

DETEKSI JENIS KAYU CITRA FURNITURE UKIRAN JEPARA MENGUNAKAN JST BACKPROPAGATION

Ratri Dwi Atmaja¹, Achmad Rizal², Koredianto Usman³

^{1,2} Teknik Telekomunikasi, Fakultas Elektro dan Komunikasi, Institut Teknologi Telkom

³ Jl. Telekomunikasi No. 1 Ters. Buah Batu, Bandung, 40257 Telp : (022) 7564108, Fax : (022) 7565933

¹ 10870625@ittelkom.ac.id, ² arz@ittelkom.ac.id, ³ kru@ittelkom.ac.id

Abstrak

Industri furniture ukiran kayu merupakan hal yang sangat penting bagi kota Jepara sebagai senjata untuk terus meningkatkan kondisi perekonomian daerah. Agar nama baik industrinya tetap terjaga, dan mengingat jumlah ahli kayu yang sangat terbatas, maka perlu dikembangkan suatu cara deteksi jenis kayu untuk mengurangi dan mengantisipasi kasus penipuan yang dapat mencemarkan nama baik ukiran Jepara. Hal ini dimaksudkan supaya tidak berdampak pada kehidupan ekonomi penduduk Jepara yang mayoritas berprofesi di bidang industri furniture/furniture ukiran kayu. Dalam Penelitian ini menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk pengenalan pola image kayu. Sebelumnya citra latih dan citra uji dicropping, diambil vector-vector cirinya menggunakan metode ekstraksi ciri statistik orde pertama dan orde kedua serta filter gabor, kemudian vector ciri citra latih digunakan sebagai input pada training JST backpropagation. Hasil training selanjutnya diuji dengan vector ciri citra uji untuk mendapatkan akurasi. Ekstraksi ciri yang mampu menghasilkan akurasi di atas 80 % adalah ekstraksi ciri orde pertama (entropy dan kurtosis) serta ekstraksi ciri orde kedua (correlation, invers different moment, entropy, angular second moment) dari citra grayscale, citra red, citra green, citra blue, yang semua citranya tidak dinormalisasi. Sedangkan dalam pemecahan suatu kasus menggunakan metode JST Backpropagation, nilai parameter MSE, parameter jumlah neuron pada tiap hidden layer, dan parameter learning rate tidaklah bisa diperkirakan sebelumnya. Untuk mendapatkan hasil yang terbaik adalah dengan cara coba-coba atau trial and error.

Kata kunci: Deteksi citra jenis kayu, JST back propagation

1. PENDAHULUAN

Jepara merupakan sebuah kabupaten di propinsi Jawa Tengah yang sejak dahulu sudah terkenal dengan industri furnitur ukiran kayunya yang khas. Industri furniture ukiran kayu di Jepara ini telah banyak menumbuhkan lapangan pekerjaan dan juga berhasil meningkatkan kondisi perekonomian daerah karena sebagian besar penduduk Jepara sangat menggantungkan hidupnya pada industri furniture ukiran kayu tersebut. Oleh karena itu, nama baik produk furniture ukiran kayu dari Jepara ini perlu dijaga untuk mencegah terjadinya penurunan jumlah pembeli dan kemunduran perekonomian daerah.

Dalam permainan bisnisnya produk furniture ukiran kayu dari Jepara ini dikhawatirkan rentan terjadi penipuan. Dengan semakin berkurangnya area hutan di Indonesia maka bahan baku kayu akan semakin terbatas. Beberapa produk sangat memungkinkan sebagian bahan baku kayunya sengaja diganti dengan kualitas dan harga lebih rendah daripada bahan baku kayu sesuai pesanan pembeli, akan

tetapi memiliki serat kayu yang menyerupai. Penipuan seperti ini semakin tak terlihat karena dilakukannya finishing terhadap tiap furniture ukiran kayu dari Jepara tersebut. Padahal finishing ini sebenarnya bertujuan untuk menutup serat kayu dan membuat ukiran tampak lebih indah. Akibatnya maka tentunya pembeli akan dirugikan karena membeli produk dengan harga tetap. Oleh karena itu, penulis sengaja mengambil judul penelitian dengan topik ini supaya kelak dapat membantu kesulitan yang dialami oleh para pembeli produk furniture ukiran kayu dari Jepara tersebut.

2. DASAR TEORI

2.1 Citra/Image

Citra atau yang lebih sering dikenal dengan gambar merupakan kumpulan dari titik-titik penyusun citra itu sendiri. Titik-titik tersebut disebut dengan pixel. Banyaknya titik yang membangun citra itu sendiri disebut dengan resolusi. Masing-masing pixel yang menyusun sebuah citra tersebut dapat memiliki warna dengan variasi yang berbeda-beda, yang disebut dengan bit depth. Bit depth dinyatakan

dengan angka yang bersatuan bit. Misalnya citra dengan bit depth = 3, artinya terdapat $2^3 = 8$ variasi warna yang mungkin pada setiap pixelnya. Semakin besar nilai bit depth, maka semakin besar pula ukuran fungsi citra tersebut.

2.2 Pengenalan Pola

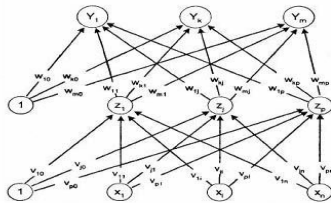
Pengenalan pola merupakan salah satu aplikasi yang dapat dilakukan dengan menerapkan Jaringan Syaraf Tiruan. Pengenalan di sini merupakan pengenalan pola, yang mana sebelumnya data awal yang didapat akan diolah dahulu, sehingga membentuk pola-pola tertentu, yang kemudian menjadi masukan bagi JST dengan tujuan untuk dikenali. Dalam konteks pengenalan pola di sini, data awal yang dibutuhkan adalah citra/image.

Secara umum, pengenalan pola terdiri dari 4 langkah besar. Langkah pertama adalah mendapatkan image (image acquisition). Langkah kedua adalah pemrosesan awal image (image preprocessing). Langkah ketiga yaitu mengekstrakan ciri image (feature extraction). Langkah keempat yaitu pengenalan image (image recognition).

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

2.3.1 Arsitektur JST Backpropagation

Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada di dalam satu atau lebih layer tersembunyi. Gambar berikut adalah arsitektur Backpropagation dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), dan m unit keluaran.



Gambar 1. JST Backpropagation

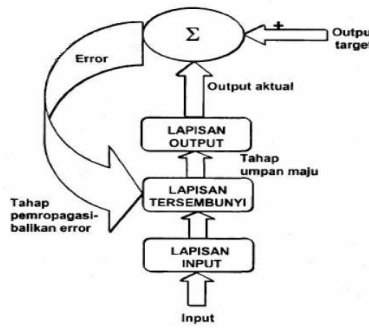
v_{jk} merupakan bobot dari garis unit masukan X_i ke unit layar tersembunyi V_j (v_{j0} merupakan bobot dari garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi Z_j). w_{kj} merupakan bobot dari unit layar tersembunyi Z_j ke unit keluaran Y_k (w_{k0} merupakan bobot dari bias di layer tersembunyi ke unit keluaran Z_k).

2.3.2 Pelatihan Standar JST Backpropagation

Pelatihan Backpropagation meliputi 3 fase. Fase pertama adalah fase maju. Pola masukan dihitung maju mulai dari layer masukan hingga layer keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara jaringan keluaran dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layer keluaran. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

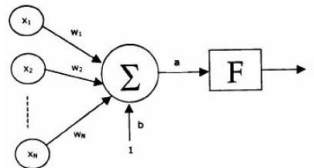
Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang sering dipakai adalah jumlah iterasi atau kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diizinkan.

Berikut ini adalah gambar pelatihan standar Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation :



Gambar 2. Pelatihan JST Backpropagation

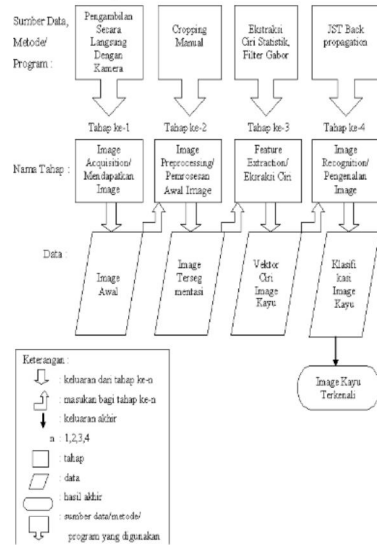
Berikut ini merupakan gambar fungsi aktivasi :



Gambar 3. Skema Fungsi Aktivasi

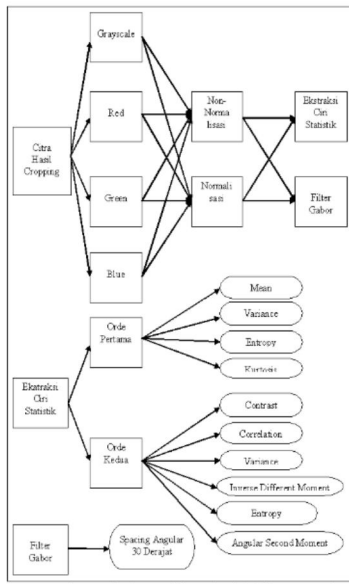
3. PERANCANGAN SISTEM

3.1 Blok Diagram Sistem



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

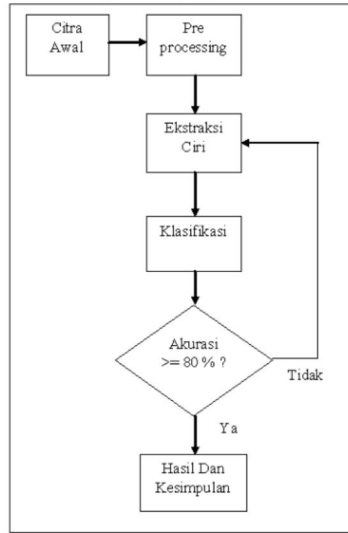
3.2 Blok Diagram Substistem Ekstraksi Ciri/Feature Extraction



Gambar 3.2 Blok Diagram Substistem Ekstraksi Ciri/Feature Extraction

Gambar 5. Blok Diagram Substistem Ekstraksi Ciri

3.3 Blok Diagram Pengerjaan



Gambar 6. Blok Diagram Pengerjaan

4. Hasil Dan Analisis

4.1 Pengaruh Ekstraksi Ciri Pada Akurasi

4.1.1 Ekstraksi Ciri Pada Citra Grayscale

Tabel 1. Hasil akurasi dari ekstraksi ciri pada citra grayscale

CITRA GRAYSCALE		Tidak Normalisasi		Normalisasi	
		Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)	Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)
Ciri Statistik Orde Satu	Mean	20	20	33,6	25,32
	Variance	33,2	20,48	22,4	20,92
	Entropy	35,2	31,04	47,6	37,8
	Kurtosis	38,8	37,24	22,8	21,16
Ciri Statistik Orde Dua	Contrast	30,4	23	34	29,4
	Correlation	39,6	39,2	36,8	34,92
	Variance	20,4	20,16	22,8	21,76
	Inverse Different Moment	39,6	37,04	40	36,32
	Entropy	40,4	37	42,6	38,36
	Angular Second Moment	54	44	42,8	39,92
Filter Gabor		43,6	40,24	41,2	38

Dari tabel di atas dapat dipilih atau ditentukan bahwa ciri yang memberikan akurasi cukup signifikan pada citra grayscale yaitu entropy orde satu, kurtosis, correlation, inverse different moment, entropy orde dua, angular second moment (tidak dinormalisasi) dan entropy orde satu, contrast, correlation, inverse different moment, entropy orde dua, angular second moment (dinormalisasi). Sementara hasil filter gabor belum dapat ditentukan karena

perlu dipertimbangkan dengan hasil filter gabor dari citra red, green, dan blue.

4.1.2 Ekstraksi Ciri Pada Citra Red

Tabel 2. Hasil akurasi dari ekstraksi ciri pada citra red

CITRA RED		Tidak Normalisasi		Normalisasi	
		Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)	Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)
Ciri Statistik Orde Satu	Mean	20	20	34	25,84
	Variance	22	20,48	22,8	20,76
	Entropy	33,6	31,2	38	32,32
	Kurtosis	35,2	33,12	25,6	23,4
Ciri Statistik Orde Dua	Contrast	24,4	23,08	33,6	29,32
	Correlation	35,6	33,8	41,6	39,88
	Variance	22,4	20,68	22,8	21,4
	Inverse Different Moment	40,8	38,36	31,6	28,36
Filter Gabor	Entropy	38,8	35,44	36,8	33,32
	Angular Second Moment	32	29,96	35,2	29,64
Filter Gabor		43,6	41,36	36,8	31

Dari tabel di atas dapat dipilih atau ditentukan bahwa ciri yang memberikan akurasi cukup signifikan pada citra red yaitu entropy orde satu, kurtosis, correlation, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (tidak dinormalisasi) dan entropy orde satu, contrast, correlation, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (dinormalisasi). Sementara hasil filter gabor belum dapat ditentukan karena perlu dipertimbangkan dengan hasil filter gabor dari citra green dan blue.

4.1.3 Ekstraksi Ciri Pada Citra Green

Tabel 3. Hasil akurasi dari ekstraksi ciri pada citra green

CITRA GREEN		Tidak Normalisasi		Normalisasi	
		Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)	Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)
Ciri Statistik Orde Satu	Mean	20	20	30,8	27,6
	Variance	20,4	20,08	22,8	21,88
	Entropy	32,8	30,08	35,6	30,36
	Kurtosis	37,6	35,12	24,8	24,4
Ciri Statistik Orde Dua	Contrast	22	21,56	34,8	27,48
	Correlation	38,8	37,32	23,2	21,64
	Variance	21,2	20,2	22,8	20,2
	Inverse Different Moment	38,4	37,36	28,4	27,2
Filter Gabor	Entropy	34,4	33,04	31,6	28,04
	Angular Second Moment	34,8	30,24	34,8	31,4
Filter Gabor		39,6	38,52	36	33,08

Dari tabel di atas dapat dipilih atau ditentukan bahwa ciri yang memberikan akurasi

cukup signifikan pada citra green yaitu entropy orde satu, kurtosis, correlation, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (tidak dinormalisasi) dan entropy orde satu, contrast, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (dinormalisasi). Sementara hasil filter gabor belum dapat ditentukan karena perlu dipertimbangkan dengan hasil filter gabor dari citra blue.

4.1.4 Ekstraksi Ciri Pada Citra Blue

Tabel 4. Hasil akurasi dari ekstraksi ciri pada citra blue

CITRA BLUE		Tidak Normalisasi		Normalisasi	
		Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)	Akurasi tertinggi (%)	Rata-Rata Akurasi (%)
Ciri Statistik Orde Satu	Mean	36	24,8	40,8	35,48
	Variance	22	20,28	22,8	22,12
	Entropy	35,2	28,88	48,4	38,28
	Kurtosis	36	34,92	44,8	42,72
Ciri Statistik Orde Dua	Contrast	22,8	21,72	39,2	33,84
	Correlation	50,8	37,72	50,4	41,08
	Variance	22	20,52	22,8	22,44
	Inverse Different Moment	36,4	35,16	44,4	35,76
Filter Gabor	Entropy	42	39,2	44,8	36,12
	Angular Second Moment	48	42,8	45,6	39,84
Filter Gabor		44,8	37,72	38,4	35,36

Dari tabel di atas dapat dipilih atau ditentukan bahwa ciri yang memberikan akurasi cukup signifikan pada citra blue yaitu entropy orde satu, kurtosis, correlation, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (tidak dinormalisasi) dan mean, entropy orde satu, kurtosis, contrast, correlation, invers different moment, entropy orde dua, angular second moment (dinormalisasi). Sedangkan ciri yang memberikan akurasi cukup signifikan pada filter gabor adalah hasil filter gabor dari citra blue yang tidak dinormalisasi.

4.1.5 Simulasi JST Backpropagation Menggunakan Ciri Citra Yang Dinormalisasi Dan Yang Tidak Dinormalisasi

Tabel 5. Hasil akurasi menggunakan ciri citra yang dinormalisasi dan yang tidak dinormalisasi

Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)	Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)	Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)
1	0,06	71,2	8	0,04	73,6	15	0,0275	74,8
2	0,058	72	9	0,039	72,4	16	0,025	73,2
3	0,055	74	10	0,037	73,6	17	0,0225	72,4
4	0,05	73,6	11	0,035	72	18	0,02	72,8
5	0,0475	70,8	12	0,0325	72,4	19	0,0175	73,6
6	0,0456	74	13	0,0313	72,8	20	0,015	72
7	0,0425	74	14	0,03	72,8	21	0,01	75,6

Dari tabel di atas bisa didapatkan akurasi tertinggi sebesar 75,6 % dan rata-rata akurasi sebesar 73,03 %. Akurasi ini belum mampu memberikan hasil yang diinginkan (diatas 80%). Hasil yang belum bagus ini disebabkan karena masih terdapat ciri yang tidak signifikan yang diambil sebagai data latih. Ciri ini belum bisa membedakan antara jenis kayu yang satu dengan yang lainnya karena mungkin sebaran nilai-nilai ekstraksi cirinya hampir mirip. Namun belum bisa diketahui apakah ciri yang tidak signifikan ini terdapat pada citra yang dinormalisasi atau pada citra yang tidak dinormalisasi.

4.1.6 Simulasi JST Backpropagation Menggunakan Ciri Citra Yang Tidak Dinormalisasi Dan Ciri Hasil Filter Gabor

Tabel 6. Hasil akurasi menggunakan ciri citra yang tidak dinormalisasi dan ciri hasil filter gabor citra blue non normalisasi

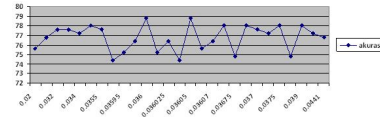
Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)	Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)	Simulasi ke-i	Target MSE	Akurasi (%)
1	0,07633	72,8	8	0,0575	73,6	15	0,04	76,8
2	0,073	73,2	9	0,055	74,4	16	0,0375	75,2
3	0,07	74,4	10	0,0525	73,2	17	0,035	76
4	0,067	74,4	11	0,05	74,4	18	0,0325	74,4
5	0,06437	73,2	12	0,0475	76	19	0,03	74
6	0,0621	74,4	13	0,045	76	20	0,0275	73,6
7	0,06	73,2	14	0,0425	75,6	21	0,025	74,4

Dari tabel di atas bisa didapatkan akurasi tertinggi sebesar 76,8 % dan rata-rata akurasi sebesar 74,44 %. Akurasi ini belum mampu memberikan hasil yang diinginkan (diatas 80%). Hasil yang belum bagus ini disebabkan karena masih terdapat ciri yang

tidak signifikan yang diambil sebagai data latih. Ciri ini belum bisa membedakan antara jenis kayu yang satu dengan yang lainnya karena mungkin sebaran nilai-nilai ekstraksi cirinya hampir mirip. Namun belum bisa diketahui apakah ciri yang tidak signifikan ini terdapat pada citra yang tidak dinormalisasi atau pada hasil filter gabor citra blue yang juga tidak dinormalisasi.

4.2 Pengaruh Parameter JST Backpropagation Pada Akurasi

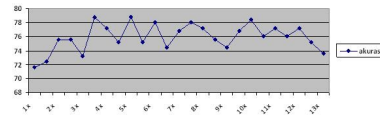
4.2.1 Parameter MSE



Gambar 7. Grafik perubahan MSE terhadap akurasi citra uji

Grafik di atas menunjukkan bahwa semakin kecil nilai MSE maka akurasinya tidak semakin meningkat. Hal ini hanya berlaku bila yang digunakan sebagai citra uji adalah citra latihnya itu sendiri, karena vektor ciri yang diujikan adalah sama dengan vector ciri yang sudah ditraining sebelumnya. Jika semakin kecil nilai MSE maka tentunya semakin lama pula waktu training yang diperlukan. Akan tetapi hal tersebut ternyata tidak menjamin jaringan mampu mengenali pola testing dengan benar. Hal tersebut disebabkan karena jaringan hanya mengambil sifat yang spesifik yang dimiliki oleh data training dan jaringan mulai kehilangan kemampuan generalisasinya (memberikan respon yang baik terhadap data yang belum pernah diberikan). Sehingga grafik menjadi naik turun seperti di atas. Dengan kata lain untuk memilih nilai parameter MSE yang tepat pada saat training adalah dengan cara trial and error.

4.2.2 Parameter Jumlah Neuron Pada Tiap Hidden Layer

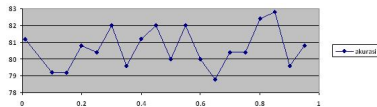


Gambar 8. Grafik perubahan jumlah neuron terhadap akurasi citra uji

Grafik di atas menunjukkan bahwa semakin banyak jumlah neuron pada tiap hidden layernya maka akurasinya tidak semakin meningkat. Makin banyak jumlah neuron menyebabkan proses training menjadi lebih lama sehingga sangatlah mungkin terjadi bila jaringan mulai kehilangan kemampuan

generalisasinya dan pada akhirnya grafik menjadi naik turun seperti di atas. Hal ini sama pula dengan parameter MSE bahwa untuk mendapatkan akurasi terbaik maka jumlah neuron yang dipilih harus dengan cara trial and error.

4.2.3 Parameter Learning Rate



Gambar 9. Grafik perubahan learning rate terhadap akurasi citra uji

Dari grafik di atas dapat terlihat bahwa semakin kecil nilai learning rate maka akurasinya tidak semakin meningkat. Nilai learning rate yang kecil hanya mempengaruhi proses training dalam mencapai target MSE yang diinginkan. Bila learning rate bernilai kecil maka proses training menjadi lebih stabil dalam mendekati atau mencapai target MSE (perbedaan bobot sebelum dan sesudah iterasi selanjutnya tidak terlalu jauh). Learning rate ini tidak berpengaruh terhadap akurasi karena adanya kelemahan JST *backpropagation* yang mulai kehilangan kemampuan generalisasinya pada iterasi tertentu, sementara letak iterasi tidak dapat dipastikan. Sehingga mengenai parameter learning rate ini untuk mendapatkan akurasi yang terbaik juga diperlukan cara coba-coba atau trial and error.

Kalau diperhatikan mengenai grafik di atas, akurasi yang diinginkan sudah bisa tercapai pada learning rate 0,85 yaitu 82,8 %. Akurasi ini tercapai menggunakan ciri citra yang tidak dinormalisasi, sehingga bisa dipastikan bahwa ciri citra yang dinormalisasi dan ciri hasil filter gaborlah yang tidak signifikan..

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pembahasan hasil dan analisa maka dapat disimpulkan bahwa JST Backpropagation memiliki kemampuan pengenalan pola yang sangat baik pada kasus pendeteksian jenis kayu dari citra furniture ukiran Jepara karena telah mampu memberikan akurasi 82,8 %. Ekstraksi ciri yang paling tepat untuk mendeteksi jenis kayu dari citra furniture ukiran Jepara ini adalah ekstraksi ciri orde pertama (entropy dan kurtosis) serta ekstraksi ciri orde kedua (correlation, invers different moment, entropy, angular second moment) dari citra grayscale, citra red, citra green, citra blue, yang semua citranya tidak dinormalisasi.

Dalam pemecahan suatu kasus menggunakan metode JST Backpropagation,

nilai parameter MSE, parameter jumlah neuron pada tiap hidden layer, dan parameter learning rate tidaklah bisa diperkirakan sebelumnya. Untuk mendapatkan hasil yang terbaik adalah dengan cara coba-coba atau *trial and error*, karena pada proses training JST backpropagation tidak bisa dihindari adanya overfitting dimana jaringan mulai kehilangan kemampuan generalisasinya. Semakin kecil nilai target MSE dan semakin banyak jumlah neuron di tiap hidden layer maka semakin lama proses training JST. Semakin kecil nilai learning rate maka proses training menjadi lebih stabil dalam mendekati atau mencapai target MSE (perbedaan bobot sebelum dan sesudah iterasi selanjutnya tidak terlalu jauh).

Beberapa saran untuk pengembangan Penelitian selanjutnya yaitu sebaiknya faktor waktu (pagi, siang, sore, malam) ikut diperhatikan dalam tahap image acquisition. Kemudian pengerjaan Penelitian yang sama tapi menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan serta metode ekstraksi ciri yang berbeda juga perlu dilakukan penelitian untuk meningkatkan akurasi.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A Sid-Ahmed, Maher. 1995. *Image Processing, Theory, Algorithms, and Architectures*. New York : Mc Graw-Hill, Inc.
- [2] Jek Siang, Jong. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan Pemrograman Menggunakan Matlab*. Yogyakarta : Penerbit Andi.
- [3] Fausett, Laurene. 1994. *Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications*. New Jersey : Prentice Hall, Inc.
- [4] Puspitaningrum, Diyah. 2006. *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta : Penerbit Andi.
- [5] Marvin Ch. Wijaya & Agus Prijono. 2007. *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox*. Bandung : Penerbit Informatika Bandung.
- [6] PIKA. 1981. *Mengenal Sifat-Sifat Kayu Indonesia dan Penggunaannya*. Yogyakarta : Penerbit Kanisius.
- [7] Penyusun. 2002. *Keterampilan Ukir Kayu Kelas 1 SLTP*. Jepara : Tim Penyusun.
- [8] Abdia Away, Gunaidi. 2006. *The Shortcut of MATLAB Programming*. Bandung : Penerbit Informatika Bandung.