

Pengenalan Angka Bahasa Isyarat dengan Menggunakan *Local Directional Pattern* dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbour*

Nurul Ilmi^{#1}, Hertanto Suryoprayogo^{*2}

Teknologi Informasi, Institut Teknologi Telkom Jakarta
Jalan Daan Mogot KM.11, Jakarta 11710 Indonesia

¹nurul@ittelkom-jkt.ac.id / ilmynurull@gmail.com

²hertanto@ittelkom-jkt.ac.id

Abstrak – Dengan semakin berkembangnya teknologi, diharapkan System Pengenalan Bahasa Isyarat juga semakin berkembang. Sistem Pengenalan Angka Bahasa Isyarat ini dapat dilakukan dengan pembelajaran mesin. Pada penelitian ini dijelaskan tentang sistem pengenalan citra angka Bahasa isyarat dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Directional Pattern* dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbour*. Sistem ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, *pre-processing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Pengujian system ini menggunakan *data Turkey Ankara Ayranci Anadolu High School's Sign Language Digits Dataset* sebanyak 2.062 data. Pengujian pada sistem pengenalan angka tulisan tangan ini menunjukkan bahwa metode *Local Directional Pattern* dapat mengenali angka Bahasa Isyarat hingga mencapai akurasi 88.45% dengan pembagian region pada citra hingga 81 region, dan mengambil 3 tetangga terdekat pada tahap klasifikasi *K-Nearest Neighbour*. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui parameter terbaik yang digunakan dalam metode *Local Directional Pattern* dan klasifikasi *k-Nearest Neighbor*.

Kata kunci : Pengenalan Angka Bahasa Isyarat, *Local Directional Pattern*, *K-Nearest Neighbour*

I. Pendahuluan

Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), sekitar 466 juta orang termasuk 34 juta anak-anak di seluruh dunia mengalami gangguan pendengaran. Orang – orang dengan gangguan pendengaran atau orang tuli dan juga orang bisu dapa berkomunikasi dengan orang normal dengan menggunakan Bahasa isyarat. Namun, cuma sedikit orang yang mengerti Bahasa isyarat. Orang – orang normal kebanyakan enggan mempelajari Bahasa isyarat.

Bahasa Isyarat adalah salah satu metode komunikasi dengan menggunakan gerakan tangan dan jari dengan keselarasan. Orang dengan gangguan pendengaran menggunakan bahasa isyarat untuk berkomunikasi dan mengekspresikan emosi mereka. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) adalah bahasa isyarat yang menggunakan *America Sign Language* (ASL). SIBI resmi digunakan oleh seluruh sekolah luar biasa Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Olahraga, Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (Kemendikbud). Pada Bahasa isyarat SIBI terdapat 26 huruf (24 huruf adalah isyarat tangan statis, 2 huruf adalah isyarat tangan dinamis seperti huruf J dan Z) dan 10 angka (angka dari 0 sampai 9).

Penelitian bahasa isyarat sedang banyak dilakukan di seluruh negara. Sebagian besar penelitian menggunakan metode computer vision. Di zaman Teknologi 4.0, pembelajaran mesin telah menjadi salah satu metode yang paling populer. Pada dasarnya, pembelajaran mesin adalah proses di mana komputer mempelajari beberapa hal yang tidak diketahui oleh banyak sumber data. Banyak orang dengan gangguan pendengaran merasakan dampak sosial yang ditimbulkannya. Diharapkan dengan semakin berkembangnya teknologi, System Pengenalan Bahasa isyarat juga semakin berkembang, sehingga orang normal dan orang

penderita tuli dan bisu dapat dengan mudah berkomunikasi. Pada penelitian ini, dilakukan pengenalan citra angka Bahasa isyarat untuk memperkenalkan dasar-dasar bahasa isyarat sebagai pembelajaran.

Ada berbagai penelitian yang melakukan pengenalan angka Bahasa Isyarat. Pada penelitian [7] mengusulkan model jaringan saraf konvolusional untuk pengenalan angka Bahasa Isyarat. Dalam penelitian makalah ini, diusulkan system pengenalan citra angka Bahasa Isyarat dibuat dengan menggunakan metode Local Directional Pattern dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour. Pada penelitian [2] menunjukkan bahwa metode Local Directional Pattern mampu mengenali wajah frontal hingga mencapai akurasi 94%. Klasifikasi dalam pembelajaran mesin yang paling sering dan paling mudah digunakan adalah klasifikasi k-Nearest Neighbor [3]. Klasifikasi dapat dicapai dengan mengidentifikasi tetangga terdekat untuk menentukan kelas dari data.

II. Landasan Teori

A. Bahasa Isyarat

Bahasa isyarat adalah bahasa komunikasi tanpa menggunakan suara tapi dengan menggunakan isyarat tangan, gerakan tubuh, dan ekspresi wajah. Bahasa isyarat ini adalah Bahasa yang digunakan tunarungu dan tunawicara untuk berkomunikasi. Indonesia memiliki dua sistem Bahasa isyarat nasional, yaitu Berkenalan dengan Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI). BISINDO dikembangkan sendiri oleh penyandang tunarungu melalui Gerakan Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (GERKATIN), sedangkan SIBI dikembangkan oleh masyarakat umum dengan mengadopsi Bahasa Isyarat ASL.

SIBI resmi digunakan oleh seluruh sekolah luar biasa Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Olahraga, Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (Kemendikbud). SIBI adalah salah satu metode linguistik yang digunakan untuk membantu komunikasi antara tuna rungu dan tuna wicara. SIBI memiliki 26 huruf (24 huruf adalah isyarat tangan statis, 2 huruf adalah isyarat tangan dinamis seperti huruf J dan Z) dan 10 angka (angka dari 0 - 9).

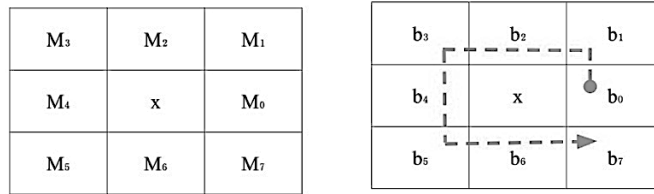
B. Local Directional Pattern

Local Directional Pattern (LDP) adalah metode ekstraksi ciri yang digunakan untuk pengenalan pola citra. LDP menghitung nilai respons untuk berbagai tepi bagian dalam dan menggunakannya untuk mengkodekan tekstur gambar. LDP menggunakan *Kirsch Mask* 8 arah untuk mendapatkan deskriptor gambar dari operasi korelasi matriks antara piksel gambar dan piksel yang berdekatan dalam arah yang berbeda [4]. Dari matriks korelasi didapatkan matriks baru yang berisi kode LDP sebagai descriptor gambar dari matriks korelasi. Pengurangan ukuran matriks dilakukan dengan mendapatkan nilai LDP maksimum dari blok kode LDP, sehingga kode ini yang mewakili blok kode LDP. *Kirsch mask* yang digunakan dapat dilihat pada Gambar matriks 2.1.

$$\begin{array}{cccc}
 \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\
 \text{Timur } (M_0) & \text{Timur Laut } (M_1) & \text{Utara } (M_2) & \text{Barat Laut } (M_3) \\
 \\
 \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\
 \text{Barat } (M_4) & \text{Barat Daya } (M_5) & \text{Selatan } (M_6) & \text{Tenggara } (M_7)
 \end{array}$$

Gambar 2.1 Matriks *Kirsch Mask* 8 Arah

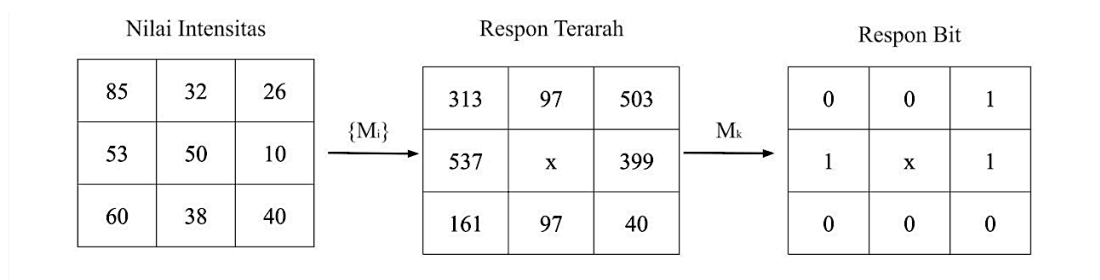
Dengan menerapkan *Kirsch Mask* 8 arah dari gambar matriks 2.1, maka dihasilkan 8 nilai respons tepi M_0, M_1 , hingga M_7 , masing – masing mewakili signifikansi tepi di setiap arah berbeda. Perlu diingat bahwa tidak semua nilai penting dalam perhitungan. Oleh karena itu, cari nilai maksimum $k (M_i)$. Nilai konvolusi yang dihasilkan dimasukkan ke dalam matriks sesuai dengan mask. Peletakan hasil konvolusi dapat dilihat pada gambar 2.2 bagian a. Adaptasi kode biner LDP yang telah dipilih dapat dilihat pada gambar 2.2 bagian b.



a. Delapan posisi respons tepi arah b. Posisi bit biner LDP

Gambar 2.2 Delapan Posisi respon tepi arah dan Peletakan posisi bit biner LDP

Setelah menempatkan hasil konvolusi seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.2 bagian a, hasil konvolusi tersebut kemudian diurutkan dan disesuaikan dengan kode biner LDP seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.2 bagian b. Kode biner pertama sebagai bit paling tidak signifikan dibaca dari sel matriks b_0 dan mengelilingi sel x berlawanan arah jarum jam hingga sel matriks b_7 sebagai bit paling signifikan[5]. Pada kode LDP, 3 nilai yang paling signifikan (besar) diberi kode 1 lalu sisanya diberi kode 0. Contohnya dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Contoh Proses Pembentukan Kode LDP

C. K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor adalah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih yang paling dekat dengannya. Data pelatihan dan data uji diproyeksikan ke dalam ruang multidimensi. Masing-masing dimensi mewakili karakteristik data. Area ini dibagi menjadi beberapa bagian berdasarkan klasifikasi data [6].

Pada tahap pelatihan, algoritma k-nn menyimpan vektor ciri dari masing – masing data. Kemudian, dilakukan perhitungan jarak antara titik yang mewakili data uji dan semua titik yang mewakili data latih menggunakan rumus jarak Euclidean *Distance* [6].

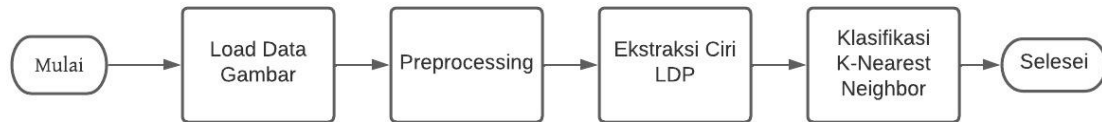
$$\begin{aligned}
 \varnothing &= \sqrt{(\varnothing_1 - \varnothing_1)^2 + (\varnothing_2 - \varnothing_2)^2 + \dots + (\varnothing_n - \varnothing_n)^2} \\
 &= \sqrt{\sum_{\varnothing=1}^{\varnothing} (\varnothing_{\varnothing} - \varnothing_{\varnothing})^2}
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

Pada rumus di atas, d menyimbolkan jarak antara vector $\varnothing_{\varnothing}$ dan $\varnothing_{\varnothing}$ dengan $a = (\varnothing_1, \varnothing_2, \dots, \varnothing_n)$ dan $b = (\varnothing_1, \varnothing_2, \dots, \varnothing_n)$. Setelah dilakukan perhitungan jarak, hasil perhitungan jarak diurutkan dari yang paling rendah ke paling tinggi. Kemudian, data sebanyak k dengan jarak paling rendah diambil. Kumpulan data k

tersebut diambil kelas yang paling banyak muncul. Label data uji akan ditentukan berdasarkan label yang paling banyak muncul.

III. Metodologi Penelitian

Pada Sistem Pengenalan angka bahasa Isyarat dengan menggunakan Local Directional Pattern dan klasifikasi K-Nearest Neighbor. Gambaran sistem secara keseluruhan dapat dilihat pada *flowchart* sistem dibawah.

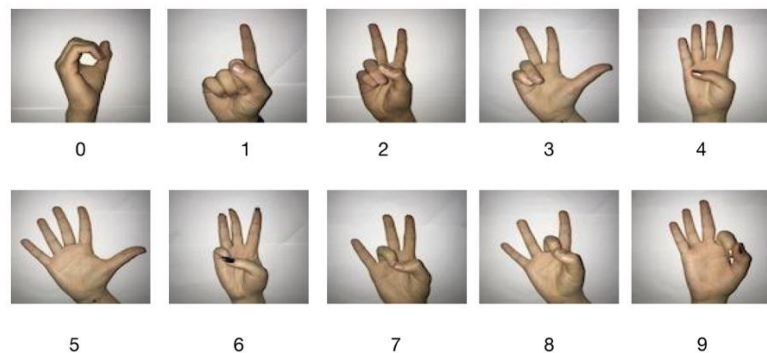


Gambar 3.1 *Flowchart* Gambaran Sistem Keseluruhan

Proses sistem dimulai dengan memasukkan dataset gambar angka bahasa isyarat 2.062 data latih dan 580 gambar data uji yang diambil dari data *Turkey Ankara Ayrancı Anadolu High School's Sign Language Digits Dataset*. Data gambar yang diambil, dilakukan preprocessing pada data – data gambar sehingga data gambar dapat lebih mudah diproses. Setelah menghasilkan data gambar yang telah di-preprocessing, dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Local Directional Pattern*. Hasil ekstraksi ciri menghasilkan vektor ciri data latih dan latih uji. Kemudian terakhir, vektor ciri data latih dan data uji diklasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

1. Load Data Gambar

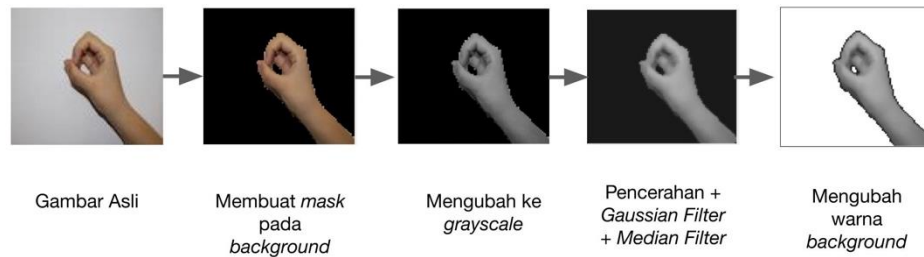
Tahap *load* atau pengambilan data gambar dilakukan dengan mengunduh data *Turkey Ankara Ayrancı Anadolu High School's Sign Language Digits Dataset*. Data kemudian dibagi menjadi 2 bagian, yaitu sebanyak 2.062 gambar sebagai data latih dan 580 gambar sebagai data uji. Masing – masing data gambar berukuran 100 x 100 pixels color RGB. Dataset ini diambil dari 218 siswa. Data gambar latih terdiri dari 205 gambar angka Bahasa Isyarat 0, 206 gambar angka Bahasa Isyarat 1, 206 gambar angka Bahasa Isyarat 2, 206 gambar angka Bahasa Isyarat 3, 207 gambar angka Bahasa Isyarat 4, 207 gambar angka Bahasa Isyarat 5, 207 gambar angka Bahasa Isyarat 6, 206 gambar angka Bahasa Isyarat 7, 208 gambar angka Bahasa Isyarat 8, dan 204 gambar angka Bahasa Isyarat 9. Data gambar uji masing – masing terdiri 58 gambar angka Bahasa Isyarat 0, 1 sampai 9. Contoh gambar dataset dapat dilihat pada gambar 3.2 dibawah.



Gambar 3.2 Contoh Gambar *Turkey Ankara Ayrancı Anadolu High School's Sign Language Digits Dataset*.

2. Preprocessing

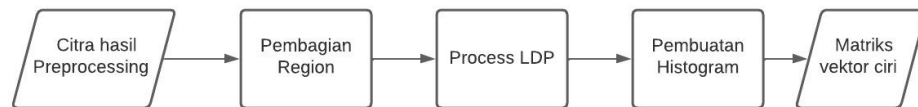
Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menghasilkan gambar yang memudahkan system untuk melakukan pengenalan. Pada tahap ini, yang pertama dilakukan adalah membuat *mask* pada *background* gambar. Kemudian, gambar diubah menjadi gambar *grayscale*. Lalu untuk menghilangkan *noise* pada gambar dilakukan *pencerahan*, *gaussian filter* dan *median filter*. Terakhir, *mask background* dirubah ke warna putih (255). Proses diagram *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 3.2



Gambar 3.2 Diagram Konseptual Preprocessing Sistem

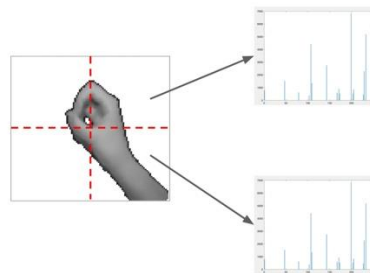
3. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri dilakukan pada semua citra latih dan citra uji dengan menggunakan *Local Directional Pattern*. Diagram proses ekstraksi ciri pada system penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.3



Gambar 3.3 Diagram Proses Ekstraksi Ciri

Pada penelitian ini, sebelum melakukan ekstraksi ciri pada citra, dilakukan proses pembagian region. Pembagian region ini bertujuan memudahkan proses pengenalan pada system. Pembagian region pada system terdiri dari pembagian 1, 4, 9, 16, 36, 49, 64, hingga 81 region. Contoh pembagian 4 region dapat dilihat pada gambar 3.4



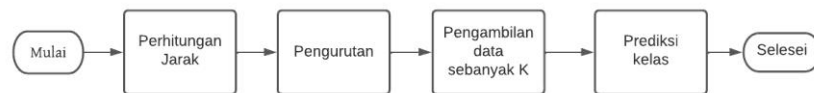
Gambar 3.4 Contoh Pembagian 4 Region (2x2 blok)

Selama ekstraksi ciri, setiap piksel dan piksel tetangganya dari gambar yang telah diproses sebelumnya dan pembagian region dikorelasikan dengan *Kirsch Mask* 8 arah seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.3 untuk mendapatkan matriks penyimpanan nilai magnitudo masing - masing arahnya. Dari nilai matriks tersebut, dicari 3 nilai magnitudo terbesar kemudian diberi kode 1 dan sisanya diberi kode 0, sehingga menghasilkan matriks kode biner LDP. Kode biner ini kemudian diubah menjadi bilangan decimal sebagai *output* yang mewakili kode piksel LDP sehingga dihasilkan matriks nilai LDP.

Matriks nilai LDP dimasukkan ke dalam model histogram 256 bin dan 64 bin. Setiap region menghasilkan model histogram. Maka, pada pembagian 4,9, hingga 81 region yang menghasilkan histogram sebanyak regionnya, dilakukan penggabungan histogram untuk membangun representasi global.

4. Klasifikasi

Tahap klasifikasi pada system pengenalan angka Bahasa Isyarat ini menggunakan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor. Pada tahap ini, system mengidentifikasi model vector ciri berdasarkan ciri yang dihasilkan pada tahap ekstraksi ciri dengan mencari similarity antara ciri gambar dari data latih dan data uji yang dibandingkan. Diagram proses tahap klasifikasi pada system ini dapat dilihat pada gambar 3.4.



Gambar 3.4 Diagram Proses Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Pada tahap klasifikasi, matriks vector ciri data latih dan data uji diidentifikasi dengan melakukan perhitungan jarak menggunakan rumus *Euclidean Distance*. Hasil dari perhitungan jarak lalu diurutkan dari yang paling rendah ke paling tinggi. Dari hasil pengurutan, diambil sebanyak K data dengan kemiripan tertinggi atau jarak paling rendah untuk dapat memprediksi kelas data uji. Prediksi kelas menghasilkan label kelas masing - masing data uji.

IV. Pengujian dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui akurasi dan waktu yang dihasilkan, serta menganalisis kelebihan dan kekurangan sistem pengenalan angka Bahasa Isyarat menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Directional Pattern* dan klasifikasi *K-Nearest Neighbour*. Penerapan dan pengujian sistem pengenalan angka tulisan tangan menggunakan aplikasi Matlab R2021b. Pengujian sistem dilakukan dengan beberapa tahap scenario pengujian.

1. Skenario Pengujian dengan perbedaan jumlah bin histogram

Pengujian perbedaan jumlah bin histogram dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah bin histogram pada system pengenalan angka Bahasa Isyarat. Jumlah bin yang diuji adalah 64 bin dan 256 bin histogram. Pada pengujian ini digunakan 1 region citra dan k yang dipakai adalah K=3. Hasil pengujian dapat dilihat pada table 4.1 berikut.

TABEL 4.1
Tabel Pengujian Perbedaan Jumlah Bin Histogram

Bin	Region	K	Akurasi (%)	Waktu
64	1	3	53.7931	0.24
256	1	3	56.2068	0.5713

Berdasarkan tabel pengujian 4.1 dalam perbedaan jumlah bin histogram dapat dilihat bahwa 256 bin histogram menghasilkan akurasi yang lebih tinggi tapi membutuhkan proses yang lebih lama dalam klasifikasi. Hal ini karena dengan pada histogram 256-bin, fitur histogram yang dihasilkan akan lebih detail, sehingga membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama. Namun, pengujian ini masih menghasilkan akurasi yang rendah.

2. Skenario Pengujian dengan pembagian region.

Pada scenario pengujian ini, dilakukan pembagian 1, 4 9, 16, 25, 36, 49, 64, dan 81 region untuk mendapatkan jumlah pembagian region yang terbaik. Pengujian ini dilakukan pada citra data latih dan data

uji dengan menghasilkan 64 bin histogram untuk masing – masing region. K yang dipakai pada klasifikasi *K-Nearest Neighbour* adalah $K = 3$.

TABEL 4.2
 Tabel Pengujian Pembagian Region

Bin	Region	K	Akurasi (%)	Waktu
64	1	3	53.79	0.24
64	4	3	69.66	0.58
64	9	3	76.38	1.36
64	16	3	84.17	2.75
64	25	3	87.41	7.87
64	36	3	87.07	12.47
64	49	3	87.93	20.32
64	64	3	86.03	25.80
64	81	3	88.45	26.61
256	1	3	56.21	0.5713
256	4	3	69.66	2.8844
256	9	3	76.72	12.4918
256	16	3	83.28	26.3998
256	25	3	87.41	30.9189
256	36	3	87.41	34.10
256	49	3	88.28	40.99
256	64	3	85.86	47.32
256	81	3	88.28	54.29

Berdasarkan tabel pengujian pembagian region, dapat dilihat pada 64 bin histogram, akurasi paling tinggi diraih oleh pembagian 81 region (9x9 blok) dengan akurasi sebesar 88,45% dengan waktu komputasi 26,61 detik pada 64 bin histogram. Sedangkan pada 256 bin histogram, akurasi paling tinggi dengan nilai yang sama diraih oleh pembagian 49 region dan 81 region, yaitu 88,28% dengan waktu komputasi yang berbeda. Walaupun pada pembagian 64 region, akurasi menurun, dapat diambil kesimpulan semakin banyak pembagian regionnya, semakin tinggi akurasinya dan semakin lama waktu komputasinya. Namun, jika terlalu banyak pembagian region, dapat terjadi kesalahan klasifikasi sehingga menurunkan nilai akurasi.

3. Skenario Penetapan jumlah tetangga K pada klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.

Pada tahap klasifikasi, digunakan *K-Nearest Neighbour* dengan mencari K buah tetangga terdekat untuk mengetahui nilai K yang optimal pada klasifikasi. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.3

TABEL 4.2
 Tabel Pengujian Penetapan Jumlah Tetangga K

Bin	Region	K	Akurasi (%)	Waktu
64	81	3	88.45	26.61

64	81	5	84.48	26.18
64	81	7	84.14	26.64
64	81	9	80.86	26.46

Pada tabel pengujian penetapan jumlah tetangga K, dapat dilihat jumlah K yang menghasilkan akurasi terbaik diperoleh dari pengujian klasifikasi dengan $K = 3$ dengan akurasi 88,45 %. Dari tabel ditunjukkan semakin tinggi nilai K, semakin tidak akurat sistem tersebut. Semakin tinggi nilai K, semakin besar kemungkinannya dari kelas data latih ke kelas data uji, dan semakin kabur batas antar klasifikasi individu.

V. Kesimpulan

Sistem Pengenalan Angka Bahasa Isyarat dengan menggunakan metode *Local Directional Pattern* dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* mampu mengenali citra angka Bahasa Isyarat dengan akurasi tertinggi 88,45%. Dari beberapa tahap scenario pengujian, akurasi yang paling tinggi ini dihasilkan oleh 64 bin histogram, pembagian 81 region, dan nilai $K = 3$ untuk klasifikasi dengan waktu komputasi sebesar 26,61 detik. Maka, dalam ekstraksi ciri, model histogram yang paling optimal adalah 64 bin histogram dan pembagian 81 region. Pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor*, jumlah tetangga K yang paling optimal adalah $K = 3$.

VI. Daftar Pustaka

- [1] *Matlab*. (2015). Retrieved April 2015, from Mathworks Documentation: www.mathworks.com/help/
- [2] M. T. Tukhtasinov, N. Mirzaev and O. M. Narzullov, "Face recognition on the base of local directional patterns," 2016 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics), 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/Dynamics.2016.7819101.
- [3] Cunningham, Pdraig & Delany, Sarah. (2007). k-Nearest neighbour classifiers. Mult Classif Syst. 54. 10.1145/3459665.
- [4] T. Jabid, M. H. Kabir and O. Chae, "Local Directional Pattern (LDP) – A Robust Image Descriptor for Object Recognition," 2010 7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2010, pp. 482-487, doi: 10.1109/AVSS.2010.17.
- [5] Kim, D.-J & Lee, S.-H & Sohn, M.-K. (2013). Face recognition via local directional pattern. International Journal of Security and its Applications. 7. 191-200.
- [6] N. Ilmi, W. T. A. Budi and R. K. Nur, "Handwriting digit recognition using local binary pattern variance and K-Nearest Neighbor classification," 2016 4th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT), 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICoICT.2016.7571937.
- [7] M. A. Kalam, M. N. I. Mondal and B. Ahmed, "Rotation Independent Digit Recognition in Sign Language," 2019 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE), 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/ECACE.2019.8679172.