

Nas_Jurnal #10 KLASIFIKASI KUALITAS KAYU KELAPA

by Purwanto Purwanto

Submission date: 29-Mar-2020 07:26AM (UTC+0700)

Submission ID: 1284134102

File name: Nas_Jurnal_10_KLASIFIKASI_KUALITAS_KAYU_KELAPA.pdf (602.65K)

Word count: 2712

Character count: 16788

KLASIFIKASI KUALITAS KAYU KELAPA MENGGUNAKAN ALGORITMA NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION

Moh.Risaldi, Purwanto, dan H. Himawan

Pascasarjana Teknik Informatika Universitas Dian Nuswantoro

ABSTRACT

The coconut tree is also called as Nyiur tree which grow in all archipelago of Indonesia, a lot of benefits we get from the coconut tree. The main of coconut stick that become the alternative material as substitution of wood for building tool or furniture, but in the country which has so much the coconut tree there is seldom for useful the coconut wood as building tool or furniture. This is caused by low quality of coconut wood, because there is not yet find the enough technology into measuring of coconut wood quality. Therefore, it is better if any some tools to able for doing of this mechanism so that the accuracy of can be maintained for all time. In this research, the researcher analyze about improvement of the accuracy of coconut wood quality which has been studied by Dwi Hermawan Novianto [1] with the best accuracy is 77,06 % use algorithm Lib SVM. Base on the the research before, so that the researcher to improve the accuracy that better by theme Classification of coconut wood quality use algorithm of Neural Network Backpropagation based on Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features. The result indicates the accuracy value that is 81,76 % get increase 4,7 %. So that it may be concluded Classification of coconut wood quality use algorithm NN is better than compared to use algorithm Lib SVM.

Key words: Classification of coconut wood, Neural Network Backpropagation based on Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features.

1. PENDAHULUAN

Kayu kelapa menjadi bahan alternatif sebagai pengganti kayu rimba untuk bahan bangunan rumah atau mebel, Oleh sebab itu akan lebih baik bila ada alat yang mampu melakukan pengamatan secara mekanis sehingga akurasi dapat dipertahankan sepanjang waktu, Dalam studi ini peneliti membahas tentang peningkatan akurasi kualitas kayu kelapa yang telah diteliti oleh Dwi Hermawan Novianto [1] dengan akurasi terbaik yaitu 77,06% menggunakan algoritma LibSVM. Berdasarkan penelitian sebelumnya maka peneliti meningkatkan akurasi yang lebih baik dengan tema Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan Algoritma Neural Network Backpropagation berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features.

Beberapa peneliti pernah melakukan penelitian serupa yaitu penelitian yang dilakukan berkenaan dengan klasifikasi kualitas kayu adalah: Alexis Marcano-Cedeno [2] melakukan penelitian berbasis pada klasifikasi kerusakan pada gambar kayu, dengan menerapkan Metaplasticity MLP Buatan (AMMLP), AMMLP classifier menunjukkan performa yang hebat memperoleh hasil sebagai berikut: 100% pada fase pelatihan dan 97,91% dalam tahap uji coba dengan hanya 2 fitur. Hasil ini dibandingkan dengan karya-karya terbaru dan terbukti lebih baik.

Zhao Dong [3] melakukan penelitian tentang kuantitatif kerusakan kayu, yang mempengaruhi keandalan dan keamanan struktur kayu dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan, penelitian ini membuktikan bahwa tiga jenis kerusakan yang berbeda dari kayu dapat dikenali oleh jaringan syaraf tiruan dalam pengujian Acoustic Emission (AE), dengan memilih jaringan saraf tiruan maka dilakukan

pelatihan yang efisien berdasarkan parameter pengukuran kerusakan pada kayu. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan memiliki kemampuan non-linear baik dari solusi dan metode mampu memberikan pendekatan yang efisien untuk identifikasi dan kuantifikasi kerusakan kayu.

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Marzuki Khalid [4] sistem pengenalan kayu otomatis berbasis pengolahan citra, ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan, Fitur tekstur kayu yang diambil dengan menggunakan pendekatan *Gray Level Co-occurrence Matrix* dengan Model ANN berdasarkan populer MLP BP terlatih telah dimasukkan ke dalam perangkat lunak yang dapat digunakan untuk melatih data kayu yang diperoleh dalam Modul Database. Sistem ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi keberhasilan pengenalan lebih dari 95 % dari 20 jenis kayu tropis yang berbeda.

6

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian yang Relevan

Penelitian yang dilakukan oleh Dwi Hermawan Novianto [1] penelitian ini membahas bahwa kayu kelapa sangat baik untuk di jadikan bahan perumahan atau bahan mebel namun pemanfaatan kayu kelapa untuk bahan furnitur belum banyak di gunakan di indonesia, hal itu disebabkan karena rendahnya pengetahuan akan kualitas kayu kelapa ditambah lagi belum adanya teknologi yang bisa mengukur kualitas kayu kelapa. dalam rangka untuk mengetahui kualitas kayu maka Studi ini menyajikan karya eksperimental pada klasifikasi mutu kayu kelapa menggunakan LibSVM dan dukungan algoritma mesin vektor berdasarkan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), dari Hasil penelitian menunjukkan bahwa jaringan syaraf memberikan tingkat akurasi terbaik pada 77,06%.

Penelitian yang dilakukan oleh Alexis Marcano-Cedeño [2] penelitian ini membahas klasifikasi kerusakan kayu pada gambar. Secara otomatis manusia membutuhkan kecerdasan buatan dengan bantuan teknologi dan aplikasi yang diterapkan dan diharapkan dapat bermanfaat bagi orang banyak, dengan menerapkan metode *Metaplasticity* MLP Buatan (AMMLP) dinilai sangat tepat untuk melakukan klasifikasi cacat pada gambar kayu yang didasarkan pada *fitur* yang diperoleh dari *filter Gabor*. Hasil percobaan menunjukkan bahwa AMMLPs mencapai akurasi yang lebih baik daripada algoritma BP klasik. AMMLP *classifier* menunjukkan performa yang hebat memperoleh hasil sebagai berikut : 100% pada *fase* pelatihan dan 97,91% dalam tahap uji coba dengan hanya 2 *fitur*. Hasil ini dibandingkan dengan karya-karya terbaru dan terbukti lebih baik.

Penelitian Zhao Dong [3] kuantitatif kerusakan kayu, yang mempengaruhi keandalan dan keamanan struktur kayu menggunakan Jaringan saraf tiruan dalam hal ini deteksi kerusakan struktural merupakan isu penting untuk konstruksi kayu rekayasa. Oleh karena itu dibuktikan dengan percobaan bahwa tiga kerusakan derajat yang berbeda dari kayu dapat dikenali oleh jaringan saraf di *Acoustic Emission* (AE) dalam studi ini *Backpropagation* NN digunakan untuk identifikasi kerusakan struktural kayu, untuk menganalisis karakteristik AE kerusakan kayu yang berbeda yaitu dengan tiga jenis sampel kayu yang dipilih dan dibagi menjadi tiga kelompok. Satu kelompok adalah sampel tidak rusak, disebut sebagai UD. Dua kelompok sampel rusak dibuat dengan celah pada bagian tengah. Hasil pengujian dengan menggunakan NN dapat dilihat pada tabel berikut.

Berdasarkan tabel yang tercantum dalam halaman berikut ini Tw21 - 30 kelompok dekat [0 0] sehingga hasil diidentifikasi UD kasus - nilai harapan Tq21 - 30 kelompok dekat [0 1] sehingga hasil yang diidentifikasi adalah kasus MD - nilai harapan Ty21 - 30 kelompok dekat [1 0] sehingga hasil yang diidentifikasi adalah kasus SD. Jaringan Saraf Tiruan menunjukkan hasil *output expectation* dengan baik dan hasil diidentifikasi menunjukkan bahwa jaringan saraf tiruan bisa mengenali tingkat keparahan kerusakan kayu.

Tabel 2.1 Verified Result Based On Neural Network (Wavelets Packet transformation)

pattern	network output		expectation output	result
UD/T _{w21}	0.10541	4.4460E-7	0 0	undamaged
UD/T _{w22}	0.02098	0.08818	0 0	undamaged
----	----	----	----	----
UD/T _{w30}	4.4907E-5	0.00528	0 0	undamaged
MD/T _{q21}	0.00106	0.99960	0 1	moderate damage
MD/T _{q22}	0.03270	0.85302	0 1	moderate damage
----	----	----	----	----
MD/T _{q30}	0.00152	0.99991	0 1	moderate damage
SD/T _{y21}	0.90557	0.08503	1 0	severe damage
SD/T _{y22}	0.99209	0.01512	1 0	severe damage
----	----	----	----	----
SD/T _{y30}	0.95556	0.03778	1 0	severe damage

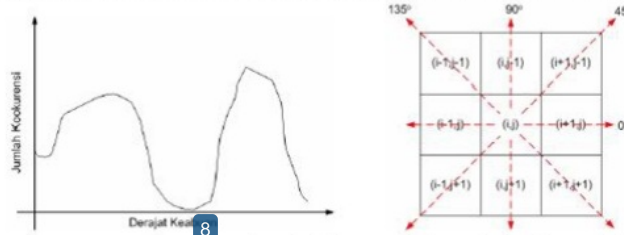
Penelitian yang dilakukan oleh Marzuki Khalid [4] penelitian yang dilakukan di hutan tropis Malaysia, hutan hujan tropis adalah **Error! Bookmark not defined.** berupa hutan yang selalu basah atau lembap, yang dapat ditemui di wilayah sekitar khatulistiwa yakni kurang lebih pada lintang 0°–10° ke utara dan ke selatan garis khatulistiwa. Ada sekitar 200 spesies kayu yang digunakan oleh industri. Di antara konsumen kayu utama adalah pengembang perumahan, perakit kayu dan produsen furnitur di mana kebutuhan untuk pengakuan jenis kayu diperlukan, kurangnya penelitian dalam hal ini mengakibatkan belum adanya pengukuran secara otomatis, oleh karena itu dalam tulisan ini, membangun sebuah sistem pengenalan kayu otomatis berbasis pengolahan citra, ekstraksi ciri dan menggunakan jaringan syaraf tiruan. Mampu mengklasifikasikan 30 hutan tropis Malaysia yang berbeda sesuai dengan spesies yang berbeda berdasarkan anatomi kayu makroskopik. Pengolahan citra dilakukan dengan menggunakan pengolahan gambar perpustakaan di rumah kita yang disebut sebagai "Visual Sistem Development Platform". Fitur tekstur kayu yang diambil dengan menggunakan pendekatan matriks co-kejadian, yang dikenal sebagai abu-abu *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Sebuah jaringan saraf berlapis-lapis berdasarkan algoritma *back-propagasi* populer dilatih untuk mempelajari sampel kayu untuk tujuan klasifikasi. Sistem ini dapat memberikan identifikasi kayu dalam hitungan detik, menghilangkan kebutuhan untuk pengakuan manusia yang sulit. Hasil yang diperoleh menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi pengakuan membuktikan bahwa teknik yang digunakan cocok untuk diterapkan untuk tujuan komersial. Model ANN berdasarkan populer MLP BP terlatih telah dimasukkan ke dalam perangkat lunak yang dapat digunakan untuk melatih data kayu yang diperoleh dalam Modul Database. Sistem ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi keberhasilan pengenalan lebih dari 95 % dari 20 jenis kayu tropis yang berbeda.

11 Landasan Teori

2.2.1 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)

Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Paradigma statistik ini penggunaannya tidak terbatas, sehingga sesuai untuk tekstur-tekstur alam yang tidak terstruktur dari sub pola dan himpunan aturan (mikrostruktur). Metode statistik terdiri dari ekstraksi ciri orde pertama dan ekstraksi ciri orde kedua. Ekstraksi ciri orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan

ekstraksi ciri statistik orde kedua dilakukan dengan matriks konkurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Ilustrasi ekstraksi ciri statistik ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 2.2 Ilustrasi ekstraksi ciri statistik ,

Berikut ini adalah rumus perhitungan GLCM

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

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

$$IDM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1+(i-j)^2} \quad (3)$$

$$correlation = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i-\mu_x)(j-\mu_y)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} p_{ij} \quad (4)$$

$$ASM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} p_{ij}^2 \quad (5)$$

$$clusshade = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i+j-\mu_x-\mu_y)^3 p_{ij} \quad (6)$$

$$cluspro = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i+j-\mu_x-\mu_y)^4 p_{ij} \quad (7)$$

$$\max pro = \max_{i,j} (p_{ij}) \quad (8)$$

$$dissimilarity = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i-j| p_{ij} \quad (9)$$

$$inertia = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p_{ij} \quad (11)$$

$$autocorr = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (ij) p_{ij} \quad (10)$$

$$dent = \sum_{i=0}^{N-1} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (12)$$

$$sent = \sum_{i=0}^{2N-2} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (13)$$

$$savg = \sum_{i=0}^{2N-2} ip_{x+y}(i) \quad (14)$$

$$s\ var = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-\mu)^2 p_{ij} \quad (15)$$

$$INV = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1+(i-j)} \quad (16)$$

$$IDN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1+|i-j|^2 / N^2} \quad (17)$$

$$IDMN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1+(i-j)^2 / N^2} \quad (18)$$

$$inf\ 1 = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (19)$$

$$inf\ 2 = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)]^{1/2} \quad (20)$$

$$d\ var = varianceOf(p_{x-y}) \quad (21)$$

2.2.2 Klasifikasi

Klasifikasi adalah penempatan sebuah kata atau objek tertentu dalam sebuah kelas. Contoh dari klasifikasi adalah sebuah konsep klasifikasi seperti “panas” atau “dingin”. Suatu konsep perbandingan, seperti “lebih panas” atau “lebih dingin”, mengemukakan hubungan mengenai objek tersebut dalam norma yang

mencakup pengertian lebih atau kurang. Kita tidak boleh mengecilkan kegunaan konsep klasifikasi terutama pada bidang-bidang dimana metode keilmuan dan metode kuantitatif belum berkembang. Klasifikasi juga dapat berarti usaha menggolong-golongkan segala fase kegiatan dalam sebuah usaha. Dalam pengertian yang lebih sempit maka klasifikasi meliputi usaha mengkategorikan bahan-bahan yang dipakai dalam proses produksi. Adapun alasan orang melakukan klasifikasi ialah agar supaya diketahui dengan pasti fase mana dari kegiatan masuk dalam golongannya, sedang fase lain masuk dalam golongan lain. Disadari orang bahwa klasifikasi itu sangat membantu kelancaran jalannya sebuah usaha atau kegiatan apapun dan memudahkan atau meringankan pekerjaan, baik pelaksana maupun pemberi instruksi.

2.2.3 Confusion Matrix

Florin Gorunescu menyebutkan bahwa *Confusion Matrix* digunakan untuk evaluasi kinerja model klasifikasi yang berdasarkan pada kemampuan akurasi prediktif suatu model. Akurasi prediktif merupakan parameter untuk mengukur ketepatan aturan klasifikasi yang dihasilkan dalam mengklasifikasikan *test set* berdasarkan atribut yang ada ke dalam kelasnya.

Tabel 2.2 *Confusion Matrix*

		<i>Predicted Class</i>	
		Tepat Waktu	Tidak Tepat Waktu
<i>Actual Class</i>	Tepat Waktu	True Positive	False Negative
	Tidak Tepat Waktu	False Positive	True Negative

Menghitung akurasi dapat dilakukan dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \dots \dots (22)$$

2.3 Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan Algoritma *Neural Network Backpropagation*

2.3.1 Kayu Kelapa

Kayu kelapa adalah bahan yang ekologis, karena dalam pengadaannya tidak merusak hutan, karena batang kelapa didapat dari perkebunan kelapa yang pohon kelapanya sudah tua dan tidak produktif. Pohon yang sudah tua ini harus ditebang untuk dilakukan penanaman kembali. Persediannya cukup melimpah dan tersebar merata hampir di seluruh nusantara, sehingga dalam pengadaannya termasuk jenis material lokal dan tidak memerlukan biaya yang tinggi untuk pengangkutan. Harganya relatif lebih murah bila dibandingkan kayu hasil produksi hutan. Muai susut pada saat kering dan basah relatif lebih kecil, sehingga kayu dapat langsung diolah dalam keadaan basah tanpa perlu takut kayu akan menyusut dan melenting. Dan memang pada kondisi basahlah kayu kelapa ideal untuk dikerjakan, karena apabila telah kering kayu akan sangat keras dan sulit untuk dikerjakan. Dengan rancangan yang baik dan teknik joint yang tepat, akan menghasilkan konstruksi bangunan yang kuat, awet dan tahan gempa. Dapat mengurangi pembalakan liar, karena dapat memenuhi sebagian kebutuhan kayu untuk bahan konstruksi dan furniture.

2.3.2 Parameter Penilaian Kayu Kelapa

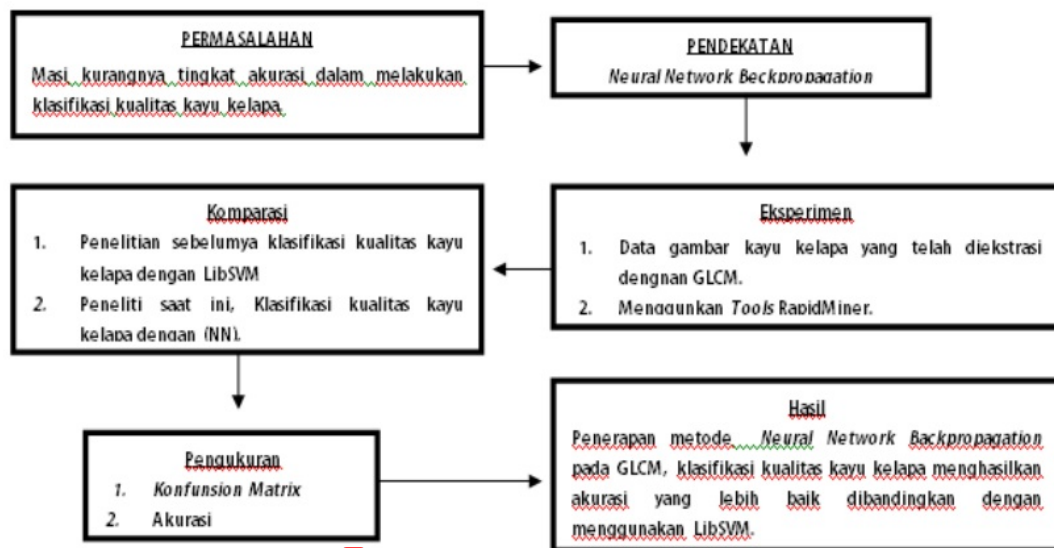
Untuk mengukur kualitas kayu kelapa tentu kita memerlukan parameter yang standar, parameter yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Kelurusan serat kayu kelapa
2. Kepadatan serat kayu kelapa, semakin padat serat kayu maka semakin kuat kayu kelapa tersebut, kerapatan kayu kelapa dibagi menjadi tiga bagian yaitu.
 - a. Kerapatan rendah
 - b. Kerapatan sedang
 - c. Kerapatan tinggi

Kayu kelapa memiliki kerapatan yang relatif sama yaitu 15%, kayu kelapa dengan kerapatan 15% sangat cocok dijadikan produk mebel, dibagian akhir papan kayu kelapa menunjukkan tingkat kualitas kayu kelapa dengan ikatan seratnya. sehingga dalam pengukuran kualitas kayu kelapa pola ini yang harus diperhatikan, serat kayu kelapa dapat dilihat pada gambar berikut.



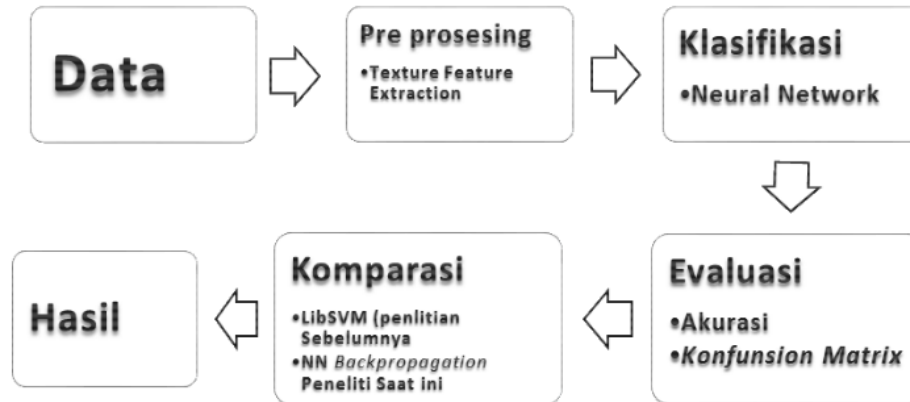
Gambar 2.1 Kerapatan Serat Kayu Kelapa



Gambar 2.2 Kerangka Pemikiran

3. METODE PENELITIAN

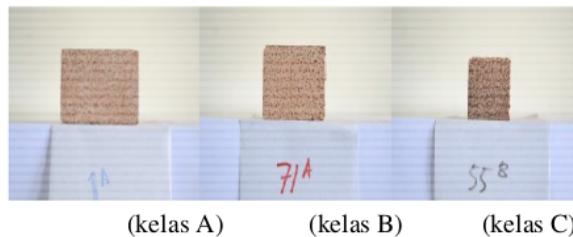
Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah Metode Experimen. Wiersma (1991) dalam Emzir (2009) mendefinisikan eksperimen sebagai suatu penelitian yang sekurang-kurangnya satu variabel bebas, yang disebut sebagai variabel eksperimental, yang sengaja dimanipulasi oleh peneliti. [6] Pada penelitian ini metode penelitian yang digunakan ditunjukkan seperti gambar berikut:



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset baku hasil eksperimen kayu kelapa yang dilakukan oleh Dwi Hermawan Novianto [1]. Dengan data kayu kelapa sebanyak 170 gambar tekstur kayu dari kayu PIKA industri pendidikan di Semarang, Jawa Tengah, Indonesia.

Dalam penelitian ini dataset dibagi menjadi tiga jenis tekstur kayu: kepadatan rendah (kelas A), medium density (kelas B), dan kepadatan tinggi (kelas C), dapat dilihat pada gambar 3.2



Gambar 3.2 Pembagian Kelas Sebelum Preprocessing

4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Untuk meningkatkan akurasi kualitas kayu kelapa berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Dwi Hermawan Novianto [1] kami menggunakan metode *Neural Network Backpropagation* dan dibuktikan secara manual dengan perhitungan *confusion matrix*.

Penelitian ini menggunakan algoritma *Neural Network Backpropagation* berdasarkan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Dari hasil percobaan mendapatkan hasil akurasi yaitu 81,76%.

Tabel 4.1 Akurasi NN di Berbagai Jarak dan Arah GLCM

GLCM Parameter		Grader 1	Grader 2	Grader 3
Direction	Direction			
0°	1	80,59	80,42	79,67
0°	1	81,76	80,97	80,22
0°	2	64,12	64,49	65,11
0°	2	66,47	66,39	66,89
45°	1	78,82	79,03	81,11
45°	1	79,41	79,31	81,56
45°	2	65,88	67,57	67,67
90°	1	81,18	79,03	80,56
90°	2	68,82	67,43	67,11
135°	1	78,24	80,07	80,67
135°	2	67,06	65,63	65,89
135°	2	67,04	66,04	67,22

Penelitian ini menggunakan algoritma LibSVM berdasarkan ⁷ *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Dari hasil percobaan mendapatkan hasil akurasi yaitu 77,06%.

Tabel 4.2 Akurasi LibSVM di Berbagai Jarak dan Arah GLCM

GLCM Parameter		Grader 1	Grader 2	Grader 3
Direction	Distance			
0°	1	75.88	60.00	67.65
0°	2	76.47	58.82	66.47
0°	3	76.47	59.41	66.47
45°	1	74.71	59.41	67.65
45°	2	74.71	61.18	64.71
45°	3	76.47	59.41	65.29
90°	1	75.88	59.41	67.06
90°	2	75.29	60.00	65.88
90°	3	75.29	60.00	66.47
135°	1	76.47	59.41	67.06
135°	2	76.47	61.18	66.47
135°	3	77.06	60.00	66.47

5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Untuk tingkat akurasi banyak mendapat peningkatan yaitu dari penelitian sebelumnya menggunakan LibSVM mendapatkan nilai akurasi 77,06% dan untuk penelitian ini mendapatkan nilai akurasi 81,76% maka mengalami peningkatan 4,7%, secara otomatis NN dianggap lebih baik dalam pencarian nilai akurasi yang lebih tinggi. Dengan adanya penelitian ini diharapkan mampu mempermudah pekerjaan masyarakat dengan memanfaatkan teknologi dan aplikasi yang ada maka masyarakat dengan muda dan cepat dapat mengetahui kualitas kayu kelapa secara mekanis dan terstandard.

5.2 Saran

Dengan adanya pengujian dan peningkatan akurasi kualitas kayu kelapa maka peneliti menyarankan untuk meningkatkan akurasi yang lebih tinggi dengan menggunakan algoritma yang belum digunakan, karena menurut peneliti akurasi kualitas kayu kelapa ini masih dapat di tingkatkan lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Dwi Hermawan Novianto, Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan *Gray- Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) berbasis *Support Vector Machine* (SVM) Tesis Universitas Dian Nuswantoro Semarang 2013.
- [2] Alexis Marcano-Cedeño, J. Quintanilla-oménguez, and D. Andina, "Wood defects classification using Artificial Metaplasticity neural network," in *Industrial Electronics*, 2009.
- [3] Zhao Dong, "Automated Recognition of Wood Damages using Artificial Neural Network," in *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, 2009.
- [4] Marzuki Khalid, Eileen Lew Yi Lee, Rubiyah Yusof, And Miniappan Nadaraj, "Design Of An Intelligent Wood Species Recognition System" Centre for Artificial Intelligence and Robotics (CAIRO), *Universiti Teknologi Malaysia*, Jalan Semarak, 54100 Kuala Lumpur, MALAYSIA, 2008.
- [5] Noormiawati, Vita Yulia. "Metode Support Vector Machine untuk Klasifikasi pada Sistem Temu Kembali Citra." Tugas akhir fakultas matematika dan ilmu pengetahuan alam institut pertanian bogor, 2007.
- [6] Emzir, 2009, *Metodologi Penelitian Pendidikan, Kuantitatif dan Kualitatif*, Raja Grafindo Persada, Jakarta
- [7] Kumiawan, Alif. "Peramalan Awal Musim Hujan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Levenberg-Marquardt." Teori (*K-Fold Cross-Validation*) Tugas akhir Institut Pertanian Bogor, 2012.

Nas_Jurnal #10 KLASIFIKASI KUALITAS KAYU KELAPA

ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

13%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- | | | |
|---|--|----|
| 1 | Submitted to Universitas Dian Nuswantoro
Student Paper | 5% |
| 2 | dianrdntelkomuniversity.wordpress.com
Internet Source | 1% |
| 3 | www.jatit.org
Internet Source | 1% |
| 4 | www.mdpi.com
Internet Source | 1% |
| 5 | Submitted to Universitas Negeri Surabaya The
State University of Surabaya
Student Paper | 1% |
| 6 | Husdi Husdi. "PENGENALAN EKSPRESI
WAJAH PENGGUNA ELEARNING
MENGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK DENGAN FITUR EKSTRAKSI
LOCAL BINARY PATTERN DAN GRAY LEVEL
CO-OCCURRENCE MATRIX", ILKOM Jurnal
Ilmiah, 2016
Publication | 1% |
-

7	simantectrunojoyo.files.wordpress.com Internet Source	1%
8	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	1%
9	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	<1%
10	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	<1%
11	vdocuments.site Internet Source	<1%
12	pt.scribd.com Internet Source	<1%
13	Zhang Yi-zhen. "BDA information management and decision support based on DW", Eighth ACIS International Conference on Software Engineering Artificial Intelligence Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD 2007), 07/2007 Publication	<1%
14	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	<1%

Exclude bibliography On

Nas_Jurnal #10 KLASIFIKASI KUALITAS KAYU KELAPA

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10
