

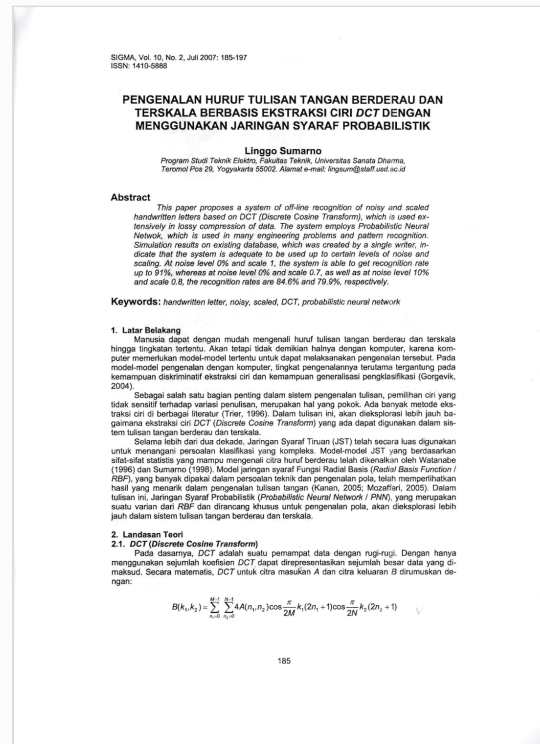


Digital Receipt

This receipt acknowledges that Turnitin received your paper. Below you will find the receipt information regarding your submission.

The first page of your submissions is displayed below.

Submission author: Linggo Sumarno
Assignment title: Periksa similarity
Submission title: berderau_Pengenalan Huruf Tulisan Tangan Berderau dan T...
File name: si_Ciri_DCT_Dengan_Menggunakan_Jaringan_Syaraf_Probabil...
File size: 8.68M
Page count: 13
Word count: 3,333
Character count: 19,537
Submission date: 04-Jul-2022 03:04PM (UTC+0700)
Submission ID: 1866484441



berderau_Pengenalan Huruf Tulisan Tangan Berderau dan Terskala Berbasis Ekstraksi Ciri DCT Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Probabilistik

by Sumarno Linggo

Submission date: 04-Jul-2022 03:04PM (UTC+0700)

Submission ID: 1866484441

File name: si_Ciri_DCT_Dengan_Menggunakan_Jaringan_Syaraf_Probabilistik.pdf (8.68M)

Word count: 3333

Character count: 19537

PENGENALAN HURUF TULISAN TANGAN BERDERAU DAN TERSKALA BERBASIS EKSTRAKSI CIRI DCT DENGAN MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF PROBABILISTIK

Linggo Sumarno

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sanata Dharma,
Teromol Pos 29, Yogyakarta 55002. Alamat e-mail: lingsum@staff.usd.ac.id

Abstract

This paper proposes a system of off-line recognition of noisy and scaled handwritten letters based on DCT (Discrete Cosine Transform), which is used extensively in lossy compression of data. The system employs Probabilistic Neural Network, which is used in many engineering problems and pattern recognition. Simulation results on existing database, which was created by a single writer, indicate that the system is adequate to be used up to certain levels of noise and scaling. At noise level 0% and scale 1, the system is able to get recognition rate up to 91%, whereas at noise level 0% and scale 0.7, as well as at noise level 10% and scale 0.8, the recognition rates are 84.6% and 79.9%, respectively.

Keywords: handwritten letter, noisy, scaled, DCT, probabilistic neural network

1. Latar Belakang

Manusia dapat dengan mudah mengenali huruf tulisan tangan berderau dan terskala hingga tingkatan tertentu. Akan tetapi tidak demikian halnya dengan komputer, karena komputer memerlukan model-model tertentu untuk dapat melaksanakan pengenalan tersebut. Pada model-model pengenalan dengan komputer, tingkat pengenalannya terutama tergantung pada kemampuan diskriminatif ekstraksi ciri dan kemampuan generalisasi pengklasifikasi (Gorgevik, 2004).

Sebagai salah satu bagian penting dalam sistem pengenalan tulisan, pemilihan ciri yang tidak sensitif terhadap variasi penulisan, merupakan hal yang pokok. Ada banyak metode ekstraksi ciri di berbagai literatur (Trier, 1996). Dalam tulisan ini, akan dieksplorasi lebih jauh bagaimana ekstraksi ciri DCT (Discrete Cosine Transform) yang ada dapat digunakan dalam sistem tulisan tangan berderau dan terskala.

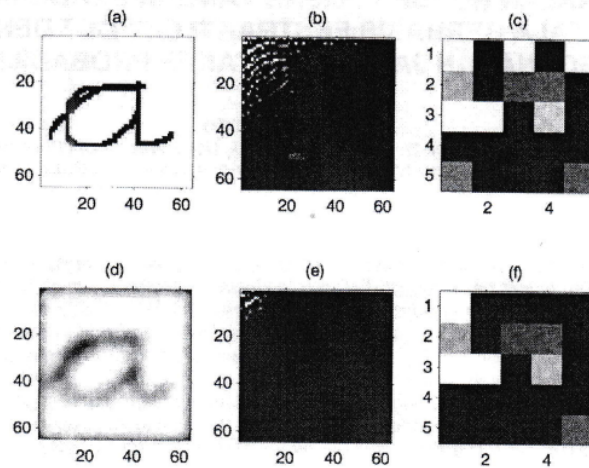
Selama lebih dari dua dekade, Jaringan Syaraf Tiruan (JST) telah secara luas digunakan untuk menangani persoalan klasifikasi yang kompleks. Model-model JST yang berdasarkan sifat-sifat statistik yang mampu mengenali citra huruf berderau telah dikenalkan oleh Watanabe (1996) dan Sumarno (1998). Model jaringan syaraf Fungsi Radial Basis (Radial Basis Function / RBF), yang banyak dipakai dalam persoalan teknik dan pengenalan pola, telah memperlihatkan hasil yang menarik dalam pengenalan tulisan tangan (Kanan, 2005; Mozaffari, 2005). Dalam tulisan ini, Jaringan Syaraf Probabilistik (Probabilistic Neural Network / PNN), yang merupakan suatu varian dari RBF dan dirancang khusus untuk pengenalan pola, akan dieksplorasi lebih jauh dalam sistem tulisan tangan berderau dan terskala.

2. Landasan Teori

2.1. DCT (Discrete Cosine Transform)

Pada dasarnya, DCT adalah suatu pemampat data dengan rugi-rugi. Dengan hanya menggunakan sejumlah koefisien DCT dapat direpresentasikan sejumlah besar data yang dimaksud. Secara matematis, DCT untuk citra masukan A dan citra keluaran B dirumuskan dengan:

$$B(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{M-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} 4A(n_1, n_2) \cos \frac{\pi}{2M} k_1 (2n_1 + 1) \cos \frac{\pi}{2N} k_2 (2n_2 + 1)$$

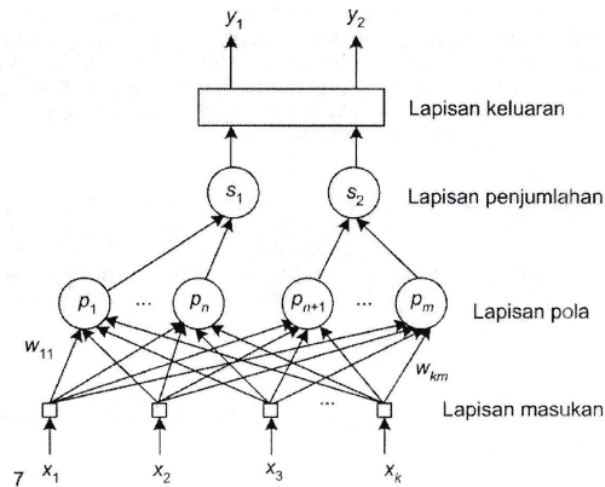


Gambar 1. Contoh *DCT* dari citra 64x64 piksel; (a) citra biner; (b) hasil *DCT* dari (a); (c) sejumlah 5x5 koefisien yang terletak pada sisi kiri atas dari (b); (d) citra *grayscale* (berasal dari citra biner pada (a) yang ditapis dengan tapis *FIR* 2D 15x15 piksel pada frekuensi *cut-off* ternormalisir 0,1); (e) hasil *DCT* dari (d); (f) sejumlah 5x5 koefisien yang terletak pada sisi kiri atas dari (e)

dengan M dan N masing-masing adalah ukuran kolom dan baris citra A . Gambar 1 yang memberikan contoh penerapan rumusan *DCT* tersebut, memperlihatkan bahwa *DCT* mempunyai unjuk kerja yang lebih baik dalam mengekstrak ciri citra *grayscale* daripada citra biner (perhatikan konsentrasi informasi pada sisi kiri atas Gambar 1(b) dan (e)).

2.2. PNN (Probabilistic Neural Network)

Arsitektur *PNN* (Specht, 1990) digambarkan pada Gambar 2. Arsitektur tersebut terdiri atas lapisan masukan yang diikuti oleh tiga lapisan komputasi. Untuk sederhananya, sebagai contoh hanya diperlihatkan arsitektur untuk dua kelas pola.



Gambar 2. Contoh arsitektur PNN untuk dua kelas pola, dengan $(x_1, \dots, x_k)$ adalah masukan, $(w_{11}, \dots, w_{km})$ adalah bobot, dan (y_1, y_2) adalah keluaran

Dari Gambar 2, semua pola masukan dinormalisasi terlebih dahulu. Lapisan masukan digunakan untuk mendistribusikan pola-pola masukan ke lapisan berikutnya, yaitu lapisan pola. Lapisan masukan terhubung penuh dengan lapisan masukan melalui bobot yang dapat diatur. Satu neuron pada lapisan pola merepresentasikan satu pola pelatihan. Sebagai contoh, keluaran neuron p_n pada lapisan pola dirumuskan dengan fungsi radial basis

$$f(p_n) = \exp \left(- \frac{\sum_{j=1}^k (x_j - w_{jn})^2}{2\sigma^2} \right)$$

dengan σ adalah *spread* fungsi radial basis.

Lapisan penjumlahan menjumlahkan keluaran tertentu lapisan pola. Neuron s_1 menjumlahkan keluaran neuron p_1 hingga p_n (kelas pola I), sedangkan neuron s_2 menjumlahkan keluaran neuron p_{n+1} hingga p_m (kelas pola II). Secara matematis penjumlahan-penjumlahan tersebut dirumuskan dengan

$$f(s_1) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n f(p_j)$$

dan

$$f(s_2) = \frac{1}{m-n} \sum_{j=n+1}^m f(p_j)$$

dengan m adalah jumlah neuron pada lapisan penjumlahan. Jumlah neuron ini sama dengan jumlah kelas pola.

Lapisan keluaran mempunyai jumlah keluaran yang sesuai dengan jumlah kelas pola. Lapisan ini mempunyai keluaran biner, sebagai berikut:

$$\text{Jika } \max\{f(s_1), f(s_2)\} = f(s_1), \text{ maka } y_1 = 1 \text{ dan } y_2 = 0.$$

Jika $\max\{f(s_1), f(s_2)\} = f(s_2)$, maka $y_1 = 0$ dan $y_2 = 1$.

Pelatihan *PNN* dilaksanakan dalam dua langkah. Langkah pertama adalah membangun lapisan pola, satu neuron untuk satu pola pelatihan. Tidak ada prosedur iteratif pada langkah pertama ini. Selanjutnya langkah kedua adalah mencari besarnya *spread* fungsi radial basis σ , dengan prosedur iteratif. Prosedur ini dilaksanakan secara coba-coba, yaitu dengan mencari nilai σ yang menghasilkan tingkat pengenalan tertinggi.

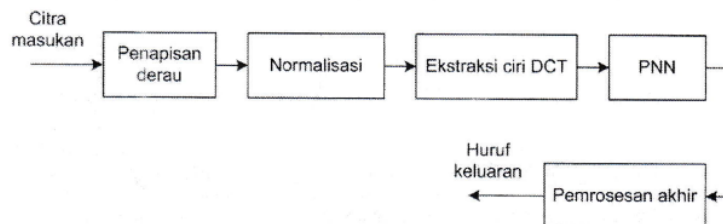
2.3. Data Sintetis

Untuk membangun sistem pengenalan tulisan tangan, ketersediaan data pelatihan yang banyak merupakan hal yang fundamental. Namun, karena proses pengumpulan data relatif mahal dan banyak makan waktu, beberapa peneliti (Mori, 2000; Cano, 2002) mengusulkan penggunaan data sintetis untuk pelatihan. Data sintetis adalah data pelatihan yang dimodifikasi dari data asli. Dalam hal ini data asli dapat dimodifikasi dalam hal putaran, penyekalaan, maupun ketebalan (*stroke width*).

3. Perancangan Sistem

3.1. Sistem Keseluruhan

Sistem pengenalan huruf tulisan tangan yang dirancang diperlihatkan secara keseluruhan pada Gambar 3.

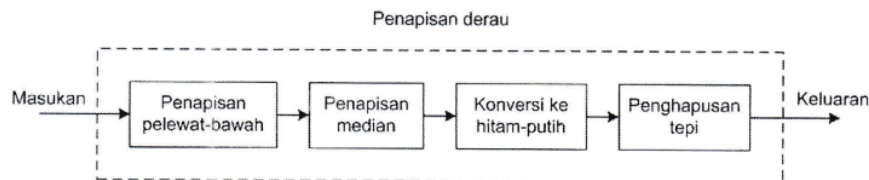


Gambar 3. Blok diagram sistem pengenalan huruf secara keseluruhan

Berdasar Gambar 3, citra masukan yang berupa citra biner (dengan "0" untuk gelap dan "1" untuk terang) berukuran 64x64 piksel, pertama kali dikurangi deraunya dengan penapisan derau. Selanjutnya dilakukan normalisasi yang secara umum untuk menormalkan masukan bagi proses ekstraksi ciri. Secara khusus, normalisasi ini adalah untuk menormalkan citra terhadap pengaruh derau, penyekalaan, pergeseran, *stroke-width*, serta menormalkan bentuk dasar huruf yang ada pada citra. Proses selanjutnya ekstraksi ciri bertujuan untuk mengurangi dimensi masukan bagi *PNN* dengan mengekstraksi ciri *DCT* yang ada pada citra. Akhirnya, pemrosesan akhir mengasosiasikan keluaran *PNN* dengan huruf yang sesuai.

3.2. Penapisan Derau

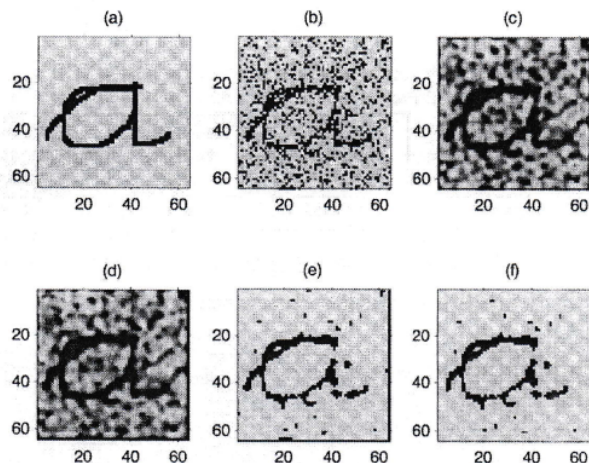
Secara lebih detail, penapisan derau pada Gambar 3 diperlihatkan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Blok diagram penapisan derau

Dari Gambar 4, pertama kali dilakukan penapisan pelewat bawah untuk menyamakan derau yang ada pada citra (lihat contoh Gambar 5(c)). (Sebagaimana terlihat pada Gambar

5(c), selain deraunya menjadi samar, hurufnya juga ikut menjadi samar). Selanjutnya derau yang sudah samar tadi disamarkan lagi dengan penapisan median. Di sini digunakan penapisan median karena walaupun penapisan ini menyamarkan derau, namun kurang menyamarkan huruf (lihat contoh Gambar 5(d)).

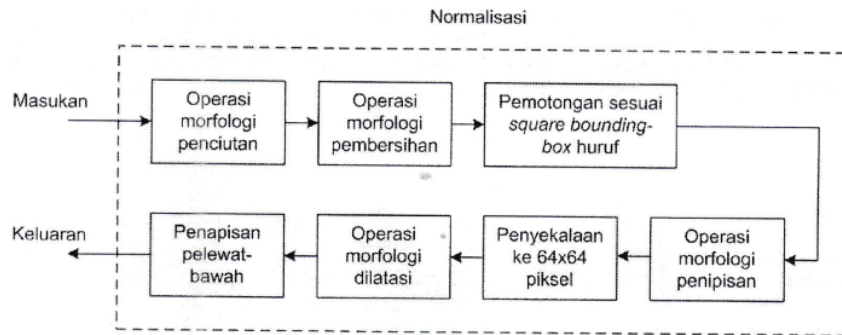


Gambar 5. Contoh proses penapisan derau; (a) citra biner 64x64 piksel; (b) citra dari (a) dengan tingkat derau 20%; (c) ditapis dengan tapis pelewat bawah *FIR* 2D 11x11 dengan frekuensi *cut-off* ternormalisir 0,6; (d) ditapis dengan tapis median 2x2; (e) konversi ke hitam-putih dengan nilai ambang 0,6; (f) penghapusan tepi (*edge*) selebar 4 piksel

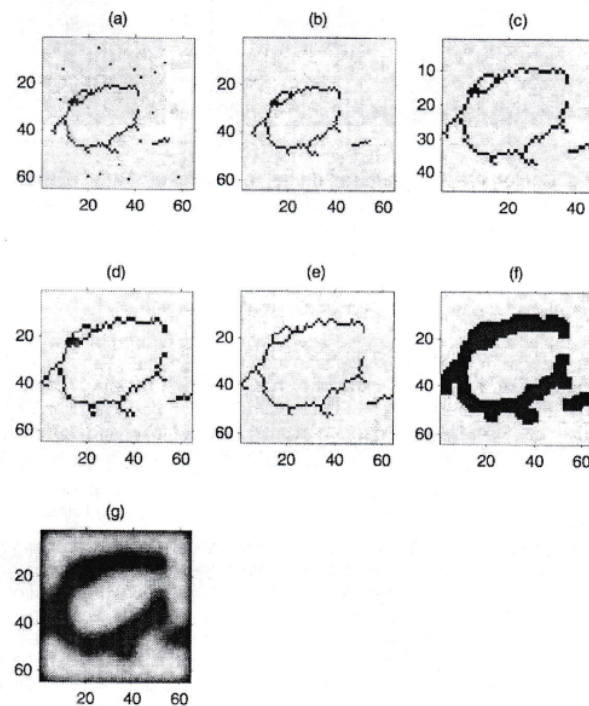
Proses penapisan derau berikutnya adalah konversi ke hitam-putih. Di sini, citra yang sebelumnya samar, dengan format *grayscale*, dikonversi menjadi citra yang tegas, dengan format biner (lihat Gambar 5(e)). Kemudian, citra biner hasil konversi tersebut, dapat diperbaiki lebih lanjut dengan menghapus derau yang ada di tepi citra dengan penghapusan tepi (lihat Gambar 5(f)). Penghapusan tepi dilaksanakan dengan asumsi bahwa biasanya huruf-huruf yang muncul pada citra tidak benar-benar rapat ke tepi, sehingga dengan demikian daerah tepi pada citra dapat dihapus.

3.3. Normalisasi

Proses normalisasi pada Gambar 3 diperlihatkan secara detil pada Gambar 6 di bawah ini. Berdasar Gambar 6, citra hasil pemrosesan sebelumnya (proses penapisan derau), pertama kali diproses dengan operasi morfologi penciutan (*shrinking*), supaya gerombolan-gerombolan derau yang menjadi satu, yang tidak menempel pada huruf dapat diciutkan menjadi titik-titik terisolasi. (Catatan: operasi morfologi penciutan ini mempunyai efek yang lain yaitu ketebalan hurufnya menjadi berkurang, seperti diperlihatkan pada contoh Gambar 7(a)). Setelah gerombolan-gerombolan derau yang tidak menempel pada huruf menjadi titik-titik terisolasi, titik-titik tersebut dapat dihilangkan dengan operasi morfologi pembersihan (*cleaning*) (lihat contoh pada Gambar 7(b)). Pada dasarnya operasi morfologi penciutan dan pembersihan dilakukan untuk menormalkan pengaruh derau.



Gambar 6. Blok diagram normalisasi



Gambar 7. Contoh citra yang mengalami proses normalisasi (kelanjutan dari proses penapisan pada Gambar 5); (a) operasi morfologi penciutan (*shrinking*); (b) operasi morfologi pembersihan (*cleaning*); (c) dipotong sesuai *bounding-box* bujur-sangkarnya; (d) penyeskalaan ke 64x64 piksel; (e) operasi morfologi penipisan (*thinning*); (f) operasi morfologi dilatasi (*dilation*) dengan struktur-elemen bujur-sangkar 5x5; (g) ditapis dengan tapis pelewat bawah FIR 2D 19x19 dengan frekuensi *cut-off* ternormalisir 0,1

Proses normalisasi berikutnya adalah proses pemotongan sesuai *square bounding-box* huruf dan penyekalaan ke 64x64 piksel, untuk menormalkan terhadap pengaruh penyekalaan dan pergeseran (lihat contoh pada Gambar 7(c) dan (d)). Operasi morfologi penipisan (*thinning*) yang dilakukan setelah operasi penyekalaan ke 64x64 piksel dimaksudkan untuk mendapat huruf dengan ketebalan 1 piksel. Ketebalan huruf 1 piksel ini diperlukan untuk lebih menyederagamkan ketebalan huruf setelah operasi morfologi dilatasi (*dilation*) (lihat contoh pada Gambar 7(e) dan (f)).

Ekstraksi ciri DCT pada dasarnya mengekstrak bentuk dasar pola. Oleh karena itu, setelah operasi morfologi dilatasi, dilakukan penapisan pelewat-bawah untuk mendapatkan bentuk dasar huruf yang ada pada citra (lihat Gambar 7(g)).

4. Pengujian dan Analisis

4.1. Parameter-parameter Sistem

Berdasarkan percobaan menggunakan MATLAB 7.0.4 (dengan *trial and error* yang menghasilkan tingkat pengenalan tertinggi pada keadaan tanpa derau dan skala 1), didapatkan parameter-parameter pembentuk sistem yang diperlihatkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Parameter-parameter pembentuk sistem

Pembentuk Sistem		Parameter
Penapisan derau	Penapisan pelewat-bawah	Tapis FIR 2D 11x11 dengan frekuensi <i>cut-off</i> ternormalisir 0,6
	Penapisan median	Tapis median 2x2
Normalisasi	Konversi ke hitam-putih	Nilai ambang 0,6
	Penghapusan tepi	Empat piksel pada tepi citra
	Operasi morfologi penipisan	Operasi morfologi erosi kondisional dengan elemen-struktur bujur-sangkar 3x3 (<i>The Mathworks Inc.</i> , 2005)
	Operasi morfologi pembersihan	Satu piksel terisolasi dibersihkan
	Penyekalaan ke 64x64 piksel	Transformasi <i>affine</i>
	Operasi morfologi penipisan	Algoritma penipisan Zhang-Suen
	Operasi morfologi dilatasi	Elemen-struktur: bujur-sangkar 5x5
Ekstraksi ciri PNN masukan	Penapisan pelewat-bawah	Tapis FIR 2D 19x19 dengan frekuensi <i>cut-off</i> ternormalisir 0,1
	Masukan	Jendela DCT 5x5 piksel
	Keluaran	25 neuron
	<i>Spread</i> fungsi radial basis	26 neuron
	Data pelatihan	0,05
		182 citra biner 64x64 piksel (lihat Lampiran 1) yang (a) berskala 0,75; (b) berskala 0,75 dan terputar -11°; (c) 0,75 dan terputar 11°.
		(Total data pelatihan 182x3 = 546, yang terdiri atas 182 data asli, dan 182x2 = 364 data sintetis)

Catatan:

- Tapis *FIR* 2D dirancang dengan metode penjendelaan (menggunakan jendela Hamming).
- Keluaran ekstraksi ciri diset pada nilai absolutnya.
- Masukan *PNN* dinormalisasi pada rentang nilai antara 0 hingga 1.

4.2. Pengujian sistem

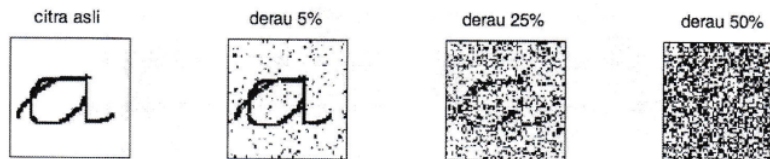
Sistem pengenalan huruf secara keseluruhan diuji dengan parameter-parameter yang diperlihatkan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Parameter-parameter pengujian sistem

Pengujian	Parameter
Data pengujian	78 citra biner 64x64 piksel (lihat Lampiran 2)
Mode pengujian	- Pada skala 1, dengan tingkat derau 0%, 5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%, 45%, dan 50% - Pada tingkat derau 0%, dengan skala 1; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; dan 0,1 - Pada tingkat derau 10%, dengan skala 1; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; dan 0,1 - Pada tingkat derau 20%, dengan skala 1; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; dan 0,1
Hasil pengujian	Hasil pengujian adalah rerata tingkat pengenalan dari 10 kali percobaan untuk setiap mode pengujian

4.3. Pengujian Pengenalan pada Skala 1 dengan Tingkat Derau yang Bervariasi

Contoh huruf berskala 1 dengan tingkat derau 5%, 25%, dan 50% diperlihatkan pada Gambar 8 berikut.

**Gambar 8.** Contoh huruf berskala 1 dengan tingkat derau 5%, 25%, dan 50%

Hasil pengujian pada skala 1 dengan tingkat derau yang bervariasi, diperlihatkan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil pengujian tingkat pengenalan pada skala 1 dengan tingkat derau yang bervariasi

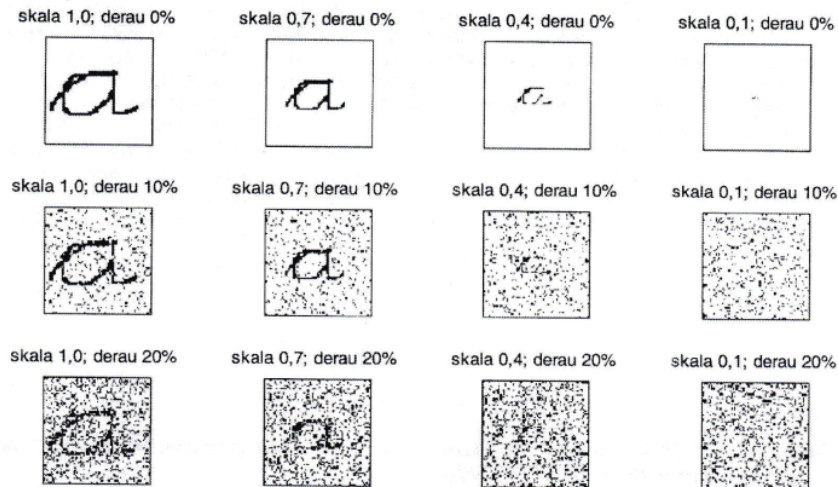
Tingkat derau (%)	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
Tingkat pengenalan (%)	91,0	86,5	86,7	82,8	77,7	69,0	57,6	40,5	21,4	7,4	4,5

Pada Tabel 3 terlihat bahwa pada tingkat derau 0% hingga 20%, sistem pengenalan kurang sensitif terhadap derau, yang diindikasikan dengan turunnya tingkat pengenalan secara kurang signifikan. Hal ini terutama terkait dengan jumlah koefisien ekstraksi ciri pada *DCT* (yang berjumlah $5 \times 5 = 25$). Jumlah koefisien ini, berpengaruh pada kemampuan diskriminatif ekstraksi ciri dan kemampuan generalisasi *PNN*. Jika jumlah koefisien ini terlalu kecil, kemampuan

diskriminatifnya juga akan terlalu kecil (akibat dari tingkat kesamaran hurufnya terlalu besar), sehingga kemampuan generalisasi *PNN* menjadi terlalu besar. Namun, jika jumlah koefisien ini terlalu besar, kemampuan diskriminatifnya juga akan terlalu besar (akibat dari tingkat kesamaran hurufnya terlalu kecil), sehingga kemampuan generalisasi *PNN* menjadi terlalu kecil. Pengaruh dari kemampuan generalisasi *PNN* yang terlalu besar ataupun terlalu kecil ini adalah tingkat pengenalan sistem yang rendah. Dengan kata lain, sejumlah 25 koefisien ekstraksi ciri *DCT* memadai untuk digunakan pada tingkat derau 0 hingga 20%.

4.4. Pengujian Pengenalan pada Tingkat Derau dengan Skala yang Bervariasi

Contoh huruf pada tingkat derau dan skala yang bervariasi diperlihatkan pada Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Contoh huruf dengan tingkat derau dan skala yang bervariasi

Hasil pengujian pada tingkat derau dan skala yang bervariasi, diperlihatkan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Hasil pengujian pada tingkat derau dan skala yang bervariasi

Tingkat derau	Skala									
	1,0	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,4	0,3	0,2	0,1
0%	91,0	84,6	87,2	84,6	70,5	44,9	24,4	5,1	3,8	3,8
10%	86,7	83,6	79,9	73,7	53,5	28,8	12,3	5,5	3,8	3,8
20%	77,7	69,0	62,6	51,8	34,5	19,5	9,1	5,6	3,8	3,7

Pada Tabel 4 terlihat bahwa, sistem pengenalan mempunyai tingkat pengenalan yang memadai hingga tingkat derau dan skala tertentu. Pada keadaan tanpa derau dan skala 1, tingkat pengenalannya mencapai 91%. Sedangkan pada keadaan tanpa derau dan skala 0,8, serta pada tingkat derau 10% dan skala 0,8, tingkat pengenalannya masing-masing mencapai 84,6% dan 79,9%. Ini berarti, sistem pengenalan berbasis ekstraksi ciri *DCT* dengan menggunakan *PNN* ini memadai untuk digunakan pada tingkat derau dan skala tersebut.

Selain hal di atas, pada Tabel 4 juga terlihat bahwa pada tingkat derau 0% dan 10% serta skala 1 hingga 0,7, sistem pengenalan kurang sensitif terhadap derau dan skala. Hal ini terjadi juga pada tingkat derau 20% serta skala 1 hingga 0,8. Kejadian ini terutama terkait dengan normalisasi untuk ekstraksi ciri *DCT* yang operasi dilatasinya menggunakan elemen-struktur

bujur-sangkar 5x5. Elemen struktur ini berpengaruh ketebalan huruf. Jika elemen-strukturnya makin besar akan makin menebalkan huruf (yang berarti makin meningkatkan kejelasan / ketidakcacatan huruf saat operasi penyekalaan yang makin mengecil). Namun, jika hurufnya makin tebal akan mengakibatkan *stroke-overlapping* yang makin besar, yang mengakibatkan hurufnya makin tidak jelas. Dengan kata lain, elemen-struktur bujur-sangkar 5x5 di atas memadai untuk digunakan pada skala 1 hingga 0,7 (untuk tingkat derau 0 dan 10%) dan pada skala 1 hingga 0,8 (untuk tingkat derau 20%).

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hal-hal yang telah disampaikan dalam pengujian dan analisis, dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut.

- a. Sistem pengenalan mempunyai tingkat pengenalan yang memadai hingga tingkat derau dan skala tertentu. Pada keadaan tanpa derau dan skala 1, tingkat pengenalannya mencapai 91%. Sedangkan pada keadaan tanpa derau dan skala 0,7, serta pada tingkat derau 10% dan skala 0,8, tingkat pengenalannya masing-masing mencapai 84,6% dan 79,9%.
- b. Dengan adanya 25 koefisien ekstraksi ciri *DCT*, sistem pengenalan kurang sensitif terhadap derau pada skala 1 (pada tingkat derau 0 hingga 20%). Selain itu pada skala 1 hingga 0,7 (pada tingkat derau 0 dan 10%) serta pada skala 1 hingga 0,8 (pada tingkat derau 20%) sistem pengenalan juga kurang sensitif terhadap derau dan penyekalaan. Berikut ini beberapa saran untuk makin meningkatkan tingkat pengenalan sistem.
- a. Penambahan jumlah pola pelatihan asli akan makin meningkatkan tingkat generalisasi terhadap berbagai bentuk penulisan huruf.
- b. Penambahan jumlah pola pelatihan sintetis akan makin meningkatkan tingkat generalisasi terhadap berbagai mode penulisan huruf (mode penulisan terskala dan atau terputar).

Kepustakaan

- Cano, J. et al. 2002. "Training Set Expansion in Handwritten Character Recognition." *Proceedings of the 9th SSPR / 4th SPR*.
- Gorgevik, D. and D. Cakmakov. 2004. "An Efficient Three-Stage Classifier for Handwritten Digit Recognition." *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*.
- Kanan, R.K. et al. 2005. "A New Character Recognition Method Based On Zernike Moment Invariant and Fractal Descriptors Using RBF Neural Network Classifier." *Proceedings of the First International Conference on Modeling, Simulation, and Applied Optimization*.
- Mori, M. et al. 2000. "Generating New Samples from Handwritten Numerals Based on Point Correspondence." *Proceedings of the 7th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*.
- Mozaffari, S. et al. 2005. "Performance Evaluation of Fractal Feature in Recognition of Postal Codes Using an RBF Neural Network and SVM Classifier." *Proceedings of the International Conference on Machine Vision Application*.
- Sumarno, L. 1998. *Pengenalan Citra Huruf Berderau dengan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Sifat-sifat Statistis*. Tesis S2. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- Specht, D. 1990. "Probabilistic Neural Networks." *Neural Networks*, 3: 109-118.
- The Mathworks Inc. 2005. *Image Processing Toolbox: For Use With MATLAB, Version 5*. Massachusetts: The Mathworks Inc.

Trier, O. D. *et al.* 1996. "Feature Extraction Methods for Character Recognition. A Survey." *Pattern Recognition*, **29**: 641 – 662.

Watanabe, S. 1996. "An Ultrasonic ³ Robot Vision System Based On the Statistical Properties of Neural Networks." In: A.M.S. Zalzal and A.S. Morris (Eds). *Neural Networks for Robotic Control: Theory and Applications*. London: Ellis Horwood.

LINGGO SUMARNO

Lulus S1 (1991) dan S2 (1999) keduanya dari Jurusan Teknik Elektro, Universitas Gadjah Mada. Tahun 1992 - 1994 bekerja di *AT&T Consumer Products Indonesia* (Batam) dan tahun 1994 - 1995 bekerja di *TVM Indonesia Corporation* (Tangerang). Sejak 1 Agustus 1995, menjadi dosen di Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sanata Dharma.

Lampiran 1. Citra pelatihan (182 citra) dari penulis tunggal





Lampiran 2. Citra pengujian (78 citra) dari penulis tunggal



berderau_Pengenalan Huruf Tulisan Tangan Berderau dan Terskala Berbasis Ekstraksi Ciri DCT Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Probabilistik

ORIGINALITY REPORT

3%

SIMILARITY INDEX

3%

INTERNET SOURCES

1%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

repository.usd.ac.id

Internet Source

2%

2

polymer.aut.ac.ir

Internet Source

<1%

3

core.ac.uk

Internet Source

<1%

4

Enric Sesa-Nogueras, Marcos Faundez-Zanuy.
"Writer recognition enhancement by means of
synthetically generated handwritten text",
Engineering Applications of Artificial
Intelligence, 2013

Publication

<1%

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches

< 5 words