

STUDI PERBANDINGAN PENGENALAN KARAKTER AKSARA LAMPUNG DENGAN METODE DETEKSI TEPI ROBERTS DAN SOBEL

A COMPARATIVE STUDY LAMPUNG SCRIPT CHARACTERS RECOGNITION BASED EDGE DETECTION METHOD OF ROBERTS AND SOBEL

Halim Abdillah Sholeh^{1,3}, Yessi Mulyani², Hery Dian Septama³

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung¹

E-mail: halim.abdillah@students.unila.ac.id

Dikirim 13 Agustus 2018 Direvisi 09 November 2018 Disetujui 16 November 2018

Abstrak: Budaya aksara Lampung pada saat ini sudah jarang digunakan sehingga terancam punah. Untuk melestarikan budaya tersebut, maka dilakukan penelitian mengenai huruf aksara Lampung secara digital dengan metode pengolahan citra dan pengenalan pola. Pada penelitian ini, terbagi menjadi dua tahap yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pelatihan dilakukan pengolahan citra dan pelatihan jaringan saraf tiruan (JST) *backpropagation*. Salah satu tahapan dalam pengolahan citra adalah deteksi tepi. Dalam menganalisis karakter huruf aksara Lampung menggunakan metode deteksi tepi untuk melihat pola garis huruf tersebut. Metode pengolahan citra yang digunakan dalam mendeteksi tepi citra adalah metode deteksi tepi Roberts dan metode deteksi tepi Sobel. Hasil pengolahan citra akan masuk ke tahap pelatihan JST. Bobot yang didapat dari pelatihan kemudian akan digunakan pada tahap pengujian. Metode Sobel dapat mengenali karakter aksara Lampung lebih baik, dimana hasil dari pengujian karakter aksara Lampung memberikan nilai presentase error sebesar 28.5% dengan metode deteksi Roberts dan 14.5% dengan metode deteksi Sobel.

Kata kunci: Aksara Lampung, deteksi tepi, JST *backpropagation*, nilai error, pengolahan citra, Roberts, Sobel.

Abstract: *The culture of Lampung script is now rarely used and will get extinct. In order to preserve the culture, this digital research about Lampung script with image processing method and pattern recognition is conducted. This research is divided into two stages, training and testing. Training stage conducted image processing and training the artificial neural network (ANN) backpropagation. One part of image processing is edge detection. The edge detection method is used to analyze the Lampung script character to find the line pattern of the letters. The image processing methods used in image edge detection are Roberts edge detection method and Sobel edge detection method. The result of image processing will get into testing stage. Sobel method has better performance on recognizing Lampung script character, in which the result from testing Lampung script character gives 28.5 % of error for Roberts detection method and 14.5 % of error for Sobel detection method.*

Keywords : ANN Backpropagation, Edge Detection, Error Value, Image Processing, Lampung character, Roberts, Sobel.

PENDAHULUAN

Aksara Lampung merupakan bahasa yang digunakan oleh penduduk asli Lampung dalam melakukan komunikasi. Aksara Lampung merupakan ciri sebagai identitas diri bagi provinsi Lampung. Sebagai identitas diri, maka penggunaan aksara Lampung tidak boleh hilang dan harus dilestarikan. Karena banyaknya pendatang dari luar Lampung sehingga aksara Lampung menjadi tidak terlalu banyak dipakai dalam komunikasi sehari-hari.

Perlu upaya-upaya agar aksara Lampung tetap terjaga kelestariannya. Salah satu upaya yang dilakukan adalah memanfaatkan teknologi yang sering digunakan sehari-hari oleh masyarakat seperti komputer, *tablet* dan *smartphone*. Perangkat tersebut sudah sangat banyak digunakan oleh masyarakat dengan berbagai macam kelebihannya.

Untuk penggunaan perangkat seperti komputer dibutuhkan agar penelitian mengenai karakter huruf menjadi lebih efisien. Penelitian ini menggunakan pengolahan citra. Teknik pengolahan citra

yang digunakan salah satunya adalah deteksi tepi (*edge detection*). Deteksi tepi merupakan salah satu proses pengolahan citra yang bisa menentukan lokasi titik tepi yang memiliki nilai tingkat warna yang drastis pada tepi objek. Pada penelitian ini dibahas perbandingan dua metode pengolahan citra sebagai pengolahan awal sebelum masuk ke bagian pengenalan pola dengan menggunakan Jaringan syaraf Tiruan (JST). Dua metode pengolahan citra tersebut adalah, metode deteksi tepi yaitu metode Roberts dan Sobel, yang mana hasil setelah pelatihan JST akan diambil berupa nilai bobot dan bias yang baru. Bobot dan bias tersebut akan digunakan dalam proses pengujian JST. Sebagai input adalah variasi karakter aksara Lampung dimana input karakter tersebut dipakai sebagai data pelatihan dan data Pengujian yang dilakukan pengolahan citra dengan menggunakan dua metode tersebut. Hasil yang didapatkan dilakukan perbandingan untuk memahami metode deteksi tepi Roberts dan Sobel, yang manakah yang lebih baik dipakai di dalam sistem pemrosesan awal pengenalan karakter aksara Lampung.

LANDASAN TEORI

Aksara Lampung terdiri dari Induk huruf dan anak huruf. Induk huruf tersebut berupa 20 karakter huruf utama. 20 Karakter tersebut adalah ka, ga, nga, pa, ba, ma, ta, da, na, ca, ja, nya, ya, a, la, ra, sa, wa, ha dan gha. Untuk anak huruf terdiri dari anak huruf diatas yang berjumlah 6 huruf yakni Ulan'1', Ulan'e', Bicek'e', Rejunjung'r', Tekelubang'ng', Datas'an'. anak huruf dibawah berjumlah 3 huruf yakni bitan'o', bitan'u', tekelongau'au'. dan anak huruf didepan yang berjumlah 3 huruf yakni tekelingai'ai', keleniah'ah', nengen. (Noeh & Harisfadilah, 1979).

Pengolahan citra merupakan bagian penting dari penerapan aplikasi pengenalan pola. Penerapan pada penelitian ini adalah sebagai pemrosesan awal citra sebelum masuk pada bagian pengenalan pola

menggunakan JST. Dalam penelitian ini, metode pengolahan citra yang digunakan adalah binerisasi, slicing, deteksi tepi Roberts dan Sobel, dilasi, fill, cropping, resizing dan vektorisasi (Kadir & Susanto, 2013).

Binerisasi adalah salah satu proses penting yang biasanya dilakukan dalam pengolahan citra. Binerisasi citra merupakan proses merubah citra ke dalam bentuk biner (0 atau 1). Proses ini menyebabkan citra hanya memiliki 2 warna yaitu hitam dan putih. Penggunaan citra biner memudahkan untuk membedakan fitur-fitur struktural, seperti membedakan objek dari latar belakang. (Wijaya & Prijono, 2007).

Slicing merupakan proses pemotongan sebuah citra menjadi beberapa bagian untuk mendapatkan informasi yang diinginkan. Proses *slicing* dilakukan untuk memisahkan apel tersebut dari latar belakang. Dapat dikatakan bahwa proses ini merupakan bagian dari segmentasi yaitu pemisahan antara objek yang ingin diambil bagiannya dengan latar belakang (Kadir & Susanto, 2013).

Deteksi tepi berfungsi untuk memperoleh tepi objek. Deteksi tepi memanfaatkan perubahan nilai intensitas yang drastis pada batas dua area. Deteksi tepi terbagi menjadi dua golongan yaitu orde pertama dan orde kedua. Pada penelitian ini menggunakan orde pertama yang mana bekerja menggunakan turunan orde pertama (Kadir & Susanto, 2013). Termasuk kelompok ini adalah operator Roberts dan Sobel. Orde kedua bekerja dengan menggunakan turunan orde kedua. Termasuk kelompok ini adalah Laplacian of Gaussian (LoG). Operator Roberts merupakan metode berbasis gradien yang menggunakan dua buah kernel berukuran 2x2 piksel sehingga banyak dikenal sebagai operator silang. Operator Sobel merupakan metode dengan menggunakan dua buah kernel berukuran 3x3 sehingga perkiraan gradien berada tepat di tengah jendela (Sutoyo T. e., 2009).

Operasi Dilasi biasa dipakai untuk mendapatkan efek pelebaran terhadap piksel

bernilai satu. Maksudnya adalah penambahan piksel pada batas antar objek. Sehingga nantinya jika dilakukan operasi ini maka ukuran citra hasilnya lebih besar dari ukuran aslinya. Sedangkan operasi fill diterapkan sebagai pengisi holes di tengah karakter aksara (Wijaya & Prijono, 2007).

Cropping adalah proses pemotongan citra pada koordinat tertentu pada area citra. Untuk memotong bagian dari citra digunakan dua koordinat, yaitu koordinat awal yang merupakan awal koordinat bagi citra hasil pemotongan dan koordinat akhir yang merupakan titik koordinat akhir dari citra hasil pemotongan. Sehingga akan membentuk bangun segi empat yang mana tiap-tiap piksel yang ada pada area koordinat tertentu akan disimpan dalam citra yang baru. *Resizing* merupakan proses untuk merubah ukuran piksel pada suatu citra. Perubahan ukuran citra dilakukan dengan metode interpolasi. Interpolasi adalah metode dari sebuah citra yang bekerja dengan cara meningkatkan dan mengurangi jumlah piksel pada suatu citra digital. Interpolasi bekerja dengan menggunakan data yang diketahui untuk memperkirakan nilai-nilai pada titik yang tidak diketahui (Kadir & Susanto, 2013).

JST merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik-karakteristik menyerupai jaringan saraf biologi. JST juga merupakan sebuah mesin yang dirancang untuk memodelkan cara kerja otak manusia mengerjakan fungsi atau tugas-tugas tertentu. Dengan menganalogikan sistem kerja otak manusia tersebut, JST terdiri dari sebuah unit pemroses yang disebut neuron yang berisi penambah dan fungsi aktivasi, sejumlah bobot dan sejumlah vektor masukan (Sutoyo, Mulyanto, & Suhartono, 2011).

Model JST memiliki tiga karakteristik utama:

1. Arsitektur jaringan merupakan pola keterhubungan antara neuron. Keterhubungan neuron-neuron inilah yang membentuk suatu jaringan.

Hubungan tersebut antara lain neuron *input*, neuron *output* dan bobot.

2. Algoritma jaringan merupakan metode untuk menentukan nilai bobot. Terdapat dua metode yaitu metode pelatihan dan metode pengenalan.
3. Fungsi Aktivasi merupakan fungsi untuk menentukan nilai *output* berdasarkan nilai total masukan pada neuron (Desiani & Arhami, 2009).

Lapisan-lapisan penyusun JST terbagi menjadi tiga yaitu

1. Lapisan *input* (*Input layer*)

Lapisan yang terdiri dari beberapa neuron menerima sinyal dari luar dan meneruskan ke neuron lain dalam jaringan.

2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Lapisan ini berfungsi meningkatkan kemampuan jaringan dalam memecahkan masalah. Konsekuensi jika terdapat *hidden layer* adalah membuat pelatihan menjadi semakin lebih lama.

3. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

Lapisan keluaran berfungsi menyalurkan sinyal-sinyal keluaran hasil pemrosesan jaringan. Lapisan ini juga terdiri dari sejumlah neuron (Desiani & Arhami, 2009).

Arsitektur Jaringan yang sering digunakan dalam JST adalah:

1. Jaringan Lapisan Tunggal

Jaringan lapisan tunggal memiliki satu lapisan *input* dan satu lapisan *output*. Setiap unit dari lapisan *input* selalu terhubung dengan lapisan *output*. Contoh JST: *perceptron*.

2. Jaringan Lapisan Banyak

Jaringan lapisan banyak mempunyai tiga jenis lapisan yakni lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*. Contoh JST: *Backpropagation*.

3. Jaringan Lapisan Kompetitif

Jaringan ini memiliki bobot yang telah ditentukan dan tidak memiliki proses pelatihan. Contoh JST: LVQ (*Learning Vector Quantization*) (Desiani & Arhami, 2009).

Dilihat dari memodifikasi bobot, pelatihan JST dibagi menjadi dua:

1. *Supervised Learning*, suatu input diberikan ke jaringan. Jaringan akan memproses dan mengeluarkan keluaran. Selisih jaringan dengan target merupakan kesalahan yang terjadi. Jaringan akan memodifikasi bobot dengan kesalahan tersebut. Bobot yang telah dimodifikasi inilah yang akan digunakan pada perangkat pengujian aplikasi. Contoh dari tipe ini adalah *Backpropagation*.
2. *Unsupervised Learning*, Jaringan diberi input tetapi tidak mendapatkan target yang diinginkan sehingga dimodifikasi bobot pada jaringan dilakukan menurut parameter-parameter tertentu. Contoh dari tipe ini adalah Kohonen (Sutoyo, Mulyanto, & Suhartono, 2011).

METODOLOGI

Pada penelitian ini dilakukan studi perbandingan kedua metode deteksi tepi yang kemudian dilakukan pelatihan JST secara keseluruhan untuk mendapatkan nilai bobot dan bias yang baru dan dilakukan pengujian untuk melihat tingkat keberhasilan dari pengenalan karakter aksara Lampung.

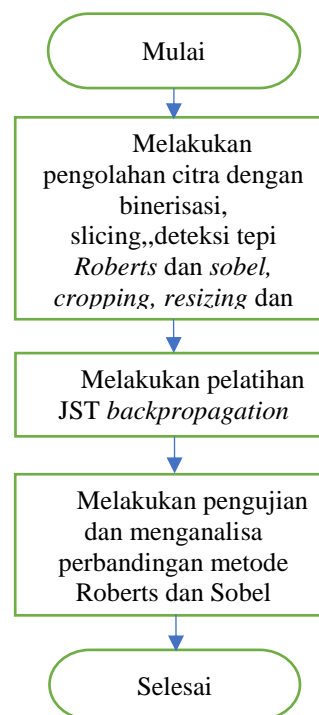
A. *Spesifikasi Kebutuhan*

Pada penelitian ini menggunakan *software* MATLAB 2011a dalam melakukan pengolahan citra, pelatihan JST dan pengujian aplikasi.

B. *Perancangan Sistem*

Pada tahap ini dilakukan rancangan sistem yang akan dibuat. Dari melakukan pengolahan citra pada karakter aksara Setelah dilakukan pengolahan citra langkah

selanjutnya melakukan pelatihan JST *backpropagation*. Pada pelatihan ini bobot dan bias yang digunakan adalah *random* dari Matlabnya. Setelah dilakukan pelatihan maka didapatkanlah bobot dan bias yang baru dan keduanya digunakan dalam perangkat pengujian. Nantinya akan dilakukan perbandingan antara metode deteksi tepi *Roberts* dan metode deteksi *Sobel*. Kemudian dilihat dari metode deteksi tersebut yang lebih didalam mengenali karakter aksara Lampung.



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem

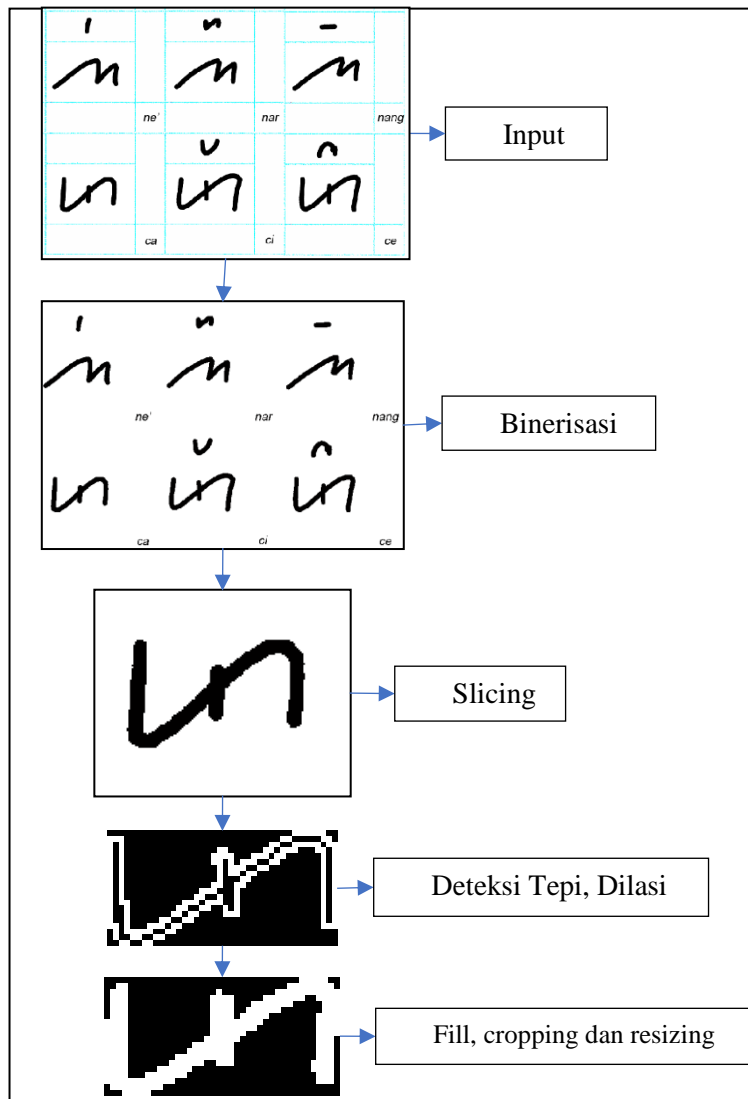
C. *Pembuatan Sistem*

Pada tahap pembuatan sistem ini yaitu pembuatan perangkat pelatihan dengan metode deteksi tepi *Roberts* dan *Sobel*. Hasil dari pelatihan tersebut akan dilakukan pengujian dan dilihat metode terbaik dalam pengenalan karakter aksara Lampung.

Pada perangkat pelatihan data masukan yang digunakan adalah angket data pelatihan yang terdiri dari 10 set angket data.

Penentuan jumlah setsebanyak 10 set dimaksudkan untuk memudahkan sistem melakukan pengenalan karakter aksara. Apabila data masukan terlalu variatif sedangkan jumlah karakter yang akan dikenali cukup banyak (20 karakter aksara), maka akan menyulitkan sistem untuk melakukan pengenalan. Dalam proses kerja

perangkat pelatihan, data masukan akan melewati beberapa tahapan. Tahap awal adalah tahap pengolahan citra yang meliputi binerisasi, *slicing*(pemotongan), deteksi tepi Roberts dan Sobel, dilasi dan fill, *cropping* dan *resizing*. Berikut contoh dari pengolahan citra aksara ‘ca’.

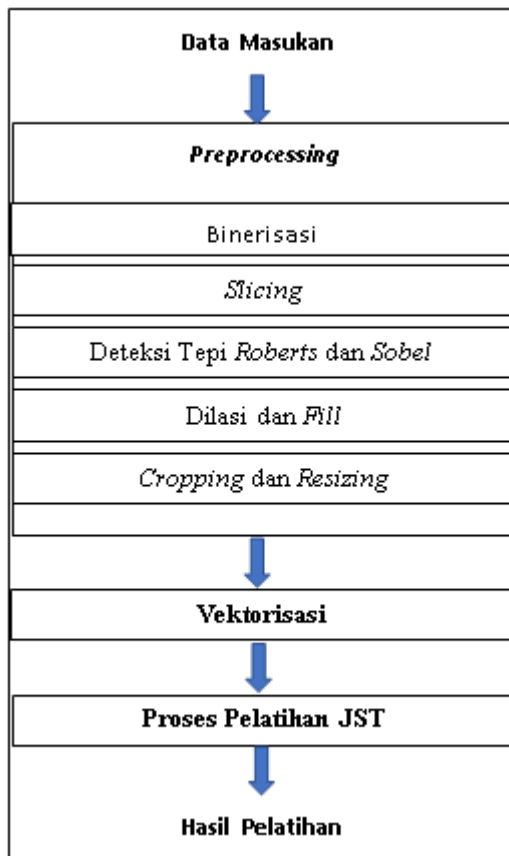


Gambar 2. Proses Pengolahan Citra Aksara ‘ca’

Proses selanjutnya adalah masih dalam pengolahan citra yaitu vektorisasi. Vektorisasi yang dilakukan masih berupa vektorisasi manual yaitu mengubah data citra menjadi data vektor. Ukuran data citranya adalah 40x20 yang dirubah menjadi data vektor berukuran 800x1. Langkah

selanjutnya setelah vektorisasi melakukan pelatihan menggunakan jaringan saraf tiruan dengan algoritma backpropagation. Dalam pelatihan jaringan terdapat parameter-parameter yang dibutuhkan oleh jaringan supaya didapatkan hasil pelatihan yang baik. Parameter-parameter yang dibutuhkan

tersebut adalah seperti bobot awal, bias awal, parameter epoch, parameter goal. Parameter *epoch* dan parameter goal merupakan syarat yang harus dicapai untuk menghentikan proses pelatihan. Proses pelatihan akan berhenti ketika salah satu diantaranya telah tercapai.



Gambar 3. Proses Kerja Perangkat Pelatihan

Setelah dilakukan proses pelatihan maka langkah selanjutnya melakukan proses pengujian. Proses yang terjadi pada perangkat pengujian hampir sama dengan proses yang ada pada perangkat pelatihan. Pada perangkat pengujian juga dilakukan pengolahan citra seperti halnya pada perangkat pelatihan, yaitu binerisasi, *slicing*, deteksi tepi *Roberts* dan *Sobel*, dilasi dan *fill*, *cropping* dan *resizing* hingga didapat citra akhir berukuran 20x40 piksel. Kemudian citra tersebut diubah ke dalam bentuk vektor yang terdiri dari 800 baris (800x1). Tidak

dilakukan kembali pelatihan JST karena sudah memiliki bobot dan bias yang baru yang didapat dari pelatihan sebelumnya. Sehingga, karakter akan langsung diolah untuk dikenali oleh jaringan dengan memanfaatkan bobot dan bias yang telah dihasilkan dari proses pelatihan sebelumnya. Perangkat uji akan langsung melakukan pengambilan keputusan untuk mengenali data masukan dan menghasilkan keluaran berupa hasil pengenalan karakter tersebut. Kemudian dilakukan selama 10 kali pengujian per-huruf sampai 20 huruf. Setelah itu dilakukan perhitungan jumlah *error* yang didapat jika huruf tersebut tidak dikenali atau tidak sesuai. Pengujian dilakukan dua kali karena perbedaan deteksi tepi yang dilakukan. Sehingga hasil akhirnya bisa dibandingkan untuk melihat metode deteksi yang lebih baik dalam mengenal karakter aksara Lampung.

Penelitian aksara Lampung yang dilakukan sebelumnya adalah dari Hendri Setiawan pada tahun 2014 dengan judul Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung dengan Masukan Layar Sentuh Menggunakan JST *Backpropagation*. Pada penelitian tersebut pada bagian pengolahan citra tidak menggunakan deteksi tepi. Kemudian ditahun 2016 dari Eliza Hara dengan judul Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung dengan Metode Deteksi Tepi (*Canny*) Berbasis JST *Backpropagation*. Pada penelitian ini sudah ditambahkan deteksi tepi berupa deteksi tepi *canny*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Hasil Pelatihan Data dengan JST *Backpropagation*

Sebelum melakukan proses pelatihan dan pengenalan. Nilai parameter yang digunakan dalam JST *Backpropagation* adalah sebagai berikut :

Tabel 1. Parameter Pelatihan JST *Backpropagation*

	Nilai Parameter JST saat Pelatihan	Ket
1	Hidden Layer	40
2	Bobot dan Bias Input	Random
3	Net.performFcn	Sse
4	Net.trainParam.goal	0.01 dan 0.001
5	Net.trainParam.show	50
6	Net.trainParam.epochs	10000
7	Net.trainParam.mc	0.7

Adapun perbandingan dari hasil pelatihan data karakter aksara dengan JST Backpropagation dengan variasi deteksi tepi pada pengolahan citra:

Tabel 2. Nilai rata-rata error pelatihan data

No	Jenis Pelatihan	Kesalahan	
		Roberts (%)	Sobel (%)
1	21 karakter utama	6.66	6.83
2	5 karakter induk huruf (a, la, na, nga, nya)	4.42	3.37
3	2 karakter induk huruf (ba & pa)	1.17	3.79
4	2 karakter induk huruf (ga & sa)	0.37	1.42
5	3 karakter induk huruf (ra, ta & wa)	1.42	2.94
6	3 karakter induk huruf (ca, gha & ha)	4.87	5.21
7	2 karakter induk huruf (la & na)	0.45	0.17
8	2 karakter induk huruf (la & nga)	14.43	7.8
9	2 karakter induk huruf (ta & wa)	0.14	0.09
10	2 karakter induk huruf (ka & ga)	2.98	2.93
11	2 karakter induk huruf (ja & sa)	0.49	0.65
Rata-rata kesalahan keseluruhan		3.4	3.2

Tabel 3. Nilai rata-rata kesalahan pelatihan data huruf utama

No	Karakter	Kesalahan	
		Roberts (%)	Sobel (%)
1	Ka	6.481299	1.069425
2	Ga	11.33782	12.27554
3	Nga	13.11442	12.19134
4	Pa	6.589637	7.218483
5	Ba	2.160166	2.889416
6	Ma	12.77395	1.972422
7	Ta	0.443621	0.077609
8	Da	1.526124	2.678687
9	Na	5.104504	14.83824
10	Ca	1.067226	0.301909
11	Ja	8.747418	28.16845

No	Karakter	Kesalahan	
		Roberts (%)	Sobel (%)
12	Nya	0.305266	0.094526
13	Ya	0.284721	0.371924
14	A	0.105979	0.221841
15	La	19.54224	17.05209
16	Ra	9.761052	8.595905
17	Sa	2.425921	7.577254
18	Wa	7.553294	2.945296
19	Ha	30.45063	22.90647
20	Gha	0.049605	0.002194
21	Nol	0.048138	0.000561
Rata-rata error		6.66062	6.830933

Hasil Pengujian Karakter Aksara Lampung dan Perbandingan Deteksi Tepi Roberts dan Sobel

Proses pengujian dilakukan sebanyak 10 kali per huruf dengan total 20 huruf. Adapun metode yang digunakan

adalah metode Roberts dan metode Sobel. Sehingga total per metode sebanyak 200 huruf per metode. Tabel berikut memperlihatkan hasil pengujian sistem pengenalan per-karakter aksara Lampung.

Tabel 4. Hasil Pengujian Sistem pengenalan per karakter aksara Lampung

Karakter	Pengujian dengan Metode Roberts										Error(%)
	6		7		8		9		10		
	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	
ka	ga	8.54149	Dikenali	7.9347	ta	8.46251	Dikenali	8.30623	Dikenali	8.42793	40
ga	Dikenali	8.44719	ka	8.41226	Dikenali	8.39004	Dikenali	8.49983	ka	8.37671	20
nga	Dikenali	8.40536	Dikenali	8.4504	Dikenali	8.40507	Dikenali	8.34292	ra	8.10269	20
pa	Dikenali	8.15673	Dikenali	8.13915	ya	7.96425	ma	8.19924	gha	8.19298	30

Karakter	Pengujian dengan Metode Roberts										
	1		2		3		4		5		
	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	
ka	Dikenali	10.5009	Dikenali	9.29803	ga	8.6371	ja	8.07079	Dikenali	8.37495	
ga	Dikenali	8.78942	Dikenali	8.63556	Dikenali	8.36175	Dikenali	8.38998	Dikenali	8.38998	
nga	Dikenali	9.01887	la	8.7009	Dikenali	8.46143	Dikenali	8.40843	Dikenali	8.85997	
pa	Dikenali	8.39331	Dikenali	8.55109	Dikenali	8.36596	Dikenali	8.1805	Dikenali	8.20202	
ba	Dikenali	8.48376	bai	8.7859	Dikenali	8.18723	Dikenali	8.12345	Dikenali	8.2548	
ma	Dikenali	8.37613	mai	8.42393	Dikenali	8.03747	Dikenali	7.94327	Dikenali	8.07414	
ta	Dikenali	8.44835	Dikenali	8.38695	Dikenali	8.45009	Dikenali	8.42296	ka	8.42296	
da	Dikenali	8.39922	Dikenali	8.30118	Dikenali	7.93961	ta	8.393	na	8.40139	
na	Dikenali	8.75152	gs	8.7564	Dikenali	8.4191	Dikenali	8.37885	Dikenali	8.31355	
ca	ba	8.48245	mah	8.55823	Dikenali	8.19659	Dikenali	8.16892	Dikenali	8.27141	
ja	Dikenali	8.38632	Dikenali	8.56563	a	8.28878	Dikenali	8.08628	Dikenali	8.13282	
nya	nyai	8.80906	Dikenali	8.74703	Dikenali	8.42289	Dikenali	8.28373	Dikenali	8.24221	
ya	yai	8.57193	yai	8.99056	Dikenali	7.92211	ma	7.92631	Dikenali	7.91552	
a	Dikenali	8.8287	Dikenali	9.08635	Dikenali	8.13877	Dikenali	8.08768	Dikenali	8.11149	
la	Dikenali	8.94509	Dikenali	9.06807	Dikenali	8.30014	Dikenali	8.49865	Dikenali	8.33267	
ra	Dikenali	8.69543	wa	9.19861	ta	8.27651	Dikenali	8.61858	Dikenali	8.21513	
sa	Dikenali	8.69581	ga	9.00646	Dikenali	8.64877	Dikenali	8.3462	ga	8.26191	
wa	Dikenali	9.36764	Dikenali	9.28002	Dikenali	8.35187	Dikenali	8.27861	Dikenali	8.31167	
ha	ca	9.1798	Dikenali	8.88679	ca	8.24604	ka	8.29679	pa	8.14919	
gha	Dikenali	8.93122	ba	8.99994	Dikenali	8.12713	Dikenali	8.15766	Dikenali	8.19582	
ba	Dikenali	8.0783	Dikenali	8.15547	gha	8.2432	a	8.2081	Dikenali	8.11277	30
ma	Dikenali	7.97692	ya	7.95482	Dikenali	8.13777	Dikenali	8.38086	Dikenali	7.90493	20
ta	Dikenali	8.80206	Dikenali	8.40522	Dikenali	8.59741	Dikenali	8.21636	wa	8.34129	20
da	Dikenali	8.53738	na	8.40547	Dikenali	8.02362	Dikenali	7.91449	Dikenali	7.94208	40
na	Dikenali	8.32154	Dikenali	8.55848	ja	8.37676	ga	8.40698	Dikenali	8.28962	30
ca	ba	8.02232	ka	7.9493	ba	8.18104	ba	8.02003	Dikenali	8.21834	60
ja	Dikenali	7.93118	Dikenali	9.10171	s	8.91281	Dikenali	8.01107	Dikenali	7.90017	20
nya	nyai	8.14577	Dikenali	8.40223	Dikenali	8.21855	ya	7.96118	Dikenali	8.10708	20
ya	yai	7.95766	Dikenali	8.67237	Dikenali	8.42428	Dikenali	7.93887	Dikenali	7.92404	30
a	Dikenali	8.10164	Dikenali	8.13589	Dikenali	8.15281	nga	8.30391	Dikenali	8.30391	10
la	Dikenali	8.36756	Dikenali	9.18891	Dikenali	8.46981	a	8.13488	da	7.88545	20
ra	wa	8.3149	Dikenali	8.08955	Dikenali	8.28951	Dikenali	8.48628	Dikenali	8.07362	30
sa	ga	8.31955	ga	8.26346	Dikenali	8.4195	Dikenali	8.36759	ja	8.32981	50
wa	Dikenali	8.33861	Dikenali	8.35097	Dikenali	8.54131	ha	9.1359	ya	7.92218	20
ha	Dikenali	8.24188	ca	8.11131	Dikenali	8.1673	Dikenali	9.09112	ga	8.29165	60
gha	Dikenali	8.19085	Dikenali	8.084	Dikenali	8.66376	Dikenali	8.09841	Dikenali	8.09249	0
Rata-rata error karakter induk huruf											28.5

Karakter	Pengujian dengan Metode Sobel									
	1		2		3		4		5	
	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)
ka	Dikenali	8.92534	Dikenali	8.97642	Dikenali	8.17041	Dikenali	8.05989	Dikenali	8.03822
ga	Dikenali	8.54268	Dikenali	9.98078	Dikenali	8.42303	Dikenali	8.37521	Dikenali	8.53185
nga	Dikenali	9.59641	Dikenali	9.45123	Dikenali	8.36305	Dikenali	8.07666	Dikenali	8.0848
pa	Dikenali	8.39331	Dikenali	8.55109	Dikenali	8.03667	Dikenali	8.14591	Dikenali	7.95869
ba	Dikenali	8.13359	Dikenali	8.15117	Dikenali	8.24136	Dikenali	8.08337	Dikenali	8.48207
ma	Dikenali	8.68518	Dikenali	8.18712	Dikenali	8.76012	Dikenali	8.40303	Dikenali	8.09174
ta	Dikenali	8.72313	Dikenali	9.04179	Dikenali	8.92331	Dikenali	9.0164	Dikenali	8.81924
da	Dikenali	8.45981	Dikenali	8.62476	Dikenali	8.52411	Dikenali	8.48947	Dikenali	8.53961
na	Dikenali	8.90117	Dikenali	9.22538	Dikenali	8.85744	Dikenali	9.08902	Dikenali	8.89194
ca	ma	8.8945	Dikenali	8.73938	gha	8.53273	ba	8.49396	Dikenali	8.42773
ja	Dikenali	8.3433	na	8.46568	na	8.50508	Dikenali	8.25598	Dikenali	8.10968
nya	Dikenali	8.31626	Dikenali	8.27326	nga	8.5533	Dikenali	8.27522	Dikenali	8.33677
ya	Dikenali	7.95233	Dikenali	8.01509	Dikenali	8.0087	Dikenali	8.05847	Dikenali	8.0793
a	Dikenali	8.37429	Dikenali	8.41736	Dikenali	8.31024	Dikenali	8.29254	la	8.55161
la	a	8.22206	Dikenali	8.2784	Dikenali	8.39433	Dikenali	8.39661	ra	8.32903
ra	Dikenali	8.22813	Dikenali	8.28993	ta	8.32701	Dikenali	8.13445	Dikenali	8.55864
sa	Dikenali	8.34481	Dikenali	8.43281	Dikenali	8.3824	Dikenali	8.49376	Dikenali	8.31823
wa	Dikenali	8.46842	ga	8.148	Dikenali	8.96466	Dikenali	8.3585	Dikenali	8.46682
ha	Dikenali	8.27709	Dikenali	8.21052	Dikenali	8.21858	Dikenali	8.28943	Dikenali	8.19021
gha	Dikenali	8.85022	Dikenali	8.31689	Dikenali	8.27066	Dikenali	8.20386	Dikenali	8.18047

Karakter	Pengujian dengan Metode Sobel										Error(%)
	6		7		8		9		10		
	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	Pengenalan	Waktu(s)	
ka	ga	8.43896	Dikenali	7.93125	Dikenali	8.38365	gha	8.26837	Dikenali	7.88935	20
ga	Dikenali	8.44938	Dikenali	8.4967	Dikenali	8.38614	Dikenali	8.33352	Dikenali	8.38936	0
nga	wa	8.3888	ta	8.65247	Dikenali	8.36693	Dikenali	8.31463	Dikenali	8.28265	20
pa	Dikenali	8.14863	Dikenali	8.04694	Dikenali	8.18908	ma	7.95157	ma	7.93403	20
ba	Dikenali	8.29022	Dikenali	8.28291	Dikenali	8.47181	Dikenali	8.32288	Dikenali	9.31967	0
ma	Dikenali	8.14653	Dikenali	8.29782	Dikenali	8.39289	Dikenali	8.09274	Dikenali	7.93218	0
ta	Dikenali	8.92257	Dikenali	9.12009	Dikenali	9.08352	Dikenali	8.387	Dikenali	8.30497	0
da	Dikenali	8.56593	Dikenali	8.50191	na	8.91197	Dikenali	7.97985	Dikenali	8.0125	10
na	Dikenali	8.85468	Dikenali	8.74211	Dikenali	9.1593	ga	8.28343	Dikenali	8.32867	10
ca	Dikenali	8.75387	gha	8.59458	Dikenali	8.66671	Dikenali	8.18953	ma	8.02932	50
ja	Dikenali	8.06267	a	8.23149	Dikenali	8.22332	Dikenali	7.96262	Dikenali	7.88679	30
nya	Dikenali	8.28449	Dikenali	8.19761	nya	8.02465	Dikenali	8.10059	Dikenali	8.11464	10
ya	Dikenali	8.07565	Dikenali	8.05442	Dikenali	8.22683	a	8.19661	Dikenali	8.01593	20
a	Dikenali	8.22939	Dikenali	8.23813	Dikenali	8.2482	Dikenali	8.13614	Dikenali	8.05318	10
la	Dikenali	8.17655	Dikenali	8.41869	Dikenali	8.38262	Dikenali	8.33949	a	8.11984	30
ra	Dikenali	8.28802	Dikenali	8.18955	Dikenali	8.23108	ta	8.90761	Dikenali	8.11494	20
sa	Dikenali	8.47192	Dikenali	8.49293	Dikenali	8.46341	da	7.98534	ra	8.11855	30
wa	Dikenali	8.42607	Dikenali	8.30414	Dikenali	8.57937	Dikenali	8.32837	Dikenali	8.00477	0
ha	ca	8.19852	Dikenali	8.25698	Dikenali	8.3136	Dikenali	7.57174	Dikenali	7.6719	10
gha	Dikenali	8.20024	Dikenali	8.1221	Dikenali	8.47873	Dikenali	7.54855	Dikenali	8.32337	0
Rata-rata error karakter induk huruf											14.5

B. Pembahasan

Dari pengujian yang dilakukan menggunakan bobot dan bias yang baru dari pelatihan, maka hasilnya tersebut didukung oleh kedua file pendukung. Pertama KHT.fig dan KHT.m. Kedua file ini dihasilkan setelah melakukan proses editing dan fungsi guide. Dengan menjalankan fungsi KHT.m pada matlab hingga muncul tampilan GUI tersebut. Beberapa karakter masih memiliki nilai error yang besar namun sebagian besar menghasilkan error yang kecil. Pada penelitian ini, nilai rata-rata error

pelatihan data secara keseluruhan seperti pada tabel 2, Roberts dan Sobel masing-masing memiliki nilai 3.4% dan 3.2%. Jika dilihat nilai rata-rata kesalahan pelatihan data pada huruf utama saja maka Roberts dan Sobel masing-masing memiliki nilai 6.66% dan 6.83 %. Secara keseluruhan hasil yang diperoleh pada penelitian ini dipengaruhi oleh Teknik menulis aksara Lampung, proses pengolahan citra dan parameter jaringan saraf tiruan.

Ada 3 kemungkinan yang mempengaruhi beragamnya tulisan tangan aksara sehingga mempengaruhi nilai error pelatihan yang semakin besar. Pada data sampel, yaitu penulisannya menggunakan layer sentuh, orang yang dimintai menulis belum pernah belajar menulis aksara Lampung dan orang yang sudah belajar menulis tapi belum dapat menulis aksara Lampung dengan benar. Semua terlihat dari data sampel yang terkumpul berbeda dari contoh yang diberikan. Metode Roberts dan Sobel memiliki kualitas data pelatihan yang sama baiknya dan perbedaan errornya tidak terpaut jauh. Penyebab error yang terjadi pada kedua metode tersebut adalah variasi dari huruf aksara dan huruf yang sensitif akibat dari beberapa karakter yang mirip dan hasil dari cropping yang seragam sehingga menyulitkan pengenalan karakter. Dalam penggunaan JST backpropagation, belum didapat cara yang ideal didalam menentukan parameter. Di dalam penentuan parameter masih dalam percobaan. Penentuan parameter seperti jumlah hidden layer, besar momentum, inisialisasi bobot dan bias dan parameter goal berpengaruh besar pada nilai kesalahan yang dihasilkan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa Berdasarkan hasil dari pelatihan JST pada huruf utama dan bertingkat, deteksi tepi dengan menggunakan metode Sobel lebih baik dari metode Roberts. Pada metode Roberts didapatkan presentase error sebesar 28.5% sedangkan metode Sobel didapatkan presentase sebesar 14.5%. Penyebab nilai error roberts lebih besar dibanding sobel adalah pada saat pengolahan citra, garis tepi sobel lebih menyatu dengan citra aksara sehingga membentuk seperti aslinya. Sedangkan roberts, hanya nampak garis saja pada citra aksara sehingga kurang jelas dibandingkan dengan aslinya

sehingga perlu dilakukan pelatihan bertingkat. Pelatihan bertingkat (ganda) atau pelatihan berulang terhadap karakter yang memiliki kemiripan bentuk, membuat tingkat error pelatihan menjadi lebih kecil sehingga pengenalan karakter menjadi lebih akurat. Kesalahan pengenalan pada perangkat pengujian dipengaruhi oleh beberapa hal yaitu bentuk karakter aksara, proses pengolahan citra, keberagaman bentuk tulisan tangan dan penentuan parameter jaringan saraf tiruan.

DAFTAR PUSTAKA

- Desiani, A., & Arhami, M. (2009). *Konsep Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Andi.
- Dung Do, Viet; & Woo, Dong-Min. (2015). Handwritten Character Recognition Using Feedforward Artificial Neural Network. *7th International Conference on Latest Trends in Engineering & Technology (ICLTET)*, 2, 142-144.
- Hara, Eliza. "Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung dengan Metode Deteksi Tepi (Canny) Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation". Skripsi. FT, Teknik Elektro, Universitas Lampung, Bandar Lampung.
- Hery Purnomo, Mauridhi; Muntasa, Arif. 2010. *Konsep Pengolahan Citradan Ekstraksi Fitur*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kadir, A., & Susanto, A. (2013). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi.
- Karlik, Bekik; & Olagac, A Vehbi. (2010). Performance Analysis of Various Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks. *International Journal of Artificial*

- Intelligence and Expert Systems (IJAE)*, 1, 111-122.
- Noeh, M., & Harisfadilah. (1979). *Kamus Umum Bahasa Lampung Indonesia*. Bandar Lampung: Universitas Lampung.
- Prasetyo, Eko. (2014). *DATA MINING- Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.
- Sutoyo, T. e. (2009). *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Sutoyo, T., Mulyanto, E., & Suhartono, V. (2011). *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Andi.
- Setiawan, Hendri. “Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung dengan Masukan Layar Sentuh Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*”. Skripsi. FT, Teknik Elektro, Universitas Lampung, Bandar Lampung.

Halaman Kosong