

SIMULASI DAN ANALISIS SISTEM PENERJEMAH BAHASA SIBI MENJADI BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI HIDDEN MARKOV MODEL

SIMULATION AND ANALYSIS SISTEM TRANSLATOR SIBI WORD INTO INDONESIAN USING HIDDEN MARKOV MODEL CLASSIFICATION

Muhammad Najiburahman¹, Rita Magdalena², Ratri Dwi Atmaja³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹muhammad.najiburahman@gmail.com, ²ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id,

³ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Pada kehidupan kita, ada beberapa orang yang tidak dapat menggunakan komunikasi verbal sehingga persepsi yang dibentuk akan berbeda. Orang-orang tersebut menderita disabilitas seperti tunawicara dan tunarungu. Mereka menggunakan komunikasi non-verbal yaitu bahasa isyarat untuk berkomunikasi, salah satunya adalah bahasa Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Namun untuk orang normal bahasa itu sangat awam dan susah dimengerti. Pada tugas akhir ini dilakukan proses simulasi dan analisis suatu sistem yang dapat menterjemahkan SIBI ke dalam Bahasa Indonesia, dimana inputnya berupa video berbahasa SIBI yang nantinya akan diproses dan menghasilkan output berupa teks berbahasa Indonesia dengan menggunakan ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan metode klasifikasi *Hidden Markov Model* (HMM). Hasil dari tugas akhir ini dipilih *state* terbaik menggunakan metode klasifikasi HMM adalah *state* ke-100 untuk masing-masing gerakan. Kondisi 1 gerakan mendapatkan akurasi 76.7% dengan waktu *training* 0.0727 detik. Kondisi 2 gerakan mendapatkan akurasi 93.3% dengan waktu *training* sebesar 0.0888 detik. Kondisi lebih dari 2 gerakan mendapatkan akurasi 96.7% dengan waktu *training* 0.1114 detik. Kondisi gabungan 1 gerakan, 2 gerakan, dan lebih dari 2 gerakan adalah *state* ke-70 mendapatkan akurasi 80.0% dengan waktu *training* 0.2270 detik

Kata kunci: HMM, LBP, SIBI, *state*, akurasi, waktu *training*

ABSTRACT

In this life there's several people who cannot talk using verbal communication which make some difficulties to interpret the meaning of their conversation. They are suffering from disabilities such as mute and deaf. To interact with other people they are using non verbal communication that called sign language. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) is one of sign communication. But for normal people sign language was very unusual and difficult to understand. In this final project will simulated and analyzed a system that could translate SIBI into Bahasa. It will use SIBI video as an input and it will be processed into Bahasa as an output using Local Binary Pattern for feature extraction and Hidden Markov Model (HMM) classification. The result of this final project is the best state for HMM classification are 100th state for each movement. Condition 1 movement gained 76.7% accuracy with training time 0.0727 seconds. Condition 2 movement gained 93.3% accuracy with training time 0.0888 seconds. Condition more than 2 movement gained 96.7% accuracy with training time 0.1114 seconds. Combined conditions 1 movement, 2 movement, and more than 2 movement is 70th state gained 80.0% accuracy with training time 0.2270 seconds.

Keyword : HMM, LBP, SIBI, *state*, accuration, training time

I. Pendahuluan

Manusia merupakan makhluk sosial yang sangat sempurna, mereka dapat bertukar informasi dengan adanya komunikasi. Komunikasi merupakan suatu proses social yang sangat mendasar dalam kehidupan manusia. Dikatakan mendasar karena setiap masyarakat baik manusia primitif maupun modern, berkeinginan mempertahankan suatu persetujuan mengenai berbagai aturan social melalui komunikasi. Untuk membentuk suatu hubungan interaksi yang baik antar individu maka dibutuhkan suatu sistem komunikasi yang baik yaitu bahasa. Penggunaan bahasa dalam hubungan komunikasi diperlukan untuk menyamakan persepsi antara pembicara dan pendengar agar proses penyampaian informasi antara kedua atau lebih individu dapat berjalan lancar. Sistem komunikasi terbaik adalah komunikasi verbal, yaitu dengan menggunakan bahasa namun pada beberapa orang menambahkan komunikasi non-verbal untuk memperjelas maksud dari bahasa mereka. Pada kehidupan kita, ada beberapa orang yang tidak dapat menggunakan komunikasi verbal sehingga persepsi yang dibentuk akan berbeda. Orang-orang tersebut menderita disabilitas seperti tunawicara dan tunarungu. Mereka menggunakan komunikasi non-verbal yaitu bahasa isyarat untuk berkomunikasi, salah satunya adalah bahasa SIBI. Namun untuk orang normal bahasa itu sangat awam dan susah dimengerti. Hal tersebut sangat menghambat proses komunikasi orang normal dengan orang tunawicara atau tunarungu. Sistem yang dapat menterjemahkan bahasa isyarat dibutuhkan untuk mempermudah orang normal untuk memahami bahasa isyarat. Sistem penerjemah bahasa isyarat sudah banyak dibuat seperti yang pernah dilakukan [1], di penelitian tersebut *native speaker* menggunakan sarung tangan

dan ekstraksi ciri berdasarkan perpindahan tangan. Pada tugas akhir ini dilakukan proses simulasi dan analisis suatu sistem yang dapat menerjemahkan SIBI ke dalam Bahasa Indonesia, dimana inputnya berupa video berbahasa SIBI yang diproses dan menghasilkan output berupa teks berbahasa Indonesia.. Tugas akhir ini menggunakan program HMM yang telah dikembangkan [9] dan *native speaker* tanpa menggunakan sarung tangan dan ekstraksi ciri berdasarkan gesture tangan yang diperagakan

2. Dasar Teori

A. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)^[2]

Bahasa Isyarat Indonesia adalah isyarat-isyarat kata yang pada mulanya diambil dari isyarat-isyarat yang disampaikan anak tunarungu. Isyarat yang bisa diterima sebagai kata atau kosa kata dalam Bahasa Indonesia termasuk America Sign Language (ASL) atau Bahasa Isyarat Amerika yang diIndonesiaikan. Sistem Bahasa Isyarat Indonesia mengacu pada Kamus Umum Bahasa Isyarat Indonesia. Kamus ini di terbitkan pada tahun 1995. Kamus Umum Bahasa Isyarat Indonesia diterbitkan sebagai acuan dalam Bahasa Isyarat Baku dalam proses ngajar mengajar.

B. Metode Otsu^[4]

Metode Otsu adalah suatu metode untuk menghitung nilai tengah yang akan membagi histogram citra *gray level* kedalam dua kelas yaitu piksel yang merupakan *foreground* dan *background* . Nilai tengah atau nilai ambang tersebut akan dihitung sampai optimal sampai nilai varians antar kelas minimal.

Nilai ambang yang akan dicari dari suatu citra *gray level* dinyatakan dengan k. Nilai k berkisar antara 1 sampai dengan L, dengan nilai L = 255. Probabilitas setiap pixel pada level ke i dapat dinyatakan dengan :

$$p_i = \frac{n_i}{N} \tag{1}$$

Dengan n_i menyatakan jumlah pixel dengan tingkat keabuan I dan menyatakan banyaknya pixel pada citra.

Nilai momen kumulatif ke nol, momen kumulatif ke sau, dan nilai rata rata berturut turut dapat dinyatakan sebagai berikut .

$$P_k = \sum_{i=0}^k p_i \tag{2}$$

$$\mu(k) = \sum_{i=0}^k i \cdot p_i \tag{3}$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^L i \cdot p_i \tag{4}$$

Nilai ambang k dapat ditentukan dengan memaksimumkan persamaan :

$$\sigma^2(k^*) = \max \sigma^2(k) \tag{5}$$

Dengan

$$\sigma_B^2 = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \tag{6}$$

C. Local Binary Pattern^[7]

Local Binary Patterns (LBP) adalah jenis ciri yang digunakan dalam *computer vision*. LBP pada dasarnya digunakan untuk menganalisis tekstur. LBP yang asli memberi label pada piksel piksel citra dengan angka decimal. Prosedure LBP adalah dengan membandingkan setiap nilai piksel dengan 8 piksel tetangganya dalam cakupan 3 x 3. Cara yang dilakukan adalah dengan mengurangi nilai tengah piksel dengan piksel tetangganya, apabila hasil pengurangan menghasilkan nilai negatif maka akan dikodekan dengan nilai 0 dan 1 untuk nilai lainnya. Untuk pada setiap piksel dan didapatkan kodenya, biner yang diperoleh dengan menggabungkan semua nilai biner hasil pengkodean, dimulai dari piksel kiri atas dan berjalan searah jarum. Label yang diberikan pada piksel tersebut diambil dari nilai decimal yang diambil dari angka biner yang diperoleh dari proses sebelumnya.

| | | | | | | | | | | | |
|-----|-----|-----|-------------|-----|-----|-----|-------------|---|---|---|------------------------|
| 127 | 69 | 78 | | 5 | -53 | -44 | | 1 | 0 | 0 | Didapat dari ClockWise |
| 200 | 122 | 131 | SUBTRACTING | 78 | | 9 | TRESHOLDING | 1 | | 1 | Binary : 10011001 |
| 99 | 54 | 222 | | -23 | -68 | 100 | | 0 | 0 | 1 | Decimal : 153 |

Gambar 1 Perhitungan LBP

Ketika diberikan piksel () untuk dapat menghasilkan nilai decimal seperti gambar 1 Maka Proses LBP dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$L_{\mu}^{-1}(L_{\mu} f) = \sum_{k=0}^{\mu-1} (L_{\mu} f - L_{\mu} f) 2^k \quad (7)$$

Dimana δ_{ij} merupakan nilai keabuan dari piksel tengah dan δ_{ij} merupakan nilai keabuan dari piksel piksel di sekitar piksel tengah. P merupakan jumlah titik yang mengitari piksel tengah δ_{ij} . Dan fungsi δ_{ij} didefinisikan sebagai

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0, & \delta_{ij} < 0 \\ 1, & \delta_{ij} \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

Operator $L_{\delta_{ij}}$ dapat menghasilkan 2^P nilai yang berbeda disesuaikan dengan banyaknya titik P yang digunakan pada sekitar piksel tengahnya.

D. Hidden Markov Model^{[3][5]}

Hidden markov model (HMM) adalah suatu model probabilitas yang menggambarkan hubungan statistik antara urutan state S yang bersifat hidden dengan urutan observasi O . Ciri – ciri HMM adalah sebagai berikut :

1. Observasi diketahui namun *state* (urutan keadaan) tidak diketahui sehingga disebut *hidden*
2. Observasi adalah fungsi probabilitas keadaan
3. Perpindahan keadaan adalah dalam bentuk probabilitas.

Parameter pada Hidden Markov Model

HMM mempunyai parameter-parameter distribusi sebagai berikut :

a. Probabilitas Transisi

$$a_{ij} = \{a_{ij}\}, a_{ij} = P(q_t = j | q_{t-1} = i), \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (9)$$

b. Probabilitas Observasi

$$b_j = \{b_j\}, b_j = P(o_t = v_j | q_t = i) \quad (10)$$

c. Distribusi keadaan awal

$$\pi = \{\pi_i\}, \pi_i = P(q_1 = i) \quad (11)$$

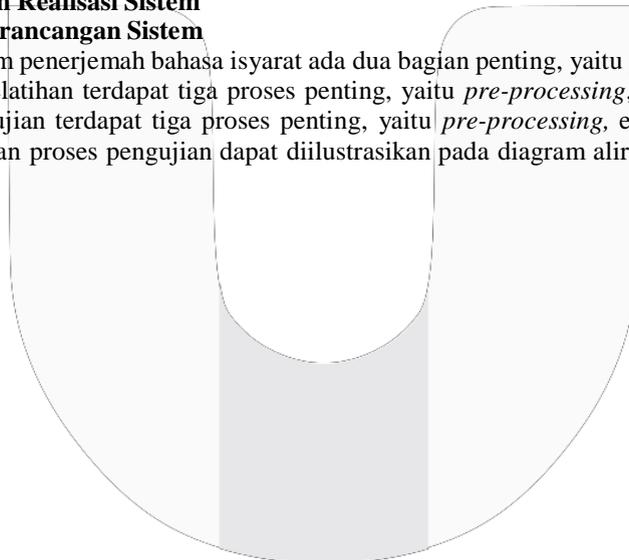
Sedangkan parameter tertentu HMM ada dua yaitu N dan M :

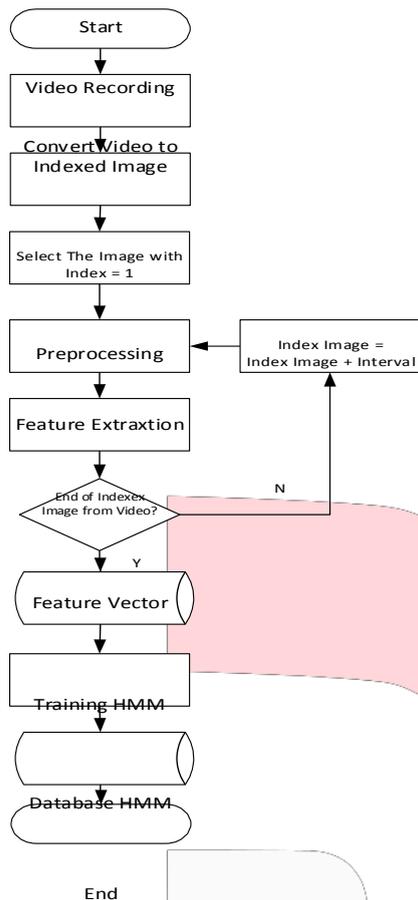
- a. N (banyaknya *state* pada HMM). HMM terdiri dari N *state* yang dinotasikan dengan $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ dan *state* pada waktu t dinotasikan dengan q_t .
- b. M (banyaknya symbol observasi yang berbeda pada setiap *state*). Setiap symbol pengamatan dinotasikan dengan $V = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$.

3. Perancangan dan Realisasi Sistem

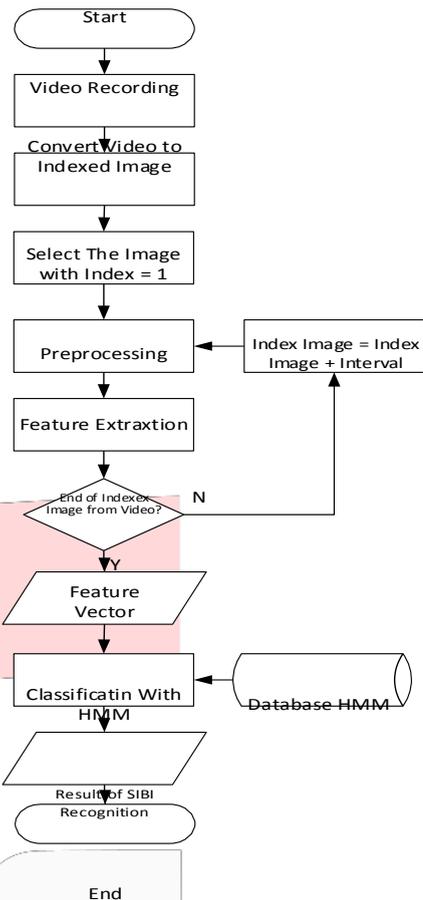
A. Diagram Alir Perancangan Sistem

Pada proses sistem penerjemah bahasa isyarat ada dua bagian penting, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Pada proses pelatihan terdapat tiga proses penting, yaitu *pre-processing*, ekstraksi ciri dan pelatihan HMM. Pada proses pengujian terdapat tiga proses penting, yaitu *pre-processing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi HMM. Proses pelatihan dan proses pengujian dapat diilustrasikan pada diagram alir perancangan sistem berikut ini :





Gambar 2` Diagram Alis Sistem untuk Proses Pelatihan



Gambar 3 Diagram Alir Sistem untuk Proses Pengujian

B. Video Recording

Pada proses penerjemah bahasa isyarat , tahap awal yang harus dilakukan sebelum membuat simulasi dari sistem penerjemah bahasa isyarat, yaitu persiapan video referensi berbahasa SIBI. Langkah-langkah tahap persiapan tersebut, yaitu :

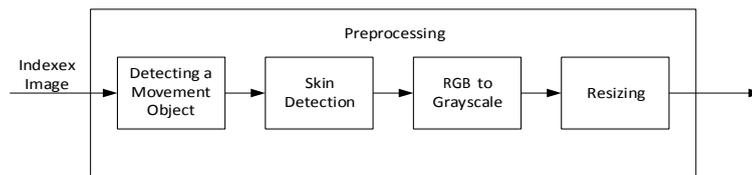
1. Penentuan kata yang diucapkan
 Penentuan kata yang diperagakan berfungsi sebagai pembanding tingkat kemiripan antara bahasa SIBI yang diperagakan dengan teks yang dikeluarkan. Dalam penelitian ini dilakukan terhadap 30 jenis kata dalam bahasa isyarat namun 30 kata tersebut dibagi menjadi 3 pengujian, yaitu:
 - a) Pengujian bahasa isyarat 1 gerakan : Guru,Ibu, Itu, Kaki, Tidur, Berhenti, Condong, Hidung, Kulit, Gerbang.
 - b) Pengujian bahasa isyarat 2 gerakan : Adik, Ayah, Baju, Berangkat, Biru, Cantik, Juga, Naik, Rumah, Sedang
 - c) Pengujian bahasa isyarat lebih dari 2 gerakan : Cuci, Kerja, Main, Mobil, Sekolah, Latih, Rehabilitas, Seragam, Tenis Meja, Timbang
2. Perekaman bahasa isyarat
 Pada tahap selanjutnya yang harus dilakukan adalah perekaman bahasa isyarat. Syarat yang harus dipenuhi pada perekaman bahasa isyarat ini, yaitu :
 - a. Setiap video berisi 1 kata bahasa isyarat
 - b. Durasi setiap video bervariasi menyesuaikan dengan banyak gerakan
 - c. Bagian yang harus dicakup adalah bagian perut sampai bagian kepala dan kedua tangan
 - d. Background video adalah putih
 - e. Selama perekaman tidak ada gangguan noise

C. Convert Video to Index Image

Pada proses ini dilakukan pemecahan video menjadi image. Image yang didapat merupakan banyaknya jumlah frame yang terdapat pada video tersebut. Hal ini diperlukan untuk mempermudah kerja sistem yang akan bekerja pada citra citra yang menyusun video tersebut.

D. Preprocessing

Proses *processing* diperlukan sebelum data input diolah pada proses selanjutnya. *Preprocessing* terdiri dari *Detecting a Movement Object*, *Skin Detection* dan *Resizing*.



Gambar 4 Blok Diagram *Preprocessing*

1. *Detecting a Movement Object*

Pada tahap ini akan dilakukan pengambilan citra yang hanya merupakan bentuk dari bahasa isyarat dengan cara membandingkan antara citra pada indeks sekarang dengan citra pada indeks sebelumnya. Perbandingan dilakukan dengan cara mengurangkan kedua citra tersebut, hasil pengurangan akan diubah menjadi citra *grayscale* dan dihitung jumlah dari citra pengurangan tersebut. Apabila jumlah dari citra *grayscale* tersebut berada dibawah batas *thresholding* maka objek tersebut dinyatakan tidak bergerak. Apabila sudah terdapat 2 citra yang dinyatakan tidak bergerak maka dibandingkan dengan cara yang sama. Apabila jumlah dari citra *grayscale* hasil pengurangan dari kedua citra tidak bergerak tersebut diatas batas *thresholding* maka citra tersebut dinyatakan bergerak. Citra masukan untuk tahap selanjutnya adalah citra yang tidak bergerak terbaru. Pada tahap ini *thresholding* yang dipakai adalah 400,000.

2. *Skin Detection*

Citra masukan pada tahap ini merupakan citra yang tidak bergerak. *Skin Detection* merupakan hal kedua yang sangat penting dalam pengenalan bahasa isyarat dikarenakan bahasa isyarat menggunakan alat bantu tangan dan wajah yang berdominan kulit. Cara yang dilakukan pada tahap ini merupakan *Skin Detection* sederhana yaitu memisahkan antara *foreground* dengan *background* menggunakan metode Otsu, sebelum itu dilakukan konversi dari RGB menjadi YCbCr dan kita hanya memakai layer Cr dikarenakan kulit lebih condong ke warna merah. Setelah dilakukan pemisahan *foreground* dan *background* maka dilakukan konversi menjadi citra BW dimana *foreground* menjadi bernilai 1 dan *background* bernilai 0. Selanjutnya dilakukan proses *masking* antara citra RGB dengan citra BW sebelumnya sehingga didapatkan citra yang terlihat kulit saja.

3. *RGB to Grayscale*

Pada tahap ini akan dilakukan penyesuaian citra terhadap ekstraksi ciri. Pada penelitian ini dilakukan ekstraksi ciri menggunakan *Local Binary Pattern* dimana citra inputan untuk ekstraksi ciri tersebut menggunakan citra *grayscale*.

4. *Resizing*

Pada tahap ini dilakukan *resizing* citra menjadi 200x200 piksel. Hal ini dilakukan untuk memperkecil citra sehingga mempercepat ekstraksi ciri. Namun perlu diperhatikan karena *resizing* yang terlalu kecil dapat

E. Ekstraksi Ciri

Citra dari hasil *pre-processing* akan diproses dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP). Dengan menghitung LBP *code's* pada masing – masing piksel. Sehingga pada akhirnya didapatkan citra LBP. Vektor ciri didapatkan dengan menghitung Histogram dari citra LBP, karena citra LBP pada awalnya merupakan citra *grayscale* maka kisaran nilai bernilai dari 0 sampai 255 atau didapat vektor ciri 256x1. Namun pada tugas akhir ini dikarenakan kita hanya ingin mendeteksi bentuk tangan dan wajah, maka nilai background 0 diabaikan sehingga didapatkan vektor ciri 255x1

F. Hidden Markov Model (HMM)

Hasil keluaran dari ekstraksi ciri yaitu vektor ciri yang telah didapat akan diproses untuk *Hidden Markov Model* (HMM). HMM akan memproses data latih untuk *training*. Data latih setiap pengujian berbeda seperti yang didapat berdasarkan point 3.2.1 . Karena pada pengujian 1 gerakan terdapat 10 kata, pengujian 2 gerakan terdapat 10 kata, dan pengujian lebih 2 gerakan terdapat 10 kata. Maka masing masing data latih dari setiap pengujian akan mendapatkan 10 kelas untuk pengujian 1 gerakan, 10 kelas untuk pengujian 2 gerakan, dan 10 kelas untuk pengujian lebih 2 gerakan. Total vektor ciri yang *training* adalah 255x48 untuk pengujian 1 gerakan, 255x62 untuk pengujian 2 gerakan, dan 255x74 untuk pengujian lebih dari 2 gerakan.

1. *Training HMM*

Hasil dari proses ekstraksi ciri LBP adalah database sebanyak 10 kelas dengan vektor ciri 255x48 untuk pengujian 1 gerakan, 10 kelas dengan vektor ciri 255x62 untuk pengujian 2 gerakan, dan 10 kelas dengan vektor ciri 255x74 untuk pengujian lebih dari 2 gerakan. Tidak ada penentuan yang pasti dalam menentukan jumlah *state* HMM. Dalam penelitian ini dilakukan proses *training* untuk *state* 10,20,30,40,50,60,70,80,90 dan 100 untuk masing masing pengujian.

2. *Testing HMM*

Tahap pengujian HMM melalui proses *pre-processing* dan ekstraksi ciri LBP. Untuk penerjemah SIBI ke bahasa Indonesia, akan diambil model $\lambda = (\phi, \psi, \pi)$ yang dihasilkan dari proses *training* HMM. Proses *recognition*

dilakukan pada tiap data *training* dengan menghitung *likelihood* terhadap semua model l yang sudah *ditrainning* sebelumnya. Seperti pada sistem klasifikasi pada umumnya maka dalam proses perhitungan *likelihood* nya akan di hitung yang paling besar (*maximum likelihood*) dan akan mengeluarkan output indeks yang bersesuaian dengan indeks *maximum likelihood* sehingga pada akhirnya akan dicocoknya indeks tersebut dengan database proses *training* untuk menghasilkan output yang sesuai

G. Output Sistem

Hasil akhir dari sistem merupakan hasil recognisi dari video input. Hasil recognisi tersebut merupakan arti dari sebuah kata isyarat yang diperagakan. Hasil recognisi tersebut disimpan menjadi bentuk teks.

H. Performansi Sistem

Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenal bahasa isyarat dan mencocokkannya dengan data yang berada didatabase. Perhitungan akurasi bisa didapatkan secara matematis seperti persamaan

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Ketepatan}}{\text{Jumlah Data}} \times 100\% \quad (12)$$

2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Cara mendapatkan waktu komputasi pada sistem ini adalah dengan menggunakan *toolbox* yang telah disediakan oleh Matlab.

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS HASIL SIMULASI.

A. Skenario pengujian sistem

Video sebagai video uji diambil secara *non-real time* dan dikonsisikan dalam lingkukan ideal tanpa adanya noise berupa barang yang tidak diharapkan maupun adanya manusia lain yang masuk dalam video, background video putih. Berikut scenario yangdigunakan untuk menterjemahkan sebuah bahasa isyarat:

Skenario 1, pengujian berdasarkan gerakan :

1. Melakukan proses pengambilan video uji dengan menggunakan webcam
2. Pengujian dilakukan menggunakan 30 video sesuai banyak gerakan untuk 1 kali pengujian berformat (.wmv).
3. Setiap pengujian melakukan proses *preprocessing* dan ekstraksi ciri menggunakan metode LBP yang menghasilkan vektro ciri dari kata dalam video berbahasa isyarat.
4. Melakukan proses pengenalan bahasa isyarat dengan metode klasifikasi HMM. Tidak ada aturan baku dalam proses pemilihan jumlah state pada klasifikasi HMM. Pada tugas Akhir ini dilakukan pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dengan jumlah state yang digunakan adalah 10,20,30,40,50,60,70,80,90,dan 100
5. Menghitung tingkat akurasi pada masing masing pengujian yaitu pengujian 1 gerakan, 2 gerakan dan lebih dari 2gerakan
6. Menghitung waktu *training* HMM dan *testing* HMM
7. Membandingkan tingkat akurasi dengan waktu *training* HMM pada sistem pengenalan bahasa isyarat terhadap kenaikan *state* HMM

Skenario 2,pengujian dengan 1,2, dan lebih dari 2 gerakan :

1. Pengujian menggunakan 90 video yaitu 30 video 1 gerakan, 30 video 2 gerakan dan 30 video untuk lebih dari 2 gerakan
2. Pengujian dilakukan sama seperti skenario 1 dari point 1-7.

B. Analisis Data Hasil Pengujian Sistem

1. Hasil pengujian dengan menggunakan Skenario 1.

Tabel 1 Hasil Pengujian Skenario 1

| State | 1 Gerakan | | 2 Gerakan | | Lebih dari 2 gerakan | |
|-------|-----------|----------------|-----------|----------------|----------------------|----------------|
| | Akurasi | Waktu Training | Akurasi | Waktu Training | Akurasi | Waktu Training |
| 10 | 40.0 | 0.0405 | 70.0 | 0.0435 | 80.0 | 0.0567 |
| 20 | 46.7 | 0.0408 | 86.7 | 0.0478 | 86.7 | 0.0573 |
| 30 | 66.7 | 0.0414 | 90.0 | 0.0492 | 86.7 | 0.0578 |
| 40 | 66.7 | 0.0439 | 83.3 | 0.0511 | 73.3 | 0.0579 |
| 50 | 56.7 | 0.0461 | 76.7 | 0.0565 | 76.7 | 0.0673 |
| 60 | 63.3 | 0.0536 | 70.0 | 0.0628 | 90.0 | 0.0693 |
| 70 | 60.0 | 0.0584 | 70.0 | 0.0678 | 70.0 | 0.0787 |
| 80 | 60.0 | 0.0593 | 86.7 | 0.0769 | 73.3 | 0.0865 |
| 90 | 73.3 | 0.0621 | 90.0 | 0.0815 | 86.7 | 0.0914 |
| 100 | 76.7 | 0.0727 | 93.3 | 0.0888 | 96.7 | 0.1114 |

Terlihat pada Tabel 1, terjadi nilai yang yang fluktuatif pada tingkat akurasi terhadap peningkatan jumlah state. *State* yang tersembunyi ini adalah video berupa kata berbahasa isyarat tangan, sedangkan bagian yang diobservasi adalah vektor ciri dari kata tersebut. Dari pengujian dan dari tabel dapat kita tarik kesimpulan bahwa *state* mempunyai pengaruh terhadap tingkat akurasi dalam sistem penerjemah bahasa isyarat. Sistem terbaik mencapai nilai optimal pada *state* 100 untuk 1 gerakan, 2 gerakan dan lebih 2 gerakan. Nilai akurasi untuk 1 gerakan sebesar 76.7% , nilai akurasi untuk 2 gerakan sebesar 93.3% dan untuk lebih dari 2 gerakan sebesar 96.7 %. Terdapat perbedaan antara 1 gerakan, 2 gerakan dan lebih dari 2 gerakan, hal ini dikarenakan banyaknya vektor ciri yang didapat dari masing masing video. Pada 1 gerakan umumnya terdapat 1 vektor ciri karena gerakan diam yang tertangkap hanya 1, untuk 2 gerakan umumnya terdapat 2 vektor ciri sedangkan untuk lebih dari 2 gerakan umumnya terdapat lebih dari 2 vektor ciri.

Waktu training yang ditunjukkan pada tabel 1 memperlihatkan kenaikan jumlah *state* pada HMM akan mempengaruhi lamanya waktu *training* model HMM. Semakin tinggi nilai *state* pada HMM maka semakin lama waktu *training* . Sehingga dibutuhkan pemilahan *state* yang optimal dalam penentuan akurasi dan lamanya *training* .

2. Hasil pengujian dengan menggunakan Skenario 2

Tabel 2 Hasil pengujian skenario 2

| State | 1,2 dan lebih dari 2 Gerakan | |
|-------|------------------------------|----------------|
| | Akurasi | Waktu Training |
| 10 | 70.0 | 0.1571 |
| 20 | 73.3 | 0.1568 |
| 30 | 70.0 | 0.1689 |
| 40 | 72.2 | 0.1754 |
| 50 | 70.0 | 0.1985 |
| 60 | 75.6 | 0.2170 |
| 70 | 80.0 | 0.2270 |
| 80 | 74.4 | 0.2358 |
| 90 | 64.4 | 0.2577 |
| 100 | 73.3 | 0.2658 |

Terlihat pada Tabel 2, terjadi nilai yang yang fluktuatif pada tingkat akurasi terhadap peningkatan jumlah state. *State* yang tersembunyi ini adalah video berupa kata berbahasa isyarat tangan, sedangkan bagian yang diobservasi adalah vektor ciri dari kata tersebut. Dari pengujian dan dari tabel dapat kita tarik kesimpulan bahwa *state* mempunyai pengaruh terhadap tingkat akurasi dalam sistem penerjemah bahasa isyarat. Sistem terbaik mencapai nilai optimal pada *state* 70 dengan tingkat akurasi 70% menurunnya tingkat akurasi pada scenario 2 dikarenakan beragamnya jumlah vektor ciri dalam mewakilkan kata dalam sebuah video

Waktu training yang ditunjukkan pada tabel 2 memperlihatkan kenaikan jumlah *state* pada HMM akan mempengaruhi lamanya waktu *training* model HMM. Semakin tinggi nilai *state* pada HMM maka semakin lama waktu *training*. Sehingga dibutuhkan pemilahan *state* yang optimal dalam penentuan akurasi dan lamanya *training*

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan apa yang telah direalisasikan dan diamati, maka penelitian tentang penerjemah SIBI menjadi bahasa Indonesia menggunakan metode klasifikasi Hidden Markov Model (HMM) secara umum menghasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Sistem yang dibuat dengan menggunakan ekstraksi ciri LBP dan metode klasifikasi HMM baru dapat menterjemahkan SIBI menjadi bahasa Indonesia berupa kata belum dapat menterjemahkan berupa kalimat
2. Tingkat akurasi dari 1 gerakan, 2 gerakan dan lebih dari 2 gerakan untuk masing masing *state* berbeda beda. Dikarenakan banyaknya gerakan yang di tangkap dan dimasukkan untuk dilakukan ekstraksi ciri dan klasifikasi untuk masing masing gerakan berbeda
3. Kenaikan jumlah *state* tidak selalu menjamin bertambahnya nilai.
4. Kenaikan jumlah *state* HMM membuat waktu komputasi bertambah lama namun tidak menjamin dapat menaikkan akurasi

5.2. Saran

Penelitian lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan yang ada. Untuk itu disarankan sebagai berikut :

1. Mampu menterjemahkan berupa kalimat
2. Sistem bekerja secara *real-time*
3. Di aplikasikan menjadi program seperti video call ataupun video conference sebagai media *e-learning*
4. Video input tidak harus bebas noise yaitu sistem yang memiliki skin detection yang handal
5. Memilih ekstraksi ciri yang dapat mewakili gesture tangan dan pergerakan arah tangan

Daftar Pustaka:

- [1] Adisti, I. (2010). *Perancangan dan Implementasi Penerjemah bahasa Isyarat dari Video Menjadi Suara Menggunakan Ekstraksi ciri dan Hidden Markov Model*. Bandung: Institute Teknologi Telkom.
- [2] Gunawan, I. A. (1996). *Kamus Umum Bahasa Isyarat Indonesia*. Jakarta: Lembaga Komunikasi Total Indonesia.
- [3] Prasetyo, M. E. (2010). *Teori Dasar Hidden Markov Model*. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- [4] Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- [5] Rabiner, L. R. (1989). *A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition*.
- [6] Yuwitaning, E. F. (2014). *Implementasi Metode Hidden Markov Model Untuk Deteksi Tulisan Tangan*. Bandung: Universitas Telkom.
- [7] Zhao, G., Ahonen, T., Matas, J., Pietikäinen, M., & Fellow, I. (2012). *Rotation-Invariant Image and Video Description*.