

# Penerapan Deteksi Sobel Berbasis Algoritma *Backpropagation* pada Pengenalan Pola Huruf Vokal

<sup>1</sup>Minarni, <sup>2</sup>Khaira Rizka, <sup>3</sup>Yuhendra, <sup>4</sup>Dede Wira Trise Putra, <sup>5</sup>Indra Warman  
<sup>1, 2, 3, 4, 5</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Institut Teknologi Padang, Indonesia

<sup>1</sup>[minarni1706@gmail.com](mailto:minarni1706@gmail.com), <sup>2</sup>[khairarizka2@gmail.com](mailto:khairarizka2@gmail.com), <sup>3</sup>[yuhendra\\_st@yahoo.com](mailto:yuhendra_st@yahoo.com),  
<sup>4</sup>[dedewiratriseputra@gmail.com](mailto:dedewiratriseputra@gmail.com), <sup>5</sup>[indrawmn@gmail.com](mailto:indrawmn@gmail.com)

## ABSTRAK

Pengenalan pola merupakan salah satu bidang dalam pembelajaran mesin yang menitikberatkan pada metode klasifikasi objek ke dalam kelas-kelas tertentu untuk menyelesaikan masalah tertentu. Penelitian ini menggunakan pengenalan pola tulisan tangan pada huruf vokal tulisan tangan anak usia 6-7 tahun. **Tujuan penelitian** ini untuk menerapkan metode deteksi tepi Sobel untuk ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk proses klasifikasi pada aplikasi pengenalan pola huruf vokal tulisan tangan. Sistem pengenalan pola huruf vokal tulisan tangan ini menggunakan data citra huruf vokal sebanyak 480 citra terdiri dari huruf besar dan huruf kecil. Ekstraksi ciri yang diambil dari citra berupa nilai matriks deteksi tepi *Sobel* pada pola huruf vokal. Sebelum dilakukan proses ekstraksi ciri, citra terlebih dahulu melewati tahap *preprocessing* yang terdiri dari *input* citra berukuran 30x30 piksel, pengubahan menjadi *grayscale* dan citra biner menggunakan *thresholding*. Parameter yang digunakan untuk mendapatkan nilai akurasi terdiri dari lapisan input 900, lapisan tersembunyi 100, lapisan output 1, fungsi aktivasi sigmoid biner (*logsig*), minimal error 0,01, iterasi maksimum 1000. **Hasil rata-rata akurasi** yang diperoleh menggunakan metode *backpropagation* dengan variasi *learning rate* 0,1 sampai 0,9 berhasil diidentifikasi dengan benar pada pelatihan dengan data latih sebanyak 380 data sebesar 99.36%, sedangkan pada pengujian dengan 100 data uji sebesar 80,38%.

**Kata Kunci:** *Backpropagation*; Deteksi Tepi Sobel; Ekstraksi Ciri; Huruf Vokal; Pengenalan Pola

## PENDAHULUAN

Pengenalan pola merupakan salah satu bidang dalam pembelajaran mesin yang memiliki fokus pada pengelompokan data numerik dan simbolis dengan tujuan untuk mengenali objek (Munir, 2004). Pengenalan pola pada citra digital telah banyak digunakan pada pola sidik jari, pola wajah, pola tanda tangan, dan pola tulisan tangan. Pola-pola ini merupakan pola karakter yang sangat kompleks dimana pola tersebut memiliki banyak kemiripan dan bentuk yang rumit antar individu dalam mengidentifikasinya. Salah satunya pola tulisan tangan masing-masing orang tidak semua bisa dikenali dengan mudah karena beragamnya jenis tulisan tangan, jenis peralatan dalam menulis, dan ukuran tulisan tangan. Dalam penelitian ini, pengenalan pola tulisan tangan berfokus pada pola huruf vokal A, I, U, E, O. Hal ini disebabkan huruf vokal sering muncul dalam kata atau suku kata yang digunakan sebagai penyambung huruf atau merangkai huruf dari huruf konsonan menjadi suatu kalimat dalam tulisan. Huruf vokal yang ditulis oleh seseorang mudah dikenali oleh manusia dengan mengingat ciri dari huruf tersebut. Akan tetapi, dalam komputer untuk mengenali sebuah pola memerlukan algoritma untuk menentukan tingkat kesamaan antara pola uji dan pola yang ada didalam database (Lestari & Kumalasanti, 2021).

Secara umum terdapat empat tahapan dalam proses pengenalan pola, yaitu: akuisisi citra, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahapan ekstraksi fitur atau ciri merupakan bagian penting untuk menemukan ciri atau karakteristik tertentu dari suatu objek. Ciri suatu objek diperoleh dengan mendeteksi keberadaan tepi di dalam citra. Banyak metode deteksi tepi seperti metode gradien citra, Prewitt, Roberts, Canny, dan Sobel. Deteksi tepi Sobel lebih tajam dibandingkan dengan Prewitt dan gradien citra (Panggalih et al., 2022). Deteksi Sobel digunakan untuk mengurangi noise sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi. Selain itu deteksi Sobel memiliki kemampuan dalam mempertajam garis tepi dari masing-masing objek. Tahapan penting berikutnya adalah tahap klasifikasi. Salah satu metode klasifikasi atau pengelompokan pola yaitu jaringan syaraf tiruan *Backpropagation*. Algoritma *Backpropagation* merupakan suatu algoritma pembelajaran (*Supervised Learning*) yang digunakan untuk memperkecil nilai tingkat error yaitu dengan cara melakukan penyesuaian bobot berdasarkan perbedaan dari target dan output yang ingin dicapai (Sutojo, 2011).

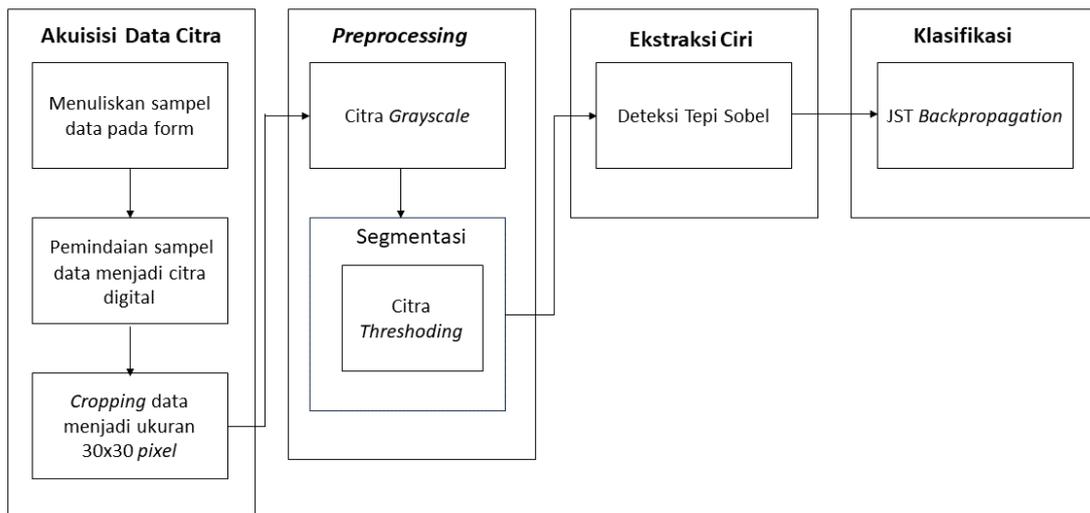
Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode deteksi tepi Sobel untuk ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* untuk proses klasifikasi pada aplikasi pengenalan pola huruf vokal tulisan tangan anak usia 6-7 tahun.

### TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian tentang pengenalan pola yang berkaitan dengan penelitian ini, diantaranya pengenalan pola pada huruf tulisan tangan menggunakan jaringan syaraf tiruan *perceptron* dengan ekstraksi fitur geometri menghasilkan akurasi data uji sebesar 86,535 % tetapi tidak mampu mengenali spasi (Masrani & Ilhamsyah, 2018). Deteksi tepi Canny digunakan untuk mendeteksi tulisan Arab pada nisan kuno, dihasilkan citra digital yang terlihat batasan antara objek dengan latar belakang berupa tepi objek dengan jelas (Ani et al., 2023). Penelitian tentang penguraian ciri bentuk pada citra huruf Kawi dengan parameter metric dan eccentricity yang kemudian diproses menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (Isnawan et al., 2023). Pengenalan pola tanda tangan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* pada 100 contoh tanda-tangan. Ekstraksi ciri menggunakan *vertical splitting*, *horizontal splitting* untuk mendapatkan nilai sudut dan nilai jarak sebagai ciri dari standa tangan. Klasifikasi metode Jaringan syaraf tiruan dengan metode pembelajaran *Backpropagation* terdiri dari 100 input, 3 hidden *layer* dan 2 output, fungsi pembelajarannya menggunakan *resilient backpropagasi* memiliki akurasi sebesar 98.5% (Octariadi, 2020). Penerapan metode Prewitt dan Sobel dalam pengolahan citra digital untuk menganalisa penyakit bercak daun. Metode Prewitt dan Sobel digunakan untuk mengurangi *noise* sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi. Hasil akurasi yang didapat sebesar 90% (Gulo et al., 2023). Penelitian tentang Pengenalan Pola Huruf S,O,X menggunakan jaringan syaraf tiruan metode *Bidirectional Associative Memory* (BAM) menghasilkan pola [27 4] sesuai dengan target, Pola huruf O [1.1] menghasilkan pola [27 -3] tidak sesuai dengan target dan huruf X [-1,1] menghasilkan pola [-37 21] sesuai dengan target. Tetapi tidak semua pola bisa memperoleh target yang sudah ditentukan (Rayendra, 2023). Pengenalan Pola Huruf Hangeul Korea dengan ekstraksi ciri deteksi tepi Canny dan Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Backpropagation*, menggunakan data set yang dihasilkan dari adobe photoshop CS6, rata-rata akurasi data uji sebesar 90,67% (Radikto & Rasiban, 2022).

### METODE PENELITIAN

Penelitian pengenalan pola huruf vokal dengan menerapkan metode deteksi tepi Sobel dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dilakukan berdasarkan tahapan-tahapan yang ditunjukkan pada gambar 1.

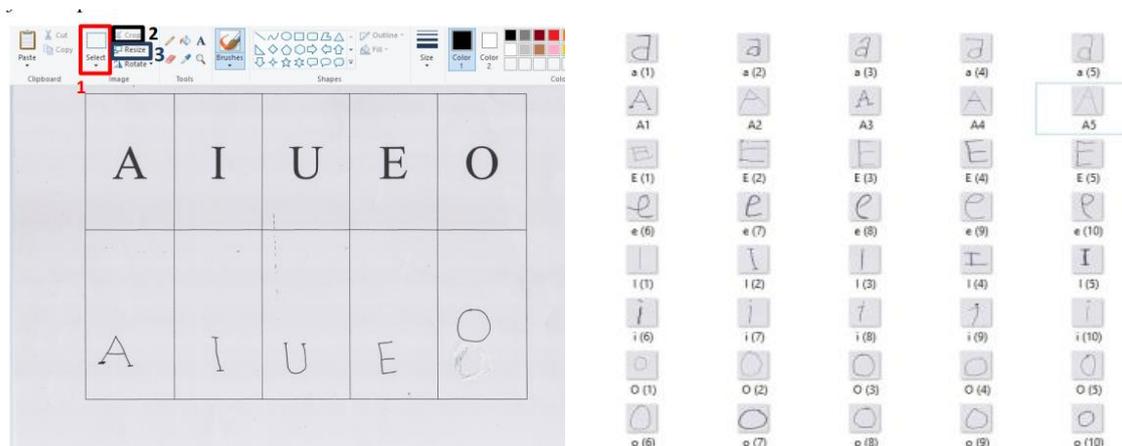


Gambar 1. Tahapan Penelitian

### Akuisisi Citra

Tahap akuisisi data citra merupakan tahap awal dalam proses pengenalan pola huruf vokal. Tahap awal ini memproses tulisan tangan menjadi sebuah data yang siap diolah lebih lanjut dengan merubah data ke dalam bentuk citra digital. Pada penelitian ini sampel yang digunakan berupa data tulisan tangan anak usia 6-7 tahun berjumlah 24 orang berupa huruf vokal a, i, u, e, o baik huruf besar maupun huruf kecil.

Tahap ini diawali dari membuat desain sampel huruf vokal yang akan ditulis tangan, menyiapkan peralatan, kemudian desain sampel huruf vokal yang telah dibuat tersebut ditulis oleh responden. Setelah itu data yang telah ditulis tangan tersebut dilakukan pemindaian menggunakan *scanner* yang menghasilkan sebuah citra. Selanjutnya citra hasil pemindaian dilakukan pemotongan per huruf vokal menggunakan *software paint* dengan ukuran 30x30 piksel berekstensi .jpeg akan digunakan pada tahap *preprocessing*. Hasil akuisisi citra ditunjukkan pada gambar 2.



a) Citra huruf vokal hasil pindai

b) Citra yang telah dipotong

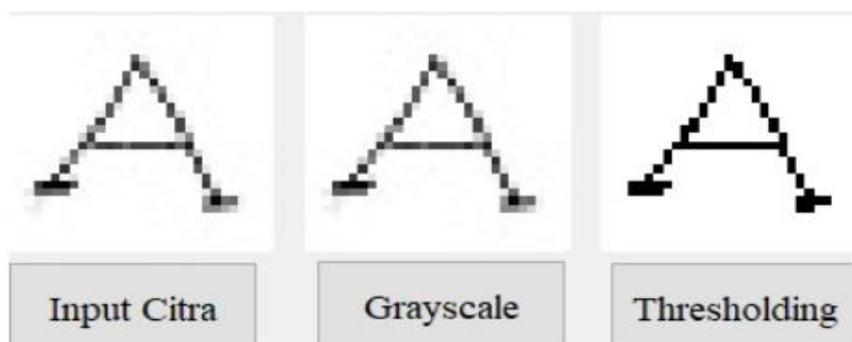
Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra

### Preprocessing

*Preprocessing* merupakan tahapan awal dalam pengolahan data sebuah citra sebelum data tersebut diolah dengan jaringan syaraf tiruan. Tahap awal *preprocessing* akan menyeragamkan citra masukan menjadi keabuan (*grayscale*)(Sari, 2017). Untuk mengubah citra RGB menjadi skala keabuan menggunakan rumus:

$$\text{Grayscale} = 0,2989 \times R + 0,5870 \times G + 0,1141 \times B$$

Setelah itu dilakukan segmentasi dengan tujuan untuk memisahkan objek tertentu yang dikehendaki (*foreground*) dengan objek yang tidak dikehendaki (*background*). *Output* segmentasi biasanya berupa citra biner, dimana *foreground* diberi simbol '1' dan *background* diberi simbol '0'. Metode segmentasi yang digunakan yaitu *thresholding*, mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner (Andono & Sutojo, 2018). Pada proses *preprocessing* ini menggunakan *tools* matlab 2013b. Gambar 3 menunjukkan citra hasil *preprocessing grayscale* dan *thresholding*.



Gambar 3. Citra Hasil *Preprocessing*

### Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri atau karakteristik objek yang dapat digunakan sebagai pembeda dari objek-objek lainnya. Karakteristik inilah yang dipakai penggunaan deteksi tepi untuk menemukan tepi suatu objek. Tepi suatu objek tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses klasifikasi (Andono & Sutojo, 2018). Tepi mencirikan batas-batas objek karena itu tepi berguna untuk proses identifikasi atau klasifikasi dalam citra. Deteksi tepi bertujuan untuk meningkatkan penampakan garis batas suatu daerah atau objek dalam citra (Munir, 2004). Salah satu operator deteksi tepi adalah operator Sobel. Operator Sobel merupakan salah satu operator yang menghindari adanya perhitungan gradien di titik interpolasi. Operator Sobel menggunakan 2 matriks berukuran 3x3 yaitu matriks Gx dan Gy. Kedua matriks tersebut digunakan untuk menghitung perbedaan warna pada piksel yang sedang dihitung dengan piksel disekitarnya secara horizontal dan vertikal. Matriks Gx digunakan untuk menghitung secara horizontal dan matriks Gy digunakan untuk menghitung secara vertikal. Gambar 5 menunjukkan hasil deteksi Sobel dalam bentuk matriks.

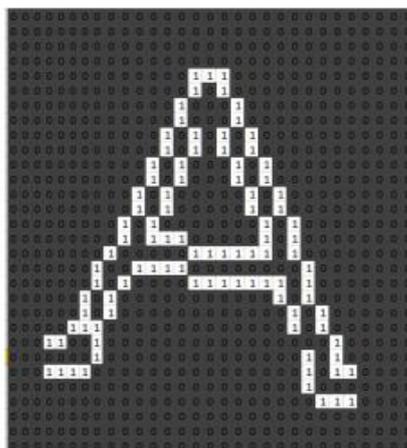
-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Gx

-1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

Gy

Gambar 4. Matriks Sobel Horizontal (Gx) dan Vertikal (Gy)



Gambar 5. Hasil Pembacaan Citra Deteksi Tepi Sobel dalam Bentuk Matriks

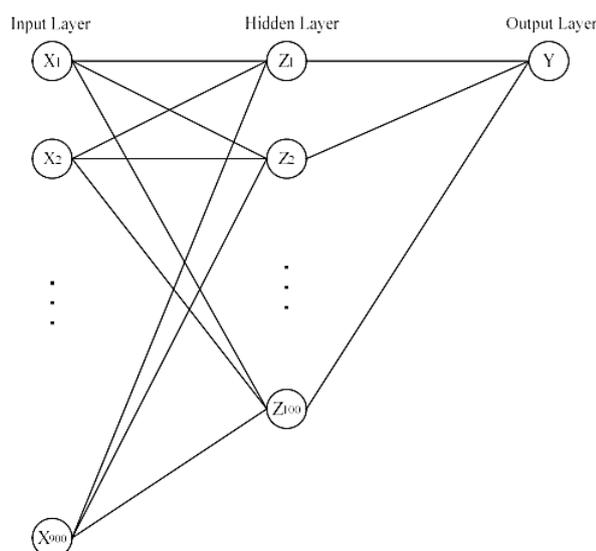
Setelah mendapatkan nilai dari hasil deteksi tepi *sobel*, kemudian dilakukan proses untuk mendapatkan nilai dari ekstraksi ciri bentuk deteksi tepi tersebut. Beberapa ciri bentuk yang biasa digunakan adalah luas area  $A$ , perimeter  $P$ , dan faktor kebundaran (*roundness*)  $R$ . Di dalam menggunakan ciri bentuk, citra diubah menjadi citra biner (Andono & Sutojo, 2018). Area ( $A$ ) merupakan jumlah dari piksel-piksel penyusun objek dan satuannya. Perimeter ( $P$ ) merupakan panjang perbatasan objek. Faktor kebundaran (*roundness*) suatu objek  $R$  yaitu perbandingan antara luas suatu objek dengan luas lingkaran yang mempunyai perimeter yang sama. Faktor kebundaran digunakan untuk membedakan bentuk objek yang berbentuk objek bundar dan memanjang. Lingkaran adalah bentuk yang paling bundar dengan rasio sekitar 1, untuk bujur sangkar nilainya  $\pi/4$  dan semakin mengecil Ketika objek berbentuk memanjang (elips atau kotak).

### Klasifikasi

Tahap ini merupakan tahap mengelompokkan objek ke dalam kelas yang memiliki kesamaan ciri berdasarkan karakteristik objek atau data tersebut. Salah satu algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* (Andono & Sutojo, 2018). Pada algoritma ini menggunakan *multilayer* untuk meminimalkan kesalahan pada output yang dihasilkan. Pada tahap ini, data yang sudah siap menjadi inputan pada jaringan syaraf tiruan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan testing. Data *training* digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi dalam mengenali pola. Hasil yang didapatkan dari algoritma klasifikasi akan diujicobakan pada data *testing* untuk menghasilkan akurasi.

Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* yang digunakan pada penelitian ini, terdiri dari *Input Layer* (lapisan Input) :  $X_1, X_2, \dots, X_{900}$ , Hidden Layer (Lapisan Tersembunyi) :  $Z_1, Z_2, \dots, Z_{100}$ . Lapisan ini digunakan untuk mentransformasikan nilai input menjadi nilai yang dapat diolah sehingga diperoleh nilai output. *Output Layer* (Lapisan Output):  $Y$ . Lapisan luaran yang memiliki 1 neuron, namun pada target pola huruf vokal memiliki 10 kelas. Nilai target direpresentasikan dalam angka 0 dan 1. Arsitektur ditunjukkan pada gambar 6.

Algoritma *Back Propagation* bekerja dengan cara berikut: Saat jaringan diberikan masukan berupa pola training maka pola tersebut menuju ke unit-unit lapisan tersembunyi yang kemudian diteruskan ke lapisan output. Selanjutnya unit-unit lapisan output memberikan respon yang dikenal dengan output jaringan. Saat output jaringan tidak sama dengan output yang diharapkan maka keluaran akan mundur pada lapisan tersembunyi diteruskan ke unit lapisan input.



Gambar 6. Arsitektur Jaringan

### Akurasi

Evaluasi hasil pengenalan pola huruf vokal dilakukan berdasarkan perhitungan akurasi (Maulana & Rochmawati, 2019):

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Data\ Benar}{Total\ Data} \times 100\%$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengenalan pola huruf vokal tulisan tangan dengan menerapkan deteksi tepi Sobel untuk ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan *back propagation* sebagai klasifikasi diimplementasikan dalam sebuah aplikasi pengenalan huruf vokal menggunakan Matlab r2013b.

### Halaman Utama Aplikasi Pengenalan Huruf Vokal

Halaman utama aplikasi pengenalan pola huruf vokal ditampilkan pada gambar berikut.

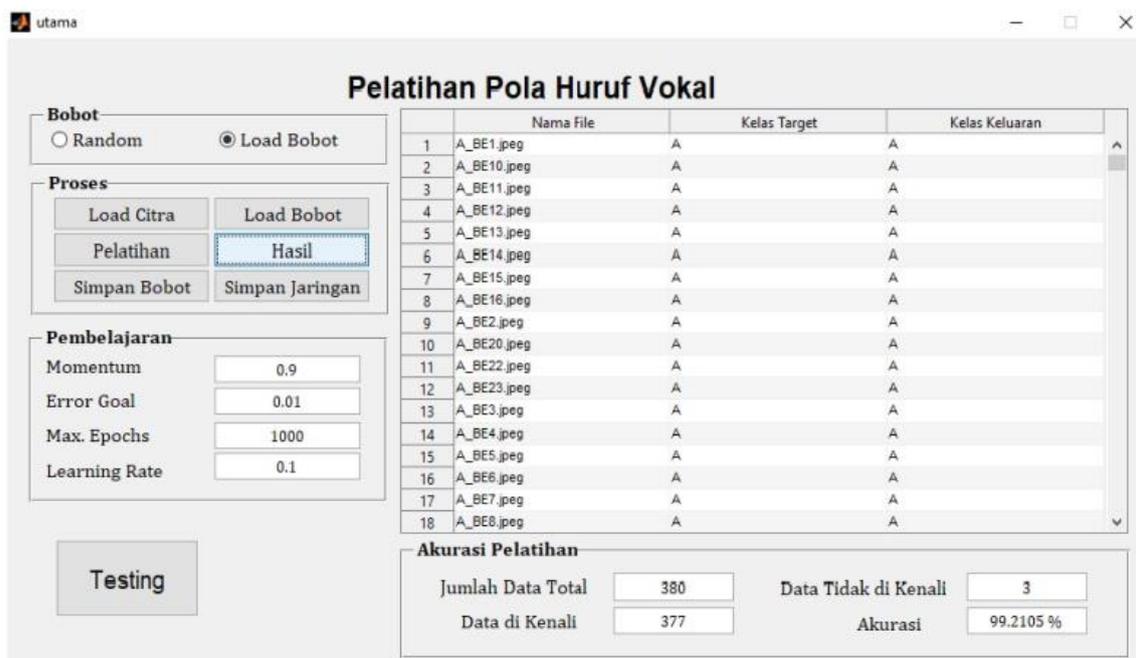


Gambar 7 . Halaman Utama Aplikasi Pengenalan Pola Huruf Vokal

Pada halaman utama terdapat 2 (dua) menu utama yaitu menu training dan testing, di mana menu training digunakan untuk melatih jaringan dengan pola pelatihan di mana jaringan hasil latihan akan digunakan pada menu testing, dan menu testing digunakan untuk menguji pola huruf vokal yang tidak termasuk ke dalam pola pelatihan.

### Menu Training

Pada tampilan menu *training* terdapat beberapa sub menu. Sub menu *load* citra untuk menampilkan citra yang akan dilatih, sub menu pelatihan untuk memproses jaringan syaraf tiruan pola latih huruf vokal, sub menu hasil untuk menampilkan hasil keseluruhan data yang telah dilatih, sub menu simpan jaringan untuk menyimpan jaringan data latih yang akan diujicobakan pada proses *testing* dan membaca akurasinya serta *sub* menu utama serta menu testing. Selain itu juga terdapat sub menu pembelajaran yang terdiri dari *error goal* merupakan target nilai fungsi kinerja. *Learning rate* merupakan laju pembelajaran, di mana nilai *learning rate* berimplikasi pada langkah pembelajaran. Jika *learning rate* diset terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil. Sebaliknya, jika *learning rate* diset terlalu kecil, maka algoritma akan konvergen dalam jangka waktu yang sangat lama. Jumlah epoch maksimum yang boleh dilakukan selama proses pelatihan. Iterasi akan dihentikan apabila nilai epoch melebihi maksimum epoch. Dan laju momentum berperan dalam mencapai konvergensi.



	Nama File	Kelas Target	Kelas Keluaran
1	A_BE1.jpeg	A	A
2	A_BE10.jpeg	A	A
3	A_BE11.jpeg	A	A
4	A_BE12.jpeg	A	A
5	A_BE13.jpeg	A	A
6	A_BE14.jpeg	A	A
7	A_BE15.jpeg	A	A
8	A_BE16.jpeg	A	A
9	A_BE2.jpeg	A	A
10	A_BE20.jpeg	A	A
11	A_BE22.jpeg	A	A
12	A_BE23.jpeg	A	A
13	A_BE3.jpeg	A	A
14	A_BE4.jpeg	A	A
15	A_BE5.jpeg	A	A
16	A_BE6.jpeg	A	A
17	A_BE7.jpeg	A	A
18	A_BE8.jpeg	A	A

**Akurasi Pelatihan**

Jumlah Data Total	380	Data Tidak di Kenali	3
Data di Kenali	377	Akurasi	99.2105 %

Gambar 8. Halaman Training

Pada halaman training dan testing ditampilkan seluruh data input, kelas target, dan kelas keluaran. Kelas target merupakan kelas yang diharapkan. Kelas keluaran merupakan hasil dari klasifikasi atau pengenalan. Terdapat sub menu akurasi yang menampilkan total data masukan, jumlah data yang dikenali, jumlah data yang tidak dikenali, serta nilai akurasi.

### Menu Testing

Pada tampilan menu *testing* terdapat terdapat sub menu *load* citra untuk menampilkan citra yang akan diuji, sub menu *load* jaringan untuk mengambil proses pelatihan yang telah disimpan, sub menu hasil untuk menampilkan hasil keseluruhan data yang telah dilatih dan akurasinya. Pada menu ini juga terdapat menu utama dan menu testing huruf.



Gambar 8. Halaman Testing

Pada sub menu *testing* huruf digunakan untuk mengenali masing-masing huruf vokal. Di sini terdapat *load* jaringan untuk mengambil data jaringan yang telah disimpan pada proses *training*. Akan muncul *input* citra berupa huruf yang menjadi input, citra *grayscale*, citra biner hasil *thresholding*, dan citra hasil deteksi tepi Sobel. Halaman testing huruf ditunjukkan pada gambar 9. Kemudian ditampilkan juga parameter untuk ciri bentuk dari deteksi tepi Sobel yang telah dilakukan berupa luas area, perimeter dan kebundaran. Setelah itu pada sub menu pengenalan, akan menampilkan hasil dari model yang telah disimpan pada jaringan syaraf tiruan.



Gambar 9. Halaman Testing Huruf

## Hasil Pelatihan dan Pengujian

Proses pengenalan pola huruf vokal berbasis jaringan syaraf tiruan back propagation menggunakan parameter seperti yang ditampilkan pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Parameter Pelatihan dan Pengujian

Model	Jumlah
Data	480
Target Data	10
Jumlah sel lapisan masuk ( <i>input layer</i> )	900
Jumlah sel lapisan tersembunyi ( <i>hidden layer</i> )	100
Jumlah sel lapisan keluar ( <i>output layer</i> )	1
Perbandingan data latih : data uji	380 : 100
Jumlah data untuk pengujian	100
Error data yang diizinkan	0.01
Learning rate	0.1-0.9
Momentum	0.9
Maximum epoch	1000
Fungsi Aktivasi	Sigmoid Biner

Hasil pengujian masing-masing huruf dengan *Learning Rate* 0,5 untuk 10 data uji menunjukkan akurasi terbaik pada huruf E besar sebesar 90%. Rata-rata akurasi untuk semua huruf vokal sebesar 71%. Hasil prngujian ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Setiap Huruf Vokal

Input	Pengujian										Akurasi (%)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
A	A	A	O	A	E	A	A	A	U	A	70
E	E	E	E	E	A	E	E	E	E	E	90
I	I	i	I	I	i	i	I	I	I	I	60
U	U	U	O	U	U	O	U	u	U	U	70
O	O	o	O	U	O	O	O	O	O	O	80
a	o	a	a	o	a	e	e	a	a	a	60
e	e	a	e	e	e	a	e	e	o	e	70
i	i	i	i	I	i	i	i	i	i	I	80
u	U	o	u	u	u	U	O	u	u	u	60
o	o	o	o	O	o	a	o	o	u	o	70

Berikut hasil pelatihan dan pengujian menggunakan 480 data citra huruf vokal yang dibagi menjadi 380 data latih dan 100 data uji. Pelatihan dan pengujian dilakukan dengan *learning rate* dari 0,1 sampai 0,9.

Tabel 3. Hasil Akurasi Pelatihan dan Pengujian

<i>Learning Rate</i>	Akurasi (%)	
	Pelatihan	Pengujian
0.1	99.21	81.21
0.2	99.21	79
0.3	99.74	80.45
0.4	98.95	85
0.5	99.47	79.57
0.6	99.21	79.17
0.7	99.47	78
0.8	99.47	80.05
0.9	99.47	81
<b>Rata-rata</b>	<b>99.36</b>	<b>80.38</b>

Dari tabel 3 menunjukkan hasil klasifikasi jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* dengan variasi *learning rate* dari 0,1 sampai 0,9. Terlihat hasil akurasi pelatihan terbaik sebesar 99,74% pada *learning rate* 0,3, sedangkan pengujian terbaik dengan akurasi sebesar 81,21 % pada *learning rate* 0,1. Hasil klasifikasi untuk pelatihan (training) pola huruf vokal dikenali rata-rata sebesar 99,36%. Sedangkan untuk pengujian dengan pola yang berbeda dengan pola latih, rata-rata dikenali sebesar 80,38%. Berdasarkan *learning rate* terlihat terjadi ketidakstabilan akurasi pelatihan maupun pengujian. Hal ini dipengaruhi oleh jumlah *neuron* pada *hidden layer*, jumlah minimum error, momentum, jumlah maksimum iterasi, nilai bobot dan nilai bias yang telah disimpan pada proses *training* sebelumnya. Unjuk kerja algoritma pada pelatihan sangat dipengaruhi oleh *learning rate* yang digunakan, sehingga sulit mendapatkan akurasi yang stabil baik pada pelatihan maupun pengujian yang dilakukan.

Berdasarkan penjelasan di atas menunjukkan bahwa deteksi tepi Sobel dapat mengekstraksi ciri pola huruf vokal yang menjadi input untuk jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Dengan algoritma pelatihan *backpropagation* pola huruf vokal dapat dikenali.

### KESIMPULAN

Metode deteksi tepi Sobel dan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* telah diterapkan pada pengenalan pola huruf vokal tulisan tangan. Data citra huruf vokal disiapkan dengan melakukan *preprocessing* dimana dengan tahapan *input* citra, *grayscale* dan *thresholding*. Kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri dengan metode Sobel mengambil nilai matriks. Proses klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Uji coba pengujian dalam penelitian ini untuk 480 data yang dibagi menjadi 380 data latih dan 100 data uji, dengan variasi nilai *learning rate* yang digunakan yaitu 0.1 sampai 0.9. Hasil klasifikasi untuk pelatihan (training) pola huruf vokal dikenali rata-rata sebesar 99,36%. Sedangkan untuk pengujian dengan pola yang berbeda dengan pola latih, rata-rata dikenali sebesar 80,38%.

### REFERENSI

- Andono, P. N., & Sutojo, T. (2018). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.
- Ani, S., Furqan, M., & Bolon, R. S. T. P. (2023). Deteksi Tepi Pola Tulisan Arab Menggunakan Metode Canny pada Nisan Kuno di Sumatera Utara. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD*, 6(1), 86–97.

- 
- Gulo, C. W., Hafizah, H., & Pane, M. A. S. (2023). Penerapan Metode Prewitt Dan Sobel Dalam Menganalisa Penyakit Bercak Daun Tanaman Rambutan. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 2(3), 383–393.
- Isniawan, C. I., Wulanningrum, R., & Sahertian, J. (2023). Ekstraksi Ciri Bentuk pada Huruf Kawi. *Journal of Information System and Computer*, 1(2), 66–69.
- Lestari, N. W., & Kumalasanti, R. A. (2021). IDENTIFIKASI KEPERIBADIAN SESEORANG BERDASARKAN POLA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE. *Jurnal SCRIPT*, 9(1), 66–73.
- Masrani, H., & Ilhamsyah, I. R. (2018). Aplikasi Pengenalan Pola pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dengan Metode Ekstraksi Fitur Geometri. *Coding Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 6(2).
- Maulana, F. F., & Rochmawati, N. (2019). Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 1(02), 104–108.
- Munir, R. (2004). Pengolahan citra digital dengan pendekatan algoritmik. *Informatika, Bandung*, 260.
- Octariadi, B. C. (2020). Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Teknoinfo*, 14(1), 15–21.
- Panggalih, K., Kurniawan, W., & Gata, W. (2022). Implementasi Perbandingan Deteksi Tepi Pada Citra Digital Menggunakan Metode Roberst, Sobel, Prewitt dan Canny. *Infotek: Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(2), 337–347.
- Radikto, R., & Rasiban, R. (2022). Pengenalan Pola Huruf Hangeul Korea Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation dan Deteksi Tepi Canny. *Jurnal Pendidikan Dan Konseling (JPDK)*, 4(5), 959–968.
- Rayendra, R. (2023). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Pengenalan Pola Huruf Menggunakan Metode Bidirectional Associative Memory (BAM). *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, 125–133.
- Sari, Y. (2017). *Pengolahan citra dalam soft computing*. CV Jejak (Jejak Publisher).
- Sutojo, V. (2011). T; Mulyanto, Edi; Suhartono. *Kecerdasan Buatan*.