

---

## Pengenalan Huruf BISINDO Menggunakan *Chain Code Contour* dan *Naive Bayes*

Dolly Indra<sup>1</sup>, Lilis Nur Hayati<sup>2</sup>, Mulianty Cipta Irja<sup>3\*</sup>

1)Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Muslim Indonesia

Jl. Urip Sumoharjo , Makassar, Indonesia 90231

2,3)Program Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Muslim Indonesia

Jl. Urip Sumoharjo, Makassar, Indonesia 90231

\*13020190272@umi.ac.id

(Naskah masuk: 9 Juli 2024; diterima untuk diterbitkan: 25 Nopemebr 2023)

**ABSTRAK** –Pengolahan citra digital merupakan metode yang digunakan untuk mengolah atau mengubah citra digital. Pengolahan citra digital dapat menyelesaikan berbagai bidang permasalahan, termasuk pengenalan huruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) yang digunakan oleh penyandang tunarungu dan tunawicara dalam berkomunikasi. Tujuan dilakukan penelitian ini adalah membangun aplikasi berbasis citra digital yang dapat mengenali huruf BISINDO dengan tingkat akurasi kemiripan huruf yang baik. Data huruf BISINDO yang digunakan 260 citra dengan 80% data latih dan 20% data uji. Tahapan penelitian dimulai dari pre-processing, segmentasi, ekstraksi fitur *Chain Code Contour*, dan pengenalan huruf menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes*. Penelitian ini menggunakan 3 jenis skenario pembagian dataset yaitu 80: 20, 70:30, dan 60:40. Hasil pengujian dengan akurasi tertinggi berada pada pembagian dataset 80:20 dengan akurasi mencapai 100%, pembagian dataset 70:30 akurasi mencapai 92.3%, dan akurasi terendah berada pada pembagian dataset 60:40 dengan akurasi mencapai 88.5%. Hal Ini menunjukkan bahwa metode *Chain Code Contour* dan klasifikasi *Naive Bayes* mampu mengenali huruf BISINDO.

**Kata Kunci** – BISINDO, pre-processing, Sobel, *Chain Code Contour*, *Naive Bayes*, Pengolahan Citra Digital.

---

## BISINDO letter recognition using *Chain Code Contour* and *Naive Bayes*

**ABSTRACT** – Digital image processing is a method used to process or manipulate digital images. Digital image processing can address various problem domains, including the recognition of letters in Indonesian Sign Language (BISINDO) used by individuals who are deaf and mute to communicate. The purpose of this research is to build a digital image-based application that can recognize BISINDO letters with a high level of letter similarity accuracy. The BISINDO letter dataset used consists of 260 images, with 80% for training data and 20% for testing data. The research process includes several stages, starting from pre-processing, segmentation, feature extraction using *Chain Code Contour*, and letter recognition using the *Naive Bayes* classification method. This study employed three different dataset division scenarios: 80:20, 70:30, and 60:40. The test results showed the highest accuracy in the 80:20 dataset division with an accuracy rate of 100%, while the 70:30 dataset division achieved an accuracy of 92.3%. The lowest accuracy was observed in the 60:40 dataset division, with an accuracy rate of 88.5%. This indicates that the *Chain Code Contour* method and the *Naive Bayes* classification are capable of recognizing BISINDO letters.

**Keywords** - BISINDO, pre-processing, Sobel, *Chain Code Contour*, *Naive Bayes*, Digital Image Processing

---

## 1. PENDAHULUAN

*Digital image processing* juga dikenal sebagai pengolahan citra digital adalah metode yang digunakan untuk mengolah atau mengubah citra digital yang tersimpan dalam bentuk dua dimensi. [1]. Pengolahan citra digital dapat menyelesaikan berbagai bidang permasalahan, termasuk pengenalan huruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) yang merupakan salah satu Bahasa isyarat yang bahasa isyarat yang digunakan oleh masyarakat tunarungu dan tunawicara dalam berkomunikasi. Bahasa isyarat ini dikembangkan oleh komunitas tunarungu dan didukung oleh Gerakan Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (GERTAKIN) [1]. Dalam BISINDO, huruf A hingga Z dapat dibentuk dengan satu tangan dan dua tangan. Huruf C, E, I, J, L, O, R, U, V, dan Z dapat dibentuk dengan satu tangan, sedangkan huruf A, B, D, F, G, H, K, M, N, P, Q, S, T, W, X, dan Y memerlukan dua tangan [2].

Hal ini dapat menjadi masalah karena tidak banyak masyarakat normal yang memahami bahasa isyarat, bahkan membutuhkan seorang penerjemah untuk bisa berkomunikasi dengan penyandang tunarungu atau tunawicara. Oleh karena itu dilakukan penelitian ini dengan tujuan untuk membangun sebuah aplikasi berbasis citra digital yang dapat mengenali huruf BISINDO dari huruf A hingga Z dengan tingkat akurasi kemiripan huruf yang baik.

Pada penelitian terdahulu, yaitu ekstraksi fitur huruf BISINDO menggunakan *Chain Code Contour* menunjukkan bahwa setiap pola tangan yang mengekspresikan huruf BISINDO memiliki fitur yang berbeda hal ini menunjukkan bahwa fitur yang diekstraksi dengan metode yang diusulkan sangat akurat digunakan untuk pengenalan huruf BISINDO berdasarkan fitur pola tangan saat berkomunikasi [3]. Penelitian lain yaitu klasifikasi Gerakan tangan sistem bahasa isyarat Indonesia menggunakan *naive bayes* memperoleh hasil yang baik dengan akurasi 80,5% untuk data terlatih dan 70,7% data yang tidak terlatih [3]. Penelitian lainnya yaitu implementasi algoritma *freeman chain code* dan algoritma *k-nearest neighbor* dalam pengenalan huruf mandarin memperoleh tingkat keberhasilan sebesar 72% [4].

Berdasarkan uraian diatas dengan tingginya tingkat keberhasilan menggunakan ekstraksi fitur *chain code* dan klasifikasi *naive bayes*, maka penulis mengangkat judul "Pengenalan Huruf BISINDO Menggunakan *Chain Code Contour* dan *Naive Bayes*". *Chain Code* (Kode Rantai) adalah metode yang digunakan untuk menggambarkan kontur objek dengan mengikuti urutan arah tertentu. Sebelum menerapkan *Chain Code*, kontur objek pada gambar harus diatur dalam *Rectangular Cell*. *Rectangular Cell* adalah sel segiempat yang memungkinkan batas atau

kontur objek dapat digambar pada sisinya [6]. *Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi yang sederhana berdasarkan probabilitas, dimana probabilitas dikalkulasi dengan menjumlahkan frekuensi dan nilai-nilai *dataset* yang tersedia. Keunggulan menggunakan *Naive Bayes* adalah kemampuannya melakukan klasifikasi dengan sedikit data latih untuk menghitung parameter yang digunakan dalam proses klasifikasi [6].

## 2. METODE DAN BAHAN

### A. Pre-processing

*Pre-processing* merupakan tahap yang digunakan untuk meningkatkan kualitas citra digital agar citra mudah identifikasi [7]. Tahap *Pre-Processing* dalam penelitian ini adalah mengkonversi citra dari RGB ke *Grayscale*.

### B. Segmentasi Citra

Pada pengolahan citra, segmentasi adalah tahap yang bertujuan untuk memisahkan *foreground* dan *background* untuk mempermudah analisis citra [8]. Dalam penelitian ini metode segmentasi yang digunakan yaitu metode segmentasi *thresholding*, morfologi operasi *opening* dan deteksi tepi *sobel*

#### 1. Thresholding

*Thresholding* adalah metode segmentasi citra yang mengubah citra gelap menjadi lebih gelap dan citra yang terang menjadi lebih terang, sehingga menghasilkan citra biner dengan intensitas piksel bernilai 0 atau 1 [9].

#### 2. Morfologi Operasi *Opening*

Morfologi merupakan suatu metode dalam pemrosesan citra yang berfokus pada bentuk segmen atau *region* [10]. Operasi *opening* ini dimulai dengan melakukan *erosi* pada citra yang akan diolah kemudian *dilasi* dilakukan pada hasil *erosi*. Operasi *erosi* atau pengikisan merupakan metode yang digunakan untuk mereduksi atau mengikis tepi objek yang berwarna putih. Piksel dengan nilai 1 (warna putih) akan diubah menjadi piksel dengan nilai 0 (warna hitam) ketika dilewati oleh kernel tertentu, sedangkan operasi *dilasi* adalah metode yang digunakan untuk memperluas segmen objek (dalam citra biner) dengan menambahkan lapisan di sekitar objek yang berwarna putih. Dengan menggunakan sebuah kernel tertentu, proses *dilasi* dapat mengubah piksel dengan nilai 0 menjadi piksel dengan nilai 1 [16]. Berikut adalah rumus persamaan operasi *opening* yang dijelaskan pada persamaan 1 [11].

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1)$$

Di mana :

$A$  : Citra yang akan diolah

$B$  : Elemen struktural (*structuring element*)

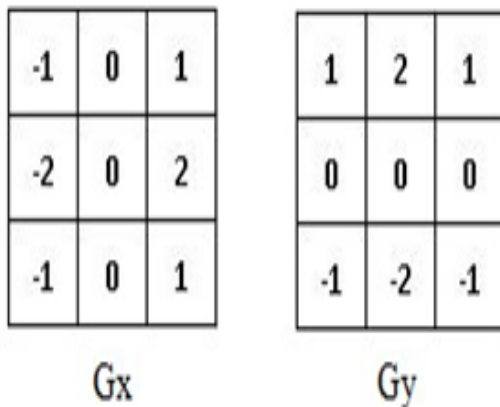
$\ominus$  : Operasi *Erosi*

$\oplus$  : Operasi *Dilasi*

◦ : Operasi *Opening*

### 3. Deteksi Tepi *Sobel*

Deteksi tepi (*Edge Detection*) dalam citra adalah tahap yang mengidentifikasi dan menonjolkan tepian pada gambar dengan tujuan untuk meningkatkan detail dan memperbaiki kesalahan dalam proses akuisisi citra. [12]. Operator *Sobel* adalah operator yang mencegah adanya interpolasi. Operator *sobel* menggunakan matriks *neighbor* berukuran 3x3 dan memiliki dua buah matriks *mask*. matriks *mask* pertama yaitu *mask horizontal* ( $G_x$ ) digunakan untuk mengukur perbedaan antara titik-titik pada arah *horizontal*, sedangkan matriks *mask* kedua yaitu *mask vertical* ( $G_y$ ) digunakan untuk mengukur perbedaan antara titik-titik pada arah *vertical*[13]. Gambar 1 menunjukkan *mask horizontal* ( $G_x$ ) dan *mask vertical* ( $G_y$ ) pada operator *sobel*.



Gambar 1. Matriks *Mask Operator Sobel* [14]

Adapaun untuk menghitung nilai magnitudo gradien dapat menggunakan rumus persamaan 2 [14]:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2)$$

Dimana :

$G$  : Hasil perhitungan dari  $G_x$  dan  $G_y$

$G_x$  : *mask horizontal*

$G_y$  : *mask vertical*

### C. *Chain Code Contour*

Herbert Freeman memperkenalkan *Chain Code* (kode rantai) untuk menggambarkan kurva digital. *Chain code* merupakan algoritma untuk mengekstraksi ciri-ciri bentuk yang mempertahankan konsistensi terhadap rotasi, translasi, pencerminan, dan penskalaan, sehingga nilainya tidak berubah [15]. Skema penomoran digunakan untuk merepresentasikan arah dari setiap segmen. Urutan nomor arah ini membentuk kode batas yang dikenal sebagai *Freeman Chain Code*. *Freeman Chain Code* untuk sebuah kontur bergantung

pada titik awalnya. Penggunaan nomor kode memberikan pendekatan yang komprehensif dalam menganalisis *boundary*. *Chain Code* mengikuti kontur dengan pergerakan melawan arah jarum jam dan mencatat arah ketika perpindahan ketika berpindah dari satu piksel kontur ke piksel kontur berikutnya[16]. Pada gambar 2(a) terdapat *Chain Code* dengan 4 arah, sedangkan pada gambar 2(b) terdapat *Chain Code* dengan 8 arah.

### D. *Naive Bayes*.

*Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi data yang memanfaatkan konsep probabilitas dan statistik, terinspirasi oleh prinsip yang diajukan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Tujuannya adalah untuk memprediksi kemungkinan kejadian di masa mendatang berdasarkan pengalaman pada masa sebelumnya[10]. Persamaan dari teorema *Bayes* dijelaskan pada persamaan 3 [6]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (3)$$

Di mana :

$X$  : Data dengan *class* yang belum dikenali

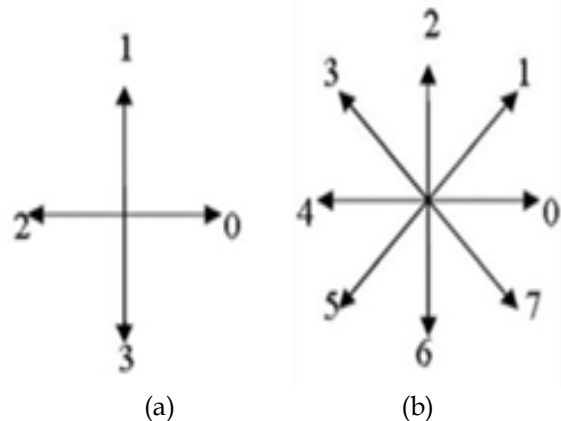
$H$  : Hipotesis data merupakan suatu *class* spesifik

$P(H|X)$  : Probabilitas hipotesis  $H$  berdasarkan kondisi  $X$  (posteriori probabilitas)

$P(H)$  : Probabilitas prior hipotesis  $H$

$P(X|H)$  : Probabilitas  $X$  berdasarkan kondisi pada hipotesis  $H$

$P(X)$  : Probabilitas  $X$



Gambar 2. (a) *Chain Code 4 Arah* (b) *Chain Code 8 Arah* [11]

### E. Evaluasi

Penelitian ini mengevaluasi sistem dengan menghitung tingkat akurasi dari hasil pengenalan huruf BISINDO dengan menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes*. Penghitungan akurasi dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana metode *Naive Bayes* dapat memprediksi data dengan benar. Ini membantu dalam mengidentifikasi apakah metode *Naive Bayes* perlu disempurnakan atau

ditingkatkan keberhasilan dalam mengenali citra huruf BISINDO, sesuai dengan tujuan penelitian apakah aplikasi dapat mengenali huruf BISINDO dengan tingkat akurasi kemiripan huruf yang baik. Berikut rumus persamaan akurasi yang dijelaskan pada persamaan 4 [17]:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \quad (4)$$

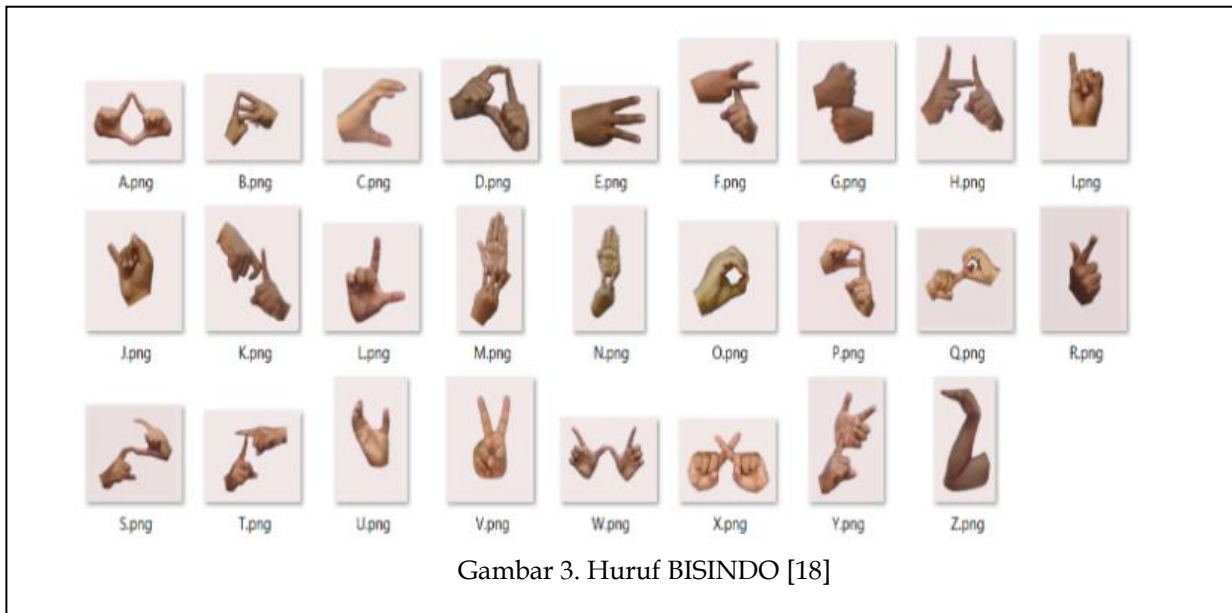
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Hasil Penelitian

##### 1. Hasil Pengumpulan Data

Tahapan ini dataset yang digunakan merupakan dataset yang didapatkan dari Jurnal Penelitian *Recognition of Bisindo Alphabets Based on Chain Code Contour and Similarity of Euclidean Distance* [18]. Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 260 huruf yang kemudian dibagi menjadi 208 huruf untuk data latih dan 52 huruf untuk data uji.

Huruf-huruf BISINDO yang diambil dari Jurnal Penelitian dapat dilihat pada gambar 3.

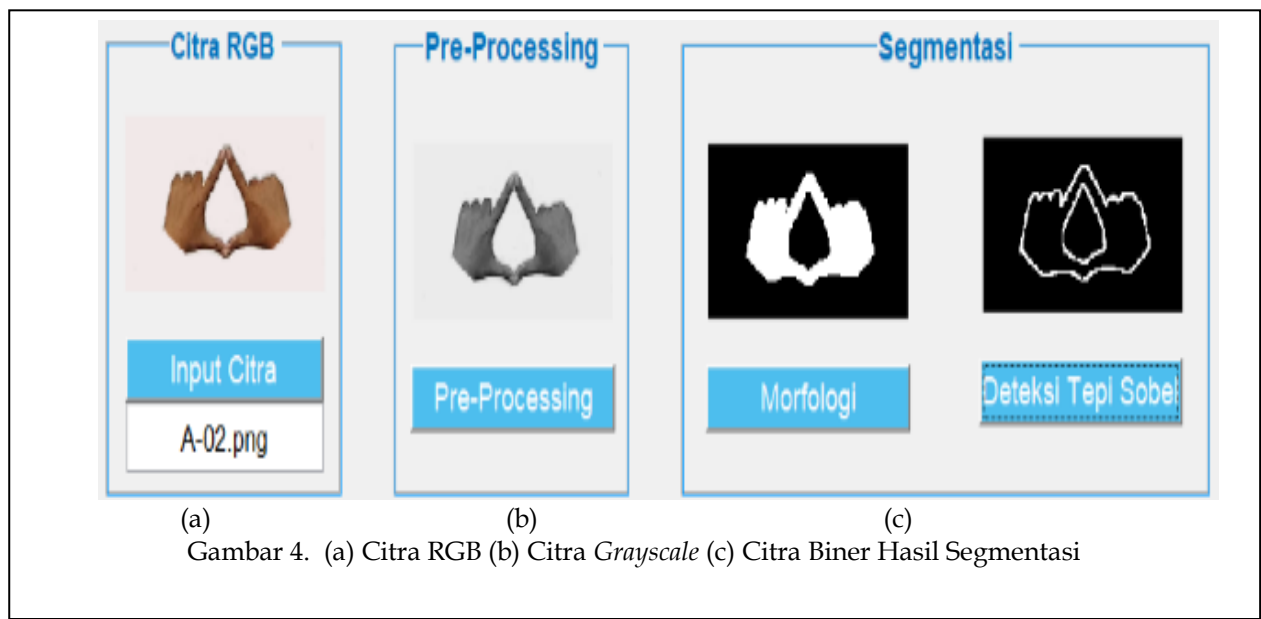


Gambar 3. Huruf BISINDO [18]

##### 2. Pre-Processing dan Segmentasi

Setelah melakukan pengumpulan data, selanjutnya dilakukan *pre-processing* dengan mengubah citra RGB ke *grayscale*, kemudian dilakukan proses segmentasi menggunakan metode *thresholding* dengan nilai *threshold* sebesar 0.8 dan

dilanjutkan dengan tahap operasi morfologi *opening* untuk memperbaiki tampilan objek dalam citra yang telah disegmentasi. Selanjutnya dilakukan proses deteksi tepi menggunakan operator *sobel* agar bentuk



Gambar 4. (a) Citra RGB (b) Citra *Grayscale* (c) Citra Biner Hasil Segmentasi

citra lebih terlihat dengan jelas. Hasil *pre-processing* dan segmentasi dapat dilihat pada Gambar 4.

### 3. Hasil Ekstraksi Fitur *Chain Code Contour*

Berikut ini merupakan hasil perhitungan nilai ekstraksi fitur *Chain Code* 8 arah pada 208 citra data latih pada Tabel 1.

Tabel 1 menunjukkan setiap angka dalam tabel mewakili arah perubahan dari satu piksel ke piksel berikutnya. Terdapat delapan arah (0 sampai 7) yang masing-masing menggambarkan perubahan arah kontur objek dalam citra. Sekuensi angka ini digunakan untuk merepresentasikan bentuk objek dan dapat digunakan dalam proses pengenalan objek atau pembandingan dengan objek lain dalam pemrosesan citra.

Tabel 1. Nilai Ekstraksi Fitur *Chain Code* 208 Citra Data Latih

Citra Latih	Jumlah Huruf	Nilai Ekstraksi Fitur							
		0	1	2	3	4	5	6	7
A.png	1	53	41	24	24	95	17	29	43
	2	56	36	29	22	86	21	28	38
B.png	1	82	52	50	25	106	48	33	46
	2	98	55	56	55	102	56	49	61
C.png	1	59	34	36	26	91	28	15	53
	2	62	41	40	65	80	32	39	75
D.png	1	84	42	82	15	74	72	31	36
	2	82	45	82	19	92	61	39	46
E.png	1	206	35	22	29	190	36	35	15
	2	190	15	29	77	169	21	37	63
F.png	1	157	51	69	50	142	66	53	51
	2	149	51	74	42	133	69	53	45
G.png	1	30	26	26	34	24	25	33	28
	2	33	29	36	36	42	19	46	36
H.png	1	88	67	129	75	92	72	114	85
	2	50	40	97	48	32	45	104	36
I.png	1	69	39	97	59	33	40	130	25
	2	63	39	86	59	14	54	104	26
J.png	1	84	43	114	119	128	0	155	121
	2	52	29	59	69	37	30	71	56
K.png	1	59	15	127	45	67	25	98	64
	2	56	19	105	50	55	23	97	54
L.png	1	74	34	77	31	80	22	94	26
	2	53	55	44	42	57	42	65	34
M.png	1	42	34	150	118	25	42	150	110
	2	57	38	164	79	21	59	157	65
N.png	1	76	40	227	100	27	68	219	80
	2	45	38	156	69	37	49	141	73
O.png	1	77	23	48	20	95	15	45	31
	2	49	30	36	49	59	26	33	56
P.png	1	73	44	48	33	77	42	47	36
	2	100	48	61	44	86	58	54	41
Q.png	1	83	43	54	62	78	39	66	54
	2	86	39	24	48	82	36	33	42

Citra Latih	Jumlah Huruf	Nilai Ekstraksi Fitur							
		0	1	2	3	4	5	6	7
R.png	1	48	29	71	52	26	35	80	37
	2	36	25	51	48	22	30	54	40
S.png	1	148	78	104	43	178	70	89	66
	2	93	63	33	41	137	40	34	63
T.png	1	145	25	120	83	129	24	137	67
	2	114	18	58	47	115	23	46	54
U.png	1	55	51	130	40	38	81	86	54
	2	52	34	118	31	35	61	80	42
V.png	1	25	69	151	24	34	72	135	37
	2	31	65	153	24	55	60	138	44
W.png	1	46	68	155	73	39	70	157	69
	2	72	62	102	85	35	71	120	58
X.png	1	81	39	58	49	53	51	61	34
	2	94	45	30	42	97	38	40	39
Y.png	1	81	40	80	70	121	15	89	86
	2	55	51	133	49	43	50	146	37
Z.png	1	80	37	106	33	102	42	73	61
	2	95	44	143	21	109	53	110	45

### 4. Implementasi Aplikasi

Berikut ini merupakan contoh tampilan *interface* aplikasi GUI pengenalan huruf BISINDO dengan menggunakan klasifikasi *Naive Bayes* yang terdiri dari beberapa menu yang ditunjukkan pada Gambar 5.

#### B. Pembahasan

##### 1. Pengujian

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan 3 jenis skenario pembagian dataset yaitu skenario pembagian *dataset* 80:20, 70:30, dan 60:40 dari 260 citra.

##### 1) Skenario pengujian *dataset* 80:20

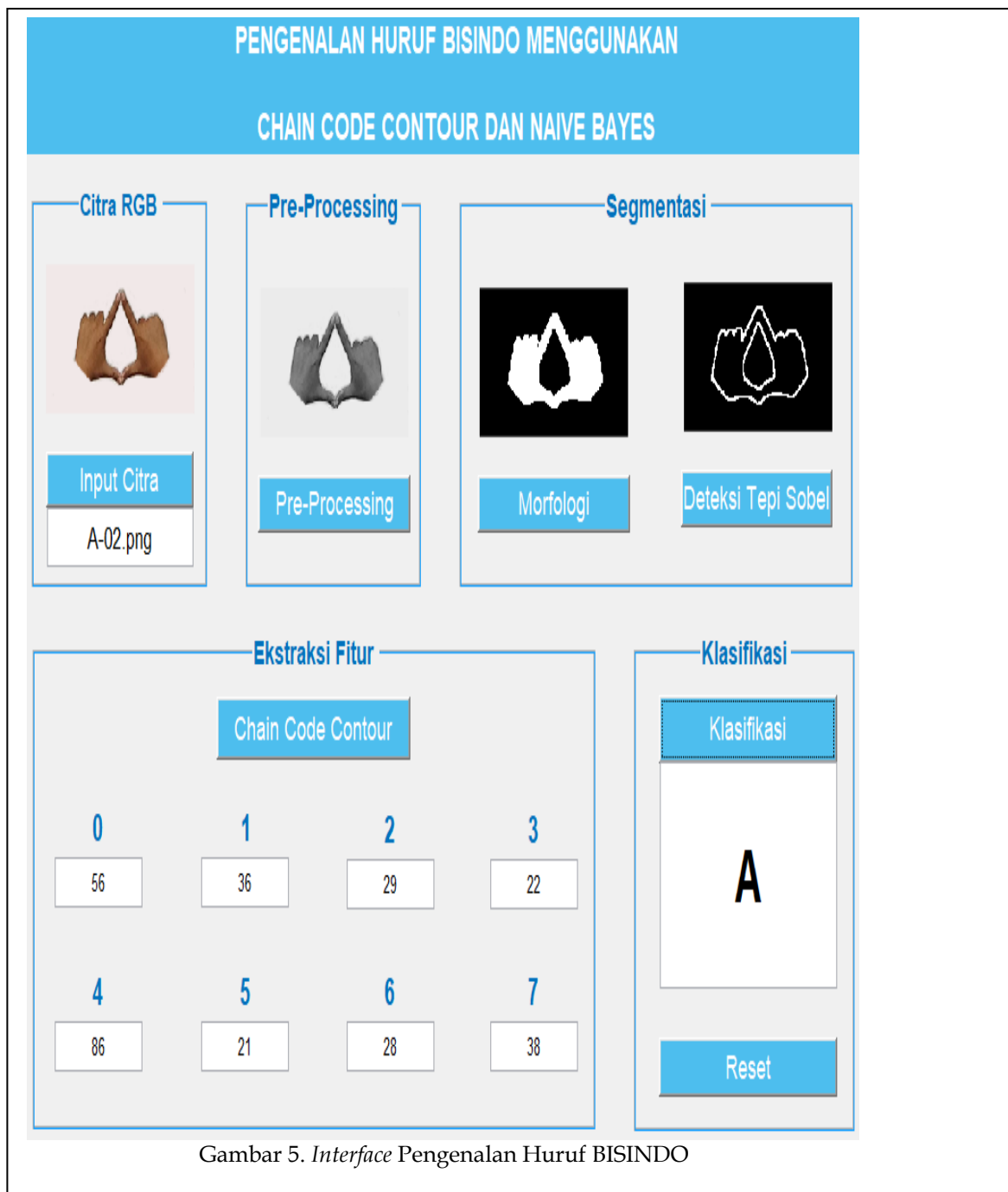
Menggunakan 52 citra uji dimana tiap hurufnya memiliki 2 adegan berbeda. Dalam satu huruf diuji sebanyak 3 kali percobaan. Berdasarkan pada tabel 2, tiap huruf BISINDO dapat dikenali dengan baik.

Tabel 2. Hasil Pengujian Skenario Pembagian *Dataset*

No	Pembagian Dataset	Data Uji	Jumlah Huruf Benar	Jumlah Huruf Salah	Akurasi Pengujian
1	80 : 20	52	52	0	100%
2	70 : 30	78	72	6	92.3%
3	60 : 40	104	92	12	88.5%

Pengujian dengan 52 citra data uji mendapatkan akurasi sebesar :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \\
 &= \frac{52}{52} \times 100\% = 100\%
 \end{aligned}$$



Gambar 5. Interface Pengenalan Huruf BISINDO

2) Skenario pengujian *dataset* 70:30

Menggunakan 78 citra data uji dimana tiap hurufnya memiliki 3 adegan berbeda. Dalam satu huruf diuji sebanyak 3 kali percobaan. Berdasarkan pada tabel 2, terdapat 6 huruf yang hasil pengenalannya salah yaitu huruf F, H, J, L, Q dan W.

Pengujian dengan 78 citra data uji mendapatkan akurasi sebesar :

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100 \\ &= \frac{72}{78} \times 100\% = 92.3\% \end{aligned}$$

3) Skenario pengujian *dataset* 60:40

Menggunakan 104 citra data uji dimana tiap hurufnya memiliki 4 adegan berbeda. Dalam satu huruf diuji sebanyak 3 kali percobaan. Berdasarkan pada tabel, terdapat 12 huruf yang hasil pengenalannya salah yaitu 1 huruf B, D, G, J, L, M, Q, dan T, 2 huruf H dan Y.

Pengujian dengan 104 citra data uji mendapatkan akurasi sebesar :

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100 \\ &= \frac{92}{104} \times 100\% = 88.5\% \end{aligned}$$



## 2. Hasil Pengujian

Berdasarkan Tabel 2. dapat dilihat bahwa hasil pengujian pengenalan huruf BISINDO diperoleh tingkat akurasi tertinggi berada pada pembagian *dataset* 80:20, dengan tingkat akurasi mencapai 100%. Pada pembagian *dataset* 70:30, diperoleh akurasi mencapai 92.3%. Akurasi terendah berada pada pembagian *dataset* 60:40, dengan tingkat akurasi pengujian mencapai 88.5%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar persentase data latih dalam *dataset*, tingkat akurasi pengujian cenderung meningkat.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur bentuk *Chain Code Contour* dapat menghasilkan nilai fitur yang baik dalam mengenali ciri bentuk citra huruf BISINDO, Ini dibuktikan dengan hasil pengenalan menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes* yang memberikan akurasi yang tinggi.

Pengenalan huruf BISINDO dengan menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes* menunjukkan hasil akurasi terbaik pada pembagian *dataset* 80:20, dengan tingkat akurasi mencapai 100. Hal ini menunjukkan bahwa metode klasifikasi *Naive Bayes* dapat mengenali huruf BISINDO dengan baik, meskipun terdapat beberapa huruf yang sulit dikenali yaitu huruf H, J, L dan huruf Q yang hasil pengenalan hurufnya salah pada skenario pembagian *dataset* 70:30 dan 60:40.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Indra Borman and B. Priyopradono, "Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA)," *Z. A. Pagar Alam*, vol. 03, no. 1, 2018.
- [2] D. Indra, S. Madenda, and E. P. Wibowo, "Feature Extraction of Bisindo Alphabets Using Chain Code Contour," *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 9, no. 4, pp. 3415–3419, Aug. 2017, doi: 10.21817/ijet/2017/v9i4/170904142.
- [3] Eko Pramunanto, Surya Sumpeno, and Rafiidha Selyna Legowo, *Classification of Hand Gesture in Indonesian Sign Language System using Naive Bayes*. 2017.
- [4] Ericson and T. Matius Surya Mulyana, "Implementasi Algoritma Freeman Chain Code dan Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Pengenalan Huruf Mandarin," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 9, no. 4, pp. 2407–389, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i4.4532.
- [5] R. Agustian, N. Agus, and J. Karel, "Implementasi Metode Modified Chain Code Untuk Pengenalan Rambu Lalu Lintas," 2016. [Online]. Available: <http://www.prenhall.com/gonzaleswoods>
- [6] A. Saleh, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga," vol. Vol. 2, No. 3, 2015.
- [7] A. Desiani, D. A. Zayanti, R. Primartha, F. Efriliyanti, and N. A. C. Andriani, "Variasi Thresholding untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina," vol. Vol.7 No. 2, 2021.
- [8] M. R. Kumaseh, L. Latumakulita, and N. Nainggolan, "Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Metode Thresholding," 2013.
- [9] I. Setiawan *et al.*, "Pengolah Citra Dengan Metode Thresholding dengan Matlab R2014A," 2019.
- [10] I. I. Saputri, Purnawansyah, and Herman, "Implementasi Metode Naïve Bayes Pada Pengenalan Tulisan Tangan Lontara," vol. 2, no. 3, pp. 167–175, 2021.
- [11] E. Nugroho *et al.*, "Segmentasi Tepi Citra CT Scan Paru-paru Menggunakan Metode Chain Code dan Operasi Morfologi Related papers Segment at ion of Human Skelet on Based on Human Gait Video Using T hinning Algorit hm," 2012.
- [12] A. Fadjeri, B. A. Saputra, D. K. Adri Ariyanto, and L. Kurniatin, "Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Ilmiah SINUS*, vol. 20, no. 2, p. 1, Jul. 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i2.601.
- [13] M. Nor Cholis and Y. Fuad, "Aplikasi Deteksi Tepi Sobel Untuk Identifikasi Tepi Citra Medis," 2014.
- [14] S. Keputusan Dirjen Penguatan Riset dan Pengembangan Ristek Dikti, M. Abrar Masril, and J. Na, "Analisis Perbandingan Perbaikan Kualitas Citra Pada Motif Batik Dengan Konsep Deteksi Tepi Robert, Sobel, Canny Menggunakan Metode Morfologi," vol. 1, no. 3, pp. 36–41, 2017.
- [15] A. Dian Saca *et al.*, "Implementasi Algoritma Chain Code Dalam Ekstraksi Ciri Pola Isyarat Tangan Pada Citra Digital," 2020.
- [16] S. Mawaddah and N. Suciati, "Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Menggunakan Esktraksi Fitur Bentuk Berbasis Chain Code," vol. 7, no. 4, pp. 683–692, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202072022.
- [17] N. Samuel and A. A. Pekuwal, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Resep Dokter

- Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Puskesmas Kambaniru," vol. 2, pp. 55-61, 2022.
- [18] D. Indra, S. Madenda, and E. P. Wibowo, "Recognition of Bisindo alphabets based on chain code contour and similarity of Euclidean distance," *Int J Adv Sci Eng Inf Technol*, vol. 7, no. 5, pp. 1644-1652, 2017, doi: 10.18517/ijaseit.7.5.2746.