



# 1 PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Indonesia adalah negara tropis yang memiliki sumber daya alam yang melimpah, hutan merupakan salah satunya. Hutan yang ada di Indonesia menjadi paru-paru dunia, selain menjadi penghasil oksigen, hutan juga sebagai penghasil berbagai jenis kayu. Kayu di Indonesia yang dianggap penting, karena diperkirakan jumlahnya sebanyak 400 jenis (Mandang 1990). Dari ratusan jenis tersebut memiliki ciri-ciri yang berbeda. Diperlukan pengetahuan untuk membedakan antara satu kayu dengan yang lainnya agar dapat dimanfaatkan sesuai dengan kebutuhannya. Pengenalan jenis kayu ini biasa disebut dengan nama identifikasi kayu (Widodo dan Faizal 2014). Identifikasi jenis kayu dapat mudah dikenali dari bentuk bunga, daun, dan buahnya, tetapi ada jenis kayu yang sulit dikenali jika dalam bentuk kayu gelondongan, salah satunya kayu ramin (*Gonystylus bancanus*).

Pengenalan jenis kayu saat ini umumnya dilakukan secara manual, dimana sampel kayu diamati oleh pengenal dengan bantuan sampel makroskopis dan mikroskopis. Pengenalan kayu kemudian dilakukan dengan mencocokkan fitur-fitur anatomi kayu yang ingin diketahui jenisnya dari *database* dan panduan pengenalan kayu yang telah diketahui. Saat ini banyak penelitian untuk mengembangkan sistem pengenalan spesies kayu secara otomatis, hal tersebut diperkuat dengan semakin berkembangnya kamera digital dan teknik-teknik pengolahan citra digital, sehingga identifikasi dengan bantuan komputer dapat terealisasi (Waldchen dan Mader 2017). Pendeteksian objek dilakukan dengan menggunakan *image processing*, penelitian terkait sudah banyak dilakukan dan menghasilkan nilai akurasi yang baik. Purwati dan Ariyanto (2018) dalam penelitiannya menghasilkan pengenalan wajah dengan akurat menggunakan ekstraksi fitur Local Binary Pattern (LBP). Selain LBP, Santosa *et al.* (2019) dalam penelitiannya mengklasifikasikan kayu dengan menggunakan algoritme Jaringan Saraf Tiruan (JST) Propagasi Balik (PB) dan dioptimasi dengan Algoritme Genetika (AG) dengan menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) pada 4 jenis kayu.

Penelitian yang dilakukan oleh Santosa *et al.* (2019) perlu dilakukan pengembangan pada sisi ekstraksi fitur, jenis dan jumlah kayu. Ekstraksi fitur pada penelitian tersebut menggunakan 5 jenis ekstraksi fitur. Jumlah dan jenis kayu yang digunakan hanya 4 jenis, yaitu jati (*Tectona grandis*), sengon (*Albizia chinensis*), mahoni (*Swietenia mahagoni*) dan mindi kecil (*Melia azedarach*).

JST merupakan salah satu klasifikasi citra yang digunakan untuk mengelompokkan informasi yang diperoleh dari citra. Salah satu proses pembelajaran dari JST adalah Propagasi Balik (PB). Chaudhari *et al.* (2014) melakukan penelitian tentang proses klasifikasi citra dengan metode Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik (JSTPB) dengan nilai akurasi 98%. JST dipilih karena sudah banyak penelitian dengan metode tersebut, dengan hasil akurasi yang beragam.

Penelitian yang akan dilakukan adalah mengembangkan penelitian yang telah dilakukan oleh Santosa *et al.* (2019) dengan ekstraksi fitur pada metode GLCM dan menambahkan jenis kayu yang lain. Menurut Pristanti *et al.* (2019) LBP dan GLCM dapat digabungkan, yang diprediksi mampu memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan hanya LBP atau GLCM saja, untuk itu penelitian ini akan

@HikmahHidayat@IPBUniversity

menggabungkan kedua metode tersebut. Selanjutnya Metode ekstraksi yang digunakan pada penelitian ini dibandingkan antara metode GLCM dan kombinasinya, sedangkan untuk klasifikasi menggunakan JSTPB. Selanjutnya dilakukan perbandingan antara metode ekstraksi fitur menggunakan GLCM dan kombinasi antara LBP dan GLCM dari kedua metode tersebut.

### Perumusan Masalah

Pengklasifikasian jenis kayu secara manual membutuhkan waktu yang lama, untuk itu perlu adanya cara untuk mempercepat proses tersebut, salah satunya dapat dilakukan dengan *image processing*. Penelitian untuk proses pengklasifikasian secara otomatis jenis kayu masih jarang dilakukan, untuk itu perlu dilakukan penelitian agar jenis kayu dapat dimanfaatkan sesuai dengan kebutuhannya dengan menggunakan *image processing*. Metode LBP dan GLCM telah banyak digunakan untuk ekstraksi fitur dan menunjukkan hasil akurasi yang bervariasi. Perlu adanya penelitian untuk meningkatkan akurasi pada *image processing* dalam hal bagian dari ekstraksi fitur.

### Tujuan Penelitian

Penelitian ini akan melakukan pengklasifikasian otomatis secara *image processing* jenis kayu dengan menggunakan metode ekstraksi LBP dan GLCM untuk ekstraksi fitur, sedangkan untuk pengklasifikasian menggunakan algoritme JSTPB. Penelitian ini membandingkan tingkat akurasi ekstraksi citra dengan menggunakan metode GLCM, dan kombinasi antara LBP dan GLCM, dengan metode klasifikasi algoritme JSTPB. Metode kombinasi antara LBP dan GLCM dengan metode klasifikasi JSTPB diharapkan memberikan hasil akurasi yang paling baik, dari semua metode yang ditawarkan pada penelitian ini.

### Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan mampu mengklasifikasikan jenis kayu secara cepat, tepat dan akurat. Sehingga masyarakat akan lebih mudah untuk melakukan identifikasi kayu.

### Ruang Lingkup Penelitian

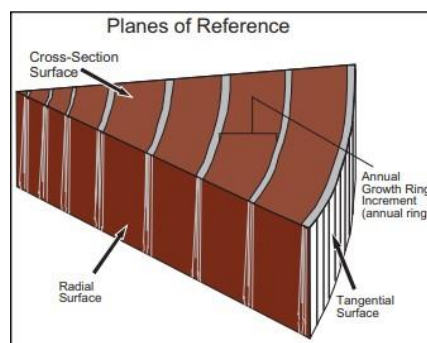
Penelitian dilakukan di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor. Citra kayu yang digunakan adalah citra makroskopis. Kayu untuk penelitian ini didapatkan dari Departemen Hasil Hutan IPB. Pengamatan ciri kayu tidak dilakukan terhadap semua komponen penyusun kayu, tetapi hanya dibatasi ciri khusus kayu tersebut. Jenis kayu dibatasi hanya 5 yaitu jati (*Tectona grandis* L. f.), mahoni (*Swietenia* spp.), sengon (*Falcataria moluccana* Miq.), meranti merah (*Shorea* spp.) dan pulai (*Alstonia* spp.).

## 2 TINJAUAN PUSTAKA

### Identifikasi Jenis Kayu

Kayu jati (*Tectona grandis L.F*) memiliki Ciri Umum: Kayu teras berwarna coklat muda, coklat kelabu sampai coklat merah tua atau merah coklat. Kayu gubal berwarna putih atau kelabu atau kekuning-kuningan. Pori tata lingkaran, isi pori deposit warna putih, jari-jari jelas, dan tipe parenkim marjinal. Kayu mahoni (*Swietenia spp.*) memiliki ciri umum kayu teras berwarna coklat muda kemerah-merahan atau kekuning-kuningan sampai coklat tua kemerah-merahan, lambat laun menjadi lebih tua. Pori semi tata lingkaran, berukuran kecil, soliter, bergabung 2-3 dalam arah radial dan terdapat padatan berwarna putih. Jari-jari sempit, jelas dan dua ukuran. Parenkim terminal berbentuk pita-pita panjang. Kayu meranti merah (*Shorea spp.*) memiliki ciri Umum: Warna kayu teras, coklat pucat, merah muda, merah kelabu, merah-coklat muda, coklat tua. Pori tata baur, berukuran sedang, umumnya soliter, bergabung 2-3 dalam arah radial dan berisi padatan berwarna coklat muda. Jari-jari sempit dan banyak. Parenkim paratrakeal jarang (selubung) dan memiliki saluran damar deretan tangensial panjang. Kayu pulai (*Alstonia spp.*) memiliki ciri kayu teras berwarna putih-krem, kayu gubal berwarna hampir sama dan sukar dibedakan dengan kayu teras. Pori tata baur, umumnya gabung radial 2-3, berukuran kecil dan jarang (sedikit). Jari-jari sangat sempit dan kurang jelas. Parenkim pita tangensial panjang dan terdapat saluran damar radial (getah) (Martawijaya et al. 2005). Sementara kayu sengon (*Paraserianthes falcataria L.*) memiliki ciri Umum: Kayu teras berwarna hampir putih atau coklat muda. Warna kayu gubal umumnya tidak berbeda dengan warna kayu teras. Pori tata baur, soliter, bergabung 2-4 dalam arah radial, berukuran sedang dan kadang berisikan tilosis atau endapan berwarna coklat. Jari-jari halus, parenkim paratrakeal jarang sampai selubung dan apotrakeal sebar. Berat jenis 0,33 (0,24-0,49) dan kelas kuat IV-V (Martawijaya et al. 2005).

Penampakan pada permukaan kayu sangat dipengaruhi oleh cara memotong, ada tiga cara yaitu dengan memotong tegak lurus arah tumbuh atau disebut *cross section*, memotong menurut garis sumbu vertikal batang kayu atau disebut *radial section*, serta memotong sembarang sejajar dengan sumbu batang tetapi tidak melalui atau tegak lurus dengan jari-jarinya atau *tangential section*, seperti pada Gambar 1. Sel-sel pada setiap jenis kayu memiliki susunan yang berbeda. Menggunakan sifat anatomi kayu dengan melihat *cross-section*, kayu dapat diidentifikasi (Mandang dan Pandit 1997). Menurut Saifudin dan Fadilil (2015) Ekstraksi ciri erat kaitannya dengan kuantitas dari karakteristik citra yang dimasukan sekelompok nilai dengan nilai ciri yang sesuai. Ada beberapa jenis citra, yaitu citra berwarna, citra skala keabuan dan citra biner.



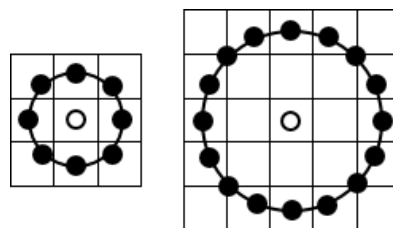
Gambar 1 Orientasi permukaan kayu tiga dimensi (sumber : *wood identification for hardwood and soft wood species native to tennese*, Bond dan Hammer. 2016)

### Gray Level Co-occurrence Matrix

Metode untuk menganalisis tekstur pada orde kedua salah satunya adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), sedangkan untuk orde pertama dengan cara perhitungan statistik berdasarkan nilai dari piksel citra (Surya *et al.* 2017). GLCM untuk menentukan intensitas keabuan dari citra didistribusikan spasial kedalam matriks yang berbentuk persegi (Pathak dan Barooah 2013). GLCM digambarkan dengan matriks dari frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas dalam arah dan jarak tertentu pada citra (Widodo *et al.* 2018). Pada GLCM pasangan piksel memiliki koordinat jarak  $d$  dan orientasi sudut ( $\Theta$ ). Orientasi sudut pada GLCM berdasarkan empat arah yaitu  $0^\circ$ ,  $35^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ , dan jaraknya sebesar 1 piksel (Surya *et al.* 2016). Ekstraksi fitur yang berada di GLCM yaitu *ASM*, *contrast*, *correlation*, *entropy* dan *IDM*. (Santosa *et al.* 2019).

### Local Binary Pattern

*Local binary pattern* (LBP) adalah metode *non-parametric* yang secara efisien merangkum struktur lokal gambar yaitu dengan cara membandingkan sentral piksel dengan piksel lainnya yang berdekatan. LBP memanfaatkan nilai piksel ketegangan yang tersebar melingkar (*circular neighborhood*) dengan berbagai macam ukuran dan dipresentasikan dalam bentuk matrix Gambar 2 merupakan representasi dari *circular neighborhood*.



Gambar 2 *Circular neighborhood* (sumber : *performace analysis of spiral neighbourhood topology based local binary patterns in texture recognition*, Kazak dan Koc. 2016)

### Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik

Jaringan Saraf Tiruan (JST) diadaptasi dari cara kerja otak manusia yang mampu memproses informasi dengan proses belajar untuk menyelesaikan suatu masalah (Lesnussa *et al.* 2015). JST mampu mengenali kegiatan dengan berdasarkan data pada masa lalu (Suhartanto *et al.* 2017). Berdasarkan data dair masa lalu tersebut, JST mempunyai kemampuan untuk menentukan keputusan (Rohmana dan Arifudin 2014).

*Backpropagation* adalah salah satu metode pembelajaran JST. *Backpropagation* terdiri dari inisialisasi pembobot (*weight*), perhitungan nilai aktivasi, perbaikan nilai pembobot dan pengulangan (Nurmila *et al.* 2010). Setelah JST telah dilatih untuk memecahkan masalah, maka harus dilakukan validasi untuk pengujian kinerja jaringan terhadap contoh yang belum diberikan selama pelatihan (Yohanes 2016).

Algoritme *backpropagation* membutuhkan 2 proses dalam pelaksanaannya, yang pertama proses pembelajaran dan yang kedua proses validasi (Cynthia dan Ismanto 2017). Untuk itu sampel data yang diperoleh dibagi menjadi dua, sebagian untuk proses pembelajaran (*training*) dan sebagian untuk validasi. Algoritme *backpropagation* dalam pengerjaan harus melalui beberapa langkah (Kani 2017), mulai dari inisialisasi bobot, tahap *feedforward*, tahap *backforward*. Tahap perubahan bobot, bias dan bagian terakhir harus melihat kondisi, apakah memenuhi atau belum, selama belum memenuhi pada interval iterasi yang sudah disesuaikan maka proses akan berulang, langkah-langkahnya dapat dilihat pada Lampiran 1 (Fausset 1994).

### *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* merupakan tabel yang memiliki informasi kelas sebenarnya dan prediksi klasifikasi dikerjakan oleh *classifier* (Santra dan Christy 2012). *Confusion matrix* kinerjanya dievaluasi dengan menggunakan data dalam matriks. Contoh *confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 *Confusion matrix*

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Menurut Hant *et al.* (2012) istilah yang terdapat tabel 4 yang biasa dipakai untuk *confusion matrix* adalah:

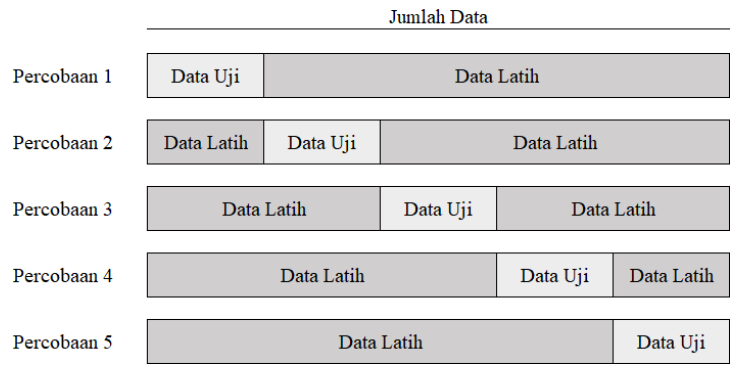
1. TP, yaitu jumlah data positif yang terklasifikasi benar.
2. TN, yaitu jumlah data negatif terklasifikasi salah.
3. FN, yaitu jumlah data positif terklasifikasi salah.
4. FP, yaitu jumlah data negatif yang terklasifikasi benar.

Hasil evaluasi dari *confusion matrix* dapat dihitung nilai akurasi. Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan Persamaan 1.

$$(1)$$

**K-Fold Cross-Validation**

*K-fold cross-validation* atau disebut juga estimasi rotasi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menentukan data latih dan data uji. Terdapat *dataset D*, secara acak dibagi menjadi *k subset (fold)* yang saling bebas dengan ukuran yang hampir sama yaitu  $D_1, D_2, \dots, D_k$ . *K-fold cross-validation* mengulang percobaan pada pemodelan dan pengujian sebanyak *k* kali, dimana untuk setiap waktu  $t \{1, 2, \dots, k\}$  dilatih dengan  $D/D_t$  dan diuji dengan  $D_t$  (Kohavi, 1995). Pada penelitian ini menggunakan *5-fold cross validation*. Gambar 3 merupakan ilustrasi untuk *5-fold cross validation*.



Gambar 3 Ilustrasi *5-fold cross validation*

**3 METODE**

**Data Penelitian**

Kayu sebagai bahan penelitian adalah sampel dari 5 jenis kayu, jenis kayu yang digunakan dalam penelitian ini adalah jati (*Tectona grandis* L. f.), mahoni (*Swietenia spp.*), sengon (*Falcataria moluccana* Miq.), meranti merah (*Shorea spp.*) dan pulai (*Alstonia spp.*), yang diambil secara acak. Kayu jati berasal dari Jawa Tengah dan Jawa Barat, dengan umur diperkirakan di atas 10 tahun. Untuk kayu sengon berasal dari Jawa Barat dengan usia 5-7 tahun. Kayu pulai berumur sekitar 10-12 tahun juga berasal dari Jawa Barat. Kayu meranti mendapatkan stok kayu yang ada dipasaran, demikian juga dengan kayu Mahoni. Kelas umur tidak menjadi dasar pertimbangan, hal ini mengacu kepada hasil penelitian Riantin & Wahyudi(2018) yang menunjukkan bahwa struktur anatomi dan panjang serat kayu jati Solomon yang berumur 13 tahun yang diteliti tidak berbeda dengan struktur anatomi dan panjang serat kayu jati pada umumnya. Sedangkan menurut Hasil penelitian Susilowati (2012) menunjukkan bahwa struktur anatomi sengon pada tingkatan umur berbeda memiliki kesamaan sehingga tidak ditemukan variasi pada tipe penyebaran trakea, tipe parenkim axial, tipe jari-jari dan serat. Sementara menurut Praptoyo (2011) secara makroskopis kayu meranti merah memiliki karkarakteristik yang sama pada tiga diameter berbeda. Lokasi tumbuh juga tidak dibedakan sebagaimana hasil penelitian Sousa et al (2014) struktur kayu serupa meskipun letaknya di daerah yang berbeda.

Data yang didapat kemudian dilakukan ekstraksi fitur dan selanjutnya diklasifikasikan.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

## Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan bahan berupa citra makroskopis kayu, sumber kayu didapatkan dari Departemen Hasil Hutan IPB, alat yang digunakan antara lain untuk mengambil gambar, ekstraksi citra dan mengklasifikasikannya.

Tabel 2 Perangkat Lunak

Jenis	Detail
Windows 10	Home 64-Bit
Python	3.7.4
Scikit-image	0.16.2 (ekstraksi fitur)
Scikit-learn	0.22.1 (klasifikasi)

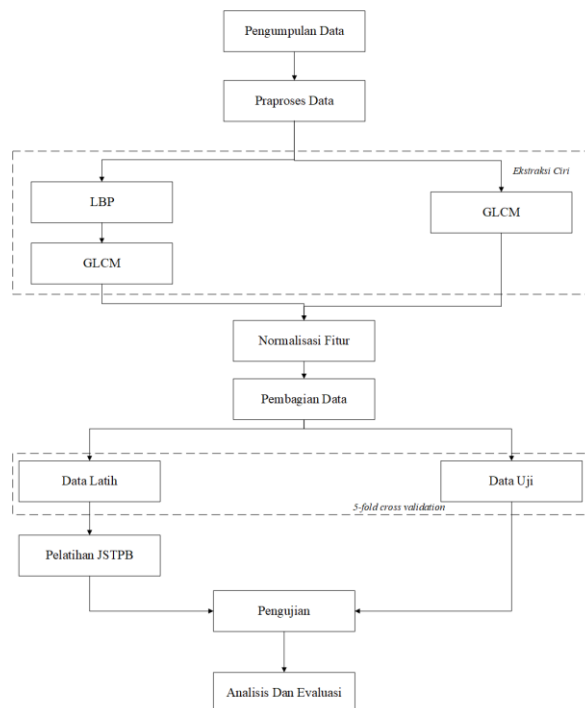
Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Perangkat Keras

Jenis	Detail
Laptop	Asus TUF Gaming FX505GM Core i7-8750H, Ram 8GB
Kamera	USB kamera

## Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan mengikuti tahapan penelitian seperti terlihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Tahapan penelitian

### Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil sampel 5 jenis kayu yaitu jati (*Tectona grandis* L. f.), mahoni (*Swietenia* spp.), sengon (*Falcataria moluccana* Miq.), meranti merah (*Shorea* spp.) dan pulai (*Alstonia* spp), yang didapat dari Departemen Hasil Hutan IPB.

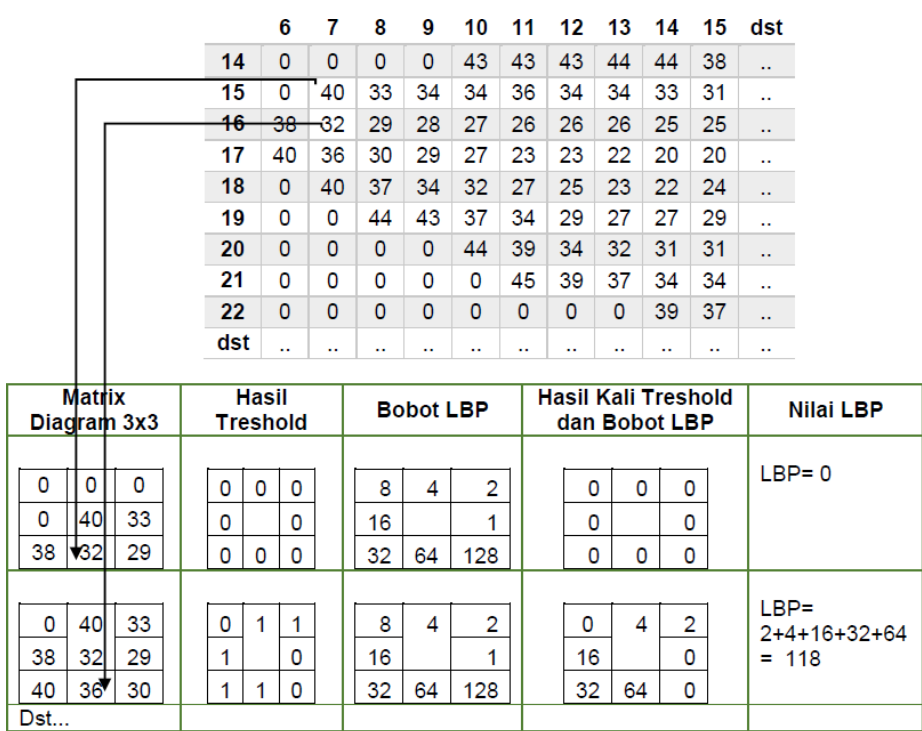
### Praproses Data

Tahapan praproses data dilakukan beberapa penyesuaian untuk menyesuaikan citra sebelum diekstraksi fitur-fiturnya. Pada tahapan ini seluruh citra yang telah didapatkan dirubah kedalam bentuk *grayscale*.

### Ekstraksi Ciri

Tahapan ekstraksi ciri dibedakan menjadi 2 metode antara lain metode GLCM dan gabungan antara LBP dan GLCM. Seluruh tahapan dari kedua metode terlebih dahulu melewati tahapan praproses, yaitu merubah gambar menjadi *grayscale*. Setelah praproses dilakukan, langkah selanjutnya memasukan hasil praproses tersebut ke masing-masing metode.

Metode LBP dilakukan setelah praproses selesai, metode LBP adalah metode yang digunakan untuk membandingkan nilai sentral piksel dengan piksel lainnya, Gambar 5 merupakan contoh perhitungan LBP.



Gambar 5 Perhitungan LBP (sumber : pengenalan ekspresi wajah pengguna *Elearning* menggunakan *artificial neural network* dengan ekstraksi *local binary pattern* dan *gray level co-occurrence matrix*)



Penelitian ini mengambil beberapa sampel kayu, Gambar 6 merupakan hasil dari tingkat keabuan dari salah satu sampel. Nilai-nilai pada kolom berdasarkan dari tingkat keabuan yang dihasilkan dari gambar yang telah dihasilkan dari tahapan praproses.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	dst
1	155	169	189	201	203	200	201	205	204	190	218	205	184	193	186	186	195	188	159	119	...
2	180	179	184	195	201	200	200	203	199	185	194	192	191	206	195	171	211	204	169	122	...
3	205	186	178	189	201	200	198	200	195	202	197	189	183	193	202	177	194	199	173	124	...
4	204	181	172	186	200	199	195	198	190	203	175	159	152	165	199	186	183	201	193	152	...
5	178	167	168	185	197	194	189	192	187	173	114	95	107	132	176	180	188	197	196	169	...
6	158	161	172	186	194	191	186	184	183	151	89	58	59	78	132	181	192	187	184	177	...
7	162	174	186	192	196	197	191	183	161	120	75	39	23	28	84	179	196	195	198	197	...
8	178	192	200	198	200	205	198	185	132	71	31	7	7	14	55	162	179	195	206	199	...
9	187	197	206	209	208	203	192	182	102	48	15	6	6	15	62	141	179	195	207	205	...
10	195	201	207	209	210	206	193	180	95	42	7	0	51	74	63	143	182	195	205	204	...
11	199	200	201	205	211	210	196	180	110	47	11	16	101	99	38	139	186	195	202	202	...
dst	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

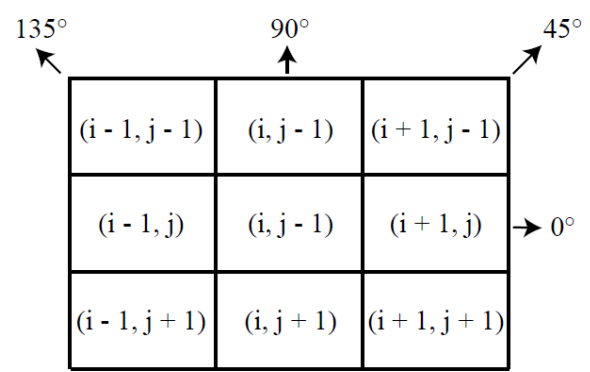
Gambar 6 Contoh hasil tingkat keabuan dari gambar

Gambar 7 merupakan gambar yang dihasilkan dari metode LBP, yang diukur berdasarkan contoh yang terdapat pada Gambar 9.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	dst
1	255	255	145	129	0	225	145	0	0	161	0	0	225	208	113	161	192	112	110	110	...
2	246	125	169	129	66	101	169	0	160	225	112	34	135	12	72	227	16	0	96	98	...
3	4	40	161	129	0	32	161	0	163	68	40	0	1	129	2	229	153	64	96	98	...
4	0	0	129	129	0	0	1	0	33	0	0	0	1	129	2	132	201	16	96	98	...
5	0	129	193	209	16	32	33	0	0	32	32	1	3	129	129	195	85	8	0	96	...
6	241	243	247	253	216	240	112	32	32	32	32	33	3	135	147	133	200	240	240	240	...
7	247	255	255	255	255	252	120	96	32	32	0	0	11	135	159	131	6	207	222	126	...
8	199	223	222	255	255	60	40	32	32	32	56	51	151	215	223	145	195	215	92	104	...
9	199	223	223	222	124	104	96	32	32	34	62	191	223	255	255	223	215	221	24	34	...
10	199	135	15	141	200	96	96	96	112	114	254	255	223	126	191	159	207	221	24	2	...
dst	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Gambar 7 Contoh hasil metode LBP

Tahapan selanjutnya adalah metode GLCM, masukan GLCM adalah keluaran dari metode LBP, salah satu hasil dari metode LBP dapat dilihat pada Gambar 8. Menurut Santosa *et al.* (2019) *Angel* yang terbaik adalah 0°, sehingga pada penelitian ini parameter-parameter tersebut yang akan digunakan dalam metode GLCM. Gambar 8 merupakan penentuan *angle* dalam GLCM.



Gambar 8 *Angle* dalam GLCM (sumber : wood types classification using back-propagation neural network base on genetic algorithm with gray level co-occurrence matrix for features extraction Santosa *et al.* 2019)

Tahapan sebelumnya sudah menentukan *angle* yang akan dipakai, selanjutnya dilakukan tahapan dikuantisasi berdasarkan derajat keabuan 8 level. Tahapan ini dilakukan untuk mempresentasikan nilai dari intensitas pada matriks citra *grayscale*

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

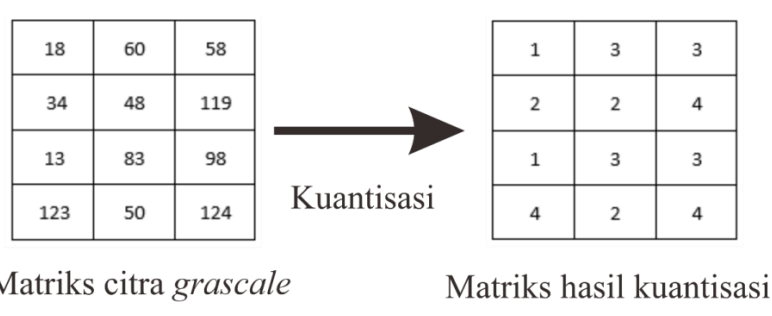
berdasarkan levelnya. Sebagai contoh, jika nilai intensitas 10 pada matriks maka akan dipresentasikan kedalam nilai 1 pada matriks kuantisasi. Penelitian ini menggunakan derajat keabuan 8 level, rentang 8 level derajat keabuan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Derajat keabuan 8 level

Level	Derajat Keabuan
1	0 – 18
2	19 – 54
3	55 – 99
4	100 – 127
5	128 – 163
6	164 – 200
7	201 – 236
8	237 – 255

Hak Cipta milik IPB University

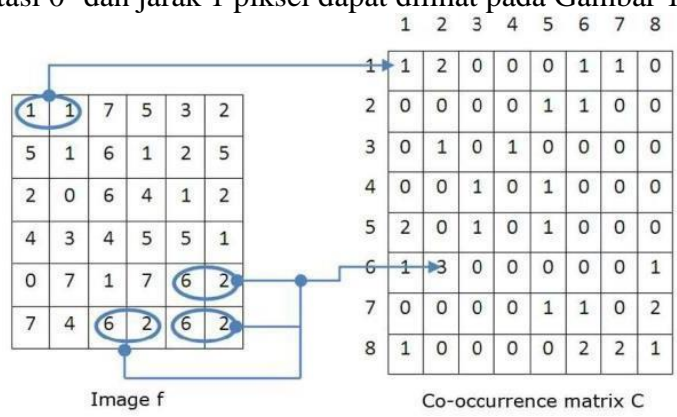
Gambar hasil *grayscale* didapatkan nilai 0-255 selanjutnya dikonversikan kedalam 8 level keabuan tersebut sesuai pada Tabel 2. Ilustrasi pada proses konversi kedalam 8 level keabuan dapat dilihat pada Gambar 9.



Matriks citra *grayscale*                      Matriks hasil kuantisasi

Gambar 9 Konversi citra *grayscale*

Tahapan selanjutnya setelah dikonversi ke matriks kuantisasi adalah mencatat nilai hubungan ketetanggaan antar piksel yang terdapat pada matriks hasil kuatisasi kedalam bentuk matriks kookurensi. Ilustrasi proses pembentukan kookurensi berdasarkan orientasi 0° dan jarak 1 piksel dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Ilustrasi konversi ke *matrix* kookurensi (sumber : *automated imaging system for pigmented skin lesion diagnosis*. Sheha et al. 2019)

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Metode GLCM merupakan termasuk kedalam metode statistik karena menggunakan derajat keabuan (histogram untuk perhitungannya, dengan mengukur tingkat kekontrasan granularitas, dan kekerasan suatu daerah dari hubungan ketetangaan dari antar piksel citra. Setelah dilakukan konversi kedalam matriks kookurensi selanjutnya diekstraksi dengan fitur-fitur yang ada dalam GLCM. GLCM memiliki fitur-fitur Haralick *et al.* (1973) antara lain:

1. *Angular Second Moment (ASM)*

ASM mengukur tentang homogenitas dari citra. ASM semakin tinggi nilainya jika suatu piksel memiliki nilai homogenitas yang tinggi. Mencari nilai ASM dapat menggunakan Persamaan 2.

$$\sum \sum \tag{2}$$

Keterangan :

$P(i,j)$  = nilai baris  $I$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.

$G$  = ukuran matriks

2. *Contrast*

*Contrast* merupakan perbedaan intensitas dari satu piksel dengan piksel lain yang berdekatan. Kontras akan menjadi nol untuk gambar konstan. Mencari nilai *contrast* dapat menggunakan Persamaan 3.

$$\sum \sum \sum \quad | \quad | \tag{3}$$

Keterangan :

$P(i,j)$  = nilai baris  $I$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.

$G$  = ukuran matriks

3. *Correlation*

*Correlation* adalah ketergantungan linear antar piksel pada posisi tertentu terhadap piksel lainnya. Nilai yang lebih tinggi diperoleh di area yang tingkat keabuannya sama. Mencari nilai *correlation* dapat menggunakan Persamaan 4.

$$\frac{\sum \sum}{\quad} \tag{4}$$

Keterangan :

$P(i,j)$  = nilai baris  $I$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.

$G$  = ukuran matriks

= rata-rata

= standar deviasi

4. *Inverse Difference Moment (IDM)*

IDM adalah gambar yang dipengaruhi dari homogenitas. Mencari nilai IDM dapat menggunakan Persamaan 5.

$$\sum \sum \text{---} \quad (5)$$

Keterangan :

- $P(i,j)$  = nilai baris  $I$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.
- $G$  = ukuran matriks

**Entropy**

Nilai *entropy* tergantung dari distribusinya pikselnya seragam atau tidak, jika tidak seragam maka nilai *entropy* semakin kecil, jika seragam maka nilainya semakin besar. Mencari nilai *entropy* dapat menggunakan Persamaan 6.

$$\sum \sum \quad (6)$$

Keterangan :

- $P(i,j)$  = nilai baris  $I$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.
- $G$  = ukuran matriks

**Normalisasi Data**

Normalisasi pada penelitian ini dilakukan karena beberapa variabel memiliki nilai yang sangat bervariasi. Variabel yang memiliki nilai dengan *range* yang terlalu besar dikhawatirkan hasil latih dari JST mendapatkan akurasi yang buruk, untuk itu normalisasi digunakan. Cara normalisasi pada penelitian ini adalah dengan semua variabel dimasukkan kedalam *range* 0-1 untuk input data *training* dan *testing* JST yang diharapkan mendapatkan akurasi dari JST yang lebih baik.

$$\text{---} \quad (7)$$

**Pembagian Data**

Tahapan ini merupakan pembagian data, data sampel kayu dibagi beberapa kelompok percobaan dengan menggunakan *k-fold cross validation*. Penelitian ini data dibagi menjadi 5 kelompok percobaan dengan 4/5 data latih dan 1/5 data uji. Dengan menggunakan *k-fold cross validation* mengulang sebanyak k-kali. Pengulangan tersebut, data terbagi himpunan acak menjadi subset pengujian dan subset untuk pelatihan yang bebas (Kohavi 1995).

**Pelatihan JSTPB**

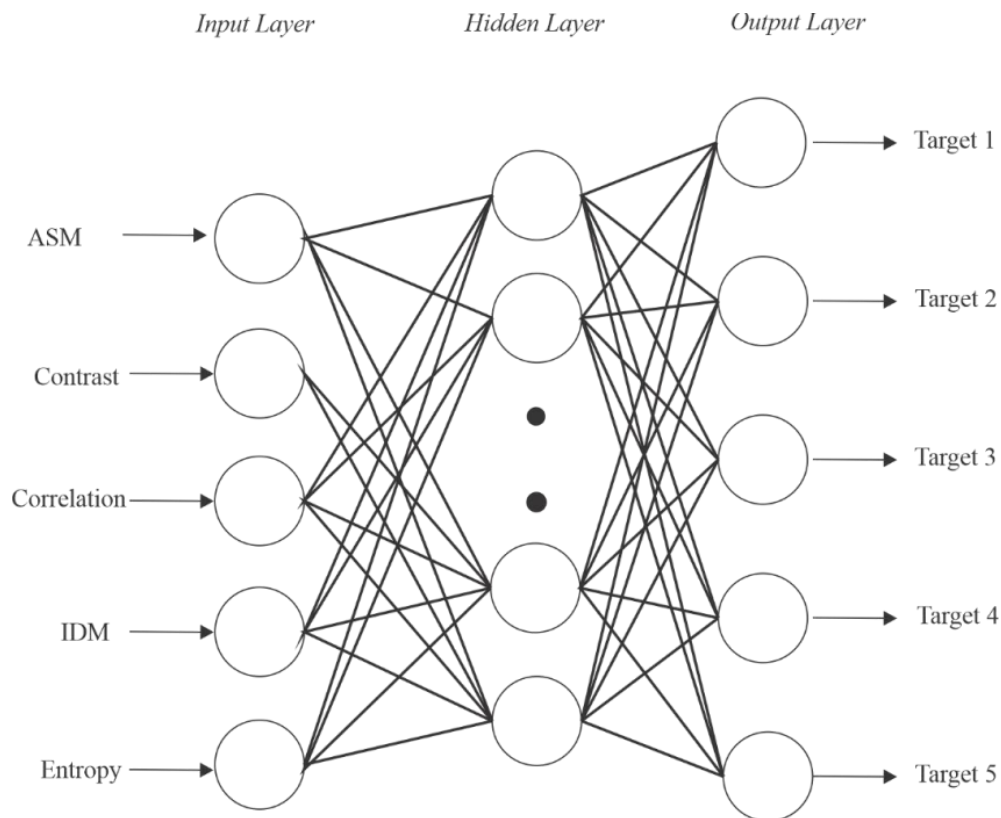
Tahapan ini data yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji. data akan dilatih dengan menggunakan pelatihan JSTPB. Input dari pelatihan JSTPB tergantung dari metode yang digunakan untuk pelatihnnya, untuk GLCM dan gabungan GLCM dan LBP *neuron* sebagai input sebanyak lima *neuron* yaitu ASM, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, *entropy*. Untuk *hidden layer* menggunakan sebanyak 1 *hidden layer* dengan *neuron* berasal dari *trial dan error* dan 5 *output layer* yang berupa 5 jenis kayu. Tabel 5 merupakan definisi dari target kayu.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Tabel 5 Definisi target kayu

No	Target	Representasi Kayu
1	1	Jati
2	2	Mahoni
3	3	Sengon
4	4	Meranti Merah
5	5	Pulai

Penelitian ini, rancangan JST dibagi menjadi 2 yaitu rancangan JST untuk metode GLCM dan gabungan LBP dan GLCM. Gambar 11 merupakan rancangan model JST pada penelitian ini.



Gambar 11 Rancangan JST

### Pengujian JST

Pengujian JST berguna untuk mengetahui keakuratan dari penggunaan JSTPB dengan data hasil dari metode ekstraksi LBP-GLCM dan GLCM saja. Metode yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi adalah *confusion matrix* dengan nilai akurasi dihitung berdasarkan Persamaan 7.

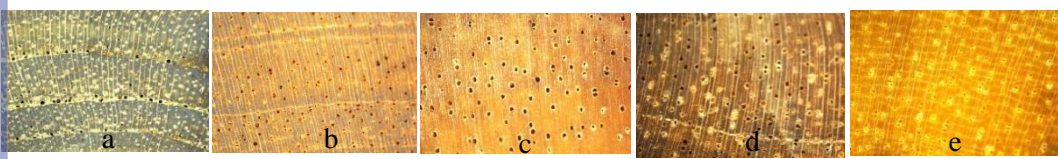
### Analisis dan Evaluasi

Tahapan ini bertujuan untuk menganalisis dan mengevaluasi tingkat akurasi untuk klasifikasi jenis kayu dengan ekstraksi ciri menggunakan LBP-GLCM dan GLCM dengan klasifikasi menggunakan JSTPB. Setelah melakukan analisis tingkat akurasi tersebut maka dapat diketahui metode atau kombinasi metode mana yang terbaik.

## 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pengumpulan Data

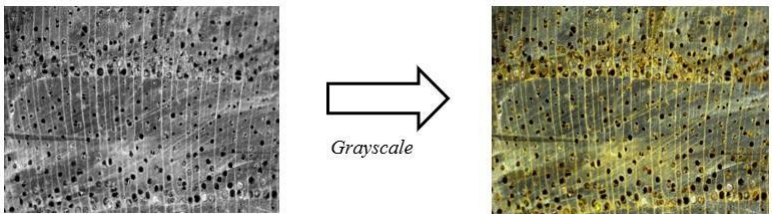
Data citra yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 500 citra yang berasal dari 5 jenis kayu yang berbeda, masing-masing jenis kayu sebanyak 100 citra. Dengan menggunakan bidang *cross section* kayu dapat dilihat ciri anatominya, caranya dengan memotong bidang kayu secara tegak lurus dengan arah pertumbuhan pohon atau bidang penampang pohon. Daerah penampang pohon sebelum dilakukan pemotretan harus terlebih dahulu diiris menggunakan pisau tajam, agar menghasilkan citra pori kayu yang bagus. Gambar 12 merupakan contoh sampel dari jenis kayu jati.



Gambar 12 jati (a), mahoni (b), sengon (c), meranti merah (d), dan pulai (e)

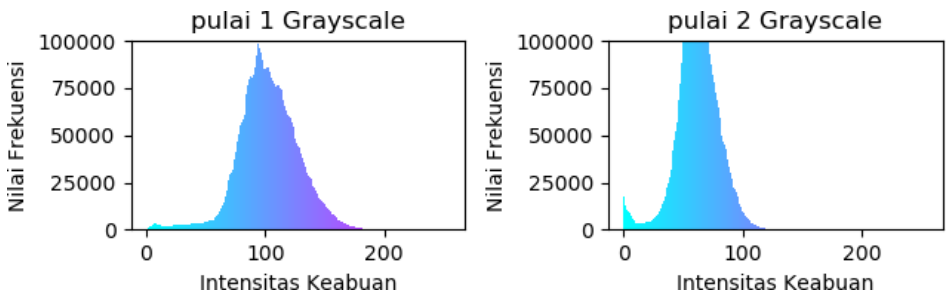
### Praproses Data

Tahapan ini mengubah bentuk ke *grayscale* menggunakan bahasa pemrograman python dengan *library skimage*. Gambar 13 merupakan contoh dari praproses data.



Gambar 13 Tahapan praproses data

Gambar 14 merupakan perbandingan histogram *grayscale* antara sesama jenis kayu pulai. Dapat dilihat pola histogram antara sampel kayu pulai 1 dan pulai 2 memiliki tingkat kemiripan yang berbeda.



Gambar 14 Perbandingan histogram *grayscale*

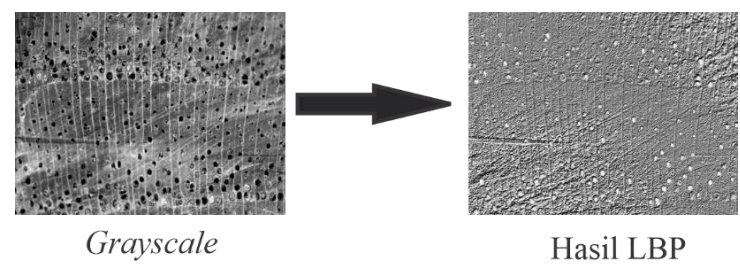
@Hak Cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
 2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

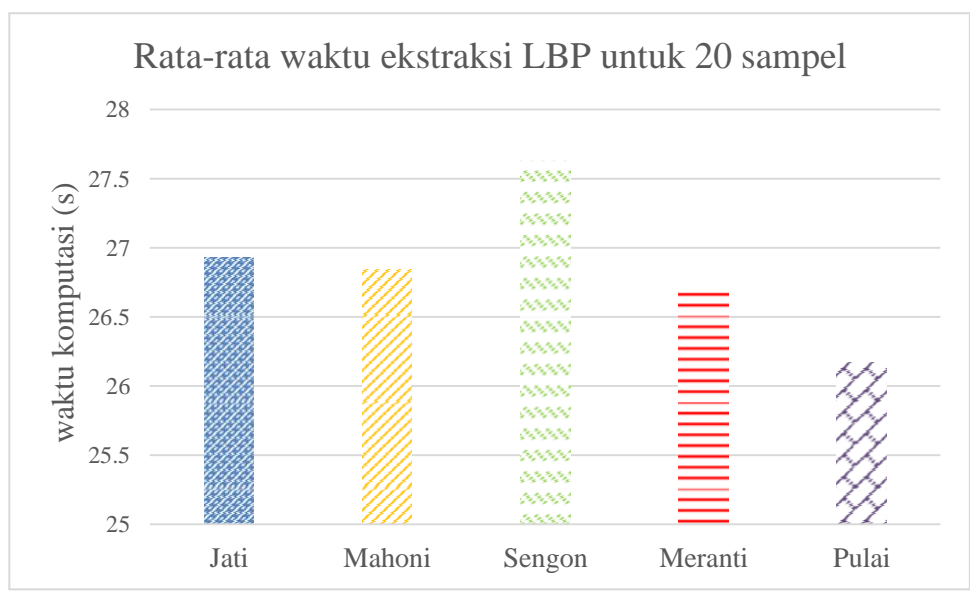
## Ekstraksi Ciri

### LBP dan GLCM

Proses yang dilakukan pada tahapan ini mengubah data dari praproses yang berupa *image grayscale* kedalam *image* dengan metode LBP. Dalam penelitian ini metode LBP dipilih terlebih setelah itu GLCM, agar *output* dari GLCM sebagai inputan klasifikasi JSTBP, dengan inputan berupa GLCM proses pembelajaran lebih cepat. Gambar 15 merupakan contoh perubahan gambar dari *grayscale* ke LBP.



Gambar 15 *grayscale* ke LBP



Gambar 16 Rata-rata waktu ekstraksi LBP

Gambar 16 merupakan gambar rata-rata ekstraksi LBP menggunakan perangkat keras pada Tabel 3, dapat dilihat untuk ekstraksi yang memakan waktu yang lama adalah sengon dengan rata-rata 27.63 detik dan untuk yang paling singkat adalah pulai dengan rata-rata 26.17. Rata-rata dari kelima sampel tersebut adalah 26.85 detik. Dari angkat tersebut proses ekstraksi LBP tidak terlalu memakan waktu yang lama.

Keseluruhan data sebanyak 500 dari 5 jenis kayu dirubah dari sebelumnya *grayscale* menjadi gambar hasil LBP. Setelah keseluruhannya diubah kedalam LBP, tahapan selanjutnya diekstraksi menggunakan metode GLCM. Metode GLCM pada penelitian ini menggunakan fitur-fitur yang terdapat pada Persamaan 2 sampai Persamaan 6. Tabel 6 merupakan hasil ekstraksi LBP dan GLCM, dari beberapa sampel yang digunakan pada penelitian ini. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran 2

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

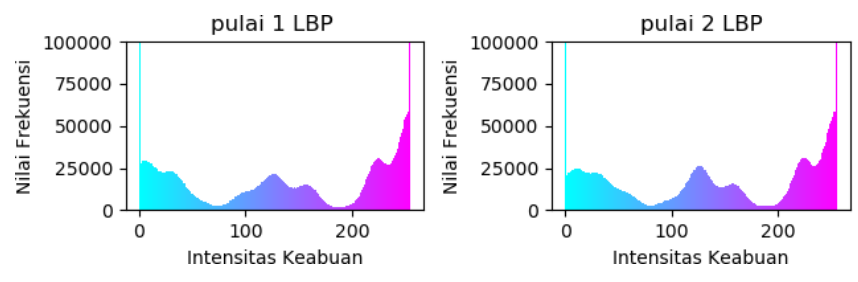
Tabel 6 Hasil ekstraksi ciri metode LBP dan GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
1	0.00141	5827.2873	0.67856	0.08175	7.22898	1
2	0.00088	6608.2993	0.62553	0.06821	7.32324	1
	0.00114	5750.5253	0.67472	0.07729	7.27037	1
	0.00135	6050.5265	0.65994	0.0783	7.23823	1
	0.0011	6788.5103	0.62148	0.07062	7.27433	1
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.00213	4514.6421	0.72911	0.09176	7.11034	5
497	0.00216	4747.5314	0.73301	0.09507	7.04611	5
498	0.00212	4511.8589	0.73933	0.09576	7.06873	5
499	0.00194	5180.924	0.68686	0.08552	7.15248	5
500	0.00216	4842.1181	0.71897	0.09299	7.0582	5

@Stu Cipta mini IPB University

IPB University

Gambar 17 merupakan perbandingan histogram LBP, dapat tingkat kemiripiannya lebih tinggi dibandingkan Gambar 4 yang hanya menggunakan *grayscale*.



Gambar 17 Perbandingan histogram LBP

**GLCM**

Tabel 7 merupakan ekstraksi yang dihasilkan oleh metode GLCM, berbeda dengan metode LBP dan GLCM, metode yang menggunakan hanya GLCM adalah metode yang masukannya didapat dari hasil praproses data, tanpa melewati metode LBP. Pada Tabel 5 merupakan hasil dari beberapa sampel yang digunakan pada penelitian ini. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran 3

Tabel 7 Hasil ekstraksi ciri metode GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
1	0.00035	109.927725	0.973143	0.18792	7.448916	1
2	0.000248	123.576508	0.967175	0.161112	7.414222	1
3	0.0003	92.0635017	0.97476	0.200666	7.411257	1
4	0.000432	84.0229298	0.967691	0.20213	7.132394	1
5	0.000306	127.319895	0.954635	0.15238	7.205454	1
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.001886	9.39878265	0.98304	0.38212	6.080696	5
497	0.001349	16.1179822	0.983937	0.354294	6.452243	5
498	0.001714	11.1357852	0.987134	0.398977	6.355718	5

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



499	0.001628	14.5060489	0.973517	0.352659	6.07208	5
500	0.002	11.9671358	0.976806	0.384777	6.023946	5

### Normalisasi Data

Tahapan ini dilakukan karena data yang dihasilkan sangat variatif Tabel 3 dengan menggunakan Persamaan 7 maka akan menghasilkan nilai, seperti ditunjukkan pada Tabel 8. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran 4

Tabel 8 Hasil normalisasi data LBP GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
	0.12748	0.59877	0.46957	0.25784	0.69879	1
	0.0159	0.85318	0.17967	0.03317	0.89435	1
	0.07128	0.57376	0.44858	0.18374	0.78466	1
4	0.11523	0.67149	0.36775	0.20049	0.718	1
5	0.06232	0.91188	0.15754	0.07313	0.79288	1
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.247092	0.348157	0.572458	0.353503	0.487528	5
497	0.279932	0.171186	0.745902	0.424042	0.452685	5
498	0.284583	0.247047	0.767216	0.478952	0.319422	5
499	0.277785	0.170279	0.801736	0.490346	0.366365	5
500	0.238895	0.388222	0.51491	0.320394	0.540112	5

Tabel 9 merupakan hasil dari normalisasi data yang menggunakan metode GLCM saja, berbeda dengan Tabel 8. Kedua hasil normalisasi ini selanjutnya akan digunakan untuk pelatihan JSTPB. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran 5

Tabel 9 Hasil normalisasi data GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
1	0.06043	0.46069	0.49946	0.21095	0.86715	1
2	0.02889	0.52219	0.36468	0.126	0.8484	1
3	0.04499	0.38021	0.53597	0.25134	0.84679	1
4	0.08599	0.34398	0.37633	0.25598	0.69605	1
5	0.04684	0.53906	0.08151	0.09833	0.73555	1
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.53757	0.00775	0.72294	0.82634	0.12756	5
497	0.37077	0.03803	0.7432	0.73816	0.3284	5
498	0.4842	0.01558	0.8154	0.87976	0.27622	5
499	0.45743	0.03077	0.5079	0.73298	0.1229	5
500	0.57299	0.01933	0.58216	0.83476	0.09688	5

### Pembagian Data

Tahapan ini data dibagi berdasarkan dari k *fold validation* yang sebanyak 5, data-data sebelumnya baik LBP dan GLCM atau GLCM diacak terlebih dahulu, agar pembagian data antara data latih dan data uji menjadi rata atau tidak terpaku pada salah satu fold. Tabel 10 merupakan data hasil pengacakan yang selanjutnya ke proses k *fold validation*. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran

Tabel 10 Data pengacakan LBP GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
	0.048344	0.601149	0.432394	0.132223	0.80796	2
	0.215943	0.210446	0.779444	0.46878	0.621186	3
	0.25791	0.149403	0.862115	0.500878	0.403317	5
	0.333002	0.209665	0.868324	0.588765	0.292157	3
	0.182618	0.209311	0.832866	0.457486	0.557322	3
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.850272	0.086517	0.946798	0.971881	0.09804	4
497	0.298815	0.409526	0.647294	0.462571	0.436691	3
498	0.026163	0.80583	0.285231	0.076216	0.807046	1
499	0.050151	0.540183	0.473086	0.155696	0.826357	1
500	0.055303	0.500914	0.523839	0.185893	0.824853	2

Tabel 11 merupakan data hasil pengacakan yang nantinya akan dibagi menjadi 5 bagian, sesuai jumlah k *fold*. Data lengkap dapat dilihat pada Lampiran

Tabel 11 Data pengacakan GLCM

No	ASM	Contrast	Correlation	IDM	Entropy	Target
1	0.24739	0.11109	0.42726	0.46628	0.34838	3
2	0.059	0.36044	0.47581	0.28041	0.79366	2
3	0.0982	0.21128	0.57833	0.36398	0.67781	2
4	0.29027	0.06673	0.60357	0.58428	0.33216	3
5	0.33946	0.20477	0.68285	0.477	0.67109	4
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
496	0.09702	0.21011	0.68089	0.4004	0.75254	1
497	0.41316	0.03372	0.54059	0.71472	0.17089	5
498	0.36008	0.31286	0.52152	0.31247	0.70332	4
499	0.37257	0.01248	0.91441	0.83258	0.41585	3
500	0.57358	0.01756	0.69724	0.86601	0.16183	5

Tabel 12 merupakan rincian dari urutan data yang digunakan untuk data latih dan data uji.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Tabel 12 Detail urutan pembagian fold

Fold	Urutan Data Latih	Urutan Data Uji
1	101 – 500	1 - 100
2	1 – 100, 201 - 500	101 - 200
	1 – 200, 301 – 500	201 - 300
	1 – 300, 401 – 500	301 – 400
	1 – 400	401 - 500

### Pelatihan JSTPB

Tahapan pelatihan JSTPB menggunakan beberapa *setting* parameter. Tabel 13 merupakan parameter-parameter yang digunakan pada penelitian ini. Penelitian ini menggunakan parameter-parameter tersebut diadaptasi dari penelitian santosa *et al.* (2019). Pelatihan JSTPB ini menggunakan bahasa pemrograman *python 3.7.2* dengan *package scikit-learn 0.22.1*.

Tabel 13 Parameter JSTPB

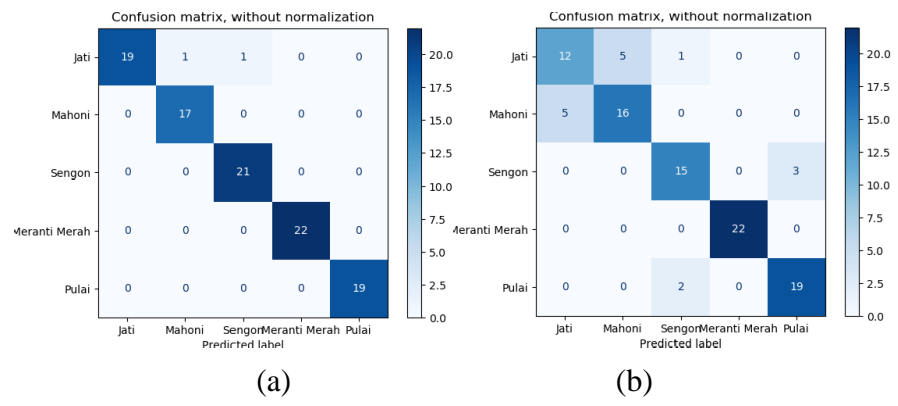
Jumlah <i>hidden layer</i>	Jumlah neuron <i>hidden layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Transfer Function</i>
1	10, 20, 30, 40, 50	0.1, 0.3, 0.5, 0.8	0.1, 0.3, 0.5, 0.8	Tansig

Parameter-parameter pada Tabel 13 digunakan untuk pelatihan JSTPB, hasil yang terbaik didapatkan dari nilai *confusion matrix*. Dari percobaan berbagai parameter-parameter yang berada pada Tabel 10 model terbaik yang didapatkan untuk pelatihan menggunakan LBP dan GLCM adalah dengan neuron *hidden layer* 10, dengan *learning rate* sebesar 0.1, *momentum* 0.1 didapatkan hasil akurasi sebesar 98%, untuk pelatihan menggunakan GLCM didapatkan hasil terbaik 86% dengan parameter yang digunakan, neuron *hidden layer* 20, *learning rate* 0.5, *momentum* 0.5. Penelitian ini menggunakan *transfer function* tansig. Dengan kombinasi dari parameter-parameter tersebut didapat model terbaik.

### Pengujian JST

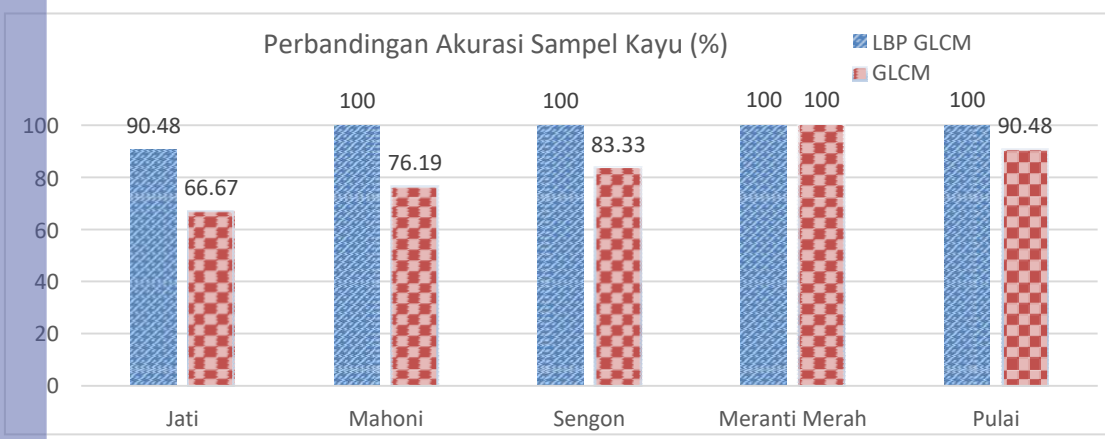
Pengujian JST dilakukan terhadap 100 data. Didapatkan 100 data karena jumlah pembagian datanya 4/5 dari data total 500 sampel untuk data latih dan 1/5 untuk data uji. Pengujian JST dilakukan untuk mengetahui akurasi yang didapatkan. Untuk mendapatkan model terbaik, model diuji dengan menggunakan *confusion matrix*. Semakin tinggi akurasi, semakin baik model tersebut. Gambar 18a merupakan hasil akurasi pengklasifikasian kayu dengan metode gabungan LBP dan GLCM, untuk 18b hasil akurasi menggunakan metode GLCM.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



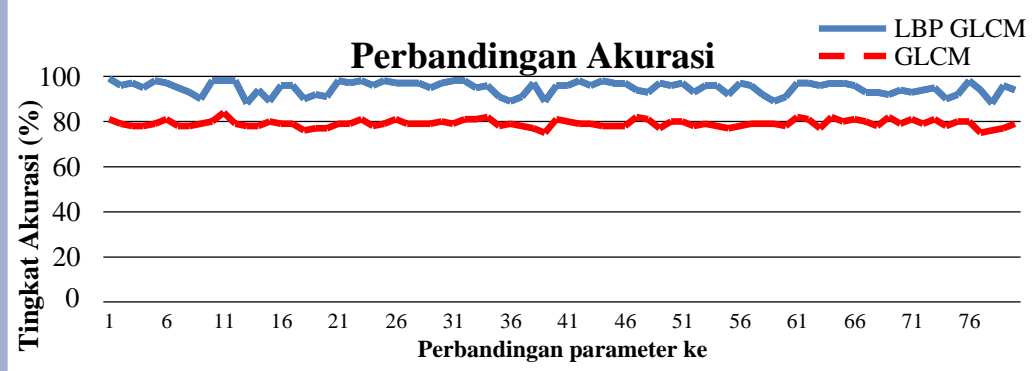
Gambar 18 Hasil akurasi pengklasifikasian kayu

Gambar 19 merupakan perbandingan akurasi sampel kayu dalam bentuk persen, dapat dilihat dari gambar tersebut, akurasi yang terbaik setiap sampel menggunakan metode gabungan LBP dan GLCM.



Gambar 19. Perbandingan akurasi sampel kayu

Gambar 20 merupakan hasil perbandingan akurasi dari kombinasi parameter yang berada pada Tabel 13. Jumlah kombinasi sebanyak 80, dapat dilihat dari masing-masing kombinasi parameter, metode gabungan LBP dan GLCM selalu lebih baik dibandingkan metode GLCM. Data lengkap dari Gambar 19 dapat dilihat pada Lampiran



Gambar 20 Perbandingan akurasi LBP GLCM dan GLCM

## Analisis dan Evaluasi

Gambar 19 merupakan perbandingan akurasi LBP GLCM dan GLCM, dari data tersebut dapat dilihat akurasi tertinggi didapat pada ekstraksi menggunakan LBP GLCM. Total keseluruhan data ekstraksi ciri menggunakan GLCM tidak ada yang melebihi dari akurasi yang menggunakan ekstraksi ciri LBP GLCM, sehingga pada penelitian ini ekstraksi menggunakan LBP GLCM lebih baik, dari pada menggunakan ekstraksi hanya GLCM. Hasil Penelitian ini sesuai apa yang dilakukan Sthevanie dan Ramdhani (2018) yang menyatakan bahwa metode gabungan LBP dan GLCM lebih baik dibandingkan hanya menggunakan metode GLCM saja. Dari penelitian Sthevanie dan Ramdhani (2018) menggunakan citra wajah, sedangkan penelitian ini menggunakan citra kayu. Walaupun berbeda citra penelitian metode gabungan LBP dan GLCM terbukti lebih baik dibandingkan dengan metode GLCM saja. Metode gabungan LBP dan GLCM lebih baik, dikarenakan hasil ekstraksi yang dihasilkan oleh metode LBP tingkat kemiripan histogramnya lebih tinggi dibandingkan dengan yang hanya menggunakan GLCM. Jika menggunakan metode GLCM data inputnya didapatkan dari gambar *grayscale* yang tingkat kemiripan histogramnya lebih rendah jika dilihat kasat mata dibandingkan metode LBP.

## 5 SIMPULAN DAN SARAN

### Simpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan metode JSTPB untuk mengklasifikasikan citra dari kayu komersial. Ekstraksi LBP GLCM menghasilkan akurasi paling tinggi sebesar 98%, yang artinya lebih baik dari ekstraksi yang menggunakan GLCM saja. Akurasi yang menggunakan ekstraksi GLCM paling tinggi sebesar 86%. Penggunaan metode LBP sangat penting untuk meningkatkan akurasi secara signifikan tetapi dengan tambahan rata-rata waktu 26.85 detik untuk setiap gambar. Waktu tersebut terbilang sangat singkat untuk meningkatkan akurasi sebesar 12%.

### Saran

Penelitian selanjutnya diharapkan melakukan percobaan dengan menggunakan jenis kayu lain dan atau menggunakan metode lain dalam proses ekstraksi fiturnya, dan membuat alat yang ringkas untuk mendeteksi secara langsung jenis-jenis kayu.



## DAFTAR PUSTAKA

- Agustin M, Prahasto T. 2012. Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru pada Jurusan Teknik Komputer Di Politeknik Negeri Sriwijaya. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*. 2(2):89-97. Doi: <https://doi.org/10.21456/vol2iss2pp089-097>.
- Anwar B. 2011. Penerapan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dalam Memprediksi Tingkat Suku Bunga Bank. *Jurnal SAINTIKOM*. 10(2):111-123.
- Bond B, Hamner P. 2002. Wood Identification for Hardwood and Softwood Species Native Tennessee. *Agricultural Extension Service*: Knoxville.
- Choudhary NY, Patil R, Bhadade U, Chaudhari BM. 2013. Signature Recognition and Verification System Using Back Propagation Neural Network. *International Journal of IT, Engineering an Applied Sciences Researarch (IJIEASR)*. 2(1):1-7.
- Cynthia EP, Ismanto E. 2017. Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*.
- Fausett L. 1994. *Fundamentals of Neural Network, Architecture, Algorithm and Application*. London (EN). Printice-Hall, Inc.
- Gunawan AAGR. 2014. Identifikasi jenis kayu menggunakan *support vector machine* berbasis citra [thesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor
- Han J, Kamber M, Pei J. 2012. *Data Mining Concepts and Techniques 3rd ed*. United States of America (US). Morgan Kaufmann.
- Kani. 2017. *Pemodelan Downsampling untuk Optimasi Pengenalan Pola Jaringan Saraf Tiruan (Studi Kasus: Lembar Jawaban Ujian Perguruan Tinggi)* [thesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Kazak N, Koc M. 2016. Performance Analysis of Spiral Neighbourhood Topology Based Local Binary Patterns in Texture Recognition. *International Journal of Applied Mathematics, Electronics and Computers*. 4(1):338-341.
- Kohavi R. 1995. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*.
- Kustiyo A, Buono A, Apriyanti N. 2006. Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Genetika untuk Peramalan Curah Hujan. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*. 4(1):1-9.
- Lesnussa YA, Latuconsina S, Persulesy ER. 2015. Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon). *Jurnal Matematika Integratif*. 11(2):149-160.
- Mandang YI. 1990. Anatomi dan Identifikasi 17 Jenis Kayu Kurang Dikenal. *Jurnal Penelitian Hasil Hutan*. 8(2):55-69.
- Mandang YI, Pandit LKN. 1997. Pedoman Identifikasi Jenis Kayu di Lapangan Seri Manual. *PROSEA*.
- Nurmila N, Sugiharto A, Sarwoko EA. 2010. Algoritma Backpropagation Neural Network untuk Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa. *Jurnal Masyarakat Informatika*. 1(1):1-10. Doi: <https://doi.org/10.14710/jmasif.1.1>.
- Pathak B, Barooah D. 2013. Texture Analysis Based on The Gray-Level Co-Occurrence Matrix Considering Possible Orientations. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering (IJAREEIE)*. 9(2):4206-4212.

- Purwati R, Ariyanto G. 2018. Pengenalan Wajah Manusia Berbasis Algoritma Local Binary Pattern. *Jurnal Emitor*. 17(2):29-38.
- Rohmana I, Arifudin R. 2014. Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan dan Naïve Bayes dalam Deteksi Seseorang Terkena Penyakit Stroke. *Jurnal MIPA* 37(1): 92-104.
- Saifudin, Fadlil A. 2015. Sistem Identifikasi Citra Kayu Berdasarkan Tekstur menggunakan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dengan Klasifikasi Jarak Euclidean. *Sinergi*. 19(3):181-186.
- Santra AK, Christy J. 2012. Genetic algorithm and confusion matrix for document clustering. *IJCSI*. 9(1):322-328.
- Santosa S, Pramunenda RA, Prabowo DP, Santosa YP. 2019. Wood Types Classification using Back-Propagation Neural Network base on Genetic Algorithm with Gray Level Co-occurrence Matrix for Features Extraction. *IAENG International Journal of Computer Science*. 46(2).
- Sihombing B, Erfani, Syafitri UD. 2011. Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika dalam Pemodelan Kalibrasi (Studi Kasus : Tanaman Obat Temulawak). *Forum Statistika dan Komputasi*. 16(1):1-7.
- Sthevanie F, Ramadhani KM. 2018. Spoofing Detection on Facial Images Recognition Using LBP and GLCM Combination. *Internasional Conference on Data and Information Science*.
- Sudarsono A. 2016. Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus Di Kota Bengkulu). *Jurnal Media Infotama*. 12(1): 61-69.
- Suhartanto RS, Dewi C, Muflikhah L. 2017. Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Mendiagnosis Penyakit Kulit pada Anak. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 7(1):555-562.
- Surya RA, Fadlil A, Yudhana A. 2016. Ekstraksi Ciri Citra Batik Berdasarkan Tekstur menggunakan Metode *Gray Level Co Occurrence Matrix*. *Prosiding Annual Research Seminar 2016*. 2(1):146-150.
- Surya RA, Fadlil A, Yudhana A. 2017. Ekstraksi Ciri Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *filter Gabor* untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*. 2(2):23-26.
- Sheha MA, Sharwy A, Mabrouk MS. 2017. Automated Imaging System for Pigmented Skin Lesion Diagnosis. (*IJACSA*) *international Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 7(10):242-254.
- Waldchen J, Mader P. 2017. Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques: A Systematic Literature Review. *Springer*.
- Widodo W, Edi Faizal. 2014. Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Citra Digital menggunakan Algoritma Eigenimage dan Principal Components Analysis. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 12(3):26-38.
- Widodo R, Widodo AG, Supriyanto A. 2018. Pemanfaatan Ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 11(2):5769-5776.
- Yohanes BY. 2016. Rancang Bangun Sistem Hidroponik Kombinasi Irigasi Tetes, Sumbu, dan Nutrient Film Technique untuk Budi Daya Tanaman Kentang [thesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.

Martawijaya, A., Kartasujana, I., Mandang, Y., Prawira, S., & Kadir, K. (2005). Atlas Kayu Indonesia Jilid I. Bogor: Badan Penelitian dan Pengembangan Kehutanan Departemen Kehutanan.

Martawijaya, A., Kartasujana, I., Mandang, Y., Prawira, S., & Kadir, K. (2005). Atlas Kayu Indonesia Jilid II. Bogor: Badan Penelitian dan Pengembangan Kehutanan Departemen Kehutanan.

Sousa, V., Cardoso, S., Pereira, H. 2014. Age trends in the wood anatomy of *Quercus faginea*. IAWA journal / International Association of Wood Anatomists 35(3):293-306. DOI: 10.1163/22941932-00000067

Praptoyo, H. 2011. VARIASI SIFAT ANATOMI KAYU MERANTI MERAH (*Shorea leprosula*) PADA 3 KLAS DIAMETER YANG BERBEDA. Prosiding MAPEKI XIV.

Riantin, N., Wahyudi, I. 2018. Karakteristik Anatomi dan Sifat Fisis Kayu Jati Solomon Umur 13 Tahun Asal Bogor. Skripsi. Institut Pertanian Bogor.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



## RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Bogor, 28 Februari 1978 sebagai anak kesembilan dari sebelas bersaudara pasangan H. Encep Hidayat dan Hj. Ani Sumarni. Pendidikan sarjana ditempuh di Universitas Pendidikan Indonesia, Program studi Teknik Elektro, Fakultas Pendidikan Teknologi dan Kejuruan (FPTK), lulus tahun 2004.

Kesempatan untuk melanjutkan studi program Magister pada Program Studi Ilmu Komputer di IPB penulis peroleh pada tahun 2016. Penulis bekerja sebagai Guru Sekolah Menengah Kejuruan(SMK).