihatkan bahwa setiap gambar potongan kayu terdapat 3 spektrum warna. 3 spektrum warna tersebut di diproses dengan metode GLCM. Sehingga menghasilkan data sebagai berikut:

Tabel 1 Hasil Ektrasi menggunakan Entropi GLCM dengan 3 Spektrum warna pada gambar

No	R	G	B	Label
1	6.292741	6.3002	6.258604	1
2	6.409501	6.327355	6.241229	1
3	6.37923	6.361031	6.327674	1
4	6.459296	6.449793	6.390574	1
5	6.614737	6.547702	6.429386	1
6	6.65533	6.527957	6.399758	1
7	6.484097	6.393106	6.30523	1
.				
.				
.				
161	7.179543	6.799404	6.558279	3
162	7.305139	7.059722	6.887223	3
163	7.261356	6.837566	6.580649	3
164	7.083419	6.918571	6.734285	3
165	7.167768	6.715057	6.554027	3
166	7.206661	6.787064	6.536767	3
167	7.175824	6.803119	6.579012	3
168	7.061475	6.883022	6.729878	3
169	7.142191	6.727345	6.415769	3
170	7.236304	6.869798	6.621699	3

Hasil tabel 1 merupakan hasil dengan menggunakan 1 buah informasi pada GLCM yang diterapkan pada 3 spektrum warna. Perlu diketahui bahwa informasi yang dapat dihasilkan oleh GLCM sebanyak 22 informasi. Dari 22 informasi tersebut menggunakan 4 buah *direction* 0°, 45°, 90°, dan 135° dan di gabungkan menjadi 1 data. Dan setiap 1 informasi menghasilkan 4 buah nilai yang berbeda tergantung texture yang dimiliki. Sehingga pada penelitian ini didapatkan texture sebanyak 264 nilai informasi yang dapat diambil, dengan data sebanyak 170 data.

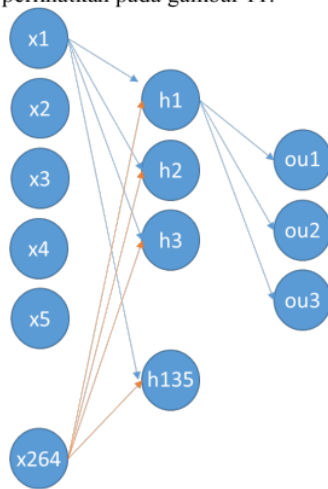
1	2	3	4	5	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	261	262	263	264
2																				
3																				
4																				
5																				
.																				
169																				
170																				



Gambar 9 Bentuk ukuran data proses selanjutnya

*B. Proses Pengenalan Kayu Kelapa*

Algoritma Gradient Descent BPANN diterapkan untuk pengenalan gambar potongan kayu kelapa. Arsitektur yang digunakan pada metode ini di perlihatkan pada gambar 11.



Gambar 10 Arsitektur Jaringan

Pada gambar 10 merupakan arsitektur dari input, hidden dan output layer pada algorithm GD BPANN yang digunakan pada penelitian ini. Dengan ini nilai bobot akhir didapatkan. Untuk menghitung tingkat akurasi pada matriks digunakan:

$$Accuracy = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) \tag{26}$$

Sensitivitas dan spesifisitas tidak memberikan informasi untuk nilai diagnosa yang benar. Maka perlu adanya PPV (positive predictive value) atau precision positive dimana proporsi kasus dengan hasil tes “positif” atau  $PPV = TP/(TP+FP)$  dan dan membutuhkan NPV (negative predictive value) atau precision negative dengan proporsi kasus dengan hasil tes “negatif” atau  $NPV = TN/(TN+FN)$ . Sedangkan untuk mengetahui tingkat kesalahan, digunakan Type Error dengan  $FN/(positif+negatif)$  dan dimana nilai positif=  $TP+FN$  serta negatif=  $FP+TN$ .

dan hasil akurasi yang didapatkan pada table berikut:

GLCM Parameter		Akurasi
Direction	Distance	
0°	1	75.02
0°	2	73.12
0°	3	72.45
45°	1	76.32
45°	2	76.89
45°	3	77.12
90°	1	75.13
90°	2	74.77
90°	3	75.87
135°	1	78.11
135°	2	77.12
135°	3	78.89

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan akurasi 78,89 % pada sudut 135 derajat dari penerapan algoritma GD BPANN menggunakan Matlab

## V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ellia Kristiningrum and Eddy Herjanto, "KESIAPAN SNI KAYU DAN PRODUK KAYU DALAM MENGANTISIPASI KERJASAMA REGIONAL DAN BILATERAL," *Jurnal Riset Industri*, vol. V, pp. 249-257, 2011.
- [2] Soeratmadi Atmosasmito, "STRATEGI PEMASARAN KAYU OLAHAN INDONESIA DI PASAR INTERNASIONAL," *Jurnal Ilmiah Kesatuan*, vol. 2, pp. 15-21, 2000.
- [3] Ruggero Donida Labati and et al, "Analyzing images in frequency domain to estimate the quality of wood particles in OSB production," in *IEEE Conference Publications*, 2016, pp. 1-6.
- [4] Deddy Johar M., "PENERAPAN MATERIAL KAYU KELAPA PADA KONSTRUKSI RESORT PANTAI," *Jurnal Mahasiswa Jurusan Teknik Arsitektur*, 2013.
- [5] Gonzales A Ruz, Pablo A Estevez, and Claudio A Perez, "A Neurofuzzy Color Image Segmentation Method for Wood Surface Defect Detection," *Forest Products Journal*<sup>3</sup> vol. 55, pp. 52-58, April 2005.
- [6] Sarfaraz Masood, M N Doja, and Pravin Chandra, "Analysis of Weight Initialization techniques for Gradient Descent algorithm," *2015 Annual IEEE India Conference (INDICON)*, 2015.
- [7] Sartaj Singh Sodhi and Pravin Chandra, "Interval Based Weight Initialization Method for Sigmoidal Feedforward Artificial Neural Networks," *AASRI Procedia* 6, pp. 19-25, 2014.
- [8] Masood Sarfaraz and Chandra Pravin, "Training neural network with zero weight initialization," *Proceedings of the CUBE International Information Technology Conference.*, 2012.

# PREDIKSI KUALITAS HASIL HUTAN LAHAN BASAH MENGUNAKAN BACKPROPAGATION

## ORIGINALITY REPORT

11%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

3%

PUBLICATIONS

7%

STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

1	<a href="http://thesis.binus.ac.id">thesis.binus.ac.id</a> Internet Source	3%
2	<a href="http://www.slideshare.net">www.slideshare.net</a> Internet Source	2%
3	<a href="http://www.semanticscholar.org">www.semanticscholar.org</a> Internet Source	2%
4	<a href="http://journal.upgris.ac.id">journal.upgris.ac.id</a> Internet Source	2%
5	<a href="http://prosiding.upgris.ac.id">prosiding.upgris.ac.id</a> Internet Source	2%

Exclude quotes Off

Exclude matches < 2%

Exclude bibliography On