

Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur *Time Domain* (MAV, RMS, VAR, SSI)

Ifut Rahayuningsih, Adhi Dharma Wibawa, Eko Premunanto

Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

E-mail: ifut25@gmail.com, wibawa.adhi@yahoo.co.id, ekopram@te.its.ac.id

Abstrak—Penggunaan kamera yang dipakai sebagai input media bantu untuk pengenalan bahasa isyarat masih bergantung pada kondisi lingkungan. Sinyal EMG merupakan sinyal yang berasal dari pembacaan aktivitas otot tangan, sehingga sinyal EMG tidak bergantung pada kondisi lingkungan. Oleh karena itu sinyal EMG dapat dimanfaatkan untuk mengenali gerakan bahasa isyarat. Agar dapat digunakan untuk mengenali sebuah gerakan, komputer memerlukan sebuah mekanisme standar dan logis. Permasalahan utama yang terjadi dalam pengenalan gerakan adalah bagaimana cara menghasilkan data yang representatif dan konsisten terhadap sampel gerakan. Sinyal EMG hasil perekaman akan dilakukan proses ekstraksi fitur berdasarkan time domain feature dengan metode MAV, RMS, VAR dan SSI. Hasil ekstraksi fitur tersebut akan digunakan sebagai input klasifikasi menggunakan metode naive bayes. Gerakan bahasa isyarat yang dikenali pada penelitian ini ada 20 gerakan. Hasil akurasi pengenalan gerakan antara data training diujikan terhadap data baru dengan perbandingan data 50:50 yaitu sebesar 79%. Jumlah perbandingan data training yang optimal digunakan untuk pengenalan 20 gerakan Bahasa isyarat Indonesia adalah $\geq 50\%$ dari total data sampel dimana berada pada rata-rata 80%.

Kata Kunci—Bahasa Isyarat, *Electromyography*, *Time Domain Features*

I. PENDAHULUAN

DALAM berkomunikasi sehari-hari orang difabel sangat bergantung pada penggunaan bahasa isyarat. Salah satu cara yang berhasil diterapkan untuk mengenali bahasa isyarat yaitu menggunakan teknik *computer vision* [1] dimana teknik ini menggunakan bantuan kamera untuk menangkap gerakan bahasa isyarat kemudian menggunakannya sebagai *input*. Kelemahan dari teknik ini adalah masukan yang diberikan sangat bergantung pada kondisi lingkungan terutama pada intensitas cahaya di sekitar. Kondisi pencahayaan di dalam atau di luar ruangan sering berubah-ubah, sehingga kamera akan sulit menangkap gerakan tersebut.

Myo armband merupakan alat yang mampu menangkap gerakan tangan yang bekerja berdasarkan prinsip *electromyograph* (EMG) yaitu mengambil gerakan berdasarkan aktivitas otot tangan ketika sedang berkontraksi dan relaksasi. Karena sinyal EMG merupakan hasil dari pembacaan aktivitas otot maka sinyal EMG tidak berpengaruh pada kondisi lingkungan. Kelebihan dari *myo armband* adalah

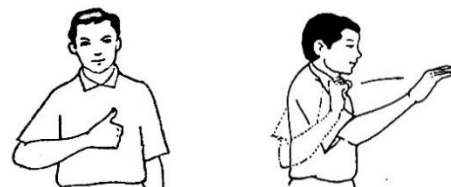
mampu membaca aktivitas kecil seperti pada gerakan jari dimana gerakan tersebut tidak bisa dibedakan oleh kamera.

Pengenalan gerakan oleh komputer berbeda dengan pengenalan gerakan pada mata manusia. Agar komputer dapat digunakan untuk mengenali sebuah gerakan, maka komputer memerlukan sebuah mekanisme standar dan logis. Untuk mendapatkan data yang akurat dan konsisten dari setiap sampel, diperlukan suatu metode ekstraksi fitur. Fitur digunakan sebagai pembeda suatu gerakan dengan gerakan lainnya. Suatu fitur dapat dikatakan bagus apabila fitur tersebut memiliki tingkat pembeda yang tinggi. Hal ini menjadi perhatian karena sebagian besar tingkat keberhasilan klasifikasi dipengaruhi oleh data *input* yaitu berupa fitur. Dalam analisis sinyal EMG, pengambilan fitur dapat dilakukan dalam beberapa domain, yaitu *time domain features*, *frequency domain features* dan *time-frequency domain features*. Fitur yang sering digunakan dalam klasifikasi sinyal EMG biasanya berada dalam domain waktu, dimana fitur ini lebih cepat dalam hal kalkulasi karena tidak membutuhkan transformasi matematis. Oleh sebab itu, diperlukan penelitian dalam rangka mengetahui tingkat keberhasilan fitur time domain yang diterapkan untuk klasifikasi gerakan bahasa isyarat.

II. TEORI DASAR

A. Bahasa Isyarat

Karakteristik bahasa isyarat adalah memiliki bentuk tangan dan pergerakan lengan yang berbeda-beda pada setiap isyarat kata. Gerakan bahasa isyarat dibedakan menjadi dua, yaitu gerakan statis dan gerakan dinamis. Gerakan statis merupakan gerakan bahasa isyarat yang tidak melibatkan perubahan bentuk tangan atau pergerakan lengan. Sedangkan gerakan dinamis adalah gerakan bahasa isyarat yang melibatkan perubahan bentuk tangan atau pergerakan lengan. Perbedaan gerakan statis dan dinamis terlihat pada Gambar 1.



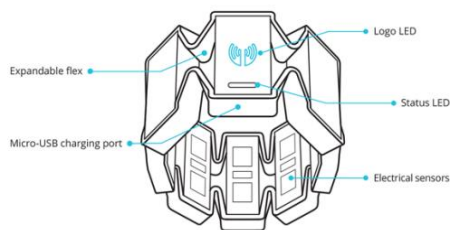
(a) (b)

Gambar 1. Gerakan statis (a) ‘baik’, dinamis (b) ‘lempar’

B. Electromyography

Electromyography (EMG) merupakan teknik untuk membaca dan memantau aktivitas sinyal bioelektrik yang diproduksi oleh otot skeletal. Alat yang digunakan untuk merekam sinyal otot tersebut dinamakan *electromyograph*. *Electromyograph* akan mendeteksi potensi aktivitas sinyal elektrik dari serabut otot ketika sedang terjadi aktivitas elektrik (kontraksi). Ada beberapa teknik untuk mengukur sinyal EMG, salah satunya adalah menggunakan *surface EMG*. *Myo armband* merupakan salah satu alat yang dapat digunakan untuk mengukur sinyal EMG yang menggunakan elektrode jenis permukaan (*surface electrode*).

Myo armband merupakan *wearable device* yang dikembangkan oleh Thalmic Labs yang menggunakan sensor EMG dan mengkombinasikan dengan sensor IMU (*Inertial Measurement Unit*) meliputi giroskop, akselerometer dan magnetometer untuk mengenali gerakan. Tampilan *myo armband* terlihat seperti Gambar 2. Sensor IMU dimanfaatkan sebagai *tracking motion* dan sensor EMG dimanfaatkan untuk *muscle sensing*. Ada dua jenis data keluaran dari *myo armband* yaitu data spasial dan data gestural. Data spasial merupakan data yang dihasilkan oleh sensor IMU yang berisi informasi mengenai posisi relatif, kecepatan dan akselerasi dari gerakan motor. Sedangkan data gestural adalah data yang dihasilkan oleh sinyal EMG yang berisi informasi mengenai gerakan tangan yang dilakukan pengguna, misalkan gerakan menggenggam, menekuk, dll. Secara *default sampling rate* sensor EMG pada *myo armband* adalah 200Hz dan 50Hz pada sensor IMU.

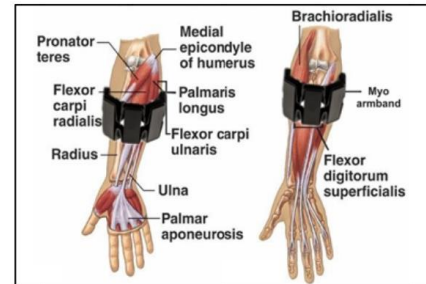


Gambar 2. *Myo Armband* [1]

Myo Armband mampu membedakan perbedaan gerakan jari dan arah putaran tangan dengan cara mengukur perbedaan pola impuls listrik yang dihasilkan oleh gerakan tangan menggunakan *inertial sensor*. *Myo armband* banyak digunakan untuk kontrol game, musik, drone, presentasi dan kontrol multimedia lainnya.

Pengambilan sinyal EMG menggunakan *myo armband* diletakkan pada otot lengan bawah. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan perbedaan yang signifikan ketika tangan sedang melakukan gerakan. *Myo armband* tidak mendukung pembacaan sinyal pada otot kaki. Pengguna dapat memosisikan *myo armband* pada kaki, namun data yang dihasilkan hanya berupa data spasial yang berasal dari sensor IMU saja. Elektrode *myo armband* diposisikan secara *circular* seperti Gambar 3. Konfigurasi elektrode *myo* yaitu *channel 4* yang memiliki marker biru diikuti *channel 3* searah jarum jam

dan *channel 5* berlawanan arah jarum jam. Otot utama yang dicakup adalah otot *Extensor Digitorum* dan *Flexor Digitorum*. Otot tersebut adalah otot yang menggerakkan pergelangan tangan, jari telunjuk, jari tengah, jari manis dan kelingking.



Gambar 3. Otot lengan bawah pada *Myo Armband* [2]

C. Time Domain

Dalam analisis sinyal EMG, ada beberapa metode yang dapat digunakan sebagai pengambilan fitur, yaitu: *time domain features*, *frequency domain features* dan *time-frequency domain features*. Fitur yang sering digunakan dalam klasifikasi sinyal EMG adalah *time domain features* (TD). Keuntungan menggunakan TD adalah TD lebih cepat untuk dikalkulasi karena TD tidak membutuhkan transformasi matematis. Fitur-fitur TD yang digunakan, sebagai berikut:

- 1) *Mean Absolute Value* (MAV): digunakan sebagai indeks deteksi *onset* khususnya dalam sinyal *surface EMG* untuk control kaki palsu [3]. MAV dapat dihitung menggunakan persamaan (1)

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \tag{1}$$

- 2) *Root Mean Square* (RMS): merupakan (1) i berhubungan dengan gaya konstan dan kontraksi *non-fatiguing* [5]. Persamaan RMS dapat dilihat pada persamaan (2)

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \tag{2}$$

- 3) *Simple Square Integral* (SSI): parameter ini didefinisikan sebagai sebuah indeks energi [3], yang nilainya dapat dihitung menggunakan persamaan (3)

$$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2 \tag{3}$$

- 4) *Variance of EMG* (VAR): adalah indeks daya y : (3) 3]. Dapat dihitung menggunakan persamaan (4)

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \tag{4}$$

D. Naive Bayes Classifier

Metode *naive bayes* merupakan metode yang digunakan untuk memprediksi probabilitas. Sedangkan klasifikasi Bayes adalah klasifikasi statistik yang dapat memprediksi kelas suatu anggota probabilitas. Konsep klasifikasi *Naive Bayes* atau yang biasa disebut *Naive Bayes Classifier* diasumsikan bahwa pengklasifikasiannya berdasarkan efek dari suatu nilai atribut sebuah kelas sedangkan atribut yang diberikan adalah bebas dari atribut-atribut lain atau bersifat independen. *Naive Bayes Classifier* merupakan metode klasifikasi yang berakar dari

teorema Bayes. Ciri utama dari metode ini adalah asumsi yang sangat kuat (naif) akan independensi dari masing-masing kondisi/kejadian, dimana diasumsikan bahwa setiap atribut contoh (data sampel) bersifat saling lepas satu sama lain berdasarkan atribut kelas. Persamaan *naive bayes* dapat dirumuskan sebagai:

$$P(C_k | x) = \frac{P(C_k)P(x|C_k)}{P(x)} \tag{5}$$

Dimana x adalah vector dari fitur dan C_k adalah probabilitas kelas k . Persamaan tersebut dapat ditulis secara sederhana:

$$posterior = \frac{prior \times likelihood}{evidence} \tag{6}$$

Diasumsikan bahwa independensi diformulasikan sebagai:

$$P(x_i | C_k, x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) = P(x_i | C_k)$$

Kemudian untuk semua i , dapat disederhanakan menjadi:

$$P(C_k | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(C_k) \prod_{i=1}^n P(x_i | C_k)}{P(x_1, \dots, x_n)} \tag{7}$$

Dengan $P(x_1, \dots, x_n)$ adalah konstan maka dapat $P(C_k)$ dan $P(x_i | C_k)$ dapat diestimasi menggunakan *Maximum A Posteriori* atau MAP. Penyederhanaan MAP inilah yang disebut *naive bayes*. Pada penelitian ini digunakan algoritma *Gaussian* dengan asumsi bahwa penyebaran data terdistribusi normal. Langkah pertama adalah dengan menghitung nilai *mean* dan *variance* setiap fitur. Setelah mendapatkan nilai parameter tersebut maka dilakukan perhitungan prediksi dengan fungsi densitas *Gaussian*.

III. METODOLOGI

Adapun metodologi yang dilakukan pada penelitian ini adalah:

A. Pengambilan Data

Jumlah responden yang digunakan sebagai subjek penelitian berjumlah satu orang. Gerakan yang dilakukan pada penelitian ini adalah 20 jenis gerakan yang diambil dari Sistem Isyarat Bahasa Indonesia. Responden melakukan 20 kali gerakan untuk satu jenis gerakan. Lama waktu pengambilan data untuk setiap sampel gerakan yaitu sekitar 5 detik. Sinyal EMG diambil menggunakan alat bernama *myo armband* yang diposisikan pada otot lengan bawah. Pada saat pemasangan *myo armband* pada otot lengan bawah, perlu diperhatikan tata letaknya sesuai otot yang diteliti. Hal ini perlu dilakukan untuk mengurangi *noise* sinyal EMG dari otot yang tidak diinginkan. Gerakan direkam dengan urutan *start – gesture – end* yang dapat diamati pada Gambar 4.

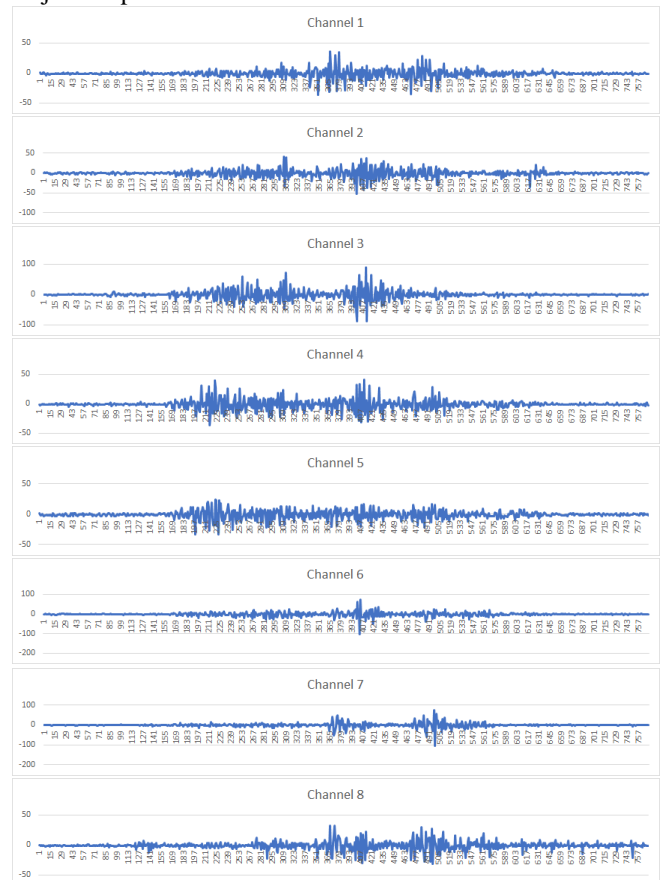


Gambar 4. Urutan perekaman gerakan

Kondisi *start* dan *end* adalah sama yaitu dalam posisi istirahat. *Gesture* merupakan gerakan dasar dari suatu isyarat kata. Setiap melakukan gerakan dimulai dari *start* hingga *end*

kemudian data disimpan ke dalam file CSV. Pengambilan gerakan baru dimulai dari kondisi *start* kembali hingga gerakan *end* dan akan disimpan sebagai file CSV baru. Data gerakan tersebut kemudian dikirim ke PC melalui koneksi *Bluetooth*.

Sinyal EMG yang diperoleh pada saat perekaman berasal dari keseluruhan area yang diberikan elektrode. Sebab proses kontraksi dan relaksasi tiap-tiap otot gerak pada area tertentu tidak bersamaan, maka sinyal yang ditangkap berbentuk sinyal acak. Hal ini mengakibatkan pola sinyal setiap *channel* tidak sama saat melakukan suatu gerakan. Sinyal yang tinggi menunjukkan adanya aktivitas kontraksi otot seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. visualisasi sinyal RAW EMG setiap channel

B. Pre-Processing

Data *raw* hasil perekaman sinyal EMG mengandung nilai positif dan negatif. Oleh karena itu, nilai-nilai negatif perlu diabsolutkan agar jangkauan pembacaan data tidak terlalu melebar [1]. Absolut adalah langkah mengubah nilai negatif pada sinyal EMG menjadi positif karena sinyal yang memiliki nilai negatif tidak dapat dilakukan perhitungan. Selain itu, pada persamaan matematika metode ekstraksi *time domain* menggunakan nilai yang sudah dimutlakan.

Untuk membersihkan *noise* rendah yang masih ikut dalam pembacaan data diperlukan sebuah pengaturan ambang batas (*threshold*). Nilai *threshold* juga dapat digunakan untuk mendeteksi mulai dan berakhirnya gerakan. Pada penelitian ini nilai *threshold* yang digunakan adalah 20µV. Sinyal yang memiliki nilai dibawah 20µV akan diubah menjadi 0. Nilai-nilai inilah yang akan dihitung nilai fiturnya.

C. Ekstraksi Fitur

Sinyal EMG mentah yang diakuisisi dari sejumlah elektrode yang diposisikan pada otot mengandung sejumlah besar data dan masih memiliki sedikit informasi. Jika data mentah EMG ini digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi, maka akurasi klasifikasi akan menjadi rendah dan waktu kalkulasi akan meningkat. Sehingga sebelum memasuki pengenalan pola, data mentah EMG membutuhkan transformasi fitur-fitur yang representatif.

Metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur adalah *time domain series*, yaitu berdasarkan nilai MAV, RMS, VAR, dan SSI. Dalam satu waktu yang sama *myo armband* menghasilkan delapan sinyal dari ke-8 *channel* sensor EMG. Dari ke-delapan sinyal EMG tersebut akan dikenai masing-masing 4 fitur. Sehingga keluaran yang dihasilkan sebanyak 32 fitur untuk sinyal EMG. Dengan kata lain, satu data gerakan memiliki 32 fitur.

D. Klasifikasi

Metode klasifikasi pada penelitian ini adalah menggunakan metode *naive bayes*. Naive Bayes Classifier bersifat supervised learning yang membutuhkan data *learning* sebagai representasi. Oleh karena itu, data yang sudah dikelompokkan pada ekstraksi fitur akan dipisah berdasarkan perannya yaitu sebagai data training dan data testing. Data training digunakan sebagai representasi pengetahuan yang akan digunakan untuk memprediksi kelas data baru yang belum pernah ada. Data testing digunakan untuk mengukur sejauh mana classifier berhasil melakukan klasifikasi yang benar. Pada data training ditambahkan ground truth untuk masing-masing kelas. Ground truth merupakan label penomoran yang digunakan untuk membedakan setiap kelas gerakan.

Klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah menggunakan klasifikasi naive bayes karena algoritmanya yang sederhana, cepat dan memiliki akurasi yang tinggi. Langkah-langkah pengklasifikasian menggunakan metode naive bayes terdiri atas:

1. Perhitungan nilai parameter

Algoritma Gaussian membutuhkan dua parameter, yakni nilai rata-rata (mean) kelas dan juga nilai varian kelas. Dimisalkan nilai mean adalah μ_c dan nilai standar deviasi adalah σ_c sehingga nilai varian adalah σ_c^2 . Standar deviasi atau varian digunakan untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data

2. Perhitungan *Gaussian*

Setelah nilai varian diketahui, selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas kelas C dengan data baru v (data testing) atau $P(x = v | C)$ menggunakan rumus perhitungan Gaussian yang secara detail dijelaskan pada BAB 2. Selanjutnya melakukan perhitungan prior (prior probability) untuk mendapatkan nilai probabilitas antar kelas.

3. Prediksi Kelas

Dikarenakan dalam hal ini data bersifat *multiclass* maka selanjutnya dipilih nilai *arg max (arguments of maxima)* dari perkalian hasil probabilitas dari masing-masing kelas.

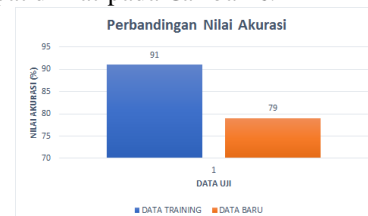
Nilai terbesar dari perhitungan tersebut merupakan hasil prediksi kelas.

IV. PENGUJIAN SISTEM KLASIFIKASI

Pada penelitian ini pengujian gerakan bahasa isyarat dilakukan dengan menghitung tingkat akurasi yang dapat dilihat pada persamaan (9).

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Gerakan Benar}}{\text{Total Gerakan}} \times 100\% \quad (8)$$

Sebelum dilakukan pengujian akan dilakukan pengklasifikasian yang bertujuan untuk mengetahui apakah sistem sudah memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengklasifikasikan data. Data masukan yang berupa fitur-fitur dipisahkan menurut perannya, yaitu sebagai data *training* dan data *testing*. Perbandingan jumlah data yang digunakan untuk pengklasifikasian ini adalah 50:50 atau 50% data akan dijadikan sebagai data *training* dan 50% data akan dijadikan data *testing*. Pada pengklasifikasian pertama, data *training* akan digunakan sebagai data *learning* atau dataset pembandingan dan sebagai data uji sekaligus. Sedangkan pada pengklasifikasian kedua data *learning* akan diuji menggunakan data baru yang tidak ada di dalam dataset pembandingan. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan hasil akurasi data training yang diujikan dengan trained data dan untrained data

Gambar 6 merupakan perbandingan hasil akurasi dari klasifikasi data *training* yang diujikan menggunakan data *training* dan hasil akurasi data *training* yang diujikan menggunakan data baru. Nilai akurasi yang didapat dalam pengklasifikasian data *training* yang diujikan menggunakan data *training* lebih besar dibandingkan dengan hasil akurasi pada pengklasifikasian data *training* yang diujikan menggunakan data baru yaitu sebesar 91% dibandingkan dengan 79%. Hal ini dapat terjadi karena data uji yang digunakan pada pengklasifikasian pertama sudah ada di dalam dataset pembandingan, sistem digunakan untuk mengenali dirinya sendiri sehingga kemungkinan dikenali benar sangatlah besar. Sistem memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam melakukan klasifikasi data sehingga menghasilkan akurasi yang cukup besar pada kedua pengklasifikasian, yaitu 91% dan 79%

Dari pengklasifikasian sebelumnya, sistem sudah memiliki kemampuan generalisasi yang baik, untuk menguji kemampuan sistem maka dilakukan sebuah pengujian. Adapun pengujian yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengujian terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data *testing*

Pengujian menggunakan perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* yang bertujuan untuk mengetahui jumlah perbandingan yang ideal untuk digunakan pada proses klasifikasi. Dari total 400 data sampel, dibagi menjadi data *training* dan data *testing* seperti pada Tabel 1. Jumlah sampel pada setiap kelas gerakan memiliki jumlah yang sama. Jadi, misalkan pada data *training* yang digunakan adalah 40 sampel, maka dari 20 gerakan isyarat kata masing-masing memiliki 2 sampel pada data *training*.

Tabel 1.
Perbandingan jumlah data *training* dan *testing*

Percobaan	Jumlah Data	
	Training	Testing
1	40	360
2	80	320
3	120	280
4	160	240
5	200	200
6	240	260
7	280	120
8	320	80
9	360	40

Sistem dilakukan proses pengenalan terhadap data *training* yang berjumlah 40 data dengan data uji berjumlah 360 data. Kemudian dilakukan pencatatan hasil akurasi. Selanjutnya sistem digunakan untuk mengenali data *training* yang berjumlah 80 data dengan data uji berjumlah 320 data. Proses pengklasifikasian dilakukan hingga jumlah sampel data *training* 360 sampel. Tingkat keberhasilan dari setiap percobaan dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil akurasi terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data *testing*

Hasil akurasi dari setiap pengklasifikasian dapat diamati pada Gambar 7. Pada pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 40 sampel memiliki akurasi yang paling rendah, yaitu 44%. Data pada data *training* tersebut memiliki 2 sampel setiap kelasnya. Sehingga, hanya ada 2 variasi data pada setiap kelas data. Akurasi paling besar diperoleh pada saat jumlah data *training* 360 sampel, yaitu sebesar 85%. Jumlah sampel masing-masing kelas sebanyak 18 sampel. Sehingga ada 18 variasi data yang dimiliki pada masing-masing kelas data.

Besar akurasi terus meningkat secara signifikan mulai dari data *training* berjumlah 40 sampel hingga 200 sampel. Selanjutnya akurasi meningkat secara konstan yaitu sebesar 1% pada setiap percobaan. Pada percobaan tersebut akurasi telah mencapai tingkat yang optimal dimana akurasi yang diperoleh tidak mengalami peningkatan yang signifikan, yaitu pada data *training* yang jumlahnya lebih besar dibandingkan dengan jumlah data *testing*. Dapat disimpulkan bahwa semakin

banyak variasi data, maka tingkat akurasi juga semakin meningkat. Jumlah data *training* harus lebih besar jika dibandingkan dengan jumlah data *testing* hal ini dikarenakan fungsi dari data *training* adalah sebagai representasi pengetahuan yang akan digunakan untuk memprediksi kelas data baru yang belum pernah ada.

2. Pengujian terhadap pengaruh fitur

Berdasarkan hasil pengklasifikasian sebelumnya pada perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* sebesar 60:40 atau pada data *training* berjumlah 240 dan data *testing* berjumlah 160, yang menggunakan empat fitur, yaitu MAV, RMS, VAR dan SSI menghasilkan akurasi sebesar 82%. Hasil dari klasifikasi menggunakan empat fitur tersebut akan dibandingkan dengan hasil klasifikasi menggunakan jumlah perbandingan data yang sama dan dengan fitur yang kurang dari empat buah fitur. Pengujian ini bertujuan untuk melihat pengaruh fitur terhadap hasil klasifikasi menggunakan metode *naive bayes*. Dari keempat fitur tersebut akan dilihat fitur manakah yang dapat meningkatkan atau menurunkan akurasi. Pada percobaan pertama, klasifikasi dilakukan dengan menghilangkan salah satu fitur kemudian dilihat pengaruh fitur tersebut terhadap hasil akurasi. Pada percobaan kedua, klasifikasi dilakukan dengan menghilangkan dua buah fitur. Selanjutnya pada percobaan ketiga, klasifikasi dilakukan menggunakan sebuah fitur saja. Kemudian hasil akurasi akan dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan empat fitur tersebut. Hasil dari pengujian tersebut ditampilkan pada Tabel 2, Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 2.

Hasil akurasi menggunakan 3 fitur

Percobaan	Parameter			Akurasi (%)
1	MAV	RMS	VAR	84
2	MAV	RMS	SSI	81
3	MAV	VAR	SSI	82
4	RMS	VAR	SSI	82

Tabel 2 merupakan hasil akurasi pengklasifikasian menggunakan tiga buah fitur. Pada pengklasifikasian menggunakan tiga fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV, RMS dan VAR, yaitu sebesar 84%. Hasil akurasi ini lebih tinggi jika dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan 4 fitur yang mempunyai akurasi sebesar 82%. Dapat disimpulkan bahwa penghilangan fitur SSI dapat meningkatkan akurasi. Parameter MAV dan RMS tidak memiliki pengaruh besar terhadap klasifikasi. Parameter yang memiliki pengaruh terbesar adalah fitur VAR yaitu sebesar 1.0% yang apabila fitur ini dihilangkan dapat mengakibatkan penurunan akurasi.

Tabel 3.

Hasil akurasi menggunakan 2 fitur

Percobaan	Parameter		Akurasi (%)
1	MAV	RMS	84
2	MAV	VAR	85
3	MAV	SSI	80
4	RMS	VAR	83
5	RMS	SSI	81
6	VAR	SSI	82

Tabel 3 merupakan hasil akurasi pengklasifikasian menggunakan dua buah fitur. Pada pengklasifikasian menggunakan dua buah fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi

dengan menggunakan fitur MAV dan VAR, yaitu sebesar 85%. Hasil akurasi ini lebih tinggi jika dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan 4 fitur yang mempunyai akurasi sebesar 82%. Dari percobaan 1 sampai 6 dapat diketahui bahwa penggunaan fitur SSI pada semua percobaan rata-rata mengalami penurunan akurasi. Sedangkan penggunaan fitur VAR pada semua percobaan rata-rata dapat meningkatkan akurasi. Dapat disimpulkan bahwa parameter yang memiliki pengaruh terbesar dalam peningkatan akurasi adalah fitur VAR. Penghilangan fitur VAR berakibat pada penurunan akurasi.

Tabel 4.
Hasil akurasi menggunakan 2 fitur

Percobaan	Parameter	Akurasi (%)
1	MAV	81
2	RMS	84
3	VAR	82
4	SSI	80

Tabel 4 merupakan hasil akurasi klasifikasi dengan menggunakan sebuah fitur. Pada percobaan pertama, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur MAV diperoleh hasil akurasi sebesar 81%. Pada percobaan kedua, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur RMS diperoleh hasil akurasi sebesar 84%. Pada percobaan ketiga, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur VAR diperoleh hasil akurasi sebesar 82%. Pada percobaan keempat, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur SSI diperoleh hasil akurasi sebesar 80%. Urutan tingkat akurasi mulai dari yang terbesar hingga terkecil adalah pada fitur RMS, VAR, MAV dan SSI yaitu sebesar 84%, 82%, 81% dan 80%. Sistem yang dilakukan proses pengklasifikasian menggunakan sebuah fitur saja sudah cukup tinggi. Dari pengklasifikasian menggunakan sebuah fitur, dua buah fitur dan tiga buah fitur dapat diambil kesimpulan bahwa penghilangan fitur tidak memberikan pengaruh yang besar terhadap hasil akurasi.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengklasifikasian data *training* yang diujikan dengan data *training* memiliki kemungkinan dikenali yang lebih besar yaitu dengan akurasi 91% dibandingkan dengan hasil akurasi dari pengklasifikasian data *training* yang diujikan dengan data baru yaitu sebesar 79%.
2. Jumlah perbandingan data *training* yang optimal digunakan untuk klasifikasi adalah $\geq 50\%$ dari total data sampel karena menunjukkan nilai akurasi yang lebih baik dimana berada pada rata-rata 80%.
3. Pada pengklasifikasian menggunakan tiga buah fitur, diperoleh tingkat keberhasilan paling tinggi yaitu pada fitur MAV, RMS dan VAR sebesar 84% dan tingkat keberhasilan paling rendah yaitu pada fitur MAV, RMS dan SSI sebesar 81%.
4. Pada pengklasifikasian menggunakan dua fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV dan VAR, yaitu sebesar 85% dan hasil akurasi terendah dengan menggunakan fitur MAV dan SSI, yaitu sebesar 80%.
5. Hasil akurasi dari pengklasifikasian menggunakan sebuah fitur saja sudah cukup tinggi, yaitu diatas 80%. Urutan tingkat keberhasilan mulai dari yang terbesar hingga terkecil adalah pada fitur RMS, VAR, MAV, dan SSI, yaitu sebesar 84%, 82%, 81% dan 80%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] and V. T. J. G. Abreu, J. M. Teixeira, L. S. Figueiredo, "Evaluating sign language recognition using the myo armband," in *XVIII Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR)*, 2016, pp. 64–70.
- [2] G. P.-J. and J. H. Terriza, "Hand gesture recognition based on semg signals using support vector machines," *IEEE 6th Int. Conf. Consum. Electron. Berlin*, pp. 174–178, 2016.
- [3] and M. A. M. Irfan, W. Caesarendra, "Studi klasifikasi tujuh gerakan tangan sinyal electromyography (emg) menggunakan metode pattern recognition," *J. Tek. Mesin S-1 Undip*, vol. 4, no. 3, pp. 307–316, 2016.