

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan oleh penulis, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

- 1) Algoritma jaringan saraf tiruan *Backpropagation* telah berhasil diimplementasikan pada klasifikasi motif kain sumba dan ekstraksi ciri menggunakan *Wavelet Transform*.
- 2) a. Klasifikasi motif kain sumba berbasis transformasi wavelet dan jaringan syaraf tiruan memberikan hasil yang baik hal ini terbukti dengan tingkat kesuksesan klasifikasi yang bernilai diatas 90% dan waktu klasifikasi yang singkat sekitar (3,301 detik).
- b. Transformasi wavelet (Haar (Daubechies1), Coiflet1, Coiflet2, Symlet2 dan Symlet 5) baik digunakan untuk klasifikasi citra motif kain.
- c. Dari hasil pengujian data latih, maka didapatkan kombinasi parameter terbaik, yaitu menggunakan fungsi *epoch* pelatihan [100;200;300;400;500], komposisi *node* JST [8] [16] [32] [64] [128]; *learning rate*[0,1;0,2;0,5;0,9], momentum [0,1;0,2;0,5;0,9] serta dekomposisi *wavelet level 6*.
- d. Berdasarkan hasil pengujian data uji dengan metode yang digunakan pada data yang mengandung noise algoritma wavelet yang masih bisa

mengklasifikasi motif kain dengan baik adalah haar, coiflet2, symlet2 dan symlet5 dibandingkan dengan algoritma coiflet1.

e.Dari hasil uji coba bisa disimpulkan bahwa aplikasi PELSumba memberikan performa yang maksimal dalam proses klasifikasi motif kain sumba hingga mencapai rata-rata diatas 80%.

## 5.2 Saran

1. Aplikasi ini dapat dikembangkan dengan dinamispada klasifikasicitra motif kain sumba.
2. Penelitian dapat dilanjutkan dengan perancangan sistem klasifikasi motif kain secara online sehingga dapat diaplikasikan secara luas.
3. Selanjutnya pengembangan aplikasi dapat diarahkan ke sistem klasifikasi jenis dan warna kain yang juga mempengaruhi penamaan motif kain sumba.
4. Pada penelitian berikutnya dapatdigunakan induk *wavelet* biorthogonal 3 atau 4 dan dibandingkan hasilklasifikasinya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arisandi, B., Suciati,N., dan Wijaya,A. Y., 2011, *Pengenalan Motif Batik dengan Rotated Wavelet Filter dan Neural Network*.Tugas Akhir.
- Anggreni Renni, Arifin Rudy. 2010, *Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Hal - 8 Algoritma Propagasi Balik pada Aplikasi Penyelesaian Perhitungan Matematika Hasil Tulisan Tangan* (jurnal)
- Al-Alaoui, M.A., Harb, M.A.A., Chahine, Z.A., Yaacoub, E., 2009, *A New Approach for Arabic offline Handwriting Recognition*, IEEE Multidisciplinary Engineering Education Magazine, Vol. 4, No. 3.
- Adnyana, I putu, “Pengembangan Aplikasi Pembuatan Pola Motif Batik Dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital”, Kumpulan Artikel Mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika Vol. 1, no. 2, (2012)
- Aprijani, Dwi Astuti., Sufandi., Unggul Utan., 2011, *Apliksi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Mengenali Tulisan Tangan Huruf A, B, C, Dan D Pada Jawaban Soal Pilihan Ganda*, Jurnal Matematika, Saint dan Teknology, Vol : 12, No : 01, Hal : 11 – 17.
- Badriyah,Umi, et al,” Generator Corak Tenun Menggunakan Tree StructuredVector Quantization” Seminar on Intelligent Technology and Its Applications, (2009).
- Dwiandiyanta, Yudi, Antonius Bima Murti Wijaya, Martinus Maslim and Suyoto, “New Shadow Modeling Approach Of Wayang Kulit”, International Journal of Advanced Science and Technology Vol. 43,(2012)
- Engelbrecht, Andreies, P., 2007, *Computational Intelligence – An Introduction*, John Wiley and Sons.
- Fausett, Laurene, 1994, *Fundamentals of Neural Networks – Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice Hall.
- Fatta, Hanif al, 2009, Rekayasa Sistem Pengenalan Wajah, penerbit Andi, Yogyakarta.
- Jong Jek Siang., *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Andi Offset, Yogyakarta, 2005.
- Kusumadewi, Sri., 2010, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXEL LINK*, Jogjakarta : GRAHA ILMI.

- Kanth, B.B.M. Krishna., Kulkarni, U.V., Giridhar, B.G.V., 2011, *Prediction of Cancer Subtypes using Fuzzy Hypersphere Clustering Neural Network*, International Journal of Computer Science and Network Security, Vol : 11, No : 02, Hal : 173-178.
- Li, Shouju., Liu, Yingxi., 2006, *Parameter Identification Approach to Vibration Loads Based on Regularizing Neural Networks*, International Journal of Computer Science and Network Security, Vol : 06, No : 02B, Hal : 29-34.
- Manesh Kokare, P.K. Biswas, B.N. Chatterji. 2007. **Texture Image Retrieval Using Rotated Wavelet Filters**. Department of Electronics and Electrical Communication Engineering, Indian Institute of Technology, India.
- Mike Susmikanti, *Pengenalan Pola Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Analisa CT SCAN Tumor Otak Beligna*, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2010 (**SNATI 2010**).
- Maspanti Febri., 2013, *Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tanaman Padi Berdasarkan Citra Hyperspectral*, .
- Mismar, Doried, Baker, Ayman Abubaker, 2010, *Neural Network Based Algoritma of Soft Fault Diagnosis in Analog Electronic Circuits*, International Journal of Computer Science and Network Security, Vol : 10, No : 01, Hal : 107-111.
- Mubarak, R., 2003, “Pemampatan Data Citra Dengan Menggunakan Transform Gelombang-Singkat”, UGM, Yogyakarta.
- Putra, Darma, 2010, Pengolahan Citra Digital, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Puspitaningrum, Dyah., 2006, *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Puspasari, Shinta. 2010, *Analisis Implementasi Algoritma Propagasi Balik Pada Aplikasi Identifikasi Wajah Secara Real Time* (Jurnal). Palembang, STMIK GI MDP.
- Puspitorini, Sukma., 2008, *Penyelesaian Masalah Traveling Salesman Problem Dengan Jaringan Saraf Self Organizing*, Media Informatika, Vol : 06, No : 01, Hal : 39-55.
- Riztyan, A., Dariska, R., B., Rusbandi, Willy, 2012, *Analisis Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Algoritma Propagasi Balik*
- Samsuryadi, “Pengidentifikasi Pembuatan Tulisan Tangan dengan Pengenalan

Pola Biomimetik”, Journal Generic Vol. 4, No.2 (**2009**)

Santoso, Alb. Joko, 2000, Jaringan Saraf Tiruan – Teori, Arsitektur dan Algoritma, Peerbit Andi Offset, Yogyakarta.

Santoso, Alb. Joko, 2011, *Wavelet*, Diktat Kuliah Pengolahan Citra, Magister Teknik Informatika, Universitas Atmajaya Yogyakarta.

Siang, Jong Jek, 2009, Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrograman Menggunakan MATLAB, Penerbit Andi, Yogyakarta.

Susilawati, I., “Pengenalan Pola Jaringan Normal dan Jaringan Bermikrokalsifikasi pada Citra Mammografi Digital Menggunakan Support Vektor Machines(SVM)”, Transmisi Jurnal Teknik Elektro,jilid 10, Nomor 4, desember (**2008**)

Tjokorda Agung Budi Wirayuda<sup>1</sup>, Syilia Vaulin<sup>2</sup>, Retno Novi Dayawati<sup>3</sup>,*Pengenalan Huruf Komputer Menggunakan Algoritma Chain Code dan Algoritma Sequence Alignment*, Konferensi Nasional Sistem dan Informatika 2009; Bali, November 14, **2009**

Utomo,Beni,”Fraktal dan Invers Fraktal”,Journal matematika vol. 2 No. 1,(**2011**)

Wijaya, I G. P. S., Kanata, B., “Pengenalan Citra Sidik Jari Berbasis Transformasi Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan”, Journal Teknik Elektro Vol. 4, No.1,(**2004**)

Warsito, Budi., Ispriyanti, Dwi., Widayanti, Henny., 2008, *Clustering Data Pencemaran Udara Sektor Industri Di Jawa Tengah engan Kohonen Neural Network*, Jurnal PRESIPITASI, Vol : 04, No : 01, Hal : 01-06.

X. Wu, et. al., “A Multi-Model Boat Detection Algorithm Based on Video”,Journal of Computational Information Systems, vol. 7, (**2011**), pp. 2469-2477.

Yoshimura, M. dan Yoshimura, I., 1988, “*Writer Identification Based on the Arc Pattern Transformation*”, Proceedings of the 9th International Conferenceon Pattern Recognition, November 14-17, 1993, IEEE Computer Society, Washington, p.183-186.

“Kelimutu Eco Lodge”, <http://www.ecolodgesindonesia.com>, last updateNovember **2012**

Sarle, Warren S., 2002, [www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets](http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets), USA.

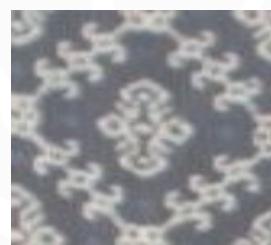
## LAMPIRAN

### A. GAMBAR

A.1 . Kain Kawuru 1



A.2. Kain Kawuru 2



A.3. Kain Kawuru 3



A.4. Kain Kawuru Uji



A.5. Kain Kaliuda 1



A.6. Kain Kaliuda 2



A.7. Kain Kaliuda 3



A.8. Kain Kaliuda 4



A.9. Kain Kaliuda 5



A.10. Kain Kaliuda 6



A.11. Kain Kaliuda Uji



A.12. Kain Kambera 1



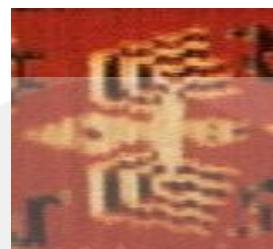
A.13. Kain Kambera 2



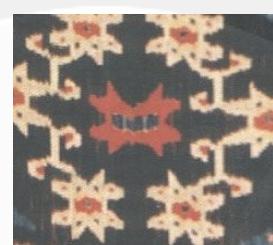
A.14. Kain Kambera 3



A.15. Kain Kambera 4



A.16. Kain Kambera 5



A.17. Kain Kambera 6



A.18. Kain Kambera 7



A.19. Kain Kambera 8



A.20. Kain Kambera Uji



## B. TABEL

### B.1. Tabel Pelatihan Haar

No.	Toleransi Error	Jumlah Node Hidden	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	8	0,624	100
2.	0,01	16	0,666	100
3.	0,01	32	0,805	100
4.	0,01	64	0,833	94,118
5.	0,01	128	0,91	100

### B.2. Tabel Pelatihan Coiflet1

No.	Toleransi Error	Jumlah Node Hidden	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	8	0,667	100
2.	0,01	16	0,719	100
3.	0,01	32	0,808	94,118
4.	0,01	64	0,816	100
5.	0,01	128	0,9	94,118

### B.3. Tabel Pelatihan Coiflet2

No.	Toleransi Error	Jumlah Node Hidden	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	8	0,742	76,47059
2.	0,01	16	0,795	94,118
3.	0,01	32	0,879	100
4.	0,01	64	0,941	94,11765
5.	0,01	128	0,959	76,47059

### B.4. Tabel Pelatihan Symlet2

No.	Toleransi Error	Jumlah Node Hidden	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	8	0,643	100
2.	0,01	16	0,666	100
3.	0,01	32	0,682	94,118
4.	0,01	64	0,686	94,118
5.	0,01	128	0,745	100

**B.5. Tabel Pelatihan Symlet5**

No.	Toleransi Error	Jumlah Node Hidden	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	8	0,899	94,11765
2.	0,01	16	0,935	100
3.	0,01	32	0,998	100
4.	0,01	64	1	100
5.	0,01	128	1,044	94,118

**B.6. Tabel Pelatihan Haar**

No.	Toleransi Error	Laju Belajar	Momentum	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	0,1	0,1	0,366	100
2.	0,01	0,2	0,2	0,718	100
3.	0,01	0,5	0,5	0,847	100
4.	0,01	0,9	0,9	0,901	100

**B.7. Tabel Pelatihan Coiflet1**

No.	Toleransi Error	Laju Belajar	Momentum	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	0,1	0,1	0,514	94,11765
2.	0,01	0,2	0,2	0,709	100
3.	0,01	0,5	0,5	0,822	88,235
4.	0,01	0,9	0,9	0,962	100

**B.8. Tabel Pelatihan Coiflet2**

No.	Toleransi Error	Laju Belajar	Momentum	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	0,1	0,1	0,304	76,470
2.	0,01	0,2	0,2	2,585	94,118
3.	0,01	0,5	0,5	2,878	64,706
4.	0,01	0,9	0,9	3,301	70,588

**B.9. Tabel Pelatihan Symlet2**

No.	Toleransi Error	Laju Belajar	Momentum	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	0,1	0,1	0,666	100
2.	0,01	0,2	0,2	0,639	100
3.	0,01	0,5	0,5	0,775	100
4.	0,01	0,9	0,9	0,785	100

B.10. Tabel Pelatihan Symlet5

No.	Toleransi Error	Laju Belajar	Momentum	Waktu Pelatihan	Persentase Kemiripan
1.	0,01	0,1	0,1	0,691	94,118
2.	0,01	0,2	0,2	0,918	94,118
3.	0,01	0,5	0,5	0,923	94,118
4.	0,01	0,9	0,9	1,044	76,470

B.11.Tabel PengujianKain Kawuru – Haar

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	1	1	1	1	1
0,01	0,2	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,5	1	1	0	0	1	0	0
0,01	0,9	1	1	1	1	1	0	0

B.12.Tabel PengujianKain Kawuru – Coiflet1

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	1	1	0	1	0	0
0,01	0,5	1	0	1	1	0	1	0
0,01	0,9	1	1	0	0	0	0	1

B.13.Tabel PengujianKain Kawuru – Coiflet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	1	1	1	1
0,01	0,2	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,5	1	1	0	1	1	1	0
0,01	0,9	1	0	0	0	0	0	0

B.14.Tabel PengujianKain Kawuru – Symlet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,5	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,9	1	0	0	1	0	0	0

B.15.Tabel PengujianKain Kawuru – Symlet5

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	1	1	0	1	0	0
0,01	0,5	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,9	1	0	0	1	0	0	0

B.16.Tabel PengujianKain Kaliuda – Haar

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	1	1	1	1	1	1
0,01	0,5	1	1	1	1	1	1	1
0,01	0,9	1	0	0	0	0	0	1

B.17.Tabel PengujianKain Kaliuda – Coiflet1

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	0	0	1	0
0,01	0,2	1	0	0	1	0	0	0
0,01	0,5	1	0	0	0	1	1	0
0,01	0,9	1	0	0	0	0	0	0

B.18.Tabel PengujianKain Kaliuda – Coiflet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	1	1	1	1	0	0
0,01	0,5	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,9	1	1	1	1	1	1	1

B.19.Tabel PengujianKain Kaliuda – Symlet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	0	1	1	0
0,01	0,2	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,5	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,9	1	0	1	0	0	0	0

B.20.Tabel PengujianKain Kaliuda – Symlet5

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	1	1	1	1	1
0,01	0,2	1	0	1	0	1	1	0
0,01	0,5	1	1	1	1	1	1	0
0,01	0,9	1	0	0	0	0	1	1

B.21.Tabel PengujianKain Kambera – Haar

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,2	1	0	0	0	0	1	0
0,01	0,5	1	0	0	0	0	0	1
0,01	0,9	1	0	0	0	0	0	0

B.22.Tabel PengujianKain Kambera – Coiflet1

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	0	1	0	1	1
0,01	0,2	1	0	0	0	1	1	0
0,01	0,5	1	0	1	0	1	1	1
0,01	0,9	1	0	1	1	1	1	0

B.23.Tabel PengujianKain Kambera – Coiflet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	1	1	0	0
0,01	0,2	1	1	0	0	1	0	0
0,01	0,5	1	0	0	0	0	0	0
0,01	0,9	1	0	1	1	1	1	0

B.24.Tabel PengujianKain Kambera – Symlet2

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	1	0	0	1	0	0
0,01	0,2	1	1	1	1	1	1	1
0,01	0,5	1	0	1	1	0	1	1
0,01	0,9	1	0	1	1	0	1	1

B.25.Tabel PengujianKain Kambera – Symlets5

Toleransi error	Learning Rate	Asli	SP 3%	SP 15%	SP 40%	Gau 3%	Gau 15%	Gau 40%
0,01	0,1	1	0	0	1	0	0	0
0,01	0,2	1	1	0	0	0	0	0
0,01	0,5	1	1	1	0	0	0	0
0,01	0,9	1	0	0	0	0	0	0