

Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) Menggunakan Leap Motion Controller dan Algoritma Data Mining Naïve Bayes

Ridwan

Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

ridwaneinstein@uin-alauddin.ac.id

Abstrak Gesture Recognition adalah topik dalam ilmu komputer dan teknologi bahasa dengan tujuan menafsirkan gerakan manusia melalui algoritma matematika. Dalam hal ini dapat digunakan sebagai media penerjemah bagi penyandang tunarungu untuk berkomunikasi. Hambatan utama dari penyandang tunarungu saat ini sulitnya berkomunikasi dengan masyarakat normal, hal itu terjadi karena tidak adanya pembelajaran wajib pada jenjang pendidikan bagi masyarakat normal untuk bahasa isyarat. Metode pada penelitian ini yaitu menggunakan algoritma naive bayes untuk mengklasifikasikan huruf alfabet bahasa isyarat menggunakan fitur yang berasal dari data Leap Motion Controller.

Keywords: *Sign Language, Naïve Bayes, Leap Motion Controller.*

1. Introduction

Bahasa isyarat adalah salah satu media komunikasi utama bagi para penderita tuna-rungu di seluruh dunia. Pengguna bahasa isyarat di seluruh dunia cukup banyak. Setiap negara bahkan setiap daerah mempunyai bahasa isyarat masing-masing yang berbeda. Di satu sisi jumlah masyarakat umum yang mempunyai kemampuan untuk berkomunikasi dengan bahasa isyarat sangat terbatas. Masalah akan muncul ketika penderita tuna-rungu atau tuna-wicara ingin berkomunikasi dengan orang normal yang tidak mengerti bahasa isyarat. Bagi orang yang dapat mendengar, mereka dapat mempelajari dan memahami bahasa tulis sebagai representasi bahasa lisan dengan menggunakan tulisan untuk menyandikan fonem. Namun bagi penderita tuna-rungu, korespondensi ini tidak dapat dilakukan, karena tulisan hanya terlihat sebagai suatu simbol tanpa makna. Maka dari itu penderita tuna-rungu mempunyai kesulitan besar dalam membaca dan menulis karena pada kenyataannya tidak ada korespondensi langsung antara bahasa alami mereka (bahasa isyarat) dengan bahasa tulisan.

Kesulitan dalam berkomunikasi akan berpengaruh pada kehidupan dan hubungan interpersonal dalam komunitas tuna-rungu. Kesulitan dalam berkomunikasi antara penderita tuna-rungu dengan orang yang dapat mendengar dapat membawa permasalahan dalam proses integrasi penderita tuna-rungu ke dalam masyarakat luas. Tentu saja permasalahan ini perlu dicari solusi agar proses komunikasi dengan orang yang normal dapat dilakukan secara lancar, yang pada akhirnya akan meningkatkan hubungan yang harmonis antar komponen masyarakat. Sehingga kebutuhan akan suatu penerjemah dari bahasa isyarat ke dalam bahasa tulisan menjadi sangat besar [1]. Penerjemah bahasa isyarat ini akan dapat digunakan untuk membantu proses komunikasi antara masyarakat umum dengan masyarakat penderita tuna-rungu, meskipun hal ini masih sulit diwujudkan karena terbatasnya ketersediaan alat penerjemah dan besarnya variasi bahasa isyarat di dunia [2].

Adapun penelitian sebelumnya oleh Ching-Hua Chuan et al [3], American Sign Language Recognition Using Leap Motion Sensor menggunakan metode k-nearest neighbour (kNN) dan Support

Vektor Machine (SVM) untuk mengenali 26 huruf alphabet Inggris dalam bahasa isyarat Amerika (American Sign Language) yang menghasilkan rata-rata keakuratan klasifikasi untuk metode kNN adalah 72,78% dan metode SVM 79,83%. Pengenalan bahasa isyarat Amerika huruf E, K, M, N, O, R, T, X kurang akurat dengan metode k-NN, sedangkan untuk metode SVM huruf A, E, K, M, N, O, T. Mohandes M et al [4], Arabic Sign Language Recognition Using Leap Motion Sensor menggunakan metode Multilayer Perception (MLP) neural network untuk mengenali 50 kata bahasa isyarat arab menghasilkan keakuratan rata-rata 88%. Data bahasa isyarat yang diambil menggunakan 4 orang yang berbeda, dua set bahasa isyarat dari dua orang yang berbeda dijadikan data training, dan dua orang yang lain di gunakan untuke testing. Abidatul I dan Nanik S [5] menggunakan metode GFD and KNN dengan media web cam dengan judul Translation Of Sign Language Using Generic Fourier Descriptor And Nearest Neighbour menghasilkan keakuratan rata-rata 81,39% dalam pencocokan polanya. Endang S dan Mohammad I [6] dalam jurnalnya dengan judul Recognition System of Indonesia Sign Language based on Sensor and Artificial Neural Network algoritma yang digunakan ANMBP (Adaptive neighborhood based modified dengan alat Flex sensor dan accelerometer menghasilkan keakuratan rata-rata 91,60%. Marin et al [7] menyelidiki kinerja Leap Sensor dengan melatih SVM Classifier untuk mengenali 10 tanda statik yang berbeda dengan jumlah sampel 1.400 mampu mencapai akurasi rata-rata 80% dan juga penelitian berfokus pada tantangan yang mencakup fitur untuk memasukkan isyarat isyarat yang akurat, dan berpendapat mengenai cara normalisasi untuk mengakomodasi sistem yang handal bagi pengguna dengan berbeda ukuran tangan.

Melalui latar belakang dan permasalahan di atas. Sehingga, dibutuhkan suatu sistem otomatis yang berguna sebagai media penerjemah dari bahasa isyarat ke dalam bahasa tulisan. Adapun Penelitian ini berbasis sensor dengan menggunakan Leap

Motion Controller (LMC) dan memfokuskan pada huruf statis alphabet bahasa isyarat Indonesia (SIBI) melalui algoritma klasifikasi Naïve Bayesn.

2. Research Method

2.1. Leap Motion Controller

Leap Motion Controller (LMC) adalah alat berukuran kecil yang berbasis perangkat USB yang dapat memungkinkan seorang pengguna komputer untuk mengontrol atau bermain komputer menggunakan gerakan. Leap Motion Controller menangkap dari gerakan tangan dan gerakan jari kita secara independen, serta benda-benda seperti pena. Bahkan, Leap Motion 200x lebih sensitif daripada teknologi sentuhan bebas pada produk dan teknologi yang ada saat ini. Leap motion controller mendeteksi dan mengikuti jejak/arrah dari tangan, jari dan benda mirip dengan jari melaporkan nilai diskrit posisi dan gerakan/isyarat.

Leap motion controller beroperasi/bekerja perkiraan mendekati 200 frame perdetik. **Figure 1** Bidang pandang sekitar 150 derajat. Jarak efektif Pengontrol Leap Motion sekitar 25-600 milimeter di atas perangkat (1 inci sampai 2 kaki) [8]. Proses deteksi dan pelacakan akan bekerja dengan sangat baik dengan syarat perangkat controller bersih, memiliki pandangan siluet objek dengan kontras yang tinggi. Perangkat lunak leap motion sensor mengkombinasikan data sensor dengan model internal dari tangan manusia untuk membantu mengatasi proses pelacakan pada kondisi menantang (pelacakan objek menantang yang dimaksud mungkin adalah objek masih samar atau sulit untuk ditrack tanpa model atau alat bantu) [9].



Figure 1. Leap Motion Controller right-handed coordinate system

Perangkat leap motion sensor controller disertai dengan dukungan API oleh penyedia [10]. Melalui API data tangan dan jari dapat dikirim kepada orang yang membuat program untuk menggunakan sensor sebagai alat antar muka alternative komputer. **Tabel 1** menampilkan daftar fitur dari tangan dan jari yang diperoleh dari API dalam penelitian ini. Fitur dari telapak tangan normal (vector satuan arah), posisi (posisi tengah telapak tangan), dan kecepatan (dalam millimeter perdetik). API LMS juga telah menangani Analisis gambar di balik layar, hal ini mengurangi pengembang dari tugas rumit untuk mengekstrak fitur dari data masukan mentah. Hal ini memungkinkan peneliti untuk lebih fokus pada Seleksi fitur, bukan ekstraksi, dan hasil akurasi penerapan mesin pembelajaran untuk klasifikasi tanda/isyarat yang berbeda.

Table 1. Features obtained from the API

	PALM		FINGERS	
	Name	Type	Name	Type
Hand Features*	Normal	vector	Direction	vector
	Position	vector	Length	in mm
	Velocity	vector in mm/sec	Tip position	vector
	Confidence	a float in [0, 1]	Tip velocity	mm/sec
	Pinch strength	a float in [0, 1]	Dip position	vector
	Grab strength	a float in [0, 1]	Pip position	vector
	Sphere center	vector	Mcp position	vector
	Sphere radius	In mm		

2.2. Naïve Bayesn Classifier

Naïve bayes [11] merupakan salah satu metode machine learning yang

menggunakan konsep probabilitas. Metode ini melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai probabilitas $P(a|b)$, yaitu probabilitas kelas a jika diketahui suatu b, berdasarkan teorema bayes. Klasifikasi dapat dilakukan untuk menentukan suatu kelas a $\in A$ dari suatu dokumen b $\in B$ dengan $A = \{ a_1, a_2, \dots, a_p \}$ dan $B = \{ b_1, b_2, \dots, b_q \}$. Penentuan kelas dalam klasifikasi dokumen tersebut dilakukan dengan cara memilih nilai maksimum dari $P(a|b)$ dari distribusi probabilitas $P = \{ p(a|b) \mid a \in A \text{ dan } b \in B \}$. Suatu dokumen b ke i dapat direpresentasikan sebagai vector dari nilai-nilai fitur yang ada pada dokumen tersebut sehingga $b = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}]$. Nilai dari elemen vector merupakan nilai untuk fitur f_j pada himpunan fitur $F = \{ f_1, f_2, \dots, f_n \}$ dengan f_{ij} adalah nilai dari fitur j pada dokumen b ke i. berdasarkan teorema bayes perhitungan nilai probabilitas $P(a|b)$ dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan.

$$P(a|b) = \frac{P(a) P(b|a)}{P(b)}$$

Dengan $P(b|a)$ merupakan nilai probabilitas dari kemunculan dokumen b pada kelas a, $P(a)$ merupakan nilai probabilitas kemunculan kelas a dan $P(b)$ merupakan nilai probabilitas kemunculan dokumen b.

2.3. Feature Extraction

Teknik pencocokan sekarang akan didukung oleh algoritma mesin pembelajaran. Menerapkan pendekatan matematis untuk klasifikasi, memungkinkan seseorang untuk menyimpan data numerik dari model kerangka LMC. Hal ini kemudian mengurangi kebutuhan discretization nilai dan masalah yang potensial muncul, di samping memberikan pendekatan statistik untuk menetapkan tingkat toleransi kesalahan. Mengekstrak data yang relevan sangat penting untuk memecahkan permasalahan mesin pembelajaran. Mengumpulkan sejumlah informasi dan kelas yang tidak mencukupi mungkin tidak dapat dibedakan. Melakukan sebaliknya dan algoritma pembelajaran dapat

membedakan input dengan fitur yang sama sekali berbeda [12], yang menyebabkan hasil yang salah.

Dalam upaya awal untuk menciptakan perangkat lunak pengenalan isyarat, dengan menggunakan analisis video, tantangan utama bukanlah fitur yang harus dikemukakan, namun ekstraksi itu sendiri [13]. Namun, dalam kasus Leap Motion, API menyediakan kerangka kerja (framework) dengan model kerangka (skeleton) untuk masing-masing tangan, dan mengurangi pengembang individual dari tugas berat untuk menganalisis gambar IR untuk mendapatkan informasi yang relevan.

Setiap obyek tangan dibangun dari jari dan obyek telapak tangan, dan masing-masing jari terbentuk oleh satu set tulang. **Figure 2** Setiap objek memiliki vektor 3 dimensi yang sesuai, merujuk arah dan posisinya pada ruang euclidian dalam tampilan sensor. Fitur pertama yang akan diekstraksi adalah koordinat 3D dari posisi tengah masing-masing jari distal phalange, tulang paling atas, untuk mewakili ujung setiap jari. Hanya lekukan jari dan pitch yang awalnya dikumpulkan, membuat sistem mengabaikan terhadap semua isyarat/tanda dengan berbagai ruang interstisial, yang ditegaskan dengan mengumpulkan ketiga koordinat per jari.

Namun, karena semua koordinat relatif terhadap sensor, posisinya tergantung pada jangkauan pandang sensor sesuai penempatan tangan. Sebagai persyaratan implementasi pertama, SLI perlu mengabaikan terhadap posisi sensor relatif. Oleh karena itu, untuk melatih pengklasifikasi untuk mengenali tanda-tanda yang terlepas dari posisinya di ruang sensor, **Figure 3** setiap koordinat jari dinormalisasi dengan mengurangi koordinat pusat telapak tangan sebagai origo.

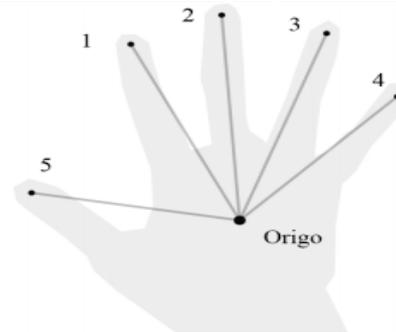
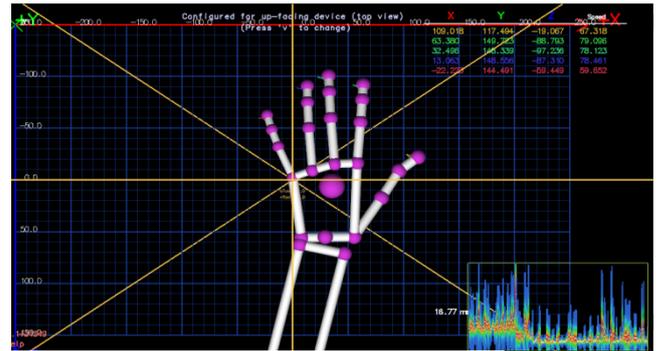


Figure 2. Output 3D LMC

Figure 3.

Normalisasi

2.4. Data Acquisition

Terdapat twenty-four huruf alphabet bahasa isyarat Indonesia (SIBI) yang digunakan pada penelitian ini statis seperti yang ditunjukkan pada **Figure 4**. Adapun jumlah data latih yang digunakan berjumlah total 720 sampel yang berasal dari 30 sampel untuk setiap kelas huruf dari 24 huruf Alfabet yang bersumber dari 3 tangan kanan responden yang berbeda dimana setiap responden membuat 10 data latih. Perlu dicatat bahwa huruf alphabet bahasa isyarat Indonesia yang digunakan bersifat statis dan dilakukan menggunakan satu tangan.

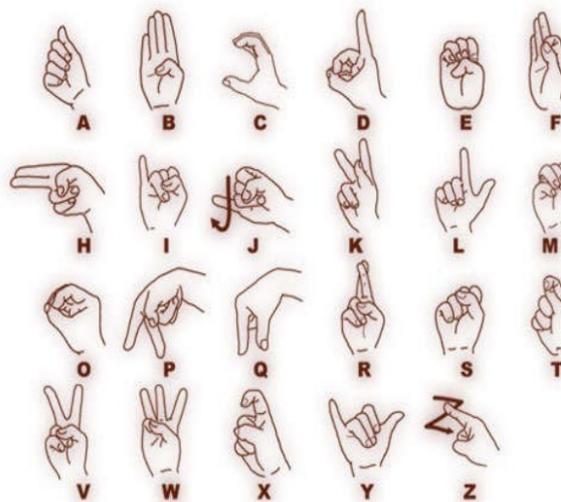


Figure 4. Sign Language Indonesia (SIBI)

2.5. Desain System

Perancangan sistem pada penulisan ini, terdapat dua komponen utama yaitu *AppDatatraining* dan *AppInterpreter*. Adapun *AppDatatraining* merupakan bagian dari aplikasi yang disediakan agar pengguna dapat membuat dan mendistribusikan kumpulan isyarat mereka sendiri tanpa harus memiliki pengalaman memprogram atau bergantung pada pihak ketiga. *AppDatatraining* juga merupakan perangkat untuk membuat dataset. Pengguna dapat merekam data isyarat huruf yang sesuai menggunakan API LMC kemudian menyimpannya dalam Dataset. *AppDatatraining* juga memanfaatkan Utilities untuk mengekstrak fitur yang akan dibuat menjadi Vektor yang digunakan oleh Classifier nanti.

Selanjutnya *AppInterpreter* merupakan output sederhana dari aplikasi yang berguna bagi masyarakat yang ingin

belajar bahasa isyarat. *AppInterpreter* terhubung dengan layanan leap motion yang sedang berjalan melalui API leap motion dan menerjemahkan isyarat yang dibuat dalam tampilan sensor. Setelah data training klasifier dibuat menggunakan dataset yang sudah disediakan. Ketika aliran data input diterima dari API LMC, urutannya data diekstraksi untuk fitur dan dikompres oleh utilities sebelum diklasifikasi oleh klasifer. Jika data inputan dikenali akan memunculkan huruf alphabet di layar aplikasi. **Figure 5** merupakan rancangan sistem pada penulisan ini.

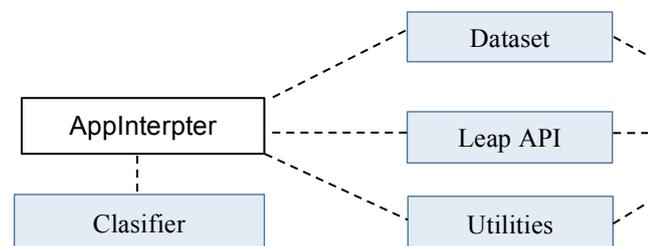


Figure 5. Desain System

3. Result Classification of Indonesian Sign Language

Berdasarkan tahapan yang ditunjukkan pada desain sistem, maka dilakukan pengembangan sistem sebagai hasil pada penulisan ini yang dapat dilihat pada **Figure 6** sebagai *AppDatatraining* dan **Figure 7** *AppInterpreter*, untuk pengenalan pola bahasa isyarat Indonesia dengan menggunakan Leap Motion Controller dan Naïve Bayesn Classifier.



Figure 6. Result AppDatatraining



Figure 7. Result AppInterpreter with LMC Visualizer

3.1. Experiments

Pada tahap pengujian dilakukan dengan mengklasifikasikan 24 huruf alphabet bahasa isyarat Indonesia (SIBI) menggunakan tangan responden selain responden yang dijadikan data latih. Melalui proses pengujian dengan perulangan sebanyak 5 kali untuk menguji 24 huruf alphabet SIBI yaitu A, B, C, D, E, F, G, H, I, K, L, Q, R, T, U, V, W, X, Y. Sehingga total data uji berjumlah 120 sampel dan Jarak tangan responden terhadap perangkat leap motion sensor adalah 11,5 cm. vector ini akan diolah menggunakan naïve bayesn classifier.

3.2. Classification Results

Pada proses klasifikasi untuk penelitian ini menggunakan 1.80 untuk euclidean distance dengan tingkat akurasi 95%. Hasil klasifikasi dapat dilihat **Table 2**, ada beberapa huruf pengujian yang salah dalam mengidentifikasi huruf yang dilakukan sebanyak 5 kali antara lain: huruf M dikenali sebagai huruf O sebanyak 1 kali, huruf N dikenali sebagai huruf M 2 kali, huruf N dikenali sebagai huruf T sebanyak 1 kali, Huruf P dikenali sebagai huruf G 1 kali, Huruf S dikenali sebagai huruf M sebanyak 1 kali.

A	5	0	
B	5	0	
C	5	0	
D	5	0	
E	5	0	
F	5	0	
G	5	0	
H	5	0	
I	5	0	
K	5	0	
L	5	0	
M	4	1	O
N	2	3	M,T
O	5	0	
P	4	1	G
Q	5	0	
R	5	0	
S	4	1	M
T	5	0	
U	5	0	
V	5	0	
W	5	0	
X	5	0	
Y	5	0	

Table 2. Classification Result

Alphabet	Experiments		Know as other letters
	True	False	

4. Conclusion

Sesuai dengan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan maka dapat ditarik kesimpulan bahwa desain prototipe sistem penerjemah 24 alfabet bahasa isyarat Indonesia (SIBI) statis sebaiknya menggunakan leap motion controller dan mechine learning naïve bayes classifier dengan euclidean distance 1.80.. Sehingga penelitian ini memiliki kontribusi

terhadap sistem penerjemah dengan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 95%.

References

- [1] L.E. Potter, J. Araullo, L. Carter, Proceedings of the 25th Australian Computer-Human Interaction Conference: Augmentation, Application, Innovation, Collaboration, The Leap Motion controller: A view on sign language, Griffith University, Brisbane, Australia, November 25 – 29, 2013; 175-178.
- [2] Elons ,A.S. Ahmed, Menna. Shedid, Hwaidaa and Tolba, M.F. Arabic Sign Language Recognition Using Leap Motion Sensor. Industrial Electronics (ISIE), IEEE 23rd International Symposium on. 2014
- [3] Chuan, Ching-Hua. Regina, Eric. Guardino, Caroline. American Sign Language Recognition Using Leap Motion Sensor. 2014 13th International Conference on Machine Learning and Applications. 2014
- [4] M. Mohandes, S. Aliyu, M. Deriche, International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices, Prototype Arabic Sign Language Recognition using Multi-Sensor Data Fusion of Two Leap Motion Controllers, King Fahd University, Saudi Arabia. 2015
- [5] Izzah ,Abidatul. Suciati ,Nanik. 2014. Translation Of Sign Language Using Generic Fourier Descriptor And Nearest Neighbour. International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI) Vol.3, No.1, February 2014.
- [6] Supriyati, Endang. Iqbal , Mohammad. Recognition System of Indonesia Sign Language based on Sensor and Artificial Neural Network. Makara Seri Teknologi, 2013; 17(1): 25-31.
- [7] G. Marin, F. Dominio, P. Zanuttigh. Hand Gesture Recognition with Leap Motion and Kinect Devices.), Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on, University of Padova, Italy, 2014:1565-1569
- [8] H.Wang, M. Leu, C. Oz, American Sign Language Recognition Using Multi- Dimensional Hidden Markov Models, Journal of Information Science and Engineering 22, 2005:1109-1123
- [9] F. Weichert, D. Bachmann, B. Rudak and D. Fisseler, Sensors 13, Analysis of the Accuracy and Robustness of the Leap Motion Controller, Technical University Dortmund, Germany, May 14, 2013:6380-6393
- [10] M. Khademi, H. M. Hondori, A. McKenzie, L. Dodakian, C. V. Lopes, S. C. Cramer, CHI '14 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, Freehand interaction with leap motion controller for stroke rehabilitation, University of California, USA, 2014:1663-1668
- [11] J. Wachs, M. K"olsch, H. Stern, Y. Edan, Communications of the ACM Vol 54, No.2, Vision-Based Hand-Gesture Applications, 62-71. 2011
- [12] J.Sutton, ACM SIGGRAPH Studio Talks, no. 21, Airpainting with Corel Painter Freestyle and the Leap Motion Controller: A Revolutionary New Way to Paint. 2013
- [13] N. Xu, W. Wang, X. Qu, Image and Graphics: 8th International Conference, Recognition of In-Air Handwritten Chinese Character Based on Leap Motion Controller, Tianjin, China, August 13-16. 2015;160-168 35