PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI PENGENALAN BAHASA ISYARAT INDONESIA MENGGUNAKAN KOMBINASI RGB-D DAN SKELETON DATA PADA SENSOR KINECT DENGAN METODE HIDDEN MARKOV MODEL

DESIGN AND IMPLEMENTATION INDONESIAN SIGN LANGUAGE USING COMBINATION RGB-D AND SKELETON DATA ON KINECT SENSOR USING HIDDEN MARKOV MODEL

Rifki Mardiansyah[1], Astri Novianty, S.T., M.T.[2], Nurfitri Anbarsanti, S.T., M.T.[3]

[2,3]Fakultas Elektro dan Telekomunikasi Institut Teknologi Telkom, Bandung
[1]rifkimardiansyah28@gmail.com

ABSTRAK

Komunikasi merupakan salah satu terpenting dalam kehidupan manusia tanpa komunikasi kita tidak bisa bersosialisasi terhadap sesama. Hal itu juga penting untuk orang yang mempunyai keterbatasan dalam bersosial khususnya orang penderita tuna rungu. Sistem bahasa isyarat indonesia dibuat untuk orang yang tidak mengerti bahasa isyarat.

Dengan sensor kinect kita dapat merekam gerakan tubuh (gesture) dan diolah menjadi sistem bahasa isyarat indonesia. Tugas Akhir ini bertujuan mencari keakuratan data dari kata yang diuji pada sistem bahasa isyarat indonesia yang dibuat dengan menguji parameter-parameter jarak, intensitas cahaya serta waktu komputasi dari setiap kata yang diuji.

Kinect mendeteksi gambar yang dapat dianalisis dengan beberapa sensor yang ada dalam kinect berupa RGB image, depth image, dan Human Skeleton Tracking, dengan penggabungan teknik ini dan diklasifikasi dengan Metode HMM mendapatkan hasil data optimal pada jarak 2 meter dengan tingkat akurasi 81% dan waktu komputasi rata-rata kata yaitu 1,94 detik.

Kata Kunci: Bahasa Isyarat Indonesia, Sensor Kinect, RGB-D, *Human Skeleton Tracking*, HMM.

ABSTRACT

Communication is one of the most important in human life without communication we can not socialize to others. It was also important for people who have limitations in social skills, especially those deaf people. Indonesian sign language system is made for people who do not understand sign language.

With kinect sensor can record body movement (gesture) and processed into Indonesian sign language system. This final project aims to find the accuracy of the data of the word being tested in Indonesia sign language system created by testing the parameters such of the distance, the light intensity as well as the computation time of each word being tested.

Kinect detects images that can be analyzed by several sensors installed in the kinect form of RGB image, depth image, and the Human Skeleton Tracking, with the incorporation of these techniques and are classified by the method of HMM get the optimal data at a distance of 2 meters with the accuracy of 81% and the computing time the average word is 1.94 seconds.

Keyword: Indonesian sign language, Kinect sensor, RGB-D, Human Skeleton Tracking, HMM.

1. Pendahuluan

Manusia berinteraksi satu dengan yang lain melalui komunikasi dalam bentuk bahasa. Komunikasi ini biasanya dilakukan secara verbal. Komunikasi secara verbal artinya komunikasi yang menggunakan kata-kata, baik secara lisan atau tertulis. Dalam kehidupan sehari-hari, tidak semua manusia dapat melakukan komunikasi secara lisan. Beberapa dari mereka memiliki kendala dalam hal berkomunikasi. Para penderita tuna rungu memiliki cara berkomunikasi sendiri tanpa menggunakan bahasa lisan yaitu dengan bahasa isyarat.

Dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), bahasa isyarat artinya bahasa yang tidak menggunakan bunyi ucapan manusia atau tulisan di sistem perlambangannya. Bahasa isyarat menggunakan isyarat berupa gerak anggota badan berupa tangan atau jari yang khusus diciptakan oleh kaum tuna rungu untuk dapat berkomunikasi.

Bahasa isyarat sudah banyak dipakai di seluruh dunia dan setiap negara memiliki bahasa isyarat yang berbeda-beda dan unik. Bahasa isyarat bisa saja berbeda di negara-negara yang berbahasa sama. Ada beberapa negara yang memiliki bahasa normal yang berbeda, namun menggunakan bahasa isyarat yang sama. Di Indonesia, sistem yang sekarang umum digunakan adalah Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) dan BISINDO.

2. Landasan Teori

2.1 Bahasa Isyarat

Bahasa isyarat Indonesia merupakan bahasa yang dibuat untuk komunikasi penderita tuna rungu agar dapat berkomunikasi dan berinteraksi dengan lingkungan sosial masyrakat khususnya di indonesia. Bertentangan dengan pendapat banyak orang, pada kenyataannya belum ada bahasa isyarat internasional yang sukses diterapkan. Menurut sebuah survei yang dilakukan oleh multi Pusat Studi di Asia Tenggara, Indonesia memiliki urutan ke 4 yang prevalensi gangguan pendengaran di kalangan nya populasi, dengan angka 4,6 %, dibandingkan dengan Sri Lanka (8,8 %), Myanmar (8,8%), dan India (6,3%) [1].

Bahasa isyarat unik dalam jenisnya di setiap negara, bahasa isyarat bisa saja berbeda di negara-negara yang berbahasa sama. Contohnya, Amerika Serikat dan Inggris meskipun memiliki bahasa tertulis yang sama, memiliki bahasa isyarat yang sama sekali berbeda (*American Sign Language* dan *British Sign Language*). Hal yang sebaliknya juga berlaku. Ada negara-negara yang memiliki bahasa tertulis yang berbeda (contoh: Inggris dengan Spanyol), namun menggunakan bahasa isyarat yang sama. Untuk Indonesia, ada dua sistem bahasa isyarat yang berlaku, Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI).

Efek yang paling jelas pada orang yang memiliki gangguan pendengaran sejak usia dini adalah kecepatan lambat nya/penguasaan nya bahasa, dan akibatnya/kemampuannya untuk berkomunikasi [1]. Untuk mengatasi rintangan ini, tuna rungu kebutuhan media dan materi pembelajaran yang tidak hanya terdiri dari komponen-komponen yg berhubungan dengan telinga, tetapi juga dengan elemen visual yang lebih nyata dari gerak bibir. Ini adalah alasan mengapa pengembangan bahasa isyarat diperlukan [1].

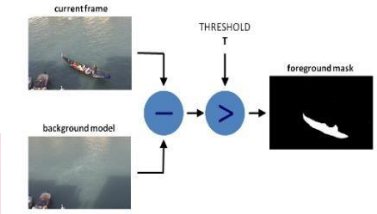
2.2 Background Substraction

Background Substraction juga dikenal sebagai *Foreground Detection,* adalah teknik di bidang pengolahan citra dan visi komputer dimana *foreground* gambar ini diambil untuk diproses lebih lanjut (pengenalan obyek, dll).

Background Substraction (BS) adalah teknik umum dan banyak digunakan untuk menghasilkan masker foreground (yaitu, citra biner yang berisi piksel milik objek bergerak) dengan menggunakan kamera statis. Seperti namanya, BS menghitung masker foreground melakukan pengurangan antara frame dan model latar belakang sebagai karakteristik dari adegan yang diamati.

Umumnya teknik ini dapat mengambil objek gambar seperti: (manusia , mobil , teks, dll) sebagai latar depan nya (*foreground*). Teknik Background Substraction biasanya digunakan untuk mendeteksi benda bergerak di video dari kamera statis .

Dasar pemikiran dalam pendekatan ini dengan mendeteksi benda bergerak dari perbedaan antara *frame* dan *frame* referensi yang sering disebut "*Background Image*", atau "*model* latar belakang". Teknik ini banyak dilakukan jika gambar tersebut merupakan bagian dari video. Latar Belakang pengurangan memberikan isyarat penting untuk berbagai aplikasi dalam visi komputer, untuk pelacakan misalnya *surveilance* dan pose estimasi manusia.



Gambar 2.6 cara penerapan *background substraction*[10]

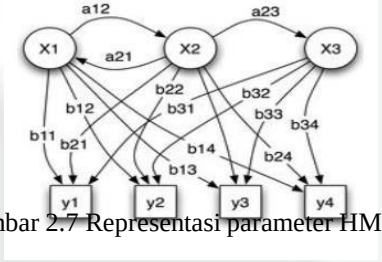
Daftar ini mencakup algoritma pengurangan latar belakang yang paling umum digunakan pada background substraction. kemudian akan dikombinasikan dengan pasca berikut algoritma pengolahan[15]:

a) *Noise Removal*: karena kamera kebisingan dan keterbatasan algoritma latar belakang pengurangan. Bagi kebanyakan aplikasi, semua gumpalan kurang dari ukuran tertentu dapat dihapus. Hal ini dapat dicapai dengan menerapkan penyederhanaan daerah thresholding[15].
b) *Shadow Detection*: Deteksi Bayangan pada gambar benda bergerak biasanya bayangan akan dihasilkan oleh benda bergerak, teknik ini untuk untuk dapat membedakan bayangan dari benda bergerak yang memproduksi bayangan itu sendiri[15].
c) *Blob detection*: karena aplikasi yang paling umum untuk pengurangan latar belakang melibatkan pelacakan, biasanya diperlukan untuk melakukan pelabelan terhubung komponen dalam rangka untuk mengidentifikasi gumpalan objek saat segmentasi. Gumpalan (*blob*) ini kemudian dapat ditandai dengan posisi mereka, ukuran, dan informasi bentuk lainnya. Gumpalan ini Informasi tingkat kemudian akan dimasukkan kembali ke dalam algoritma latar belakang pengurangan dalam rangka meningkatkan memperbarui model latar belakang [15].

2.3HMM

HMM merupakan model statistik dimana suatu sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai markov proses dengan kondisi yang tidak terobservasi. HMM dapat dianggap sebagai jaringan bayesian dinamis yang sederhana. Dalam HMM keadaan tidak dapat terlihat/diamati secara langsung. Tetapi output yang bergantung pada keadaan tersebut dapat terlihat [2].

Setiap kondisi memiliki distribusi kemungkinan disetiap output yang mungkin. Oleh karena itu, urutan langkah yang dibuat HMM memberikan suatu informasi tentang urutan keadaan [2]. Perlu dipahami bhawa sifat *hidden* menunjuk pada kondisi langkah yang dilewati model, bukan kepada parameter dari model tersebut. Walaupun parameter model diketahui, model tersebut akan tetap tersembunyi (hidden)[2].



Gambar 2.7 Representasi parameter HMM[2]

Penjelasan Gambar 2:
x = kondisi
y = observasi yang mungkin

a = kemungkinan keadaan transisi
b = kemungkinan output

Implementasi HMM pada gesture recognition memungkinkan komputer untuk dapat menginterpretasi gesture gerakan dari manusia. Biasanya gesture tersebut berasal dari gerakan badan atau sentuhan jari. Stelah gesture dapat dibaca, komputer akan menginterpretasinya menjadi sinyal input yang dapat digunakan sebagai tanda terjadinya suatu kejadian tertentu dalam komputer [2].

Penelitian sebelumnya yang menggunakan bahasa isyrat SIBI, sedangkan kami menggunakan BISINDO yang lebih mudah dipahami bagi penderita tuna rungu. Kenapa kami memilih metode metode HMM dikarenakan dapat digunakan sebagai teori dasar dibanyak bidang aplikasi[2]. Karena HMM dapat banyak diiemplementasikan

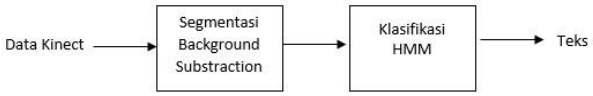
kebanyak bidang seperti: *Speech Recognition, Face Recognition, Hand Writing Recognition, Gesture Recognition*, dll [2].

3. Perancangan Sistem

3.1 Deskripsi Umum Sistem

Sistem yang akan dibangun merupakan aplikasi untuk pembelajaran sistem bahasa isyarat indonesia menggunakan kinect sebagai alat media perekam dan membaca data pada personal komputer *desktop* atau *laptop*. Pada sistem aplikasi ini dirancang agar dapat membaca target data inputan *gesture* yang sebelumnya sudah direkam dengan kamera pada kinect, data akan berupa kordinat yang sudah di tetapkan pada titik sendi pada skeleton tracking dan gambar RGB dan *Depth* sebagai inputan yang sudah tersegmentasi pada bagian tangan dengan teknik *background substraction*, yang nantinya akan di tes ke akurasiannya data keluaran (kata) dengan klasifikasi HMM.

Kemudian HMM dapat melakukan tugasnya memunculkan kata yang sesuai dengan gesture yang sudah di simpan sebelumnya dan melakukan tes ke akurasian data dengan jumlah data yang benar dibagi dengan jumlah data yang diuji. Aplikasi ini berguna sebagai pembelajaran apakah metode yang diuji lebih baik dari metode yang lainnya.



Gambar 3.1 Diagram Blok Sisitem

Dari gambar 3.1 dapat dideskripsikan bahwa alur kerja sistem dalam bentuk umum akan sebagai berikut:

Bahasa isyarat akan diperagakan berupa kata-kata yang sudah dipilih sebelumnya untuk menjadi gesture yang akan di masukan ke dalam kinect, kinect akan merekam sebagai media perantara dari gerak *gesture* yang dapat diolah dengan sensor-sensornya seperti RGB, dan Depth, dan skeleton.

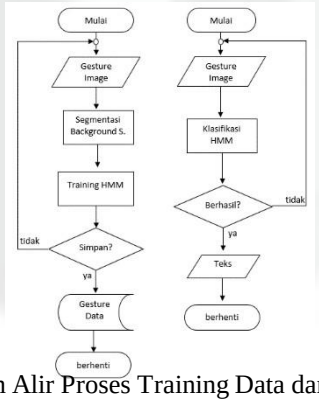
Kinect akan mengolah data berupa video RGB sebagai inputan berupa gerak *gesture* yang diolah menjadi depth image dan skeleton, pada skeleton akan terdapat kordinat dari gerak gesture yang di pelajari sebagai data RAW yang diolah dengan dengan teknik background substraction dan klasifikasi HMMnya.

Data olahan akan disimpan kedalam database/laptop dan siap menjalankan aplikasi dan melakukan pengetesan dari dari data olahan sebelumnya yang telah disimpan dari hasil data pembelajaran HMM.

Tes gesture yang diuji dengan kinect dan data sebelumnya yang sudah diolah yang disimpan pada database(laptop) untuk mendapatkan keakurasian dari gesture yang dipilih.

Diagram Alir Proses Training Data dan Pengujian Data

Secara umum proses kerja system keseluruhan mulai dari awal aplikasi dijalankan hingga berakhir dapat dilihat pada Gambar 3.2:



Gambar Diagram Alir Proses Training Data dan Pengujian Data

Dari Gambar diatas dapat didefinisikan alur dari sistem yang di bangun dalam aplikasi ini sebagai berikut:

- Kamera kinect mengambil video yang akan di inisialisasi.
- Inisialisasi rekam, proses menginisialisasi merekam image/video RGB dan Depth dijadikan sebagai acuan

skeleton data guna mendapatkan kordinat latih untuk klasifikasi HMM.

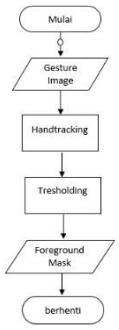
- Melakukan proses segmentasi dengan *Background Substraction* dengan melakukan *Handtracking* fokus ketangan guna mendapatkan data kordinat tangan.
- Klasifikasi data latih HMM guna menambah referensi data berupa kordinat skeleton dan kordinat data tangan yang sudah disegmentasi sebelumnya.
- Penyimpanan data pada database.

3.1.1 Segmentasi Background Substraction

Background substraction adalah teknik berguna untuk melakukan segmentasi pada bagian yang diamati dengan mehilangkan bagian yang tidak perlu karena dapat menggagu noise pada gambar ataupun video dengan menghilangkan bagian background atau hanya menampilkan bagian *foreground* (bagian depan) dari image atupun video yang diamati. Cara kerja segmentasi *background substraction*:

a) Rekam video yang diambil oleh kinect *camera* berupa gerakan *gesture.*
b) Melakukan segementasi *Handtracking* berfokus pada tangan untuk mendapatkan data kordinat
c) menghilangkan *background* pada video berupa gambar yang statis (diam). Gambar yang bergerak tidak akan hilang dilakukan pada saat proses tresholding.
d) Mendapatkan hasil output berupa *foreground mask Idari hasil* segmentasi

Segmentasi ini dapat membuat kordinat data lebih baik karena menghilangkan noise pada gambar/video yang tidak dibutuhkan dalam parameter pengukuran sehingga data yang didapatkan seharusnya akan lebih baik.

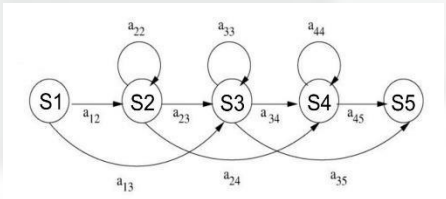


Gambar Diagram Alir Background Substraction

3.1.2 Klasifikasi Hidden Markov Model

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mengklasifikasikan *gesture* menggunakan HMM adalah sbagai berikut.

a) Menentukan *gesture* bahasa isyarat dari BISINDO yang akan digunakan. b) Menentukan *state* yang akan digunakan seperti pada gambar di bawah ini:



Gambar Penjelasan State HMM

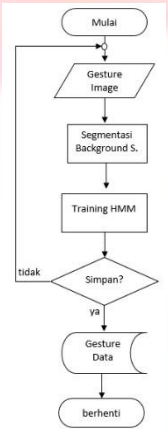
- S1-S5 merupakan *hidden state* yang berisikan *database* kata-kata bahasa isyarat yang direkam.
- a_{12} adalah probabilitas transisi dari *state* 1 ke *state* 2 dan berlaku lainnya.
- *gesture* yang direkam adalah *observer state*.

c) Mengumpulkan data *training* yang telah diproses sedemikian rupa dari data *raw* dengan hanya mengambil informasi dari data RGB dan *skeleton kinect.*
d) Melakukan proses *training data* terhadap HMM melalui data *training.* Pelatihan ini merupakan unsur yang sangat penting dalam menggunakan pendekatan HMM. Pada proses *training data* ini akan digunakan algoritma *Baum-Welch.*

Melakukan proses *testing data* terhadap data yang telah di *training.* Sehingga dapat diklasifikasikan. Pada proses ini digunakan algoritma *Forward-Backward.*

3.2 Diagram Alir Proses Training Data

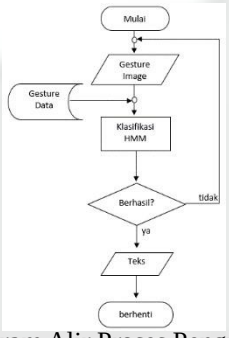
Dalam tahapan ini ditentukan proses untuk merekam dan menyimpan data. Pada gambar 3.0 yang merupakan bagian proses merekam dan menyimpan data.



Gambar Diagram Alir Proses Training Data.

3.3 Diagram Alir Proses Pengujian Testing Data

Gambar 3.4 dapat dideskripsikan proses pengujian akhir kata apakah inputan yang kita masukan sama seperti data yg telah direkam sebelumnya dalam database. Ketika memasukan input gesture, input gesture akan membuat kordinat data yang baru dan dicocokan dengan data kordinat yang sudah disimpan sebelumnya dalam database. Kemudian algoritma HMM akan diterapkan apakah data sama atau ada kecocokan dengan data yang ada di database (*train*). Ketika terdapat kesamaan pola *feature* antara dataset dengan citra yang ditangkap maka status berhasil membaca kata, jika tidak maka kita kembali melakukan inputan kembali.



Gambar 3.6 Diagram Alir Proses Pengujian Testing Data

3.4.2 Akurasi Sistem

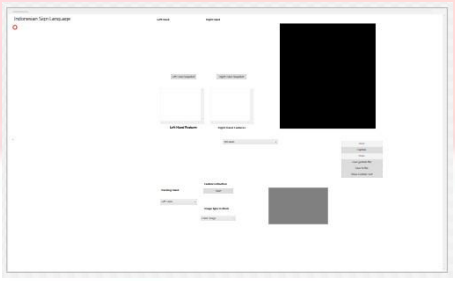
Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Rumus akurasi yang dapat dituliskan sebagai berikut.

Akurasi = $\frac{\text{[illegible]}}{\text{[illegible]}}$ x 100 %

4.Implementasi Sistem

4.1 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka dari perancangan Bahasa Isyarat Indonesia ditampilkan tampilan utama aplikasi dan tampilan pada saat proses pembelajran dan pengenalan gesture.



Gambar Tampilan Main Menu Aplikasi

Pada Gambar Merupakan tampilan aplikasi sistem bahasa isyrat. Tampilan *Interface* menampilkan image RGB, Depth, dan *Skeleton canvas* yang sama seperti pada saat perancangan antarmuka. Serta ada tombol untuk merekam *gesture* serta tombol membuka *gesture* yang sudah disimpan sebelumnya.

4.2 Pengujian Performansi

Pengujian performansi sistem bertujuan untuk menganalisa performasi dari sistem. Yang sebelumnya sudah dibahas skenario uji pada bab 3. Setelah melakukan percobaan maka didapatkan hasil sebagai berikut:

4.4.1 Pengujian Performansi berdasarkan jarak

Percobaan Jarak 1 Meter

Kata	Berhasil	Gagal	akurasi per kata
apa	26	4	87%
berapa	18	12	60%
halo	20	10	67%
kanan	28	2	93%
kiri	27	3	90%
maaf	21	9	70%
makan	17	13	57%
permisi	27	3	90%
sampai	20	10	67%
selamat	24	6	80%
siapa	22	8	73%
terimakasih	21	9	70%
tolong	24	6	80%
ampun	26	4	87%
minum	24	6	80%
total	360		77%

Tabel 4.2 Tabel Uji Performansi jarak 1 meter

Percobaan Jarak 2 Meter

Kata	Berhasil	Gagal	akurasi per kata
apa	26	4	87%
berapa	26	4	87%
halo	25	5	83%
kanan	27	3	90%
kiri	27	3	90%
maaf	22	8	73%
makan	22	8	73%
permisi	28	2	93%
sampai	21	9	70%
selamat	25	5	83%
siapa	26	4	87%
terimakasih	20	10	67%
tolong	22	8	73%
ampun	26	4	87%
minum	22	8	73%
total	381		81%

Tabel 4.3 Tabel Uji Performansi jarak 2 meter

Percobaan Jarak 3.5 Meter

Kata	Berhasil	Gagal	akurasi per kata
apa	16	14	53%
berapa	19	11	63%
halo	19	11	63%
kanan	16	14	53%
kiri	19	11	63%
maaf	14	16	47%
makan	11	19	37%
permisi	17	13	57%
sampai	5	25	17%
selamat	5	25	17%
siapa	14	16	47%
terimakasih	7	23	23%
tolong	7	23	23%
ampun	23	7	77%
minum	9	21	30%
total	207		45%

Tabel 4.4 Tabel Uji Performansi jarak 3.5 meter

Gambar 4.0 Chart Diagram Perbandingan Akurasi Jarak

Gambar Chart Diagram Perbandingan Akurasi Jarak

4.4.2 Pengujian Performansi berdasarkan Intensitas Cahaya

Pengujian performansi berdasarkan cahaya bertujuan untuk menganalisa performasi dari gelap terangnya cahaya akankah berpengaruh terhadap kinerja sistem yang sebelumnya sudah dibahas di skenario uji pada bab 3. Setelah melakukan percobaan maka didapatkan hasil sebagai berikut:

Percobaan Intensitas Cahaya (Gelap)

Kata	Berhasil	Gagal	akurasi per kata
apa	24	6	80%
berapa	24	6	80%
halo	23	7	77%
kanan	25	5	83%
kiri	27	3	90%
maaf	19	11	63%
makan	19	11	63%
permisi	27	3	90%
sampai	21	9	70%
selamat	23	7	77%
siapa	25	5	83%
terimakasih	21	9	70%
tolong	20	10	67%
ampun	26	4	87%
minum	21	9	70%
total	342		77%

Tabel 4.5 Tabel Uji Performansi cahaya gelap

Percobaan Intensitas Cahaya (Terang)

Kata	Berhasil	Gagal	akurasi per kata
apa	26	4	87%
berapa	26	4	87%
halo	25	5	83%
kanan	27	3	90%
kiri	27	3	90%
maaf	22	8	73%
makan	22	8	73%
permisi	28	2	93%
sampai	21	9	70%
selamat	25	5	83%
siapa	26	4	87%
terimakasih	20	10	67%
tolong	22	8	73%
ampun	26	4	87%
minum	22	8	73%
total	381		81%

Tabel 4.6 Tabel Uji Performansi cahaya terang

Gambar 4.2 Chart Perbandingan Percobaan Performansi Cahaya

Pada 2 hasil uji diatas didapatkan intensitas cahaya berpengaruh terhadap pengujian, semakin gelap cahaya maka akan menurunkan kualitas merekam dikarenakan input image rgb tidak keliahatan dan hanya mengandalkan depth dan skeleton. Berdasarkan hasil kedua data pengujian diatas, dengan membandingkan pengujian gelap dan terang maka pengujian terang lebih baik karena mempunya nilai akurasi yang lebih besar dari pengujian tempat gelap dengan nilai 85% berbanding dengan 76%.

4.4.3 Pengujian Performansi Waktu

Pengujian performansi dilakukan untuk mengetahui berapa waktu sistem membaca data rata-rata per kata:

kata	rata-rata waktu (detik)
Apa	1.85
Berapa	2.21
Halo	1.13
Kanan	1.54
Kiri	1.41
Maaf	1.06
Makan	2.91
Minum	1.18
Permisi	1.19
Sampai	3.32
Selamat	2.13
Siapa	1.88
Terimakasih	2.05
Tolong	3.68
Ampun	1.49
Total	**1.94**

Tabel 4.7 Tabel Uji Performansi Waktu

Tabel 4.7 Tabel Uji Performansi Waktu

Tabel 4.7 menentukan waktu rata-rata performansi 15 kata yang telah diuji, dari tabel bisa dilihat waktu komputasi tercepat dari 15 kata adalah kata halo dengan waktu rata-rata 1.02 detik untuk dapat membaca *gesture*

5. Kesimpulan Dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisa yang teah dilakukan dapat disimpulkan bahwa:

1. Jarak Optimal yang diperlukan untuk membaca gesture yang baik adalah 2 meter berdasarkan pengujian yang sudah dilakukan.
2. Sistem tidak dapat merekam/membaca *gesture* bila jarak tester kepada kamera kinect terlalu dekat (50 cm) ataupun jauh (5 meter) dari jarak kinect.
3. Rata-rata total waktu performansi dari 30 kata yang diuji adalah 1.94 detik
4. Percobaan Intensitas cahaya terang mempunyai akurasi lebih besar dalam mengenali kata sebesar 81% sedangkan intensitas cahaya gelap sebesar 77%.
5. Gerakan yang sama atau saling bersingungan akan menyebakan kesalahan pengenalan gesture.

5.2 Saran

1. Sistem bisa berjalan optimal dan baik jika kita mempunyai komputer yang cepat dalam menjalankan dikarenakan kinect cukup berat dalam mengolah data gesture.
2. Menggunakan kinect v2.0 akan menambah referensi pengolahan citra maupun gesture jadi lebih mudah. Karena kinect v2.0 banyak fitur-fitur yang dapat di *explore* lebih jauh mengingat developer banyak menggunakan kinnect versi ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Erdefi Rakun, Mirna Andriani, I Wayan Wiprayoga, Ken Danniswara and Andros Tjandra. 2013. *Combining Depth Image and Skeleton Data from Kinect for Recognizing Words in the Sign System for Indonesian Language* (SIBI [Sistem Isyarat Bahasa Indonesia]). *Faculty of Computer Science*, Universitas Indonesia.

[2] Muhammad Eko Budi Prasetyo. 2010. Teori Dasar Hidden Markov Model. Institut Teknologi Bandung.

[3] Harsh Vardhan Verma, Eshan Aggarwal, Satish Chandra. 2013. Gesture *Recognition*

Using Kinect for Sign Langguange Translation. Jaypee Institute of InformationTechnology Noida India.

[4] Alexander A. S. Gunawan, Ashadi Salim. 2013. Pembelajaran Bahasa Isyarat Dengan Kinect dan Metode *Dynamic Time Wrapping.* Mathematics & Statistics Department, School of Computer Science, Binus University.

[6] Yun Han, Sheng-Luen Chung, Jeng-Sheng Yeh, Qi-Jun Chen. *Localization of RGB-D Camera Networks by Skeleton-based Viewpoint Invariance Transformation*. College of Electronics and Information Engineering Tongji University Shanghai China.

[7] Massimo Picardi. 2004. *Background Substraction techniques*: a review. Applied Computer Science, computer vision research group University of Technology Sydney.

[8] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati. 2003. *Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams*, IEEE Trans. on Patt. Anal. And Machine Intell, vol. 25, no. 10, Oct. 2003, pp. 1337-1342.

[9] Weiss A, Hirshberg D, and Black, M.J. 2011. *Home 3D body scans from noisy image and range data*, in *Proc. IEEE International*.

[10] Donovan Parks. 2007. *Post-processing on Background Subtraction Algorithms*.