

Ekstraksi Ciri Pada Pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Berbasis Sensor Flex Dan Accelerometer

Mohammad Iqbal
Teknik Elektro, Universitas Muria Kudus
iqbal.umk@gmail.com

Endang Supriyati
Teknik Informatika, Universitas Muria Kudus
esupriyati@gmail.com

Abstract

Feature extraction is performed to obtain quantities that show the object specificity to identify. The good feature extraction algorithm makes the classification process more effective and efficient. In this research, five types of feature extraction are developed, using statistical approach, quantization or combination of both. Sensors are used to make gloves, i.e. flex sensors to measure finger bending and accelerometer to measure movement in the x, y, z axes. From these sensor data, the feature extraction is made. The obtained feature vector is used for sign recognition by applying Dynamic Time Warping method (DTW) and Euclidean Distance. Reference data (template) that the best matches the distance measured by the most minimum value (distance). Tests carried out using a dataset with 1000 data consists of 50 classes (word sign), where each class composed of 20 data. The test data using 10 data for each class, and the reference data using the rest i.e. 10 data for each class. The test results show that the achieved highest accuracy are 99.6%.

Keywords: sign language, flex sensor, accelerometer, feature extraction, DTW, euclidean distance

Abstrak

Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan besaran-besaran yang menunjukkan kekhususan objek yang ingin dikenali. Algoritma ekstraksi ciri yang baik membuat proses klasifikasi lebih efektif dan efisien. Dalam penelitian ini dikembangkan 5 jenis ekstraksi ciri, yang menggunakan pendekatan statistik, kuantisasi atau kombinasi keduanya. Sensor yang digunakan untuk membuat sarung tangan adalah flex sensor untuk mengukur tekukan jari dan accelerometer untuk mengukur gerakan pada sumbu x,y,z. Dari data-data sensor dilakukan ekstraksi ciri yaitu bentuk lekukan jari-jari tangan dan gerakan tangan terhadap sumbu x, y dan z. Vektor ciri yang diperoleh digunakan untuk pengenalan isyarat dengan metode Dynamic Time Warping (DTW) dan Jarak Euclidian (Euclidian Distance). Data referensi (template) yang paling cocok diukur berdasarkan nilai jarak (distance) yang paling minimum. Pengujian dengan dilakukan menggunakan dataset 1000 data yang terdiri dari 50 kelas (isyarat kata), dimana masing-masing kelas terdiri dari 20 data. Untuk data pengujian diambil 10 data untuk tiap-tiap kelas, dan 10 sisanya sebagai data referensi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi tertinggi mencapai 99,6%.

Kata kunci: bahasa isyarat, flex sensor, accelerometer, ekstraksi ciri

1. Pendahuluan

Bahasa isyarat Indonesia merupakan alat komunikasi yang utama bagi penyandang tuna rungu dan tuna wicara di Indonesia. Penyandang tuna rungu/wicara menggunakan penerjemah ataupun tulisan untuk berkomunikasi dengan orang normal. Akan tetapi penerjemah sering mempunyai tarif yang mahal, demikian pula resiko ketergantungan dan kehilangan privasi.

Kemajuan di bidang pengenalan pola (*pattern recognition*) memberi harapan untuk otomatisasi sistem penerjemah gerak isyarat, meskipun banyak kesulitan yang dihadapi sebelum sistem tersebut menjadi kenyataan.

Kategori penelitian yang dilakukan, dapat dibedakan menjadi dua yaitu pendekatan berbasis visi komputer (*computer vision*) [5,6] dan pendekatan berbasis data sensor, [7,8,9]. Pada pendekatan berbasis visi komputer digunakan *file* (berkas) video yang disimpan sebelumnya atau

langsung melalui kamera yang menangkap gerakan bahasa isyarat. Pendekatan berbasis data sensor, dilakukan dengan menggunakan rangkaian sensor yang terintegrasi dengan sarung tangan (*glove*). Sensor ini menghasilkan besaran listrik yang terukur, untuk mengetahui derajat tekukan jari-jari tangan dan gerakan tangan. Sedangkan metode yang banyak digunakan adalah HMM (*Hidden Markov Model*) [6,7] dan ANN (*Artificial Neural Network*) [5,8,9].

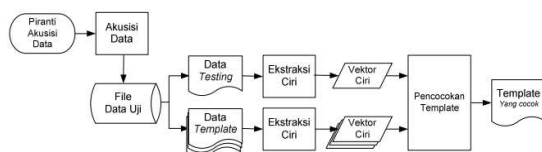
Khusus untuk pengenalan bahasa isyarat Indonesia berbasis sensor telah dilakukan penelitian oleh Evita [9] dengan menggunakan metode ANN, dimana data-data yang diolah, diperoleh dari sensor *flex*, yang meliputi informasi lekukan jari-jari tangan, lekukan pergelangan, lekukan lengan dan lekukan bahu. Pada makalah ini diusulkan metode *Dynamic Time Warping* (DTW) untuk pengenalan bahasa isyarat Indonesia berbasis sensor. Pada penelitian ini, selain digunakan sensor *flex* untuk mengetahui informasi bentuk tangan oleh lekukan jari-jari, juga digunakan sensor *accelerometer* untuk mendapatkan

informasi gerakan tangan. DTW merupakan teknik penyelarasan (*alignment*) data yang bersifat sekuensial (*time series*). Teknik DTW yang secara umum telah digunakan pada pengenalan suara, tetapi dalam perkembangannya, DTW juga telah diterapkan untuk aplikasi lain, diantaranya untuk pengenalan gerak isyarat (*gesture*)[1][3], *data mining* [4] dan verifikasi tanda tangan[2].

2. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia

Bahasa isyarat isyarat Indonesia juga dikenal dengan istilah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia). Komponen isyarat yang utama adalah bentuk jari-jari tangan dan gerakan tangan. Pada sebagian besar isyarat kata, gerakan tangan lebih dominan dan bervariasi dibandingkan dengan bentuk jari-jari tangan. Pada penelitian Evita[9] yang hanya menggunakan sensor flex, akurasi pengenalannya turun drastis dari 83,18% untuk isyarat kata yang statis menjadi 49,58% untuk isyarat kata yang bergerak.

Dalam penelitian ini, pengenalan ditujukan untuk isyarat kata bahasa Indonesia, dengan penambahan jenis sensor lain. Dua informasi komponen utama isyarat kata diukur dengan penggunaan sensor flex dan sensor accelerometer yang diintegrasikan dalam bentuk sarung tangan sebagai piranti akuisisi data. Gambar 1 menunjukkan diagram blok sistem pengenalan bahasa isyarat Indonesia .



Gambar 1. Diagram blok sistem pengenalan bahasa isyarat Indonesia

3. Sensor

Sensor yang digunakan adalah sensor flex dan sensor accelerometer. Bentuk fisik sensor flex dan sensor accelerometer diperlihatkan pada Gambar 2.

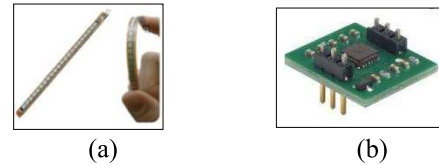
3.1 Sensor Flex

Sensor flex adalah jenis sensor resisif yang berubah nilai resistansinya ketika ada lekukan. Pada kondisi flat (tidak tertekuk), sensor flex mempunyai nilai resistansi 10 K Ω . Nilai resistansinya akan semakin membesar pada saat terjadi tekukan sampai dengan 40 K Ω pada saat tekukan maksimal[10]. Karena jari hanya mempunyai satu derajat kebebasan, maka untuk tiap-tiap jari cukup menggunakan satu sensor flex.

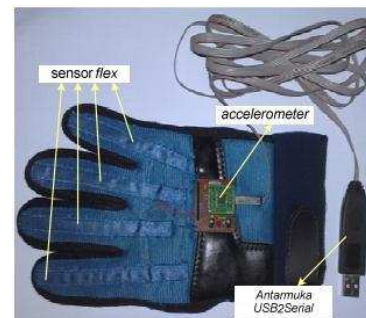
3.2 Sensor Accelerometer

Sedangkan sensor accelerometer yang digunakan adalah Hitachi H48C [12] yang merupakan modul sensor buatan Parallax diintegrasikan dengan ADC (Analog to Digital Converter) dan regulator tegangan. Accelerometer dapat mendeteksi

kemiringan (tilt) dan gerakan (percepatan) pada tiga sumbu x,y,z dengan jangkauan pengukuran maksimal $\pm 3g$ ($1g = 9.81m/s^2$), non-linearity $\pm 2\%$ dan sensitivity 333 mV/g pada tegangan 3 Volt[9]. Sarung tangan bersensor yang digunakan untuk akuisisi data dapat dilihat pada Gambar 3.



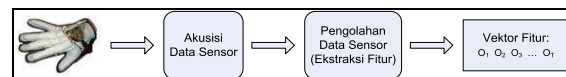
Gambar 2. Sensor yang digunakan. Sensor flex (a), Accelerator (b).



Gambar 3. Sarung tangan bersensor

4. Akuisisi Data

Tahap ini ditujukan untuk mendapatkan data-data dari sensor untuk kemudian diolah menjadi vektor fitur (feature vector), sebagaimana diperlihatkan Gambar 4.



Gambar 4. Blok diagram akuisisi data

Data-data yang diperoleh dari sensor adalah sebanyak 8 jenis data. Data-data tersebut sebagai berikut:

- derajat tekukan jari jempol
- derajat tekukan jari telunjuk
- derajat tekukan jari tengah
- derajat tekukan jari kelingking
- derajat tekukan jari manis
- gerakan tangan terhadap sumbu x,y,z

Kelima data lekukan jari telah dinormalisasi untuk menyamakan perbedaan nilai toleransi dari di antara sensor-sensor flex yang digunakan. Besaran lekukan jari dinormalisasi[16] pada range nilai 0 sampai 20 menggunakan persamaan 1 sebelum disimpan dalam file dataset.

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{min} + X_{max}} * 20 \quad (1)$$

Sedangkan untuk besaran akselerasi masih berupa data counting, yang diambil 8-bit MSB (Most

Significant Bit) dari 12 bit data counter-nya. Untuk mendapatkan nilai akselerasi yang sebenarnya diperlukan perhitungan khusus yang dijelaskan pada bagian ekstraksi ciri. Contoh data gerak isyarat kata 'abang' yang tersimpan pada dalam bentuk file dengan format teks (ibi) pada proses akuisisi data diperlihatkan pada tabel 1. Data yang tersimpan adalah data sekuensial, dengan panjang (baris) yang berbeda yang bergantung jenis isyarat kata dan kecepatan gerakan pada saat melakukan isyarat. Pada contoh tabel 1, panjang data isyarat kata 'adik' adalah 11.

Kolom [1...5] adalah data dari sensor flex untuk lekukan jari jempol sampai dengan jari kelingking, sedangkan [6...9] adalah data dari sensor accelerometer untuk sumbu X, Y, Z dan referensi. Baris [1..11] menunjukkan urutan data diambil/disimpan, yaitu dari awal gerakan isyarat satu kata sampai dengan selesai gerakan isyarat kata tersebut.

Tabel 1. Contoh data sekuensial isyarat kata 'adik'

No	Sensor Flek					Accelerometer			
	1	2	3	4	5	X	Y	Z	Reff
1	3	2	3	4	3	133	119	136	127
2	3	2	3	4	3	134	111	139	127
3	3	2	3	4	3	132	112	138	127
4	3	2	3	4	3	138	119	142	127
5	3	2	3	4	3	156	129	158	128
6	3	2	3	4	3	152	127	154	127
7	3	2	3	3	3	145	127	150	127
8	3	2	3	4	3	140	129	141	127
9	3	2	3	4	3	142	135	143	127
10	3	2	3	4	3	147	143	147	127
11	3	2	3	4	3	144	147	146	127

Gerak isyarat kata bahasa Indonesia yang dilakukan mengacu pada video gerak isyarat yang terdapat pada [11] [13] yang merupakan visualisasi dari kamus sistem isyarat bahasa Indonesia.

5. Metode Pengenalan SIBI

5.1 Jarak Euclidean

Jarak Euclidean adalah metode yang paling umum digunakan untuk banyak penerapan untuk mencari derajat kemiripan (similarity) antara dua data sekuensial (time series). Derajat kemiripan berdasarkan Jarak Euclidean dihitung menggunakan persamaan 2.

$$d_{Euclidean}(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (2)$$

Metode ini bisa digunakan jika kedua data sekuensial P dan Q mempunyai panjang yang sama. Pada kasus Q dan Q dengan panjang yang tidak sama, maka Jarak Euclidean tidak dapat digunakan. Oleh karena itu diperlukan metode lain yang dapat

memetakan elemen Q terhadap elemen Q untuk mendapatkan derajat kemiripan dari dua sekuensial yang memiliki panjang berbeda.

5.2 DTW (Dinamic Time Warping)

Gerak isyarat merupakan data sekuensial. Tiap elemen data sekuensial diukur dan disimpan pada satu periode waktu yang tetap antara elemen satu dengan yang berikutnya. Salah satu metode untuk membandingkan dua data sekuensial dengan panjang yang berbeda adalah dengan algoritma Dynamic Time Warping (DTW). Penjelasan algoritma DTW secara lengkap dapat ditemukan pada [13].

DTW merupakan algoritma yang digunakan untuk mengukur kemiripan antara dua sekuensial dengan durasi (panjang) berbeda. DTW mencocokkan dua sekuensial dengan menghitung transformasi temporal sehingga keduanya dapat diselaraskan (aligned). Penyelarasan (alignment) adalah optimal jika terukur jarak kumulatif terkecil antara dua sampel yang telah diselaraskan.

Jika diasumsikan terdapat dua data sekuensial, Q dan C, dengan panjang masing-masing n dan m dengan

$$Q = q_1, q_2, \dots, q_n \dots, q_n \quad (3)$$

$$C = c_1, c_2, \dots, c_j \dots, c_m \quad (4)$$

Maka untuk menyelaraskan (*align*) kedua sekuensial tersebut menggunakan DTW, dibentuk matriks $m \times n$ dengan elemen matriks (i, j) berupa nilai jarak $d(q_i, c_j)$ antara dua titik q_i dan c_j , yaitu $d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2$. Setiap elemen matriks (i, j) berhubungan dengan penyelarasan (*alignment*) antara titik q_i dan c_j sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.8. *Warping path W* merupakan sekelompok elemen matriks yang berdampingan yang mendefinisikan pemetaan antara Q dan C. Elemen ke-k dari W dirumuskan sebagai $w_k = (i, j)_k$, sehingga

$$W = w_1, w_2, \dots, w_k \dots, w_K \quad (5)$$

dengan: $\max(m, n) \leq K < m + n - 1$

Sedangkan path didefinisikan sebagai jarak kumulatif $D(i, j)$ yaitu jarak $d(q_i, c_j)$ untuk elemen tersebut ditambah dengan minimum dari jarak kumulatif dari elemen bertetangga (adjacent).

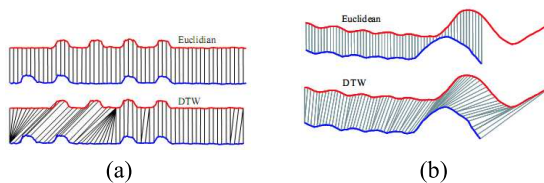
$$D(i, j) = d(q_i, c_j) + \min\{D(i-1, j-1), D(i-1, j), D(i, j-1)\} \quad (6)$$

Setelah didapatkan warping path yang optimal maka jarak atau warping cost dihitung berdasarkan persamaan 7.

$$DTW(Q, C) = \min \left\{ \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k} \right\} \quad (7)$$

5.3 Perbandingan DTW dan Jarak Euclidean

Ilustrasi perbandingan antara metode DTW dan metode Jarak Euclidean pada data sekuensial ditunjukkan pada gambar 2.9, yaitu untuk data sekuensial dengan panjang sama dan panjang berbeda. Untuk panjang data sama, Jarak Euclidean akan memetakan secara sesuai urutan indeks-nya, sehingga dua data sekuensial yang berlainan fasa akan dianggap tidak mirip. Sedangkan untuk panjang data yang berbeda, Jarak Euclidean hanya memetakan sampai dengan indeks data sekuensial yang lebih pendek.



Gambar 5 Perbandingan DTW dan Jarak Euclidean. Panjang data sama (a), panjang data berbeda (b).

6. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan besaran-besaran yang menunjukkan kekhususan dari data yang diolah. Ekstraksi ciri mempunyai dua tugas yaitu mengubah parameter vektor input menjadi vektor ciri dan/atau reduksi dimensi. Vektor ciri merupakan nilai-nilai hasil pengolahan data-data flex dan data accelerometer yang kemudian diatur sedemikian rupa membentuk baris angka (nilai). Data sensor yang dibaca dari file dibagi menjadi dua bagian data, yaitu data sensor flex dan data accelerometer (Tabel 1).

6.1. Perhitungan yang digunakan

6.1.1 Histogram

Histogram merupakan salah satu cara untuk merepresentasikan data dalam bentuk distribusi fekuensi. Histogram dapat dianggap sebagai fungsi kerapatan probabilitas (*probability density function*) diskrit. Pendekatan histogram untuk ekstraksi ciri digunakan dalam penelitian MC Leu [4]. Dalam penelitian ini, histogram yang digunakan adalah terbagi 10 tingkatan nilai (*sub-range*) untuk tiap data tekukan jari tangan dan 17 tingkatan nilai untuk tiap sumbu (*axis*) data akselerasi telapak tangan.

6.1.2 Nilai rata-rata dan nilai simpangan baku

Pendekatan statistik sering digunakan sebagai ukuran dalam analisa data, di antaranya adalah nilai rata-rata (*mean*) dan nilai simpangan baku (*standard deviation*). Jika terdapat data sekuensial X_i dengan $i = 1, 2, 3 \dots, n$ dan jika nilai rata-rata dinotasikan sebagai u , maka nilai u dapat dihitung berdasarkan persamaan 8.

$$u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (8)$$

Sedangkan untuk nilai simpangan baku X yang dalam hal ini dinotasikan sebagai s , maka nilai s dapat dihitung berdasarkan persamaan 9.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - u)^2} \quad (9)$$

6.1.3 Kuantisasi

Kuantisasi merupakan proses untuk membatasi semua nilai yang mungkin menjadi jumlah yang terbatas. Kuantisasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuantisasi non linier, yang dilakukan hanya untuk data akselerasi telapak tangan. Penggunaan kuantisasi untuk akselerasi dilakukan pada penelitian J Liu [7].

Sebelum dilakukan proses kuantisasi, nilai akselerasi yang sebenarnya untuk masing-masing sumbu x, y dan z dihitung terlebih dahulu dengan menggunakan persamaan 3.5 yang mengacu pada datasheet -nya[5].

$$a = (c - reff) * 0.0022 * 16 \quad (10)$$

dengan

a = nilai akselerasi yang sebenarnya

c = nilai atau data counter akselerasi

$reff$ = nilai atau data counter untuk referensi

Jika a sebagai notasi untuk akselerasi, maka $ax1$ menunjukkan nilai akselerasi untuk sumbu x untuk data pertama (baris pertama dalam file), $ay1$ untuk nilai akselerasi sumbu y data pertama, $az1$ untuk nilai akselerasi sumbu z data pertama, $ax2$ untuk nilai akselerasi sumbu x data kedua, dan seterusnya. Nilai akselerasi a ini relatif kecil terhadap nilai normalisasi lekukan jari, sehingga dilakukan kuantisasi[17],[18] nilai akselerasi a untuk masing-masing sumbu X, Y dan Z berdasarkan Tabel 2. ($1g = 9.81m/s^2$).

Tabel 2 Kuantisasi akselerasi

akselerasi (a)	kuantisasi (k)
$a > 2g$	16
$g < a \leq 2g$	$10 < k \leq 15$
$0 < a \leq g$	$1 < k \leq 10$
$a = 0$	$k = 0$
$-g \leq a < 0$	$-10 \leq k < 0$
$-2g \leq a < -g$	$-15 \leq k < -10$
$a < -2g$	-16

Jika k adalah notasi untuk nilai kuantisasi akselerasi, maka $kx1$ menunjukkan nilai kuantisasi akselerasi untuk sumbu x untuk data pertama (baris pertama), $ky1$ untuk nilai kuantisasi akselerasi sumbu y data pertama, $kz1$ untuk nilai kuantisasi akselerasi sumbu z data pertama, $kx2$ untuk nilai kuantisasi akselerasi sumbu x data kedua, dan seterusnya.

6.2 Ekstraksi ciri yang digunakan

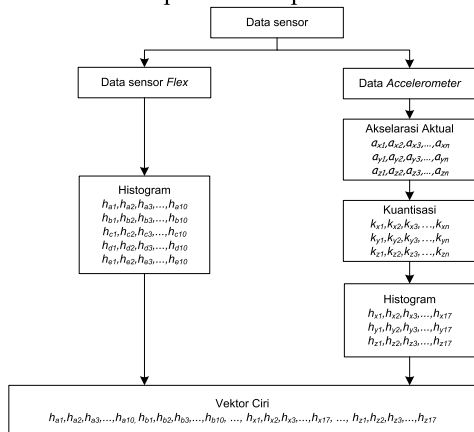
Dalam penelitian ini digunakan 5 jenis ekstraksi ciri, yang menggunakan pendekatan statistik, kuantisasi atau kombinasi keduanya. Untuk membedakan antara jenis ekstraksi ciri yang satu dengan ekstraksi yang lain, masing-masing ekstraksi ciri diberi tambahan label A, B, C, D dan E.

6.2.1 Ekstraksi ciri A

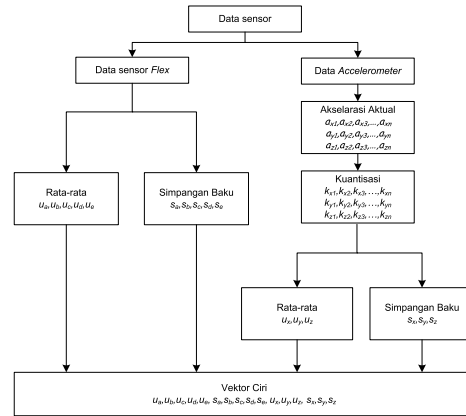
Ekstraksi ciri A menggunakan pendekatan statistik yaitu histogram yang digunakan baik untuk data tekukan jari tangan maupun untuk data akselerasi telapak tangan. Untuk data akselerasi telapak tangan, sebelum ditransformasikan ke bentuk histogram maka dilakukan proses kuantisasi. Histogram untuk tiap data tekukan jari dibagi menjadi 10 interval (bagian) sedangkan untuk data akselerasi telapak tangan digunakan 17 interval untuk masing-masing sumbu x , y dan z . Proses ekstraksi ciri A ini menghasilkan vektor ciri dengan panjang yang sama untuk tiap sampel isyarat kata yaitu 101. Oleh karena itu, baik metode Jarak *Euclidean* maupun DTW bisa digunakan. Bagan alir ekstraksi ciri A diperlihatkan pada Gambar 6.

6.2.2 Ekstraksi ciri B

Ekstraksi ciri B menggunakan pendekatan statistik yaitu dengan menghitung nilai rata-rata dan nilai simpangan baku, yang digunakan baik untuk data tekukan jari tangan maupun untuk data akselerasi telapak tangan. Untuk data akselerasi telapak tangan, sebelum ditransformasikan ke bentuk histogram maka dilakukan proses kuantisasi. Proses ekstraksi ciri A ini menghasilkan vektor ciri dengan panjang yang sama untuk tiap sampel isyarat kata yaitu 16. Oleh karena itu, baik metode Jarak *Euclidean* maupun DTW bisa digunakan. Bagan alir ekstraksi ciri A diperlihatkan pada Gambar 7.



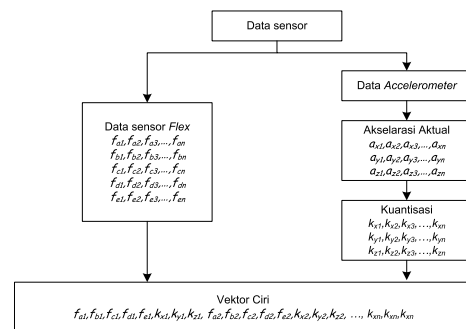
Gambar 6 Bagan alir ekstraksi ciri A



Gambar 7 Bagan alir ekstraksi ciri B

6.2.3 Ekstraksi ciri C

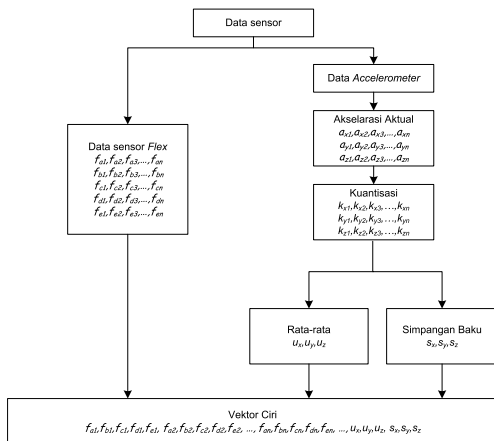
Ekstraksi ciri C menggunakan kuantisasi tetapi hanya untuk data akselerasi telapak tangan. Sedangkan untuk data tekukan jari tangan masih bentuk aslinya yang terbaca pada saat proses akusisi data. Proses ekstraksi ciri C ini menghasilkan vektor ciri dengan panjang yang tidak sama untuk tiap sampel isyarat kata, bahkan hal ini juga terjadi untuk sampel isyarat kata dalam satu kelas yang sama karena perbedaan jumlah data yang tersimpan. Kerana memiliki panjang data yang berbeda, maka hanya algoritma DTW bisa digunakan. Bagan alir ekstraksi ciri C diperlihatkan pada Gambar 8.



Gambar 8 Bagan alir ekstraksi ciri C

6.2.4 Ekstraksi ciri D

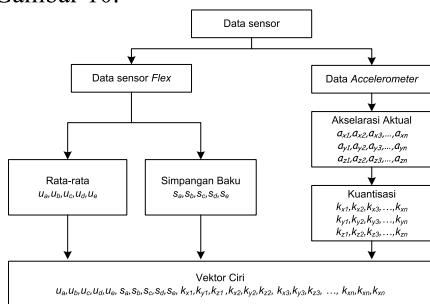
Ekstraksi ciri D menggunakan kuantisasi dan pendekatan statistik yaitu dengan menghitung nilai rata-rata dan nilai simpangan baku, tetapi hanya untuk data akselerasi telapak tangan. Sedangkan untuk data tekukan jari tangan masih bentuk aslinya yang terbaca pada saat proses akusisi data. Proses ekstraksi ciri D ini menghasilkan vektor ciri dengan panjang yang tidak sama untuk tiap sampel isyarat kata, bahkan hal ini juga terjadi untuk sampel isyarat kata dalam satu kelas yang sama karena perbedaan jumlah data yang tersimpan. Kerana memiliki panjang data yang berbeda, maka hanya algoritma DTW bisa digunakan. Bagan alir ekstraksi ciri D diperlihatkan pada Gambar 9.



Gambar 9 Bagan alir ekstraksi ciri D

6.2.5 Ekstraksi ciri E

Ekstraksi ciri E menggunakan kuantisasi tetapi hanya untuk data akselerasi telapak tangan. Sedangkan untuk data tekukan jari tangan digunakan pendekatan statistik dengan menghitung nilai rata-rata dan nilai simpangan baku. Proses ekstraksi ciri E ini menghasilkan vektor ciri dengan panjang yang tidak sama untuk tiap sampel isyarat kata, bahkan hal ini juga terjadi untuk sampel isyarat kata dalam satu kelas yang sama karena perbedaan jumlah data yang tersimpan. Kerana memiliki panjang data yang berbeda, maka hanya algoritma DTW bisa digunakan. Bagan alir ekstraksi ciri E diperlihatkan pada Gambar 10.



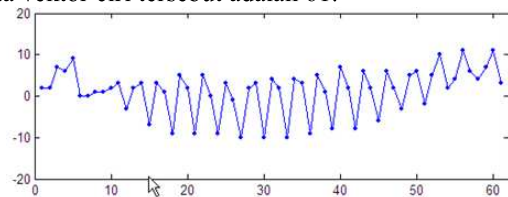
Gambar 10 Bagan alir ekstraksi ciri E

6.3 Vektor Ciri

Vektor ciri merupakan barisan data yang merupakan hasil dari proses ekstraksi ciri. Vektor ciri didapatkan dengan cara menderetkan nilai-nilai yang didapatkan dari ekstraksi ciri yang mencakup ciri-ciri untuk tekukan jari dan akselerasi telapak tapak. Panjang data untuk vektor ciri untuk masing-masing ekstraksi ciri adalah bergantung ekstraksi ciri yang digunakan. Ekstraksi ciri A dan B menghasilkan panjang data vektor ciri yang sama untuk tiap sampel dalam data uji, sedangkan ekstraksi C, D dan E menghasilkan panjang data vektor ciri yang berbeda.

Contoh hasil ekstraksi ciri E untuk data isyarat kata 'kami' pada tabel 3.2 yang digambarkan dalam

bentuk grafik ditunjukkan pada Gambar 11. Panjang data vektor ciri tersebut adalah 61.



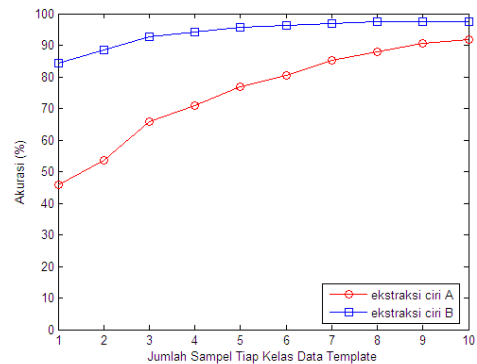
Gambar 11 Contoh grafik vektor ciri isyarat kata 'kami'

7. Uji Coba dan Pembahasan

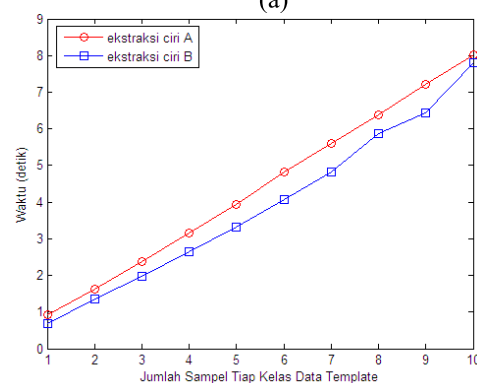
7.1 Evaluasi Kinerja Sistem

Kinerja sistem pengenalan bahasa isyarat ini dievaluasi menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) [14]. Instrumen yang digunakan untuk mengukur kinerja sistem adalah akurasi (accuracy).

7.2 Pengujian Pertama Menggunakan Metode Jarak Euclidean



(a)



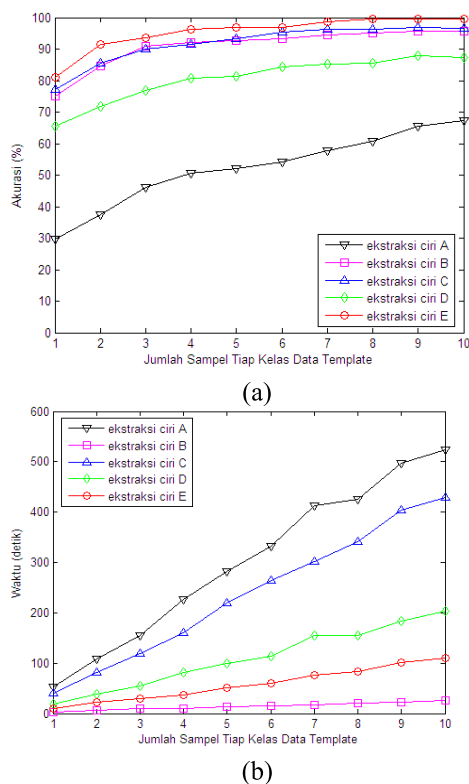
(b)

Gambar 12. Grafik hasil pengujian pertama dengan metode Jarak Euclidean; (a) pengaruh terhadap akurasi; (b) pengaruh terhadap waktu pengujian

Pengujian pertama dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah sampel per kelas data referensi terhadap akurasi dan waktu pengujian. Jumlah sampel yang digunakan adalah 1 sampai dengan 10. Pertama-tama dipilih 1 sampel untuk mewakili tiap kelas dalam data referensi, kemudian dilakukan proses pengenalan untuk semua data pengujian. Setelah dilakukan pencatatan hasil akurasi dan waktu

pengujian untuk 500 sampel data pengujian, maka proses pengenalan diulangi lagi dengan menggunakan yang sampel tiap kelas data referensi yang lebih besar yaitu 1, 2, 3 sampai dengan 10. Pengujian I menggunakan metode Jarak Euclidean untuk membandingkan ekstraksi ciri A dan ekstraksi ciri B. Gambar 3 menunjukkan grafik hasil pengujian I sedangkan untuk data hasil pengujian pertama dapat dilihat pada lampiran B. Dari Gambar 3, dengan menggunakan metode Jarak Euclidean, akurasi maksimal dicapai adalah 97,6% dan waktu pengujian minimal 7,797 detik diperoleh dengan menggunakan ekstraksi ciri B.

7.3 Pengujian Kedua Menggunakan Metode DTW



Gambar 13. Grafik hasil pengujian pertama dengan metode DTW; (a) pengaruh terhadap akurasi; (b) pengaruh terhadap waktu pengujian

Pengujian kedua dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah sampel per kelas data referensi terhadap akurasi dan waktu pengujian. Jumlah sampel yang digunakan adalah 1 sampai dengan 10. Pertama-tama dipilih 1 sampel untuk mewakili tiap kelas dalam data referensi, kemudian dilakukan proses pengenalan untuk semua data pengujian. Setelah dilakukan pencatatan hasil akurasi dan waktu pengujian, maka proses pengenalan diulangi lagi dengan menggunakan yang sampel tiap kelas data referensi yang lebih besar yaitu 2, 3, 4 sampai dengan 10. Pengujian kedua menggunakan metode DTW untuk membandingkan ekstraksi ciri A, B, C, D dan E. Gambar 4.2 menunjukkan grafik hasil

pengujian kedua, sedangkan tabel hasil pengujian kedua dapat dilihat pada lampiran C.

Dari Gambar 4, dengan menggunakan metode DTW, akurasi maksimal 99,6% diperoleh dengan menggunakan ekstraksi ciri E, sedangkan untuk waktu pengujian minimal 25.39 detik diperoleh dengan menggunakan ekstraksi ciri B. Gambar 4 (b) yang menunjukkan perbandingan waktu pengujian juga menunjukkan perbandingan panjang vektor ciri yang merupakan hasil ekstraksi ciri. Panjang vektor ciri yang paling panjang adalah vektor ciri A, sedangkan yang paling pendek adalah vektor ciri B.

7.4 Perbandingan Metode Sistem Pengenal dan Ekstraksi Ciri

Berdasarkan tabel hasil pengujian pertama dan tabel hasil pengujian kedua pada lampiran B dan lampiran C, maka untuk penggunaan sampel per kelas data referensi terbesar yaitu 10, dapat dibuat tabel perbandingan akurasi dan waktu pengujian untuk masing-masing metode dan ekstraksi ciri yang digunakan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan metode sistem pengenal dan ekstraksi ciri

No	Metode dan Ekstraksi Ciri yang digunakan	Akurasi (%)	Waktu Testing (detik)
1	Euclidean Distance dan Ekstraksi Ciri A	91.8	8.031
2	Euclidean Distance dan Ekstraksi Ciri B	97.6	7.797
3	DTW dan Ekstraksi Ciri A	67.4	523.7
4	DTW dan Ekstraksi Ciri B	95.8	25.39
5	DTW dan Ekstraksi Ciri C	96.6	428.23
6	DTW dan Ekstraksi Ciri D	87.2	203.16
7	DTW dan Ekstraksi Ciri E	99.6	109.33

Tabel 3 menunjukkan akurasi tertinggi 99,6% dicapai dengan menggunakan metode DTW dan ekstraksi ciri E, yang menggabungkan pendekatan statistik dan kuantisasi. Perubahan akselerasi telapak tangan yang lebih kompleks dari perubahan tekukan jari selama gerak isyarat kata lebih tepat menggunakan kuantisasi dari pada pendekatan statistik dengan nilai rata-rata dan simpangan baku. Karena dengan pendekatan statistik, informasi urutan perubahan akselerasi telapak tangan akan hilang.

Sedangkan waktu pengujian terkecil adalah 7,797 detik yang dicapai menggunakan metode Jarak Euclidean dan ekstraksi ciri B. Ekstraksi ciri B menggunakan pendekatan statistik dengan nilai rata-rata dan simpangan baku menghasilkan vektor ciri dengan panjang terpendek yaitu 16. Selain itu, waktu komputasi Jarak Euclidean lebih cepat dari metode DTW sebagaimana penjelasan sub bab sebelumnya.

Nilai akurasi 99,6% dimungkinkan untuk dicapai karena menggunakan data yang diambil dalam jangka waktu yang pendek antara data pengujian dan data referensi, yaitu dalam satu hari secara berurutan, sehingga perbedaan data gerak isyarat kata dalam satu kelas akan relatif kecil. Untuk mendapatkan ukuran kinerja sistem pengenal dengan metode DTW dan ekstraksi ciri E berdasarkan nilai akurasinya, maka dilakukan pengujian keempat untuk mendapatkan nilai akurasi rata-rata, yaitu dengan

menggunakan teknik validasi *3-fold cross validation* dan dengan menambahkan 10 sampel baru untuk masing-masing kelasnya.

8. Kesimpulan dan Saran

8.1 Kesimpulan

1. Penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan bahasa isyarat Indonesia berbasis sensor *flex* dan *accelerometer* untuk mengenali 50 isyarat kata (kelas) SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia).
2. Hasil akurasi optimal diperoleh dengan menggunakan metode *Dynamic Time Warping* (DTW) dengan ekstraksi ciri dengan pendekatan statistik dan kuantisasi.

8.2 Saran

Penelitian ini merupakan tahap awal untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Dalam penelitian ini masih terbatas pada penggunaan satu tangan dalam melakukan isyarat dengan jumlah data yang digunakan masih terbatas 50 isyarat kata dan sensor yang digunakan hanya mendeteksi perubahan lekukan jari dan akselerasi telapak tangan terhadap sumbu x, y dan z. Beberapa pengembangan penelitian tentang pengenalan bahasa isyarat Indonesia berbasis sensor antara lain:

- a. Penggunaan metode lain yang dengan akurasi tinggi, tetapi dengan waktu pengujian yang lebih cepat. Meskipun dengan metode DTW diperoleh akurasi tinggi, tetapi waktu pengujian akan semakin lama jika jumlah referensi yang digunakan semakin besar.
- b. Penambahan sensor yang digunakan, yaitu
 1. sensor untuk mengetahui adanya renggangan antar jari-jari tangan
 2. sensor *accelerometer* untuk mengetahui akselerasi lengan, yang juga bisa digunakan sebagai deteksi start dan stop yang menentukan awal dan akhir gerakan.
- c. Penggunaan dua tangan
- d. Penggunaan jumlah data uji dan jumlah kelas yang lebih besar
- e. Pemisahan isyarat kata pada rangkaian isyarat kata yang membentuk kalimat.
- f. Penerapan dalam bentuk prototipe alat bantu penerjemah.

9. Daftar pustaka

- [1] Ahmad Akl, Shakrokh Valaee (2010). *Accelerometer-Based Gesture Recognition via Dynamic-Time Warping, Affinity Propagation & Compressive Sensing*. IEEE ICASSP. pp2270-2273
- [2] A. Piyush Shanker, A.N. Rajagopalan (2007). *Offline signature verification using DTW*. Pattern Recognition Letters 28, pp. 1407–1414
- [3] Eamonn Keogh (2002). *Exact indexing of dynamic time warping*. Proceedings of the 28th VLDB Conference, Hong Kong, China
- [4] Eamonn J. Keogh, Michael J. (2000). *Scaling up*

Dynamic Time Warping for Datamining Applications. ACM. pp.285-289

- [5] Y.-H.Lee, C.-Y.Tsai, (2009), *Taiwan sign language (TSL) recognition based on 3D data and neural networks*, Expert Systems with Applications 36, pp. 1123–1128
- [6] M.AL-Rousan et al., (2009), *Video-based signer-independent Arabic sign language recognition using hidden Markov models*, Applied Soft Computing 9, pp. 990–999.
- [7] W.Gaoetal, (2004), *A Chinese sign language recognition system based on SOFM/SRN/HMM*, Pattern Recognition 37, pp. 2389–2402
- [8] C.Oz, M.C.Leu, (2007), *Linguistic properties based on American Sign Language isolated word recognition with artificial neural networks using a sensory glove and motion tracker*, Neuro computing 70, pp. 2891–2901
- [9] Evita Tunjung Sekar (2001), *Perancangan dan Implementasi Prototipe Sistem Pengenalan Bahasa Isyarat*. Tesis Magister ITB. Bandung.
- [10] Spectra Symbol, *Flex Sensor FS*
- [11] <http://www.i-chat.web.id>
- [12] Parallax Inc (2007), *Hitachi H48C 3-Axis Accelerometer Module (#28026) Rev 1.2*
- [13] Departemen Pendidikan dan Kebudayaan, 1995, *Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia*.
- [14] Compumine. *Evaluating a classification model – What does precision and recall tell me?*, http://www.compumine.com/web/public/new_sletter/20071/precision-recall
- [15] J. Liu et al. (2009), *uWave: Accelerometer-based personalized gesture recognition and its applications*, Pervasive and Mobile Computing 5, pp. 657-675

10. Daftar Pertanyaan

1. **Penanya:** Oka Mahendra (LIPI)
Pertanyaan: Penjelasan mengenai aplikasi dan manfaat penelitian dalam kehidupan?
Jawaban: aplikasi umum pengenalan gerak adalah untuk mendapatkan ekstraksi ciri yang tepat yang bisa diterapkan pada perangkat pengenalan gerak.
Pertanyaan: Apakah memungkinkan ada pengenalan pola?
Jawaban: pengenalan isyarat merupakan pengenalan pola, pengenalan isyarat dapat dilakukan pada data video selain dengan menggunakan sensor, tetapi proses pengenalannya lebih sulit melalui pemrosesan citra, terutama pada kendala oklusi (occlusion)