

**ANALISIS DAN PERANCANGAN PENGENALAN POLA HURUF JEPANG (HIRAGANA)
MENGUNAKAN METODE SELF ORGANIZING-MAP
ANALYSIS AND DESIGN OF JAPANESE CHARACTERS (HIRAGANA) PATTERN IDENTIFICATION
USING SELF-ORGANIZING MAP METHOD**

Arif Setiawan¹, Ratri Dwi Atmaja, ST.,M.T.², Suci Aulia, S.T., M.T.³

^{1,2} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³ Prodi D3 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Ilmu Terapan, Universitas Telkom

¹ariffsetiawan52@gmail.com, ²ratriidwiatmaja@tess.telkomuniversitv.ac.id, ³sucia@tass.telkomuniversitv.ac.id

Abstrak

Pada tugas akhir sebelumnya telah dibahas pola pengenalan huruf jepang dengan metode Learning Vector Quantization(LVQ) dengan tingkat akurasi 43.913%. Dengan menggunakan metode tersebut pola dapat dikenali namun tingkat akurasi masih bisa di tingkatkan

Dari penelitian sebelumnya maka pada tugas akhir ini dirancang sebuah pengenalan pola huruf jepang menggunakan metode jaringan syaraf tiruan self organizing map untuk melihat hasil perbandingan antara metode sebelumnya yang digunakan. Pada Tugas akhir ini masukan yang digunakan berupa karakter huruf jepang yang di tulis oleh responden yang ahli dalam penulisan karakter huruf jepang dan di ambil menggunakan kamera lalu di proses menggunakan matlab dengan menggunakan metode klasifikasi jaringan syaraf tiruan. Untuk proses pengujiannya yaitu dengan menggunakan data uji oleh responden yang mengerti atau baru belajar penulisan karakter huruf jepang

Hasil dari pengujian dan analisis diperoleh hasil bahwa ekstraksi ciri berpengaruh besar dalam menentukan hasil akurasi dibandingkan dengan parameter pada jaringan syaraf tiruan. Pada pengujian ekstraksi ciri segmentasi memiliki tingkat akurasi terbaik sebesar 91.3034 % dibandingkan dengan ekstraksi ciri dct dengan akurasi terbaik sebesar 67.3913 % .Untuk pengujian sistem ditambahkan noise untuk melihat tingkat akurasinya.

Kata kunci: Huruf Jepang, Thresholding, Jaringan Syaraf Tiruan(JST).

Abstract

In the previous research has been discussed about Japanese character pattern identification use Learning Vector Quantization method with the level accuracy is 43.913 %. With that method pattern can be recognized but the level accuracy can be improved

Based on the previous research ,on this final assignment is designed a Japanese character pattern identification using self-organizing map artificial neural network method which method that use to see a comparison between the previous method. On this final assignment the input is Japanese pattern written by respondents who are experts in writing Japanese pattern then the pattern captured by camera and process in matlab. For the testing using data from respondents who are understand or just learning writing Japanese pattern.

Result from the testing and analysis are obtained that feature extraction have big impact in determine the level of accuracy compared with parameters on artificial neural network. In this testing segmentation feature extraction have the best accuracy rate of 91.3034 % compared with DCT feature extraction have the best accuracy rate of 67.3913 %. To test the system added noise to see the level of accuracy

Keywords: Japan Pattern, Thresholding, Artificial Neural Network.

1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi dan informasi semakin pesat sehingga membuat semua hal menjadi mudah. Pertukaran informasi dan kemudahan mengakses informasi menjadi salah satu keuntungan dari kemajuan teknologi. Seperti halnya informasi dan teknologi pengenalan pola merupakan suatu ilmu pengetahuan yang saat ini masih berkembang. Sistem pengenalan pola sangat membantu dalam kehidupan sehari hari seperti system pengenalan huruf untuk pendidikan, pengenalan pola wajah untuk keamanan serta pengenalan pola tekstur daging. Sistem pengenalan pola juga dapat digunakan sebagai pembangun dari sistem lain dimana pengenalan pola tersebut digunakan. Pengenalan pola huruf ataupun tulisan adalah pengenalan pola yang umum dikenal dan mengalami perkembangan pesat sehingga bermunculan banyak teori, algoritma ataupun metode baru yang dapat digunakan

Bahasa jepang merupakan salah satu bahasa terpenting di dunia. Untuk mempelajari bahas jepang hal yang pertama dilakukan adalah mempelajari cara menulis huruf jepang, setelah itu mengerti cara membaca dari tulisan tersebut menjadi huruf latin.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang pengenalan pola karakter huruf jepang menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ) dengan hasil akurasi data uji sebesar 43.913 % dengan menggunakan 10 data latih dan 5 data uji[6] hasil akurasi yang kurang baik ini disebabkan tingkat kemiripan yang cukup tinggi antara huruf sehingga sangat sulit bagi *classifier* untuk mengenali huruf tersebut yang menyebabkan penggunaan ekstraksi ciri ICA kurang cocok. Serta penelitian lainnya dengan menggunakan metode LVQ namun menggunakan hasil cetak dengan akurasi sebesar 92.1739% [15] . Maka dalam tugas akhir ini dirancang sebuah pengenalan pola huruf jepang hiragana yang dapat mendeteksi atau mengenali huruf jepang menggunakan matlab dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan SOM yang memiliki keahlian dalam mengelompokkan *input* sesuai

dengan cirinya serta pemilihan ekstraksi ciri yang tepat seperti ekstraksi ciri segmentasi dan DCT untuk membuat suatu input dapat menghasilkan ciri yang berbeda.

2. Huruf Jepang

Bahasa Jepang memiliki aturan gramatikal, cara baca dan cara menulis huruf bahasa Jepang. Bahasa Jepang memiliki 3 (tiga) huruf, yaitu huruf hiragana, huruf katakana, huruf kanji. Huruf Hiragana dan huruf . Huruf hiragana adalah huruf dasar untuk belajar bahasa Jepang, Untuk menuliskan kata-kata asli bahasa Jepang (bukan serapan) dan masih banyak lagi.

3. Citra Digital

Citra (*image*) adalah gambar pada bidang dua dimensi. Ditinjau dari sudut pandang matematis, citra merupakan fungsi menerus (*continue*) dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari sebuah objek. Sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian dari berkas cahaya tersebut dan pantulan cahaya ditangkap oleh alat-alat optik, misal mata manusia, kamera, scanner (pemindai), sensor satelit, dan sebagainya sampai bayangan objek yang disebut citra tersebut direkam.

4. Metode Tresholding

Thresholding adalah teknik yang sederhana tapi efektif untuk segmentasi citra. Proses Thresholding sering disebut dengan proses binerisasi. Dalam proses ini dibutuhkan suatu nilai batas yang disebut nilai threshold. Nilai intensitas citra yang lebih dari atau sama dengan nilai threshold akan diubah menjadi putih (1) sedangkan nilai intensitas citra yang kurang dari nilai threshold akan diubah menjadi hitam (0). Sehingga keluaran dari hasil thresholding adalah berupa citra biner.

5. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan cara yang digunakan untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra. Untuk pengambilan ciri dari sebuah image, diperlukan pengolahan awal terlebih dahulu yaitu pemotongan citra. Proses ini membuang bagian yang tidak penting dan tidak dibutuhkan yang terdapat pada citra.

a. Segmentasi

Merupakan salah satu ekstraksi ciri yang dapat digunakan untuk mendapatkan ciri dengan membuat segmen pada citra . Segmen yang dibuat dapat disesuaikan dengan citra input. Dengan membagi citra dengan beberapa segmen dapat mencirikan citra sehingga citra dapat dicirikan untuk diproses menggunakan jaringan syaraf tiruan. *Scheduling and resource allocation*

b. Discrete Cosine Transform[3]

Discrete Cosine Transform (DCT) biasa digunakan untuk mengubah sebuah sinyal menjadi komponen frekuensi dasarnya. DCT mempunyai dua sifat utama untuk kompresi citra dan video yaitu mengkonsentrasikan energi citra ke dalam sejumlah kecil koefisien (energy compaction) dan meminimalkan saling ketergantungan diantara koefisien-koefisien (decorrelation).

6. Jaringan Syaraf Tiruan[2]

Jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi JST merupakan suatu sistem yang memiliki pengetahuan dalam menganalisa suatu masalah dan melakukan pekerjaan-pekerjaan klasifikasi pola, pemodelan sistem dan memori asosiasi. Klasifikasi pola digunakan untuk menganalisis pola-pola masukan dengan cara mencari kemiripan dari pola masukan. Cara berlangsungnya pembelajaran atau pelatihan JST dikelompokkan menjadi 3, yaitu

a. Supervised Learning (Pembelajaran Terawasi)

Pada metode ini, setiap pola yang diberikan ke dalam JST telah diketahui outputnya. Contoh algoritma JST yang menggunakan metode ini adalah: Hebbian, Perceptron, ADELIN, Boltzman, Hopfield, *Backpropagation*.

b. Unsupervised Learning (Pembelajaran tak Terawasi)

Metode ini tidak memerlukan target output. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan hasil seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu, tergantung pada nilai input yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu. Pembelajaran ini biasanya sangat cocok untuk klasifikasi pola. Contoh algoritma JST yang menggunakan metode ini adalah: Competitive, Kohonen, LVQ (*Learning Vector Quantization*), Neocognitron.

c. Hybrid Learning (Pembelajaran Hibrida)

Merupakan kombinasi dari metode pembelajaran *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Sebagian dari bobot-bobotnya ditentukan melalui pembelajaran terawasi dan sebagian lainnya melalui pembelajaran tak terawasi.

7. Self-Organizing Map (SOM)[2]

JST SOM yang dikembangkan oleh Prof. Teuvo Kohonen (Finland) ini adalah Jenis jaringan syaraf tiruan yang dilatih dengan menggunakan *unsupervised learning* untuk menghasilkan dimensi (biasanya dua-dimensi). SOM

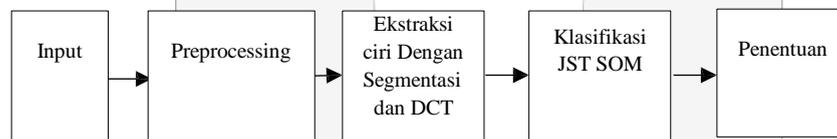
beroperasi dalam dua mode: pelatihan dan pemetaan. Pelatihan membangun peta dengan menggunakan contoh input. Pemetaan secara otomatis mengklasifikasikan vektor masukan baru. SOM ini merupakan proses klarifikasi yang mampu mempertahankan kemiripan pola masukan agar tidak berubah sapa pada keluaran proses. Topologi mempertahankan kemiripan pola inilah yang berguna bagi proses pengklarifikasian data, terutama yang jumlahnya besar. Jaringan ini tersusun dari dua buah komponen, yaitu data dan bobot. Jaringan ini juga tersusun dari dua buah *layer*, masing-masing lapisan *input* dan lapisan *output*, dimana pada setiap neuron dalam lapisan input dan lapisan output saling terhubung. Setiap neuron dalam lapisan output merepresentasikan kelas (*cluster*) dari input yang diberikan. . Dalam JST SOM terdapat tiga topologi, yaitu: hextop, gridtop, dan randtop.

8. Derau (noise) [4]

Derau (Noise) adalah gambar atau piksel yang mengganggu kualitas citra. Derau dapat disebabkan oleh gangguan fisis(optik) pada alat akuisisi maupun secara disengaja akibat proses pengolahan yang tidak sesuai. Contohnya adalah bintik hitam atau putih yang muncul secara acak yang tidak diinginkan di dalam citra. bintik acak ini disebut dengan derau salt & pepper. Ada tiga jenis noise yang sering digunakan dalam pengolahan citra yaitu gaussian noise, localvar noise, dan salt and pepper noise.

9. Blok Sistem Pengenal Pola Huruf Jepang

Secara umum, pemodelan sistem pengenalan pola huruf jepang (hiragana) pada penelitian ini terbagi menjadi kedalam beberapa tahapan seperti pada Gambar 3.1. Sistem yang dibuat dalam penelitian ini terdiri dari 2 proses, yaitu proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* merupakan proses pembentukan *database* yang menyimpan nilai ciri dari tiap citra yang dijadikan sebagai referensi bagi citra uji nantinya. Proses *testing* merupakan proses percobaan *database* yang telah dibuat pada proses sebelumnya. Berikut adalah blok diagram sistem.



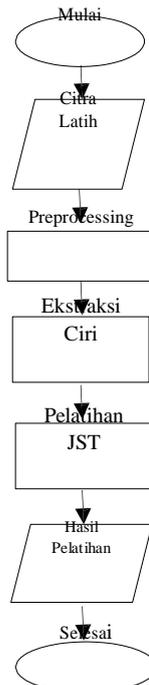
Gambar 1 Blok Diagram Sistem Pengenal Pola Huruf Jepang

10. Proses Akuisisi Citra Huruf Jepang

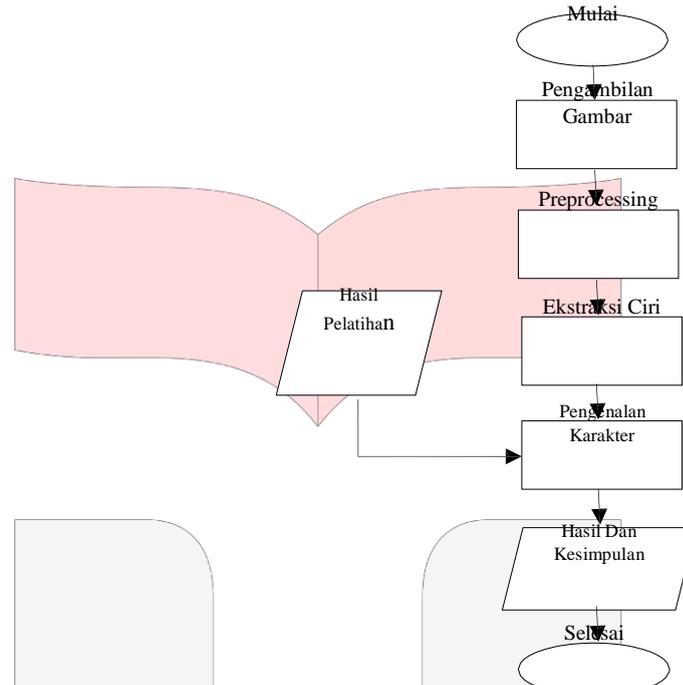


Gambar 2 Diagram Alir Proses Akuisisi Citra

11. Proses Pengenalan Pola Huruf Jepang



Gambar 3 Diagram Alir Proses Pelatihan



Gambar 4 Diagram Alir Proses Pengujian

Proses pelatihan yang dilakukan menggunakan 46 data yang dilatih menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan Self-Organizing Map. Data tersebut berupa huruf dalam bahasa Jepang. Citra yang dilatih telah terlebih dahulu melalui proses preprocessing, segmentasi, normalisasi citra (90x60 piksel), dan ekstraksi ciri. Proses pelatihan pada jaringan syaraf tiruan melibatkan beberapa parameter yang mempengaruhi hasil klasifikasi dalam proses pembelajaran. Proses pengujian yang dilakukan menggunakan 46 data yang berbeda dengan data latih. Data tersebut berupa huruf dalam bahasa Jepang. Citra yang diuji telah terlebih dahulu melalui proses preprocessing, segmentasi, normalisasi citra (90x60 piksel), dan ekstraksi ciri

11.1. Input

Proses input pertama kali dilakukan sebagai proses masukan citra hasil dari pengambilan gambar tulisan tangan yang nanti akan dilakukan pengenalan huruf. File masukan berupa *.jpg.

11.2. Pre-Processing

Preprocessing merupakan suatu proses untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak diperlukan pada gambar masukan untuk proses selanjutnya. Pada tahap ini, citra input akan diubah komposisi warnanya dari citra RGB ke citra *grayscale*. Dalam sistem ini, segmentasi yang dilakukan adalah segmentasi huruf. Masukan yang berupa huruf akan tersegmentasi menjadi citra biner menggunakan metode *thresholding*. *Thresholding* teknik yang sederhana tapi efektif untuk segmentasi citra. Proses *Thresholding* sering disebut dengan proses binerisasi. Setelah dilakukan proses binerisasi lalu citra dilakukan pemotongan agar citra yang akan diproses merupakan bagian yang penting saja. Pada proses segmentasi, terjadi pemotongan citra. Segmentasi citra menghasilkan ukuran citra suku kata yang berbeda-beda. Ukuran citra suku kata yang dihasilkan, diperbesar atau diperkecil sehingga menjadi citra yang memiliki ukuran 90x70 piksel, sesuai dengan ukuran pada citra latih.

11.3. Ekstraksi Ciri Citra

Proses ekstraksi ciri merupakan proses yang dilakukan untuk mendapatkan fitur atau ciri dari gambar yang nantinya akan dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan SOM. Setelah citra di normalisasi ke ukuran yang telah di tentukan, maka selanjutnya akan dilakukan pencirian. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri dalam system ini adalah segmentasi dan DCT .

11.4. Pengklasifikasian Menggunakan JST SOM

Masukan JST SOM adalah matriks ciri dari masing-masing karakter atau suku kata. *JST Self-Organizing Map* merupakan salah satu model JST yang menggunakan metode *unsupervised learning*. Secara umum, proses yang dilakukan dalam pengklasifikasian menggunakan JST SOM ada dua, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Pada proses pelatihan dan pengujian, dilakukan pengubahan parameter-parameter yang ada dalam SOM untuk mendapatkan hasil pengenalan huruf yang paling baik. Parameter yang diubah adalah:

1. Topologi jaringan, yaitu bentuk jaringan neuron yang digunakan. Dalam hal ini digunakan topologi *hextop*, *randtop* dan *gridtop*.
 2. Jumlah epoch, yaitu parameter yang di gunakan untuk mengatur pengelompokan
 3. Ukuran topologi, yaitu topologi layar yang berpengaruh pada jumlah pengelompokan yang di inginkan
- Pada proses pelatihan, algoritma SOM melatih data huruf yang terdiri dari 46 huruf Jepang . Masukan dalam proses pelatihan adalah matriks yang berasal dari ekstraksi ciri. Setelah ditentukan parameter untuk JST maka dilakukan proses pelatihan. Output dari proses pelatihan menjadi salah satu input yang dibutuhkan dalam proses pengujian. Proses pengujian dilakukan untuk mengidentifikasi masukan yang dilakukan oleh user. Data yang diujikan berbeda dari data yang dilatihkan, data uji yang digunakan terdiri dari 3 tulisan tangan yang berbeda. Pengujian dilakukan untuk setiap parameter yang berbeda.

12. Analisis Performansi Sistem

Parameter yang digunakan dalam menentukan keakuratan sistem dengan menguji pengaruh jenis topologi, jumlah epoch dan ukuran matrik pada JST SOM yang digunakan. Akurasi sistem dihitung dengan membandingkan jumlah data yang diidentifikasi dengan benar dengan jumlah data uji total yang digunakan. Berikut adalah persamaan dalam menentukan keakuratan sistem.

13. Pengaruh Ekstraksi Ciri Segmentasi Terhadap Proses Training

13.1. Pengujian Segmentasi 5x5 Terhadap Parameter Topologi Jaringan Pada Pengenalan Pola Huruf

Ada tiga jenis topologi yang digunakan dalam sistem ini, yaitu *hextop*, *randtop* dan *gridtop*. Pelatihan dilakukan dengan jumlah epoch 300. Hasil pengujian dapat dilihat dalam tabel berikut:

Tabel 1 Pengaruh Topologi Pada Segmentasi 5x5

Topologi	Epochs	Distance	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
Hextop	300	Linkdist	76.087	58.6957	84.7826
Randtop	300		78.2609	56.5217	84.7826
Gridtop	300		80.4348	52.1739	82.6087
Hextop	300	Mandist	82.6087	58.6957	82.6087
Randtop	300		78.2609	58.6957	84.7826
Gridtop	300		76.087	58.6957	80.4348
Hextop	300	Dist	71.7391	56.5217	80.4348
Randtop	300		82.6087	58.6957	86.9565
Gridtop	300		78.2609	58.6957	84.7826
Hextop	300	Boxdist	78.2609	58.6957	86.9565
Randtop	300		80.4348	58.6957	86.9565
Gridtop	300		73.913	56.5217	86.9565

Pada pengujian topologi jaringan, tingkat akurasi rata-rata yang paling baik diperoleh pada tulis 3 saat jaringan menggunakan topologi *gridtop* dikarenakan pada topologi ini neuron target diletakan dalam 2 dimensi sehingga pada kondisi ini topologi *gridtop* yang memiliki kemiripan yang paling mendekati dengan output, yaitu sebesar 85,86955%. Tetapi, akurasi tertinggi dicapai saat dengan fungsi jarak *boxdist* dikarenakan jarak ini memiliki nilai yang paling kecil sehingga meminimalisir kesalahan klasifikasi, yaitu sebesar 86.9565%. Data masukan merupakan tulisan yang berbeda dengan diberi label tulis 1,2 dan 3.

13.2. Pengujian Segmentasi 6x6 Terhadap Parameter Topologi Jaringan Pada Pengenalan Pola Huruf

Ada tiga jenis topologi yang digunakan dalam sistem ini, yaitu *hextop*, *randtop* dan *gridtop*. Pelatihan dilakukan dengan jumlah epoch 300. Hasil pengujian dapat dilihat dalam tabel berikut.

Tabel 2 Pengaruh Topologi Pada Segmentasi 6x6

Topologi	Epochs	Distance	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
Hextop	300	Linkdist	78.2609	60.8696	84.7826
Randtop	300		78.2609	63.0435	82.6087
Gridtop	300		76.087	63.0435	82.6087
Hextop	300	Mandist	76.087	63.0435	84.7826
Randtop	300		82.6087	67.3913	91.3043
Gridtop	300		78.2609	63.0435	84.7826
Hextop	300	Dist	78.2609	54.3478	84.7826
Randtop	300		76.087	58.6957	82.6087
Gridtop	300		82.6087	60.8696	84.7826
Hextop	300	Boxdist	78.2609	56.5217	84.7826
Randtop	300		78.2609	63.0435	82.6087
Gridtop	300		76.087	58.6957	84.7826

Pada pengujian topologi jaringan, tingkat akurasi rata-rata yang paling baik diperoleh pada tulis 3 saat jaringan menggunakan topologi *hextop* dan *randtop*, yaitu sebesar 84,7826 %. Tetapi, akurasi tertinggi dicapai saat menggunakan topologi *randtop* dengan fungsi jarak *mandist*, yaitu sebesar 91.3043 %. Masih terdapat kesalahan pengenalan pola pada masing-masing topologi dan fungsi jarak. Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter topologi JST SOM yang menggunakan 36 ciri dari segmentasi 6x6 sudah mencapai hasil yang baik dengan tingkat akurasi rata rata tertinggi 84,7826 %.

13.3. Pengujian Segmentasi 7x7 Terhadap Parameter Topologi Jaringan Pada Pengenalan Pola Huruf

Ada tiga jenis topologi yang digunakan dalam sistem ini, yaitu *hextop*, *randtop* dan *gridtop*. Pelatihan dilakukan dengan jumlah epoch 300. Hasil pengujian dapat dilihat dalam tabel berikut:

Tabel 3 Pengaruh Topologi Pada Segmentasi 7x7

Topologi	Epochs	Distance	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
Hextop	300	Linkdist	73.913	52.1739	80.4348
Randtop	300		73.913	56.5217	84.7826
Gridtop	300		73.913	56.5217	82.6087
Hextop	300	Mandist	78.2609	56.5217	86.9565
Randtop	300		86.9565	63.0435	89.1304
Gridtop	300		78.2609	58.6957	82.6087
Hextop	300	Dist	76.087	60.8696	82.6087
Randtop	300		78.2609	60.8696	89.1304
Gridtop	300		78.2609	54.3478	80.4348
Hextop	300	Boxdist	76.087	58.6957	80.4348
Randtop	300		82.6087	60.8696	89.1304
Gridtop	300		76.087	54.3478	84.7826

Pada pengujian topologi jaringan, tingkat akurasi rata-rata yang paling baik diperoleh pada tulis 3 saat jaringan menggunakan topologi *randtop*, yaitu sebesar 88,7826%. Tetapi, akurasi tertinggi pada tulis 3 dicapai saat menggunakan topologi *randtop* dengan fungsi jarak *mandist*, *dist*, *boxdist* yaitu sebesar 89.1304%. Masih terdapat kesalahan pengenalan pola pada masing-masing topologi dan fungsi jarak. Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter topologi JST SOM yang menggunakan 49 ciri dari segmentasi 7x7 sudah mencapai hasil yang baik dengan tingkat akurasi rata rata tertinggi 88,7826%.

14. Pengaruh Ekstraksi Ciri Segmentasi Terhadap Parameter Fungsi Distance

14.1. Pengujian Segmentasi 5x5 Terhadap Parameter Fungsi Jenis Distance

Hasil pengujian segmentasi 5x5 berdasarkan parameter fungsi jenis *distance* adalah sebagai berikut

Tabel 4 Pengaruh Fungsi Jenis Distance Pada Segmentasi 5x5

Distance	Epochs	Topologi	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
linkdist	300	Hextop	69.5652	54.3478	84.7826
mandist	300		78.2609	56.5217	84.7826
dist	300		78.2609	60.8696	86.9565
boxdist	300		78.2609	58.6957	86.9565
linkdist	300	Randtop	80.4348	56.5217	84.7826
mandist	300		84.7826	60.8696	86.9565
dist	300		80.4348	58.6957	86.9565
boxdist	300		78.2609	58.6957	82.6087
linkdist	300	Gridtop	76.087	60.8696	86.9565
mandist	300		76.087	58.6957	84.7826
dist	300		73.913	58.6957	86.9565
boxdist	300		80.4348	65.2174	84.7826

Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter fungsi jenis *distance* JST SOM yang menggunakan ciri segmentasi sudah mencapai hasil yang baik dengan tingkat akurasi rata-rata tertinggi mencapai 86%.

14.2. Pengujian Segmentasi 6x6 Terhadap Parameter Fungsi Jenis Distance Pada Pengenalan Pola Huruf

Tabel 5 Pengaruh Fungsi Jenis Distance Pada Segmentasi 6x6

Distance	Epochs	Topologi	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
linkdist	300	Hextop	76.087	63.0435	86.9565
mandist	300		76.087	67.3913	86.9565
dist	300		76.087	60.8696	86.9565
boxdist	300		78.2609	63.0435	84.7826
linkdist	300	Randtop	76.087	63.0435	84.7826
mandist	300		84.7826	71.7391	86.9565
dist	300		76.087	60.8696	84.7826
boxdist	300		78.2609	60.8696	84.7826
linkdist	300	Gridtop	78.2609	65.2174	84.7826
mandist	300		80.4348	60.8696	84.7826
dist	300		80.4348	63.0435	84.7826
boxdist	300		78.2609	65.2174	86.9565

Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter fungsi jenis *distance* JST SOM yang menggunakan ciri segmentasi sudah mencapai hasil yang baik dengan tingkat akurasi rata-rata tertinggi mencapai 87%.

14.3. Pengujian Segmentasi 7x7 Terhadap Parameter Fungsi Jenis Distance Pada Pengenalan Pola Huruf

Tabel 6 Pengaruh Fungsi Jenis Distance Pada Segmentasi 7x7

Distance	Epochs	Topologi	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
linkdist	300	Hextop	76.087	60.8696	82.6087
mandist	300		73.913	58.6957	76.087
dist	300		78.2609	58.6957	84.7826
boxdist	300		71.7391	60.8696	86.9565
linkdist	300	Randtop	73.913	60.8696	84.7826
mandist	300		76.087	65.2174	82.6087
dist	300		78.2609	63.0435	82.6087
boxdist	300		73.913	60.8696	82.6087
linkdist	300	Gridtop	73.913	58.6957	84.7826
mandist	300		67.3913	56.5217	82.6087
dist	300		73.913	58.6957	84.7826
boxdist	300		67.3913	58.6957	82.6087

Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter fungsi jenis *distance* JST SOM yang menggunakan ciri segmentasi sudah mencapai hasil yang baik dengan tingkat akurasi rata-rata tertinggi mencapai 84%.

15. Pengujian DCT Terhadap Parameter Topologi Jaringan Pada Pengenalan Pola Huruf

Pada pengujian kali ini ekstraksi ciri yang digunakan adalah dct. Berikut merupakan hasil dari pengujian

Tabel 7 Pengaruh Topologi Pada DCT

Topologi	Epochs	Distance	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
Hextop	300	Linkdist	47.8261	13.0435	58.6957
Randtop	300		45.6522	15.2174	60.8696
Gridtop	300		45.6522	15.2174	63.0435
Hextop	300		47.8261	23.913	63.0435
Randtop	300	Mandist	52.1739	28.2609	67.3913
Gridtop	300		47.8261	19.5652	58.6957
Hextop	300	Dist	50	19.5652	56.5217
Randtop	300		45.6522	19.5652	60.8696
Gridtop	300		47.8261	15.2174	58.6957
Hextop	300		47.8261	17.3913	56.5217
Randtop	300	Boxdist	47.8261	26.087	63.0435
Gridtop	300		50	15.2174	63.0435

Rata Rata terbaik diperoleh pada tulis 3 saat jaringan menggunakan topologi *randtop*, yaitu sebesar 63,0435%. Masih terdapat kesalahan pengenalan pola pada masing-masing topologi dan fungsi jarak. Secara keseluruhan, pengujian terhadap parameter topologi JST SOM yang menggunakan 32 ciri dari DCT mencapai tingkat akurasi rata rata tertinggi 67.3913%.

16. Pengujian DCT Terhadap Parameter Fungsi Jenis Distance Pada Pengenalan Pola Huruf

Tabel 8 Pengaruh Fungsi Jenis Distance Pada DCT

Distance	Epochs	Topologi	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
linkdist	300	Hextop	50	15.2174	63.0435
mandist	300		45.6522	21.7391	60.8696
dist	300		43.4783	19.5652	54.3478
boxdist	300		43.4783	17.3913	56.5217
linkdist	300	Randtop	45.6522	15.2174	60.8696
mandist	300		50	30.4348	65.2174
dist	300		45.6522	19.5652	63.0435
boxdist	300		50	21.7391	63.0435
linkdist	300	Gridtop	50	19.5652	60.8696
mandist	300		47.8261	17.3913	60.8696
dist	300		45.6522	23.913	58.6957
boxdist	300		45.6522	15.2174	56.5217

17. Pengaruh Noise Pada Ekstraksi Ciri

Pada pengujian kali ini dilihat pengaruh noise terhadap ekstraksi ciri dengan menggunakan parameter topologi dan distance sebagai pengujianya. Berikut tabel pengujianya

Tabel 9 Pengujian Topologi Pada Pengaruh Noise

Topologi	Epochs	Distance	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
Hextop	300	Linkdist	76.087	60.8696	84.7826
Randtop	300		73.913	60.8696	86.9565
Gridtop	300		76.087	60.8696	84.7826
Hextop	300	Mandist	71.7391	60.8696	82.6087
Randtop	300		71.7391	60.8696	86.9565
Gridtop	300		78.2609	60.8696	84.7826
Hextop	300	Dist	71.7391	63.0435	86.9565
Randtop	300		71.7391	65.2175	86.9565
Gridtop	300		73.913	58.6957	86.9565
Hextop	300	Boxdist	73.913	58.6957	86.9565
Randtop	300		80.4348	58.6957	84.7826
Gridtop	300		76.087	58.6957	84.7826

Tabel 10 Pengujian Distance Pada Pengaruh Noise

Distance	Epochs	Topologi	Akurasi Tulis 1	Akurasi Tulis 2	Akurasi Tulis 3
linkdist	300	Hextop	76.087	58.6957	82.6087
mandist	300		78.2609	60.8696	82.6087
dist	300		78.2609	60.8696	78.2609
boxdist	300	Randtop	80.4348	65.2174	84.7826
linkdist	300		73.913	58.6957	82.6087
mandist	300		84.7826	69.5652	86.9565
dist	300	Gridtop	73.913	58.6957	80.4348
boxdist	300		76.087	63.0435	84.7826
linkdist	300		82.6087	58.6957	82.6087
mandist	300	Gridtop	76.087	58.6957	84.7826
dist	300		73.913	58.6957	84.7826
boxdist	300		73.913	63.0435	82.6087

Dapat dilihat tingkat akurasi pada kedua pengujian tidak jauh berbeda dengan pengujian tanpa noise pada ekstraksi ciri segmentasi dikarenakan pada system terdapat proses penghilang noise untuk menjaga akurasi.

18. Kesimpulan

1. Metode ekstraksi ciri *Segmentasi* dan metode klasifikasi Jaringan Syaraf Tiruan *Self-Organizing Map* (SOM) dapat digunakan untuk mengenal pola citra huruf Jepang dengan akurasi sebesar 91.3043 % pada segmentasi 6x6 dan menggunakan topologi *randtop* dengan jarak *mandist* pada pengenalan huruf. Metode ekstraksi ciri *Discrete Cosine Transform*(DCT) dan metode klasifikasi Jaringan Syaraf Tiruan *Self-Organizing Map* (SOM) dapat digunakan untuk mengenal pola citra huruf Jepang dengan akurasi sebesar 67.3913 % menggunakan topologi *randtop* dengan jarak *mandist* pada pengenalan huruf.
2. Metode ekstraksi ciri sangat berpengaruh pada tingkat akurasi yang dihasilkan dengan selisih rata rata sebesar 32 %
3. Parameter JST SOM seperti jenis topologi dan jenis distance berpengaruh pada tingkat akurasi dengan selisih rata rata sebesar 6 %
4. Pada pengenalan pola huruf jepang ini metode ekstraksi ciri Segmentasi lebih baik dibandingkan dengan ekstraksi ciri DCT.
5. Pengujian sistem dengan menambahkan noise tidak berpengaruh banyak pada sistem , terbukti sistem memiliki akurasi yang tidak jauh berbeda.
6. Waktu komputasi yang dihasilkan dengan menggunakan ekstraksi ciri DCT lebih cepat dibandingkan segmentasi sebesar 10.598 second pada data latih dan 9.172 second pada data uji. Sedangkan pada ekstraksi ciri segmentasi memiliki waktu komputasi sebesar 10.608 second pada data latih dan 13.21 second pada data uji.

19. Saran

1. Penggunaan ekstraksi ciri lain yang bisa meningkatkan akurasi sistem pada Tugas Akhir ini
2. Penambahan data latih yang lebih banyak sehingga dapat digunakan untuk mengenali berbagai macam tulisan.
3. Dicoba untuk per kalimat.
4. Diimplementasikan dengan jenis pemrograman yang lain.

20. Daftar Pustaka

- [1] L. Álvarez Menéndez, F. J. de Cos Juez, F. Sánchez Lasheras, and J. A. Álvarez Riesgo, "Artificial Neural Networks Applied to Cancer Detection in A Breast Screening Programme," *Math. Comput. Model.*, vol. 52, no. 7, pp. 983–991, 2010.
- [2] G. Budiman, N. A. Putri, and Y. S. Hariyani, "Analisis dan Implementasi Identifikasi Kepribadian Melalui Tulisan Tangan Pada Sistem Operasi Android Berdasarkan Pengolahan Citra," pp. 1–8, 2014.
- [3] Daniel Graupe, *Principles of Artificial Neural Network 2nd Edition*. .
- [4] M. L. Dewi, T. Agung, and Adiwijaya, "Pengenalan Pola Huruf Jepang (Kana) Menggunakan Direction Feature Extraction dan Jaringan Syaraf Tiruan," pp. 1–4.
- [5] F. Fauziah, *Sistem Penerjemah Huruf Korea Ke Huruf Latin Dan Bahasa Indonesia Berbasis Pengolahan Citra Dan Jaringan Syaraf Tiruan Self-Organizing Map (SOM)*. 2012.
- [6] Humaira and Rasyidah, "Analisis Pengaruh Noise Terhadap Deteksi Wajah Manusia Pada Citra Berwarna Menggunakan Fuzzy." .
- [7] A. S. Kurnia, A. Romadhony, and A. F. Huda, "Analisis dan Implementasi Pengenalan Pola Huruf Jepang Katakana Menggunakan Holistic Feature Extraction dan Learning Vector Quantization," pp. 1–8.
- [8] S. Kusumadewi, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan(Menggunakan Matlab & Excel Link)*. 2004.
- [9] S. B. Maing and P. Wankar, "Research Paper on Basic of Artificial Neural Network," *Int. J. Recent Innov. Trends Comput. Commun.*, vol. 2, no. 1, pp. 96–100, 2014.
- [10] M. E. S. N, G. Budiman, and Y. S. Hariani, "Implementasi Metode Sobel Edge Dan Template Matching Plat Nomor Otomatis," 2015.
- [11] A. Pattiserlihun, A. Setiawan, and F. S. Rondonuwu, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network) pada Pengenalan Pola Tulisan," pp. 218–221.
- [12] W. Riyadi, T. Agung, and A. T. Wibowo, "Pengenalan Huruf Jepang(kana) Menggunakan Metode Independent Component Analysis (ICA) Dan Learning Vector Quantization (LVQ)," 2011.
- [13] R. A. Sholihin and B. H. Purwoto, "Perbaikan Citra Dengan Menggunakan Median Filter dan Metode Histogram Equalization," vol. 14, no. 2.
- [14] S. Syarif, N. Harun, M. Tola, and M. W. Tjaronge, "Sistem Cerdas Deteksi Citra Dengan Metode Discrete Cosine Transform," vol. 6, pp. 978–979, 2012.
- [15] S. B. Wankhede, "Analytical Study of Neural Network Techniques: SOM, MLP and Classifier-A Survey," *IOSR J. Comput. Eng. Ver. VII*, vol. 16, no. 3, pp. 2278–661, 2014.