



TESIS - TE142599

**KLASIFIKASI SINYAL EMG PADA OTOT TUNGKAI  
SELAMA BERJALAN MENGGUNAKAN LEARNING  
VECTOR QUANTIZATION**

**DARMA SETIAWAN PUTRA  
2214206006**

**DOSEN PEMBIMBING  
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.  
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.**

**PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA  
2016**



THESIS - TE142599

# CLASSIFICATION OF EMG IN LOWER LIMB MUSCLE DURING WALKING USING LEARNING VECTOR QUANTIZATION

DARMA SETIAWAN PUTRA  
2214206006

## SUPERVISORS

Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.  
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.


MASTER PROGRAM  
TELEMATICS  
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING  
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY  
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY  
SURABAYA  
2016


Tesis telah disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (MT)  
Di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember


Oleh : Darma Setiawan Putra  
NRP : 2214206006

Tanggal Ujian : 22 Juni 2016  
Periode Wisuda : September 2016


Disetujui Oleh:

  
1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng (Pembimbing I)  
NIP. 19580916 198601 1 001

  
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T. (Pembimbing II)  
NIP. 19760505 200812 1 003

  
3. Dr. Supeno Mardi-Susiki Nugroho, S.T., M.T. (Penguji)  
NIP. 19700313 199512 1 001

  
4. Dr. Ir. Wirawan, DEA (Penguji)  
NIP. 19631109 198903 1 011

  
5. Eko Setijadi, S.T., M.T., Ph.D. (Penguji)  
NIP. 19721001 200312 1 002



Direktur Program Pasca Sarjana,

  
Prof. Ir. Djanhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.  
NIP. 19601202 198701 1 001

# KLASIFIKASI SINYAL EMG PADA OTOT TUNGKAI SELAMA BERJALAN MENGGUNAKAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Nama Mahasiswa : Darma Setiawan Putra  
NRP : 2214206006  
Pembimbing I : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng  
Pembimbing II : Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

## ABSTRAK

Sinyal *electromyography* (EMG) adalah aktifitas listrik yang terjadi pada lapisan otot selama adanya gerakan aktif. Gaya berjalan seseorang akan dipengaruhi oleh struktur tulang dan otot sehingga gaya berjalan tersebut adalah unik. Keunikan ini dapat digunakan untuk data biometrik. Dalam penelitian ini, kami akan melakukan klasifikasi data EMG untuk 8 otot tungkai selama berjalan yaitu *Rectus Femoris*, *Vastus Medialis*, *Vastus Lateralis*, *Bicep Femoris*, *Semitendinosus*, *Gastrocnemius Medialis*, *Gastrocnemius Lateralis*, dan *Tibialis Anterior*. 6 orang subyek sehat ditempelkan 8 elektroda EMG pada otot tungkai dan diminta untuk berjalan secara normal sesuai dengan kecepatan masing-masing di laboratorium *gait*. Masing-masing subyek berjalan sebanyak 1 siklus berjalan (*gait cycle*) dan 3 kali pengambilan data (*walking trial*). Total data pengambilan adalah sebanyak 18 buah dataset untuk analisis dan klasifikasi. Metode *graph feature extraction* dan *principal component analysis* digunakan untuk mengekstraksi fitur data EMG dari 8 otot tungkai selama berjalan. Metode *learning vector quantization* (LVQ) digunakan untuk mengklasifikasi data EMG berdasarkan subyek. Metode pembelajaran dan pengujian data pada jaringan LVQ menggunakan metode validasi silang (*cross validation*). Akurasi klasifikasi rata-rata menggunakan metode *graph feature extraction* diperoleh sebesar 88.89% dan metode PCA diperoleh sebesar 66.67%. Dari hasil ini menunjukkan bahwa sinyal EMG selama berjalan dari 8 otot tungkai dapat digunakan sebagai identitas biometrik *gait*.

Kata Kunci : EMG, Otot Tungkai, Biometrik Gait, Principal Component Analysis, Analisis Gait.

# CLASSIFICATION OF EMG IN LOWER LIMB MUSCLE DURING WALKING USING LEARNING VECTOR QUANTIZATION

By : Darma Setiawan Putra  
Student Identity Number : 2214206006  
Supervisor I : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng  
Supervisor II : Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

## ABSTRACT

Electromyography (EMG) signal is an electrical activity that occurs in the muscle layer during active motion. The way people walking is defined by the structure of individual muscle and bones so that the way of walking is unique and must be able to used in biometric data. In this study, we classified the EMG data dari 8 lower limb muscle during normal walking test (Rectus Femoris, Vastus Medialis, Vastus Lateralis, Bicep Femoris, Semitendinosus, Gastrocnemius Medialis, Gastrocnemius Lateralis, and Tibialis Anterior). Six healthy volunteer were involving in this study by walking in GaitLab with 8 EMG electrodes attached on their muscle. Each volunteer performed one gait cycle and 3 walking trial. So in total 18 EMG dataset were analized for classification. *Graph feature extraction* and *principal component analysis* method was used to extract the feature of EMG data of all 8 muscle during walking. Learning Vector Quantization (LVQ) was used to classify the EMG data based on subject. Training and testing method in LVQ network used cross validation (CV). The average accuracy of classification using graph feature extraction method is 88.89% and using PCA method is 66.67%. In the result show that EMG data during walking of 8 lower limb muscles can be used to identity of gait biometric.

Keywords : EMG, Lower Limb Muscle, Gait Biometric, Principal Component Analysis, Gait Analysis.

## DAFTAR ISI

|                                                      |      |
|------------------------------------------------------|------|
| Abstrak .....                                        | i    |
| Abstract .....                                       | iii  |
| Kata Pengantar .....                                 | v    |
| Daftar Isi .....                                     | vii  |
| Daftar Gambar .....                                  | xi   |
| Daftar Tabel.....                                    | xiii |
| Bab 1 Pendahuluan                                    |      |
| 1.1 -Latar Belakang .....                            | 1    |
| 1.2 .Rumusan Masalah .....                           | 2    |
| 1.3 .Batasan Masalah .....                           | 2    |
| 1.4 .Tujuan Penelitian .....                         | 2    |
| 1.5 .Manfaat Penelitian .....                        | 2    |
| 1.6 .Sistematika Penulisan .....                     | 3    |
| Bab 2 Kajian Pustaka dan Landasan Teori              |      |
| 2.1 Kajian Pustaka.....                              | 5    |
| 2.2 Landasan Teori .....                             | 6    |
| 2.2.1 <i>Gait Analysis</i> .....                     | 7    |
| 2.2.2 Siklus Berjalan ( <i>Gait Cycle</i> ) .....    | 7    |
| 2.2.2.1 Fase Menapak ( <i>Stance Phase</i> ) .....   | 8    |
| 2.2.2.2 Fase Mengayun ( <i>Swing Phase</i> ) .....   | 9    |
| 2.2.3 Otot Tungkai ( <i>Lower Limb Muscle</i> )..... | 10   |
| 2.2.4 <i>Electromyography</i> (EMG) .....            | 14   |
| 2.2.4.1 Definisi dan Sejarah .....                   | 14   |
| 2.2.4.2 Motor Unit (MU) .....                        | 16   |
| 2.2.5 Filter EMG .....                               | 18   |
| 2.2.6 <i>Full Wave Rectification</i> .....           | 19   |
| 2.2.7 Smoothing .....                                | 20   |
| 2.2.8 <i>Digital Low Pass Filter</i> .....           | 21   |
| 2.2.9 Envelope Sinyal EMG Setelah Filtering .....    | 22   |
| 2.2.10 <i>Graph Feature Extraction</i> .....         | 23   |

|                                                                      |    |
|----------------------------------------------------------------------|----|
| 2.2.10.1 Onset dan Offset dari Suatu Sinyal .....                    | 23 |
| 2.2.10.2 Durasi .....                                                | 24 |
| 2.2.10.3 Gradien Garis .....                                         | 24 |
| 2.2.11 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> .....               | 25 |
| 2.2.11.1 Normalisasi Data .....                                      | 26 |
| 2.2.11.2 Mean dan Standar Deviasi .....                              | 26 |
| 2.2.11.3 Kovarian .....                                              | 27 |
| 2.2.11.4 Vektor Eigen dan Nilai Eigen .....                          | 27 |
| 2.2.12 <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> .....               | 28 |
| 2.2.12.1 Arsitektur SOM .....                                        | 29 |
| 2.2.12.2 Arsitektur LVQ .....                                        | 30 |
| 2.2.12.3 LVQ1 .....                                                  | 32 |
| 2.2.12.4 LVQ2 .....                                                  | 32 |
| 2.2.12.5 LVQ3 .....                                                  | 33 |
| 2.2.13 Validasi Sistem .....                                         | 33 |
| <b>Bab 3 Metodologi Penelitian</b>                                   |    |
| 3.1 Envelope Sinyal EMG .....                                        | 37 |
| 3.2 <i>Graph Feature Extraction</i> .....                            | 41 |
| 3.2.1 Onset dan Offset .....                                         | 41 |
| 3.2.2 Durasi .....                                                   | 42 |
| 3.2.3 Skor Gradien .....                                             | 43 |
| 3.3 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> .....                  | 54 |
| 3.3.1 Matriks Data .....                                             | 55 |
| 3.3.2 Normalisasi Data .....                                         | 55 |
| 3.3.3 Kovarian .....                                                 | 56 |
| 3.3.4 Menghitung Nilai Eigen dan Vektor Eigen .....                  | 57 |
| 3.3.5 Menghitung Komponen Utama ( <i>Principal Component</i> ) ..... | 58 |
| 3.4 <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> .....                  | 59 |
| 3.4.1 Laju Pembelajaran ( <i>Learning Rate</i> ) .....               | 59 |
| 3.4.2 Iterasi .....                                                  | 60 |
| 3.4.3 Vektor Referensi ( <i>Codebook Vector</i> ) .....              | 60 |
| 3.4.4 Parameter Optimal .....                                        | 60 |

|                                              |    |
|----------------------------------------------|----|
| 3.4.5 Validasi Jaringan LVQ .....            | 61 |
| 3.4.6 Contoh Perhitungan Algoritma LVQ ..... | 61 |
| <b>Bab 4 Hasil dan Pembahasan</b>            |    |
| 4.1 Validasi Jaringan LVQ .....              | 67 |
| 4.2 Akurasi .....                            | 71 |
| 4.3 Sensitifitas dan Presisi .....           | 73 |
| <b>Bab 5 Kesimpulan dan Saran</b>            |    |
| 5.1 Kesimpulan .....                         | 75 |
| 5.2 Saran .....                              | 76 |
| Daftar Pustaka .....                         | 77 |



## DAFTAR TABEL

|                                                                                                                                          |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 3.1 Penghitungan Skor Gradien Sinyal EMG .....                                                                                     | 44 |
| Tabel 3.2 Penghitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien .....                                                                      | 48 |
| Tabel 3.3 Matriks Data Sinyal EMG .....                                                                                                  | 55 |
| Tabel 3.4 Hasil Normalisasi Z-Score .....                                                                                                | 56 |
| Tabel 3.5 Nilai Kovarian dari Sinyal EMG.....                                                                                            | 56 |
| Tabel 3.6 Vektor Eigen dari Matriks Kovarian .....                                                                                       | 57 |
| Tabel 3.7 Nilai Eigen dari Matriks Kovarian .....                                                                                        | 57 |
| Tabel 3.8 Matriks Fitur Sinyal EMG .....                                                                                                 | 59 |
| Tabel 4.1 Pengaruh Laju Pembelajaran terhadap Akurasi Sistem<br>Menggunakan Metode <i>Graph Feature Extraction</i> . Iterasi = 100 ..... | 65 |
| Tabel 4.2 Pengaruh Iterasi terhadap Akurasi Sistem Menggunakan<br>Metode <i>Graph Feature Extraction</i> . Learning Rate = 0.01 .....    | 66 |
| Tabel 4.3 Pengaruh Laju Pembelajaran terhadap Akurasi Sistem<br>Menggunakan Metode PCA Iterasi = 100 .....                               | 66 |
| Tabel 4.4 Pengaruh Iterasi terhadap Akurasi Sistem Menggunakan<br>Metode PCA. Learning Rate = 0.07 .....                                 | 67 |
| Tabel 4.5 Validasi Menggunakan Metode <i>Graph Feature Extraction</i> .....                                                              | 68 |
| Tabel 4.6 Validasi Menggunakan Metode PCA .....                                                                                          | 70 |
| Tabel 4.7 Akurasi Klasifikasi untuk Metode <i>Graph Feature Extraction</i> .....                                                         | 72 |
| Tabel 4.8 Akurasi Klasifikasi untuk Metode PCA .....                                                                                     | 72 |
| Tabel 4.9 Sensitifitas dan Presisi untuk Metode <i>Graph Feature Extraction</i> .....                                                    | 73 |
| Tabel 4.10 Sensitifitas dan Presisi untuk Metode PCA.....                                                                                | 74 |

## DAFTAR GAMBAR

|                                                                    |    |
|--------------------------------------------------------------------|----|
| Gambar 2.1 Fase <i>stance</i> dan <i>swing</i> .....               | 8  |
| Gambar 2.2 Siklus Alami Berjalan Manusia .....                     | 10 |
| Gambar 2.3 Otot Tungkai.....                                       | 11 |
| Gambar 2.4 Motor Unit .....                                        | 16 |
| Gambar 2.5 Motor Unit Action Potential (MUAP).....                 | 17 |
| Gambar 2.6 Raw Sinyal EMG .....                                    | 18 |
| Gambar 2.7 Empat Jenis Perilaku Filter .....                       | 18 |
| Gambar 2.8 <i>Full Wave Rectification</i> dari Raw Sinyal EMG..... | 20 |
| Gambar 2.9 Perbandingan Algoritma MA dan RMS .....                 | 21 |
| Gambar 2.10 Perbandingan MA, RMS dan Low Pass .....                | 22 |
| Gambar 2.11 Envelope Sinyal EMG setelah Filtering .....            | 23 |
| Gambar 2.12 Onset dan Offset .....                                 | 24 |
| Gambar 2.13 Durasi Waktu dari Suatu Sinyal .....                   | 24 |
| Gambar 2.14 Gradien Garis .....                                    | 25 |
| Gambar 2.15 Arsitektur SOM .....                                   | 29 |
| Gambar 2.16 Arsitektur jaringan LVQ.....                           | 30 |
| Gambar 2.17 <i>Confusion Matrix</i> .....                          | 34 |
| Gambar 3.1 Metodologi Penelitian .....                             | 35 |
| Gambar 3.2 Peletakan Elektroda EMG .....                           | 36 |
| Gambar 3.3 Raw Sinyal EMG .....                                    | 37 |
| Gambar 3.4 Envelope Sinyal EMG .....                               | 38 |
| Gambar 3.5 Tahapan <i>Graph Feature Extraction</i> .....           | 41 |
| Gambar 3.6 Titik Onset dan Offset pada Sinyal EMG .....            | 42 |
| Gambar 3.7 Durasi pada Sinyal EMG .....                            | 43 |
| Gambar 3.8 Skor Gradien Sinyal EMG .....                           | 44 |
| Gambar 3.9 Tahapan <i>Principal Component Analysis</i> .....       | 54 |

# BAB 1

## Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

*Gait* merupakan cara atau gaya berjalan manusia sedangkan *locomotion* adalah usaha seseorang untuk berpindah dari satu tempat ke tempat yang lain. Dalam berjalan ada 2 fase untuk melakukan *locomotion* yaitu fase *stance* dan fase *swing*. Fase *stance* merupakan fase untuk menapak kaki ke landasan dan fase *swing* merupakan fase untuk mengayunkan kaki dari landasan.

Manusia memiliki gaya dan pola berjalan yang berbeda-beda. Perbedaan ini disebabkan oleh struktur tulang dan komposisi otot tungkai yang melingkupinya. Perbedaan ukuran otot tungkai akan menghasilkan perbedaan sinyal selama berjalan pada setiap orang.

Otot tungkai akan mengalami kontraksi dan relaksasi selama berjalan sesuai dengan posisi gerakan kaki. Otot yang berkontraksi dan relaksasi pada fase *stance* akan berbeda dengan otot yang berkontraksi dan relaksasi pada fase *swing*. Pada saat otot berkontraksi maka otot akan mengeluarkan potensial listrik dengan besar frekuensi dan magnitudo tertentu dan pada saat otot berelaksasi maka potensial listrik akan berkurang. Potensial listrik yang dihasilkan dari otot kaki ini dapat direkam dan diukur dengan sebuah alat yang disebut dengan *electromyograph* (EMG). Sinyal yang terukur oleh *electromyograph* disebut dengan sinyal EMG. Besar frekuensi dan magnitudo yang terekam oleh perangkat EMG juga dipengaruhi oleh kekuatan kaki menginjak landasan dan kecepatan berjalan seseorang.

Setiap orang memiliki sinyal EMG selama berjalan pada otot tungkai yang unik sehingga sinyal ini dapat digunakan untuk biometrik. Sinyal EMG ini dapat diaplikasikan untuk program rehabilitasi pasien, pembuatan animasi cara berjalan seseorang ataupun pengembangan robot kaki yang dijalankan menggunakan pola sinyal EMG.

## 1.2 Rumusan Masalah

Gaya berjalan seseorang (*gait*) adalah unik karena gaya berjalan seseorang ditentukan oleh struktur tulang dan otot tersebut. Gaya berjalan ini dapat dibuktikan dengan melihat pola gerakan tungkai dengan menempatkan penanda berupa *marker* yang ditempelkan pada otot tungkai selama berjalan. Selain *marker*, perangkat *electromyography* (EMG) juga dapat digunakan untuk mengetahui pola gerakan berjalan berbasis pada aktifitas sinyal listrik. Studi klasifikasi biometrik menggunakan EMG masih sedikit dilakukan orang. Klasifikasi biometrik menggunakan EMG ini berpotensi untuk digunakan dalam program rehabilitasi pasien, animasi berjalan seseorang ataupun pengembangan robot kaki yang dijalankan melalui pola sinyal EMG.

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu menggunakan sinyal EMG selama berjalan pada 8 otot tungkai dengan berjalan normal. Lima jenis otot tungkai bagian atas yaitu *Rectus Femoris (RF)*, *Vastus Medialis (VM)*, *Vastus Lateralis (VL)*, *Semitendinosus (ST)*, dan *Bicep Femoris (BF)* serta tiga jenis otot tungkai bagian bawah yaitu *Gastrocnemius Medialis (GM)*, *Gastrocnemius Lateralis (GL)* dan *Tibialis Anterior (TA)*. Metode ekstraksi fitur sinyal EMG menggunakan metode *graph feature extraction* dan *principal component analysis*.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengklasifikasi sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan dan menghubungkannya dengan identitas seseorang. Selain itu, juga bertujuan untuk mengetahui tingkat keunikan sinyal EMG selama berjalan antara satu subyek dengan subyek yang lain.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Keunikan sinyal EMG selama berjalan yang ada pada setiap orang dapat digunakan sebagai identitas biometrik untuk keperluan di bidang tertentu. Beberapa kegunaannya adalah untuk keperluan pembuatan robot kaki untuk bantuan berjalan

berdasarkan pola sinyal EMG, pengembangan animasi kaki yang menirukan gaya berjalan seseorang dan rehabilitasi otot kaki berdasarkan pola sinyal EMG.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan tesis ini, sistematika penulisan akan dibagi menjadi beberapa bab yaitu :

### Bab I Pendahuluan

Pertama, berisi tentang latar belakang dari permasalahan yang terkait dengan keunikan sinyal EMG selama berjalan. Kedua, berisi tentang rumusan masalah yaitu permasalahan yang ada pada pola sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan tersebut. Ketiga, batasan masalah yaitu batasan dalam melakukan pembahasan, metode dan analisis data. Keempat, tujuan penelitian yang menjelaskan capaian akhir dari penelitian ini. Kelima, manfaat penelitian yang menjelaskan manfaat dari penelitian ini jika diterapkan pada suatu bidang keilmuan. Keenam, sistematika penulisan yang menjelaskan tahapan-tahapan penulisan.

### Bab II Kajian Pustaka dan Landasan Teori

Berisi tentang sejauhmana penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya oleh peneliti yang lain tentang gaya berjalan (*gait*) yang dapat dijadikan sebagai identitas biometrik baik *gait* berbasis video maupun *gait* berbasis marker. Bab ini juga berisi teori tentang sinyal EMG, metode ekstraksi fitur grafik (*graph*), *principal component analysis (PCA)* dan *learning vector quantization (LVQ)*.

### Bab III Metodologi Penelitian

Berisi tentang tahapan untuk memudahkan dalam mencapai tujuan dari penelitian. Bab ini juga berisi hal yang terkait dengan proses untuk pemilihan fitur sinyal EMG sehingga dengan fitur yang diperoleh dapat melakukan proses klasifikasi menggunakan jaringan LVQ. Metode pelatihan dan pengujian data juga akan disampaikan dalam bab ini.

#### Bab IV Hasil dan Pembahasan

Berisi tentang pemaparan dan penjelasan dari hasil yang dicapai sesuai dengan metodologi yang telah dirumuskan pada bab III. Hasil yang telah dicapai tersebut akan dianalisis untuk menjawab hipotesa.

#### Bab V Kesimpulan dan Saran

Berisi tentang kesimpulan dari penelitian ini dan saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya.

## BAB 2

### Kajian Pustaka dan Landasan Teori

#### 2.1 Kajian Pustaka

Pengenalan manusia berdasarkan gerak berjalan (*gait*) telah dipublikasikan pada beberapa penelitian. Howard Lee (Lee et.al., 2008) melakukan penelitian analisis gait berbasis video. Tahapan dimulai dengan akuisisi citra gait manusia yang menggunakan pakaian khusus yaitu tangan berwarna merah, kaki kanan dan badan berwarna hitam serta kaki kiri berwarna putih. Untuk segmentasi dilakukan dengan menggabungkan antara objek dan latar belakang kemudian melakukan filterisasi menggunakan Gaussian. Untuk skeletonisasi citra menggunakan metode *thinning* dengan algoritma *most prominent ridge line* (MPRL). Ekstraksi fitur menggunakan analisa histogram dan metode *Hough Transform* pada citra skeletonisasi untuk mendapatkan nilai dari kesepuluh fitur. Empat fitur merupakan kelompok jarak dan enam lainnya merupakan hasil pengukuran sudut. Jaringan syaraf menggunakan *feedforward*. Jaringan ini dilatih untuk mendiagnosa data neurologis.

David dan Mark (Wagg et. al., 2004) melakukan analisis gait dari jarak jauh secara real time menggunakan video dengan bentuk siluet seseorang. Dari siluet tersebut akan diubah menjadi skeleton dan dari skeleton akan dicari fitur dari gerak jalan tersebut. Citra akan diproses menggunakan Gaussian untuk menghilangkan noise kemudian diikuti dengan deteksi tepi *Sobel* dan subtraksi latar belakang. Nearest neighbor classifier digunakan untuk proses pengenalan dengan metode cross validation 'leave-one-out'.

Muhammad Muazz (Muazz et.al., 2012) melakukan penelitian penggunaan sensor *accelerometer* untuk pengenalan gait dengan kecepatan berjalan yang berbeda. Sensor *accelerometer* yang telah banyak terpasang di perangkat *smartphone* kemudian dipasang di tubuh objek. Ekstraksi cycle didasarkan pada akselerasi arah sumbu x yang dibandingkan dengan arah sumbu y dan z. Tujuh tahapan untuk melakukan ekstraksi cycle adalah *interpolation*, *filtering*, *centring around zero*, *cycle length estimation*, *cycle detection*, *cycle normalization*, *deletion*

*of unusual cycle*, dan *computation of typical cycle*. Hasilnya menunjukkan bahwa kecepatan berjalan yang berbeda berpengaruh terhadap pengenalan gait.

Ashafidz (Dianta, 2015) telah meneliti tentang pengenalan manusia berdasarkan data *marker* trayektori yang dipasang pada otot tungkai sebanyak 16 buah, 8 buah marker pada kaki kanan dan 8 buah marker pada kaki kiri. Pergerakan marker ini akan memiliki lintasan  $x$ ,  $y$  dan  $z$  selama proses berjalan. Jumlah subyek yang dilibatkan sebanyak 8 orang. Seluruh data *marker* trayektori pada setiap subyek dilatih dan diuji menggunakan *naïve bayesian* untuk proses pengenalan. Hasilnya menunjukkan bahwa 98% dari data *marker* trayektori tersebut dapat mengenal siapa pemiliknya. Hal ini menunjukkan bahwa pola berjalan setiap orang memiliki keunikan sehingga dengan keunikan gaya berjalan tersebut dapat digunakan dalam bidang biometrik.

Manvinder (Kaur et.al, 2015) telah meneliti tentang adanya perbedaan sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan dengan kecepatan normal dan cepat. Dalam penelitian tersebut mereka menganalisis sinyal EMG dengan menggunakan metode *root mean square (RMS)* dan *median frequency (MDF)*. Adanya variasi nilai RMS dan MDF dari sinyal EMG pada setiap otot yang berbeda dapat digunakan sebagai pengetahuan tentang kecepatan berjalan manusia normal. Secara statistik variasi nilai RMS dan MDF ini dapat digunakan untuk mengetahui perubahan kecepatan berjalan tersebut.

Dalam penelitian ini, kami melakukan analisis gait berbasis sinyal EMG dengan melakukan klasifikasi sinyal EMG selama berjalan dengan kecepatan normal (*self-selected speed*) pada 8 otot tungkai menggunakan *learning vector quantization*. Klasifikasi ini dilakukan untuk mengetahui sejauhmana variasi pola sinyal EMG pada otot tungkai dimiliki oleh seseorang sehingga sinyal EMG ini dapat digunakan sebagai identitas biometrik.

## **2.2 Landasan Teori**

*Gait* merupakan gaya berjalan dari seorang individu. *Gait* juga dapat diartikan pola atau ragam berjalan. Setiap orang berjalan dengan *gait* masing-masing yang memiliki pola yang berbeda-beda. Perbedaan ini dipengaruhi oleh



struktur tulang dan komposisi otot yang ada pada setiap individu yang berbeda pula. Dengan komposisi otot yang berbeda, maka sinyal EMG pada otot tungkai akan bervariasi pada setiap individu.

### 2.2.1 *Gait Analysis*

Analisis gait merupakan salah satu bidang ilmu pengetahuan yang mempelajari tentang kemampuan dan cara bergerak manusia. Dalam bidang kedokteran, analisis gait digunakan untuk menentukan penanganan dan terapi bagi pasien rehabilitasi medis.

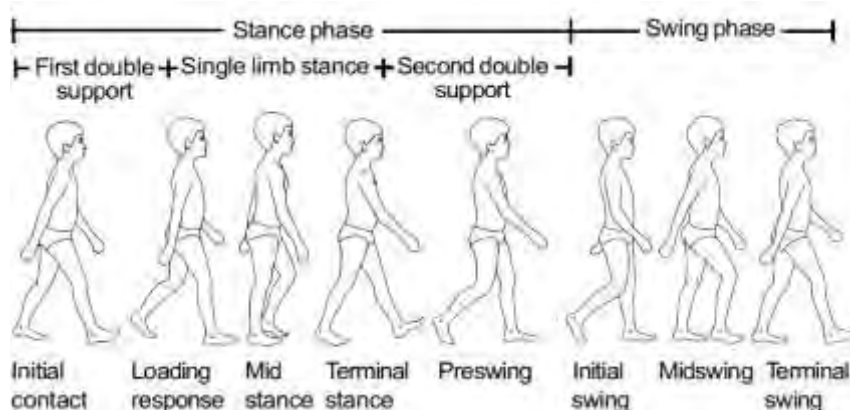
Beberapa parameter dalam analisis gait menurut Whittle (Whittle, 2007) adalah sebagai berikut :

- a. *Vertical displacement* yaitu jarak selisih pergerakan pinggul pada manusia ketika dilakukan satu siklus berjalan. Fase tersebut diukur pada saat sebelah kaki dari sisi pinggul yang sama menapak pada landasan. Jarak ideal selisih dari pergerakan terendah dari pada pinggul dan tertinggi pada pinggul adalah 4-8 cm pada rentang usia 18 – 40 tahun dengan cara berjalan normal.
- b. Panjang langkah yaitu jarak yang ditempuh dari *heel strike* hingga *preswing* atau setengah siklus berjalan. Saat berjalan dengan kecepatan normal rata-rata panjang langkah manusia adalah 70% dari panjang kaki secara keseluruhan diukur dari pangkal paha hingga mata kaki.
- c. Sudut langkah adalah bentuk sudut yang terbentuk pada lutut saat kaki mengayun. Saat mata kaki terangkat, maka akan terbentuk sudut tertentu yang berhubungan dengan aktifitas otot yang digunakan. Ini berhubungan dengan fase gait yang menandakan apabila objek telah berjalan pada suatu lintasan lurus maka perpindahan antara fase gait dapat dianalisis dari sudut yang terbentuk pada lutut. Saat yang sama, juga perlu dipantau kelainan dari sudut yang terbentuk pada saat objek berjalan.

### 2.2.2 *Siklus Berjalan (Gait Cycle)*

Dalam siklus berjalan, fase *stance* dan fase *swing* akan dilakukan secara berulang. Periode waktu dalam suatu kejadian (biasanya diawali dengan *initial*

*contact*) untuk melakukan perpindahan satu kaki dan kembali ke keadaan semula pada kaki yang sama disebut dengan *gait cycle*. (Vaughan et al. 1999). Ilustrasi terkait dengan *gait cycle*, *stance* dan *swing* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Fase *stance* dan *swing* (Vaughan et al., 1999)

### 2.2.2.1 Fase Menapak (*Stance phase*)

Fase *stance* adalah fase menapak kaki ke landasan. Pada fase menapak kaki ini, kaki akan melakukan aktifitas menapak sebesar 60% sepanjang siklus berjalan dilakukan, sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 2.2. Adapun tahapan pada fase menapak ini adalah :

#### a. Initial contact (0%)

Fase ini merupakan momen ketika tumit menyentuh landasan. Fase ini merupakan awal dari fase menapak dengan posisi *heel strike* yang mana titik dari *centre of gravity* berada pada tingkat yang terendah dan tubuh berada pada posisi yang paling stabil. Pada fase ini, kedua kaki menyentuh landasan (*first double support*). Posisi sendi pada waktu mengakhiri *initial contact* akan menentukan pola gerakan berikutnya (*loading response*)

Menyentuhnya tumit dengan landasan mengindikasikan bahwa tungkai akan bergerak, sedangkan tungkai yang lain berada pada posisi *terminal stance*.

#### b. Loading Response (0-10%)

Fase ini merupakan tahap kedua dari fase menapak. Fase ini dilakukan dengan menyentuh landasan dan dilanjutkan sampai tungkai yang lain siap untuk

diangkat dan diayunkan. Berat tubuh akan berpindah ke depan pada tungkai. Fase ini merupakan fase awal untuk berada pada tahap satu tungkai yang menapak (*single limb stance*). Pada fase ini, tungkai berada pada posisi kaki mendatar (*foot-flat*) dan tungkai yang lain berada pada posisi persiapan mengayun (*preswing*).

c. Midstance (10-30%)

Fase ini merupakan fase gerakan satu tungkai menapak (*single limb stance*). Pada fase ini, awal gerakan akan mengangkat tungkai dan dilanjutkan sampai berat tubuh hanya berada pada satu kaki yang lain dengan posisi lurus. Pada fase ini, *center of gravity* berada pada tingkat yang tertinggi. Ketika tungkai mulai bergerak ke depan sementara tungkai yang lain mulai bergerak menuju fase selesai mengayun (*midswing*).

d. Terminal stance (30-50%)

Pada fase ini, tungkai yang mengayun pada fase *midstance* selesai melakukan ayunan. Pada fase ini, tumit dari tungkai yang menapak ke landasan berada pada posisi kehilangan kontak dengan landasan (*heel-off*) dan tungkai yang lain berada pada posisi selesai mengayun (*terminal swing*). Pada fase ini, *centre of gravity* berada di depan kaki yang menapak ke landasan. Fase *terminal stance* merupakan fase terakhir dari fase satu tungkai yang menapak ke landasan.

e. Preswing (50-60%)

Pada fase ini, tungkai yang selesai menapak ke landasan siap untuk mengayun (*preswing*) dan ujung jari berada pada posisi siap meninggalkan landasan (*toe-off*). Sementara itu, tungkai yang lain akan berada pada posisi *loading response*. Fase *preswing* ini adalah fase *second double support* dimana kedua kaki berada kembali pada posisi menapak di landasan.

#### **2.2.2.2 Fase Mengayun (*Swing phase*)**

Fase *swing* adalah fase mengayunkan kaki dari landasan. Pada fase mengayun ini, kaki akan melakukan aktifitas mengayun sebesar 40% sepanjang siklus berjalan dilakukan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.2. Adapun tahapan pada fase mengayun ini adalah :

a. Initial swing (60-70%)

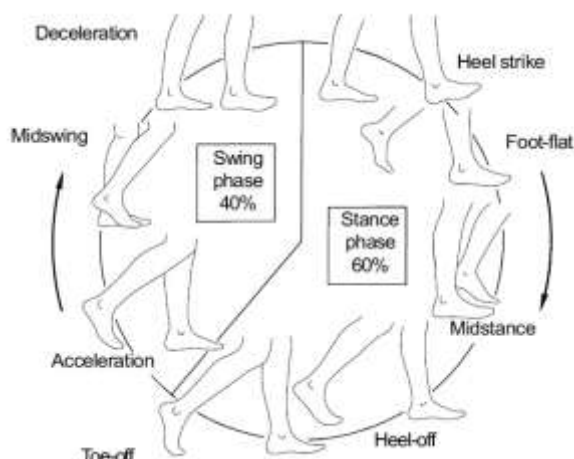
Pada fase pertama dari fase mengayun merupakan fase pergantian dari fase menapak berubah menjadi fase mengayun. Pada fase persiapan mengayun (*initial swing*) ini, posisi tungkai yang akan diayun berada pada posisi akselerasi (*acceleration*) dan tungkai yang lain berada pada posisi *midstance*. Pada proses akselerasi, segera ketika kaki meninggalkan landasan, maka otot *flexor* akan aktif untuk menyesuaikan tungkai yang bergerak ke depan.

b. Midswing (70-85%)

Pada fase ini merupakan fase untuk mengayunkan tungkai yang berlawanan dengan tungkai yang menapak. Tungkai yang mengayun akan diayun melewati tubuh. Sementara itu, tungkai yang menapak berada pada posisi *midstance*.

c. Terminal swing (85-100%)

Akhir dari fase *swing* ini adalah saat kaki dari tungkai yang diayun kembali menginjak landasan. Sedangkan tungkai yang lain berada pada posisi *terminal stance*.



Gambar 2.2 Siklus Alami Berjalan Manusia (Vaughan et al., 1999)

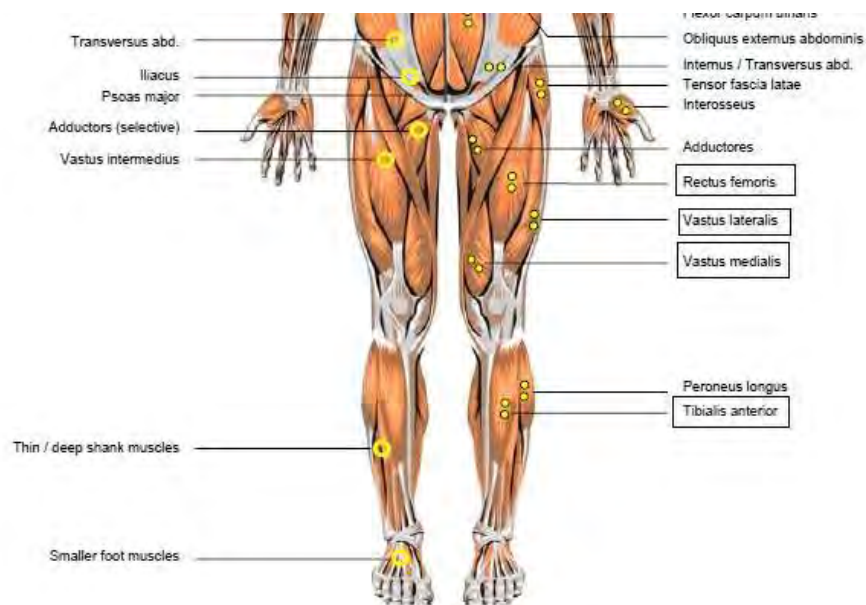
### 2.2.3 Otot Tungkai (*Lower Limb Muscle*)

Otot (*muscle*) adalah sebuah jaringan pada tubuh manusia dan hewan yang berfungsi untuk menggerakkan tulang (Colligan, 2010). Otot diklasifikasikan menjadi tiga jenis yaitu otot lurik, otot polos dan otot jantung.

Otot tungkai termasuk jenis otot lurik. Otot tungkai ini akan menggerakkan organ tubuh yang digunakan untuk berjalan. Mengacu pada ketentuan yang

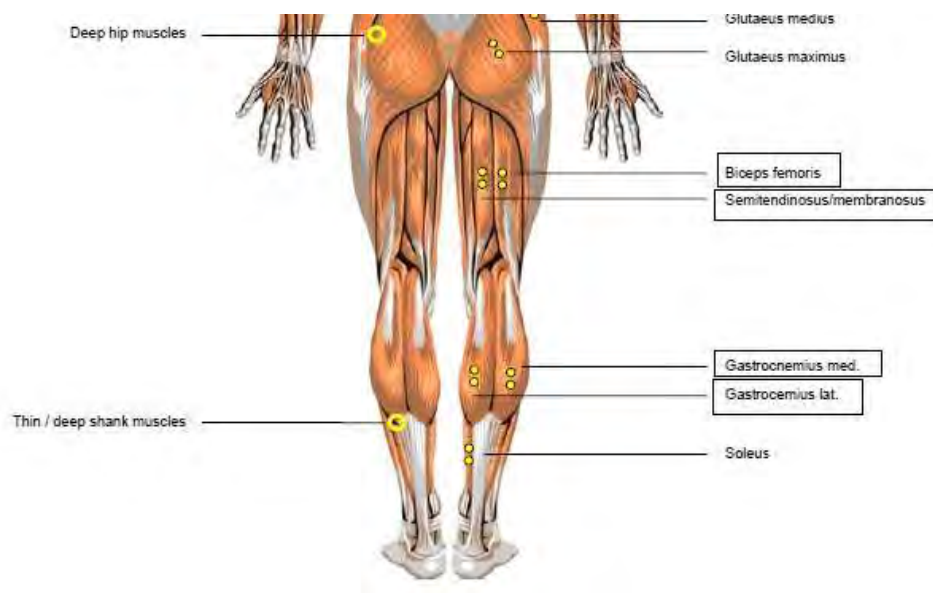
dikeluarkan oleh Badan Uni Eropa yang bernama the SENIAM, sebuah lembaga yang menangani program penelitian dibidang kesehatan dan biomedik ([www.seniam.org](http://www.seniam.org)), otot tungkai terbagi menjadi dua macam yaitu otot tungkai bagian atas dan otot tungkai bagian bawah. Otot tungkai bagian atas adalah otot yang terdapat antara paha dan lutut yaitu *rectus femoris*, *vastus medialis*, *vastus lateralis*, *bicep femoris* dan *semitendinosus*. Sedangkan otot tungkai bagian bawah adalah otot yang terdapat antara lutut dengan kaki yaitu *gastrocnemius medialis*, *gastrocnemius lateralis* dan *tibialis anterior*.

Gambar 2.3 menunjukkan posisi otot tungkai bagian atas dan otot tungkai bagian bawah.



(a)

Gambar 2.3 Otot Tungkai (a) Tampak Depan (b) Tampak Belakang (Konrad, 2005)



(b)

Gambar 2.3 Otot Tungkai (a) Tampak Depan (b) Tampak Belakang (Konrad, 2005) (Lanjutan)

#### a. Rectus Femoris

Otot ini merupakan salah satu dari otot *quadriceps*. *Quadriceps* merupakan kumpulan otot besar yang terletak dibagian paha depan dan berfungsi untuk meluruskan tungkai.

Otot *rectus femoris* ini sangat berguna untuk menstabilkan sendi lutut dalam melakukan aktifitas berjalan. Otot ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *initial contact*, *loading response* dan *initial swing*.

#### b. Vastus Medialis

Otot ini juga merupakan salah satu dari otot *quadriceps*. Otot *vastus medialis* ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *initial contact*, *loading response*, dan *terminal swing*.

### **c. Vastus Lateralis**

Otot *vastus lateralis* merupakan otot yang termasuk ke dalam otot yang terdapat dibagian luar. Otot ini juga termasuk ke dalam otot *quadriceps*. Otot *vastus lateralis* ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *initial contact*, *loading response*, dan *terminal swing*.

### **d. Bicep Femoris**

Otot ini terdapat dibagian luar paha belakang. Fungsi dari otot ini adalah untuk menekuk tungkai. Otot *bicep femoris* ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *initial swing*, *mid swing* dan *terminal swing*. Otot ini juga berkontraksi ketika melakukan aktifitas fase *stance* berupa *initial contact*.

### **e. Semitendinosus**

Otot ini terdapat dibagian dalam paha belakang. Fungsi otot ini sama dengan fungsi otot *bicep femoris* yaitu untuk menekuk tungkai. Otot ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *terminal swing*. Otot ini juga berkontraksi ketika melakukan fase *stance* yaitu *initial contact* dan *loading response*.

### **f. Gastrocnemius Medialis**

Otot ini terdapat dibagian dalam betis. Otot ini adalah otot yang paling menonjol. Otot ini berfungsi sebagai penggerak telapak kaki. Otot ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *mid stance* dan *terminal stance*.

### **g. Gastrocnemius Lateralis**

Otot ini terdapat dibagian luar betis. Otot ini juga berfungsi sebagai penggerak telapak kaki. Otot ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *mid stance* dan *terminal stance*.

## **h. Tibialis Anterior**

Otot ini terdapat dibagian depan otot betis. Otot ini berfungsi untuk mengangkat kaki. Otot ini akan berkontraksi ketika melakukan aktifitas *initial contact, loading response, preswing, midswing* dan *terminal swing*.

### **2.2.4 Electromyography (EMG)**

#### **2.2.4.1 Definisi dan Sejarah**

*Electromyography* (EMG) adalah suatu teknik untuk melakukan pengembangan, perekaman dan analisis sinyal *myoelectric* (Konrad, 2005). Perangkat atau alat yang digunakan untuk melakukan proses perekaman sinyal *myoelectric* disebut dengan *electromyograph*. Sinyal *myoelectric* adalah potensial listrik yang terjadi karena adanya kontraksi pada serat otot rangka (*muscular skeletal fiber*).

Pengembangan EMG diawali pada penemuan Francesco Redi pada pertengahan tahun 1600, dimana ia mendokumentasikan tentang adanya otot khusus dari seekor ikan yang mengeluarkan sumber energi listrik. Pada tahun 1773, seorang peneliti yang bernama Walsh menunjukkan secara nyata bahwa jaringan otot ikan belut mampu menghasilkan sebuah percikan listrik. Hingga tahun 1790, Galvani telah mendapatkan bukti langsung bahwa adanya hubungan antara kontraksi otot dengan energi listrik. Dia telah melakukan serangkaian penelitian yang menunjukkan bahwa kontraksi otot dapat dibangkitkan dengan pelepasan energi listrik yang statis. Pada tahun 1792, Volta awalnya setuju dengan penemuan Galvani. Dia kemudian menyimpulkan, fenomena yang disampaikan oleh Galvani dapat dipahami bahwa munculnya energi listrik tidak dari jaringannya sendiri tetapi adanya artifak dari logam yang berbeda yang menyentuh jaringan otot. Volta telah mengembangkan sebuah alat yang dapat digunakan untuk menghasilkan listrik dan menstimulasi otot. Teknik penggunaan energi listrik untuk menstimulasi otot tersebut telah mendapat perhatian yang luas selama kurun waktu pada abad 19 dan banyak pihak yang menggunakan teknik baru ini dalam rangka penelitian. Pada



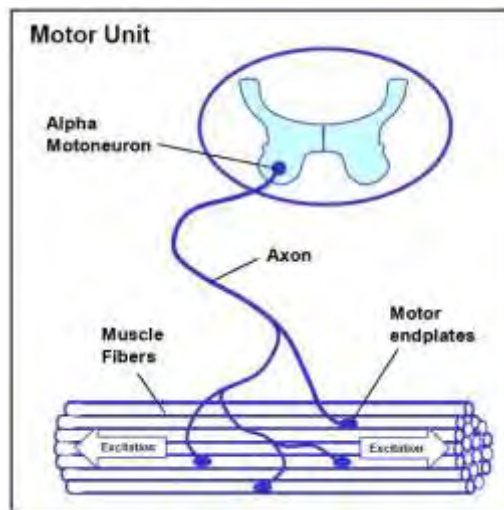
tahun 1860-an, Duchenne telah melakukan studi sistematis pertamanya dengan menggunakan stimulasi listrik untuk mempelajari fungsi otot.

Hingga awal tahun 1800, sebuah alat yang digunakan untuk mengukur arus listrik dan aktifitas otot yang disebut dengan Galvanometer telah ditemukan. Pada tahun 1838, Matteuci telah menggunakan Galvanometer untuk mendemostrasikan sebuah potensial listrik antara sebuah saraf katak yang terpotong dengan kerusakan otot. Pada tahun 1849, Du Bois-Reymond menemukan bukti dari aktifitas listrik pada otot manusia selama kontraksi sukarela (*voluntary contraction*). Pada awal tahun 1900, peneliti bernama Pratt telah mengawali untuk mendemostrasikan penelitiannya bahwa magnitudo energi yang terkait dengan kontraksi otot disebabkan oleh adanya pengerahan serat otot dari impuls saraf.

Awal 1930 hingga berlanjut sampai tahun 1950 dimana para peneliti telah memulai untuk menggunakan *surface EMG* (sEMG) secara luas untuk keperluan mempelajari fungsi otot secara normal maupun abnormal. Selama tahun 1930-an, Edmund Jacobson, telah menggunakan sEMG untuk mempelajari efek dari imajinasi dan emosi pada berbagai otot. Pada tahun 1940, beberapa peneliti telah memulai menggunakan sEMG untuk mempelajari gerakan dinamis. Akhir tahun 1950 dan pada tahun 1960, George Whatmore, seorang mahasiswa Jacobson, telah menggunakan EMG untuk mempelajari dan mengobati gangguan emosi dan fungsional. Hasil kerjanya dirangkum dalam sebuah buku yang berjudul *Physiopathology and Treatment of Functional Disorder*, dimana dia telah menggunakan sEMG untuk memperbesar teknik relaksasi yang telah dia pelajari dari Jacobson. Selama tahun 1960, sebuah teknik *biofeedback* dicetuskan oleh seorang peneliti yang bernama Basmajian. Penelitian Basmajian pada *single motor unit training* telah memberikan banyak dukungan untuk penelitian di bidang *biofeedback*. Elmer dan Green merupakan orang yang pertama sekali menggunakan sEMG dengan *biofeedback* pada klinik *Menninger Clinic*, yang mana mereka memodifikasi *single motor unit training* milik Basmajian menjadi training relaksasi yang lebih umum. Beberapa tahun kemudian, Budzynski dan koleganya memulai menggunakan sEMG *feedback* untuk mengobati sakit kepala. Sejak saat itulah, metode *biofeedback* berkembang secara cepat.

### 2.2.4.2 Motor Unit (MU)

Motor unit adalah sebuah saraf motorik (*motor neuron*) bersama dengan akson (*axon*) dan serabut otot yang melingkupinya. Ketika motor neuron bekerja, seluruh serabut otot yang ada akan berkontraksi. Ukuran motor unit sangat bervariasi. Hal ini disebabkan karena ukuran motor neuron beserta serabut otot yang melingkupinya. Unit motor yang kecil terdapat pada otot yang kecil begitu juga sebaliknya. Motor unit ini berfungsi untuk mengantarkan rangsangan dari pusat saraf menuju organ efektor seperti otot. Gambar 2.4 menunjukkan hubungan antara motor neuron, akson dan serat otot.



Gambar 2.4 Motor Unit (Konrad, 2005)

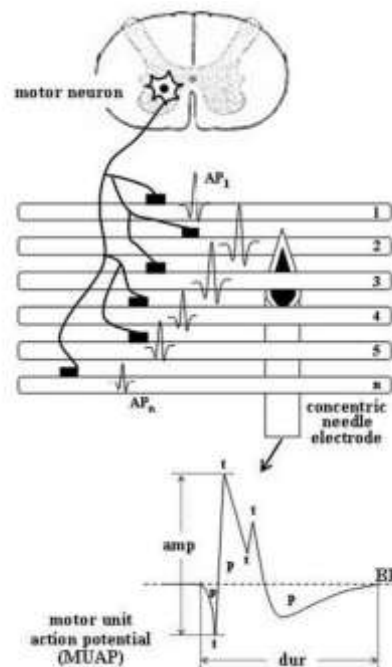
Ketika terjadi proses kontraksi otot, maka otot akan mengalami proses memendek dan menebal. Selain itu, sel saraf motorik juga mengirimkan pesan ke sel tubuh untuk mempersiapkan pembakaran energi yang diperlukan ketika otot sedang bekerja untuk keperluan dalam proses kontraksi dan relaksasi otot.

Pada setiap ujung dari cabang motor neuron dan serat otot akan membentuk *motor endplate*. *Motor endplate* terdiri dari saraf dan otot yang dipisahkan oleh suatu celah. Satu impuls saraf akan menghasilkan suatu potensial *end plate* dan apabila potensial ini mencapai ambang batas maka terjadilah potensial aksi (*action*

*potential*) yang tersebar disepanjang serat otot dan kemudian akan menimbulkan kontraksi otot.

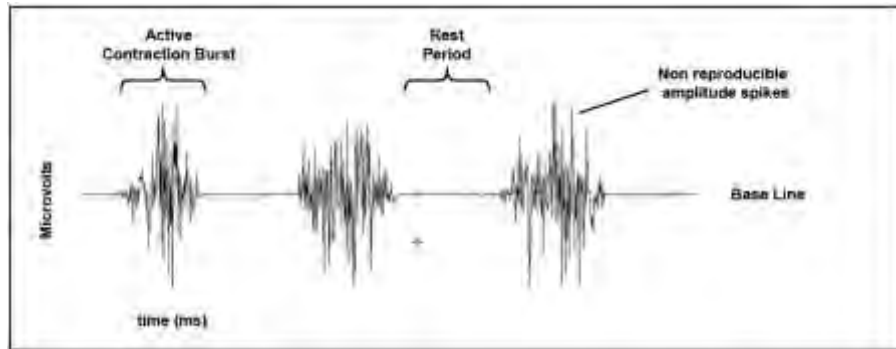
*Motor unit action potential* (MUAP) merupakan banyaknya potensial aksi yang direkam oleh elektroda yang ditancap atau ditempel pada bagian otot tertentu.

Gambar 2.5 menunjukkan proses terjadinya MUAP dimana *action potential* (AP) ada sebanyak n (APn). Elektroda akan merekam MUAP dengan cara menjumlahkan seluruh AP yang ada pada *motor endplate* ( $AP_1 + AP_2 + \dots + AP_n$ ). Amp menyatakan amplitudo sinyal, dur menyatakan durasi, p menyatakan fase (*phase*), t menyatakan belokan (*turn*), BL menyatakan garis dasar (*baseline*).



Gambar 2.5 Motor Unit Action Potential (MUAP) (Rodríguez-carreño et al., 2012)

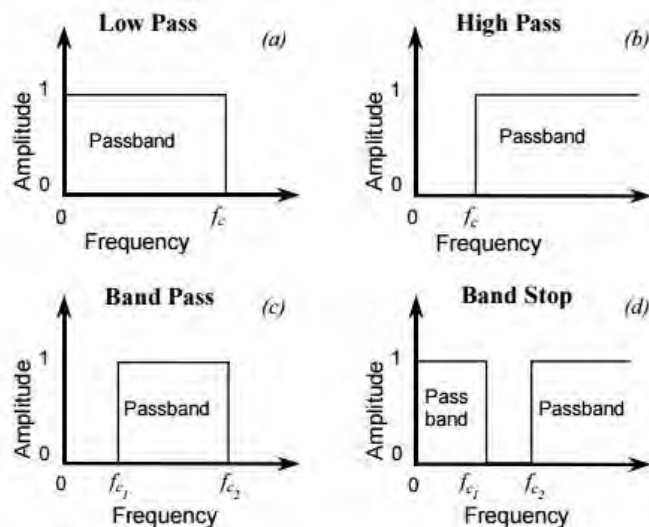
Raw sinyal EMG merupakan bentuk asli dari sinyal EMG yang belum diproses (*unprocessed*) dan dicirikan dengan puncak positif dan negatif. Nilai amplitudo dan frekuensi dari sinyal ini akan memberikan informasi tentang kontraksi dan relaksasi aktifitas otot. Gambar 2.6 menunjukkan bentuk raw sinyal EMG.



Gambar 2.6 Raw Sinyal EMG (Konrad, 2005)

### 2.2.5 Filter EMG

Filter merupakan sebuah perangkat yang didesain untuk mengatenuasi (melemahkan) range frekuensi tertentu. Range frekuensi yang teratenuasi disebut dengan *stopband* sedangkan range frekuensi yang diloloskan disebut dengan *passband*.



Gambar 2.7 Empat Jenis Perilaku Filter (Delsys, 2001)

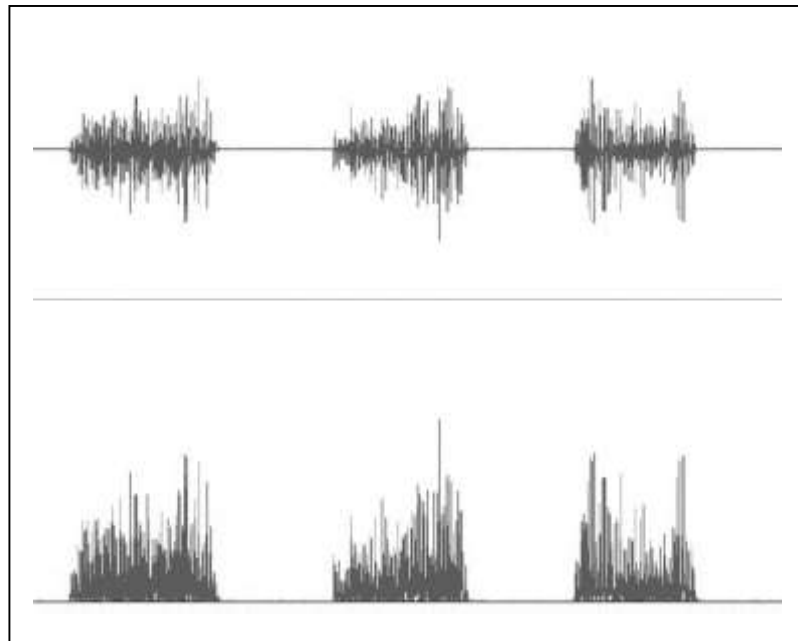
Filter sinyal EMG dapat menggunakan jenis filter analog. Biasanya karakteristik filter analog yang digunakan adalah jenis *band-pass*. Filter ini akan mengolah raw sinyal EMG sebelum tahap digitalisasi. Filter band-pass ini akan menghilangkan semua frekuensi rendah dan frekuensi tinggi dari sinyal. *Cutoff* dari frekuensi rendah dari filter band-pass ini akan menghilangkan penyimpangan

*baseline (baseline drift)* dapat berupa gerakan, keringat dan lain-lain. *Cutoff* ini juga dapat menghilangkan DC offset. Nilai dari *cutoff* frekuensi rendah ini adalah 5 – 20Hz. Sedangkan *cutoff* frekuensi tinggi dari band-pass ini akan menghilangkan noise frekuensi tinggi dan mencegah aliasing pada sinyal yang tersampling. Nilai dari *cutoff* frekuensi tinggi ini adalah 200Hz – 1kHz. SENIAM merekomendasikan filter high pass dengan nilai *cutoff* 10 – 20 Hz dan filter low pass dengan nilai *cutoff* 500 Hz.

Analog to digital conversion berfungsi untuk merubah sinyal EMG dari sinyal analog menjadi digital. SENIAM merekomendasikan kecepatan sampling (*sampling rate*) adalah dua kali lebih besar dari *cutoff* filter low-pass. Semakin besar sampling rate maka terjadinya sinyal aliasing akan semakin kecil. Hal ini akan berdampak pada baiknya kualitas EMG yang diperoleh. Secara umum, jika *cutoff* frekuensi tinggi sebesar 500Hz maka *sampling rate* yang direkomendasikan adalah sebesar 2.5 kHz.

#### **2.2.6 Full Wave Rectification**

*Rectification* merupakan suatu teknik untuk menjadikan semua amplitudo negatif menjadi amplitudo positif. Puncak negatif akan di refleksikan menjadi positif atau direfleksikan oleh garis *baseline*. Dengan kata lain, semua nilai negatif akan dijadikan nilai absolut. Rectification yang digunakan adalah jenis *full wave rectification*. Gambar 2.8 menunjukkan bentuk *full wave rectification*.



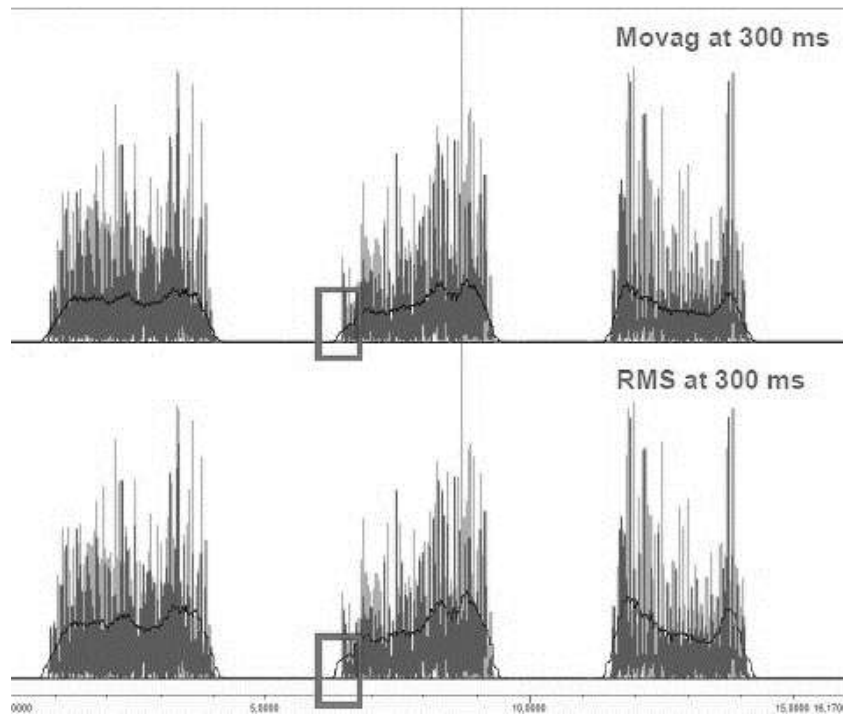
Gambar 2.8 *Full Wave Rectification* dari Raw Sinyal EMG (Konrad, 2005)

### 2.2.7 Smoothing

Smoothing merupakan sebuah algoritma penghalusan sinyal untuk memperoleh bentuk envelope sinyal yang lebih baik. Bagian raw sinyal EMG yang *non-reproducible* akan dikurangi dengan menerapkan algoritma *digital smoothing*. Ujung amplitudo sinyal yang curam akan dihilangkan sehingga sinyal EMG dapat membentuk *linier envelope*. Ada dua algoritma dari smoothing yaitu *moving average* (MA) dan *root mean square* (RMS).

*Moving average* merupakan suatu teknik windowing dengan cara menggerakkan *time window* disepanjang sinyal EMG. Jika menggunakan sinyal rectified maka teknik ini disebut juga dengan *Average Rectified Value* (AVR). Sedangkan *Root Mean Square* (RMS) merupakan suatu teknik yang menghitung *square root* dari raw sinyal EMG. RMS akan merefleksikan *mean power* dari sinyal. Kedua algoritma ini memiliki *time window* tertentu. Dalam studi kinesiologi, durasi *time window* ini sebesar 20 ms untuk gerakan cepat seperti melompat, gerakan refleks hingga 500 ms untuk gerakan lambat dan statik. Nilai ini akan bekerja dalam kondisi paling baik antara 50 hingga 100 ms. Gambar 2.9

menunjukkan perbedaan amplitudo dari sinyal EMG dengan besar *time window* yang sama menggunakan *moving average* dan *root mean square*.

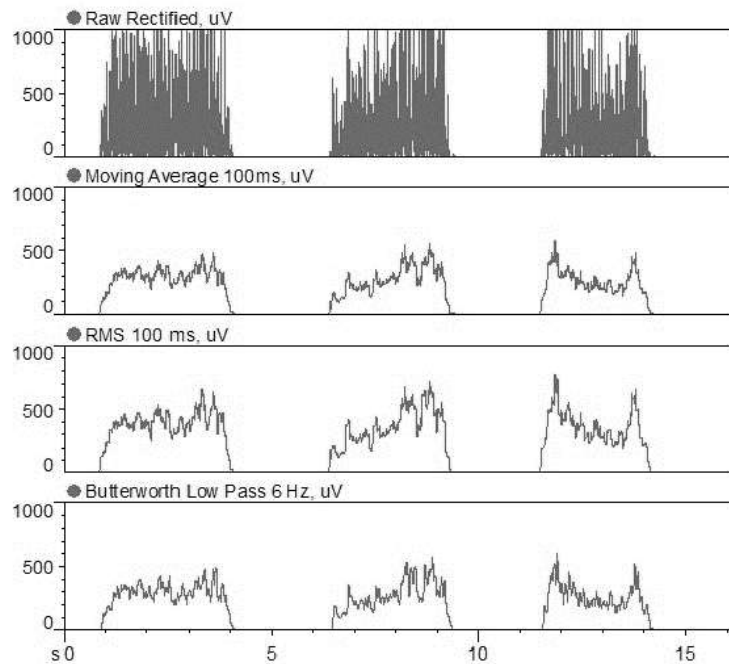


Gambar 2.9 Perbandingan algoritma MA dan RMS (Konrad, 2005)

### 2.2.8 Digital Low Pass Filter

Alternatif untuk metode *moving average* dan *root mean square*, low pass filter frekuensi 6 Hz dapat digunakan untuk mendapatkan *linier envelope* sinyal EMG. Low pass filter ini merupakan filter jenis butterworth, orde kedua atau lebih besar.

Perbedaan ketiga metode smoothing untuk MA, RMS dan low pass filter Butterworth dapat dilihat pada Gambar 2.10.



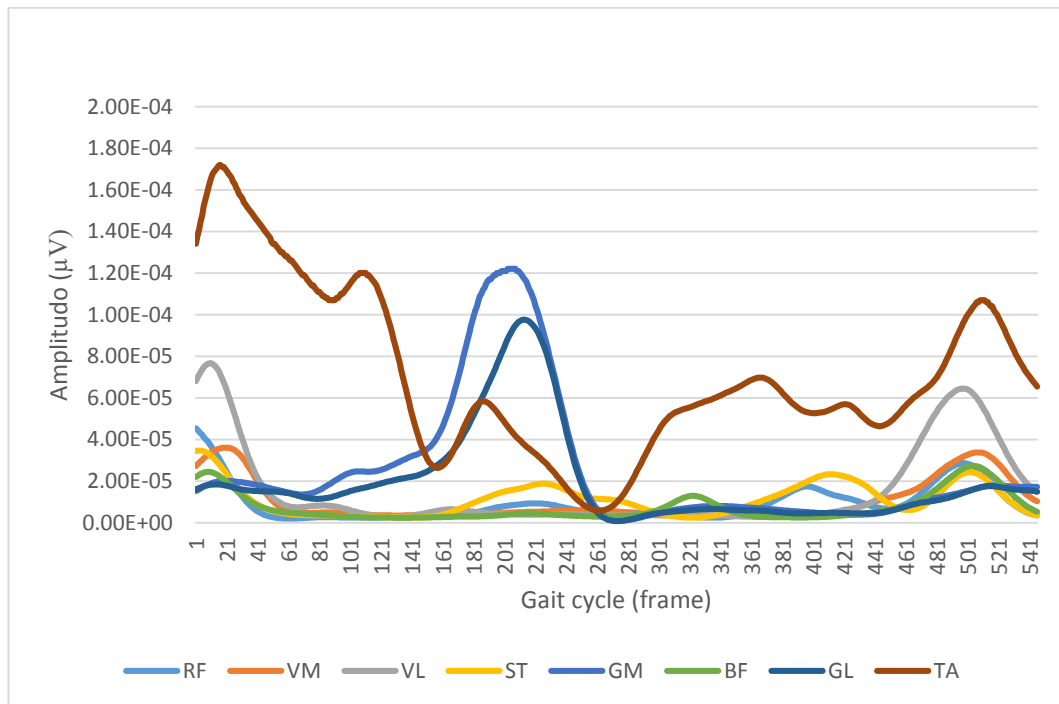
Gambar 2.10 Perbandingan MA, RMS dan Low Pass (Konrad, 2005)

Gambar 2.10 menunjukkan bentuk amplitudo untuk setiap jenis smoothing. Low pass filter Butterworth 6 Hz memiliki amplitudo yang lebih kecil bila dibandingkan dengan MA dan RMS. Filter ini akan menggunakan frekuensi 20 – 25 Hz untuk menghilangkan *artifact* yang timbul dari gerakan.

### 2.2.9 Envelope Sinyal EMG Setelah Filtering

Selanjutnya Sinyal EMG difilter menggunakan *band pass filter* range frekuensi 30-200 Hz dan *low pass filter* frekuensi 6 Hz untuk mendapatkan sinyal *envelope* (selubung). Envelope dari raw sinyal berguna untuk mengetahui waktu aktif otot dan mengukur level aktivasi. Bentuk envelope dari sinyal EMG pada otot tungkai setelah dilakukan filtering sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 2.11.





Gambar 2.11. Envelope Sinyal EMG Setelah Filtering (Wibawa, 2014)

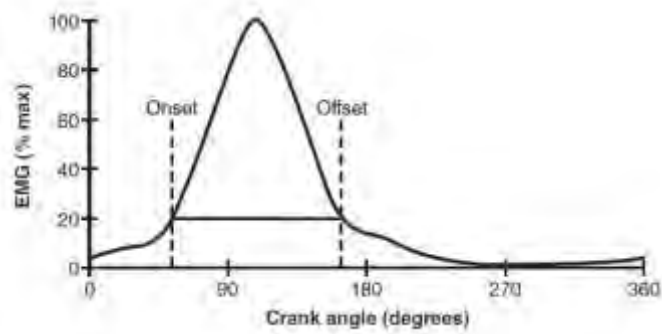
### 2.2.10 Graph Feature Extraction

*Graph feature extraction* merupakan suatu teknik ekstraksi fitur berdasarkan pola grafik sinyal EMG. Terdapat 4 cara perhitungan dari teknik *graph feature extraction* ini adalah onset, offset, frame dan skor gradien sinyal.

#### 2.2.10.1 Onset dan Offset dari Suatu Sinyal

Salahsatu bagian yang paling penting dalam analisis gait adalah menentukan titik onset dan offset dari aktifitas sinyal EMG. Beberapa teknik untuk menentukan titik onset dan offset dari sinyal EMG seperti inspeksi visual dan algoritma komputasi.

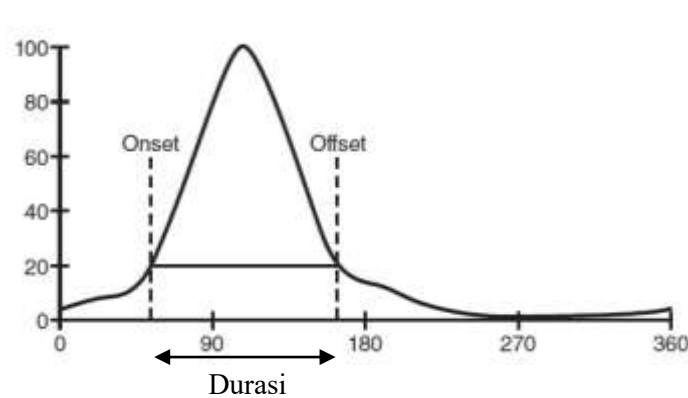
Gambar 2.12 menunjukkan titik onset dan offset yang dimulai dari 20% dari amplitudo maksimum sinyal.



Gambar 2.12 Onset dan Offset (Kamen and Gabriel, 2010)

### 2.2.10.2 Durasi

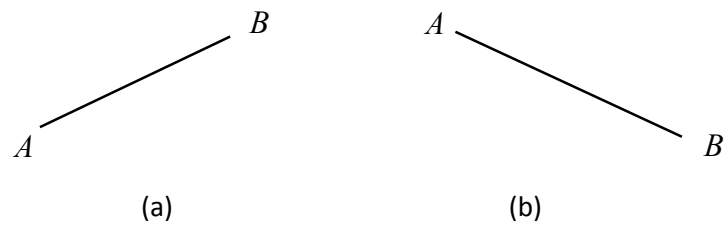
Durasi merupakan panjang waktu dari sinyal EMG ketika otot aktif setelah dilakukan *threshold*. Jumlah durasi waktu akan dihitung selama *gait cycle*. Gambar 2.13 menunjukkan durasi waktu dari suatu sinyal dari titik onset dan titik offset. Jumlah durasi ini akan dipengaruhi oleh banyaknya otot yang aktif selama berjalan.



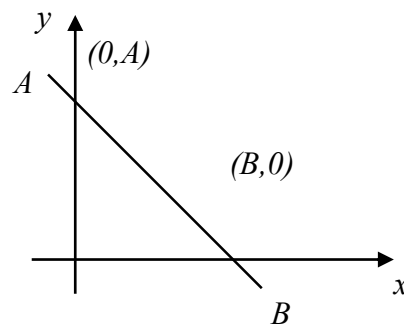
Gambar 2.13 Durasi Waktu dari Suatu Sinyal (Kamen and Gabriel, 2010)

### 2.2.10.3 Gradien Garis

Gradien garis merupakan suatu kemiringan atau *slope* dari suatu garis. Jika suatu garis AB miring ke kanan maka dikatakan sebagai gradien garis AB positif dan jika suatu garis AB miring ke kiri maka dikatakan sebagai gradien garis AB negatif. Gambar 2.14 menunjukkan gradien garis positif dan gradien garis negatif.



Gambar 2.14 Gradien Garis (a) Gradien Positif (b) Gradien Negatif



$$\text{Gradien} = \frac{\text{Perubahan panjang sisi tegak (vertikal)}}{\text{Perubahan panjang sisi mendatar (horizontal)}}$$

$$\text{Gradien} = \frac{0 - A}{B - 0} = -\frac{A}{B}$$

### 2.2.11 *Principal Component Analysis (PCA)*

PCA diperkenalkan pertama sekali oleh Karl Pearson pada awal tahun 1900. Pada tahun 1947, teori ini ditemukan kembali oleh Karhunen dan dikembangkan oleh Loeve pada tahun 1963. Teori ini juga disebut dengan *Karhunen-Loeve transform* di bidang telekomunikasi.

PCA merupakan teknik statistik yang telah digunakan secara luas baik dalam pengolahan data, *machine learning*, pengolahan citra maupun pemrosesan sinyal. PCA adalah sebuah transformasi linier yang biasa digunakan pada aplikasi kompresi data.

Prosedur PCA pada dasarnya adalah bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara mereduksi dimensinya. Hal ini dilakukan dengan

cara menghilangkan korelasi diantara variabel bebas (*correlated variable*) melalui transformasi variabel bebas asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali (*uncorrelated variable*). Set yang tidak saling berhubungan ini disebut dengan komponen utama (*principal component*). Tujuan dari PCA adalah untuk membentuk variabel baru yang merupakan kombinasi linier dari variabel asli. Jumlah maksimum dari variabel baru yang dapat dibentuk adalah sama dengan jumlah variabel asli. (Sharma, 1996).

Ada tiga cara untuk menentukan banyaknya jumlah komponen yang akan digunakan dalam analisis sinyal EMG (Johnson et.al., 2007). Pertama, dengan melihat variansi yang dijelaskan lebih dari 80%. Kedua, dengan melihat nilai eigen lebih dari satu. Ketiga, dengan mengamati *scree plot*.

### 2.2.11.1 Normalisasi Data

Normalisasi data diperlukan untuk mendapatkan data dalam skala yang sama. Normalisasi ini menggunakan *z\_score*. Setiap data ( $x$ ) dalam satu dimensi dikurangi dengan mean ( $\mu$ ) dimensi tersebut dan dibagi dengan nilai standar deviasi ( $\sigma$ ) dari dimensi itu juga.

$$z\_score = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.1)$$

### 2.2.11.2 Mean dan Standar Deviasi

Dalam ilmu statistik, *mean* merupakan suatu ukuran kecenderungan terpusat dari sekumpulan data. *Mean* juga sering disebut dengan nilai rata-rata dari suatu kelompok data. Nilai *mean* dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan 2.2 Sedangkan standar deviasi adalah ukuran seberapa tersebar nya nilai data-data tersebut terhadap nilai *mean*. Nilai standar deviasi dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan 2.3.

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.2)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{(n - 1)}} \quad (2.3)$$

### 2.2.11.3 Kovarian

Kovarian merupakan hubungan keterkaitan antara dua variabel independen. Jika diketahui variabel  $x$  dan  $y$  dengan jumlah sampel data  $n$  maka nilai kovarian dari  $x$  dan  $y$  dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan 2.4.

$$cov(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(n - 1)} \quad (2.4)$$

Kovarian selalu diukur dalam dua dimensi. Jika dataset memiliki lebih dari dua dimensi maka nilai kovarian akan dihitung lebih dari satu. Sebagai contoh, sekumpulan dataset dengan variabel  $x, y$  dan  $z$  maka nilai kovarian akan dihitung dengan  $cov(x, y), cov(x, z)$  dan  $cov(y, z)$ . Dengan demikian, untuk  $n$  dimensi data maka nilai kovarian akan dihitung sebanyak  $\frac{n!}{(n-2)!*2}$ .

Matriks kovarian dari dataset tiga dimensi  $x, y$  dan  $z$  akan diperoleh ukuran matriks  $3 \times 3$  sebagai berikut:

$$C = \begin{pmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{pmatrix}$$

### 2.2.11.4 Vektor Eigen dan Nilai Eigen

Vektor eigen merupakan vektor kolom bukan nol yang jika dikalikan dengan suatu matriks yang berukuran  $n \times n$  akan menghasilkan vektor lain yang memiliki kelipatan dari vektor eigen itu sendiri.

Jika ada sebuah matriks  $A = \begin{bmatrix} 0 & 5 & -10 \\ 0 & 22 & 16 \\ 0 & -9 & -2 \end{bmatrix}$  dan  $V = \begin{bmatrix} 5 \\ -4 \\ 3 \end{bmatrix}$  maka

$$AV = \begin{bmatrix} 0 & 5 & -10 \\ 0 & 22 & 16 \\ 0 & -9 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 \\ -4 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -50 \\ -40 \\ 30 \end{bmatrix} = 10 \begin{bmatrix} -5 \\ -4 \\ 3 \end{bmatrix}.$$

Dalam contoh ini  $AV$  menghasilkan sebuah vektor dengan nilai 10 kali dari vektor  $V$ . Dengan kata lain,  $AV = 10V$ . Persamaan 2.5 menunjukkan perkalian matriks untuk memperoleh vektor eigen dan nilai eigen.

$$AV = \lambda V \quad (2.5)$$

Persamaan 2.5 berlaku untuk  $V \neq 0$  dan  $V$  disebut dengan vektor eigen (*eigen vector*) dari matriks  $A$ . Vektor eigen akan selalu beriringan dengan nilai eigen (*eigen value*). Notasi  $\lambda$  disebut dengan nilai eigen.

Merujuk ke Persamaan 2.5, nilai vektor eigen akan diperoleh  $AV - \lambda V = 0$  atau  $(A - \lambda I)V = 0$ .

$$(A - \lambda I)V = 0 \quad (2.6)$$

$$\det(\lambda I - A) = 0 \quad (2.7)$$

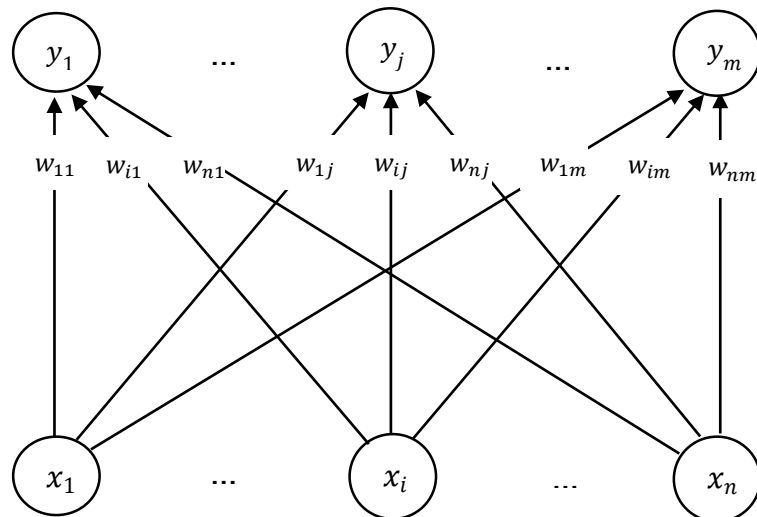
Persamaan 2.6 merupakan formula untuk memperoleh vektor eigen dan Persamaan 2.7 merupakan formula untuk memperoleh nilai eigen. Formula untuk memperoleh vektor eigen dan nilai eigen menggunakan matriks identitas ( $I$ ).

### **2.2.12 Learning Vector Quantization (LVQ)**

*Learning vector quantization* merupakan suatu teknik klasifikasi dalam jaringan saraf tiruan dimana setiap unit keluaran (*output neuron*) yang diperoleh akan merepresentasikan sebuah kelas vektor. LVQ adalah sebuah algoritma pembelajaran kompetitif yang termasuk ke dalam metode pembelajaran terbimbing (*supervised*) (Sonawane et.al., 2014). Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk melakukan klasifikasi vektor-vektor masukan (*input vector*). Kelas yang dihasilkan dari lapisan kompetitif ini merupakan kelas yang diperoleh dengan mengacu pada jarak (*distance*) diantara vektor masukan. Jika 2 vektor masukan mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut ke dalam kelas yang sama. LVQ merupakan suatu jaringan yang mengadopsi dari arsitektur SOM.

### 2.2.12.1 Arsitektur SOM

*Self Organizing Map* (SOM) merupakan salah satu arsitektur dari jaringan syaraf tiruan. SOM terdiri dari 2 lapisan yakni masukan ( $x$ ) dan keluaran ( $y$ ). Antar lapisan akan dihubungkan oleh sebuah bobot (*weight*) tertentu yang sering juga disebut sebagai vektor acuan (*reference vector*). Pada arsitektur satu dimensi, lapisan masukan (*input layer*) akan berbentuk linier dan begitu pula keluarannya. Pada arsitektur SOM ini, unit yang bersebelahan letaknya akan memiliki lebih sedikit perbedaan daripada unit yang letaknya lebih jauh. Gambar 2.15 adalah sebuah arsitektur jaringan saraf tiruan dari *Self Organizing Map* (SOM).

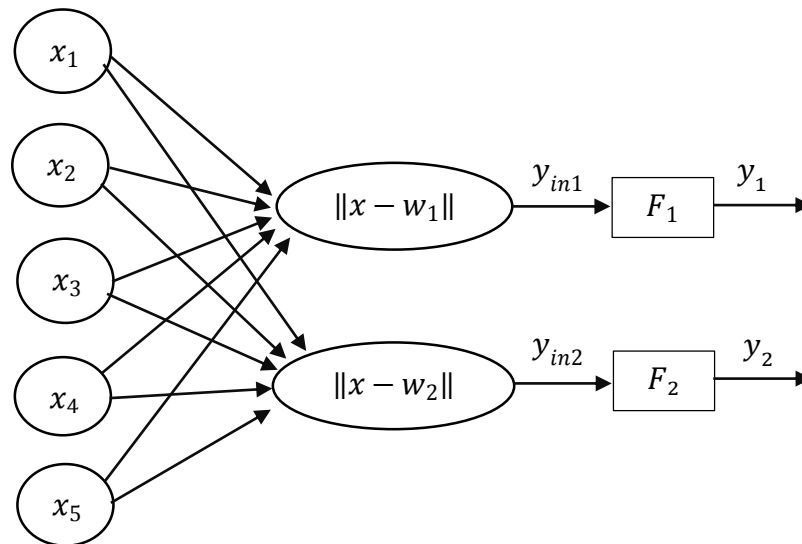


Gambar 2.15 Arsitektur SOM (Fausset, 1994)

Bobot digunakan sebagai salah satu komponen untuk menentukan jarak terhadap lapisan keluaran. Jarak terdekat akan menjadi acuan untuk pengelompokan data. Apabila jarak keluaran 2 adalah yang paling dekat maka vektor yang telah dimasukkan akan ditempatkan di kelas keluaran 2 dan kemudian bobot yang ada akan diperbaharui. Bobot yang baru ini akan menjadi acuan untuk masukan selanjutnya.

### 2.2.12.2 Arsitektur LVQ

Seperti arsitektur SOM, arsitektur LVQ juga terdiri dari 2 lapisan (*neuron*) yaitu masukan ( $x$ ) dan keluaran ( $y$ ) dimana antar lapisannya dihubungkan oleh bobot tertentu yang sering disebut sebagai vektor acuan atau vektor referensi ( $w$ ).  $w$  merupakan notasi dari *weight*. Informasi yang diberikan ke jaringan pada saat pembelajaran (*learning*) bukan hanya vektor data saja akan tetapi informasi kelas data atau target juga diberikan. Tujuan dari informasi kelas data ini adalah untuk menambah keakuratan jaringan dalam melakukan klasifikasi data.



Gambar 2.16 Arsitektur jaringan LVQ

Gambar 2.16 menunjukkan arsitektur jaringan LVQ dimana jaringan LVQ terdiri dari lima *neuron* masukan dan dua *neuron* keluaran.  $x$  adalah vektor masukan,  $x - w_1$  adalah nilai jarak antara vektor masukan dengan vektor referensi untuk lapisan keluaran,  $y_{in}$  adalah masukan lapisan kompetitif,  $F$  adalah lapisan kompetitif dan  $y$  adalah keluaran. Pada *neuron* keluaran, pemrosesan yang terjadi pada setiap *neuron* adalah untuk mencari jarak terdekat antara vektor masukan ke vektor referensi yang ada ( $w_1$  dan  $w_2$ ).  $w_1$  adalah vektor referensi yang menghubungkan antara *neuron* pada lapisan masukan ke *neuron* pertama pada lapisan keluaran.  $w_2$  adalah vektor referensi yang menghubungkan antara *neuron* pada lapisan masukan ke *neuron* kedua pada lapisan keluaran.



F1 dan F2 berfungsi sebagai aktivasi. Fungsi aktivasi F1 akan memetakan  $y_{in1}$  ke  $y_1 = 1$  dan  $y_2 = 0$  jika  $|x - w_1| < |x - w_2|$ . Dan sebaliknya fungsi aktivasi F2 akan memetakan  $y_{in2}$  ke  $y_2 = 1$  dan  $y_1 = 0$  jika  $|x - w_2| < |x - w_1|$ .

Menurut Fausset (Fausset 1993), algoritma LVQ adalah sebagai berikut :

|               |                                                                                                      |
|---------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| $x$           | : Vektor latih ( $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$ )                                                     |
| $T$           | : Kategori atau target untuk vektor latih                                                            |
| $w_j$         | : Vektor bobot untuk unit keluaran ke- $j$ yaitu $w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$              |
| $C_j$         | : Kategori atau kelas yang dinyatakan oleh unit keluaran ke- $j$                                     |
| $\ x - w_j\ $ | : Nilai jarak <i>euclidian</i> antara vektor masukan dengan vektor bobot untuk unit keluaran ke- $j$ |
|               |                                                                                                      |
| Langkah 0.    | Inisialisasi vektor acuan dan inisialisasi laju pembelajaran $\alpha(0)$                             |
| Langkah 1.    | Jika kondisi berhenti tidak terpenuhi, lakukan langkah 2 – 6                                         |
|               | Langkah 2. Untuk setiap vektor latih $x$ , lakukan langkah 3 – 4                                     |
|               | Langkah 3. Tentukan nilai $J$ sedemikian hingga $\ x - w_j\ $ adalah minimum                         |
|               | Langkah 4. Perbaharui nilai $w_j$ dengan aturan berikut :                                            |
|               | Jika $T = C_j$ , maka                                                                                |
|               | $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha[x - w_j(\text{lama})]$ ;                               |
|               | Jika $T \neq C_j$ , maka                                                                             |
|               | $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha[x - w_j(\text{lama})]$ ;                               |
|               | Langkah 5. Perbaharui nilai laju pembelajaran                                                        |
|               | Langkah 6. Lakukan pengujian ketika kondisi berhenti                                                 |

Jarak vektor yang digunakan dalam algoritma LVQ ini dengan berpedoman pada *Euclidian distance* dengan menggunakan Persamaan 2.8.

$$D(j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (2.8)$$

dimana :

$D(j)$  : jarak vektor ke-j

$x_i$  : vektor masukan ke-i

$w_{ij}$  : bobot vektor acuan ke- i,j

### 2.2.12.3 LVQ1

Pada algoritma ini, vektor masukan  $x$  akan dihitung jarak terdekat terhadap vektor referensi  $w_c$  dengan menggunakan *Euclidean Distance* dengan Persamaan 2.8. Apabila  $w_c$  dan  $x$  memiliki kelas yang sama, maka vektor referensi akan di update dengan Persamaan 2.9 sehingga  $w_c$  akan semakin dekat dengan  $x$  dan apabila  $w_c$  dan  $x$  memiliki kelas yang berbeda akan diupdate dengan Persamaan 2.10 sehingga  $w_c$  akan semakin menjauh dari  $x$ .

$$w_c(t + 1) = w_c(t) + \alpha(x(t) - w_c(t)) \quad (2.9)$$

$$w_c(t + 1) = w_c(t) - \alpha(x(t) - w_c(t)) \quad (2.10)$$

$t$  adalah waktu dan  $\alpha$  adalah learning rate dimana  $0 < \alpha < 1$ .

### 2.2.12.4 LVQ2

Pada algoritma ini, jika dua vektor referensi yang paling dekat dengan vektor masukan  $x$  yaitu  $w_m$  dan  $w_n$  maka kedua vektor referensi tersebut akan diupdate secara bersamaan. Salah satu dari dua vektor referensi ini harus berada dikelas yang sama dengan vektor masukan  $x$ . *Euclidean distance* antara  $x$  dengan  $w_m$  atau  $w_n$  akan menjadi  $d_m$  dan  $d_n$ . Vektor referensi akan diupdate dengan menggunakan Persamaan 2.12 dan 2.13 jika Persamaan 2.11 terpenuhi.

$$\min\left(\frac{d_m}{d_n}, \frac{d_n}{d_m}\right) > s, \quad s = \frac{1 - \omega}{1 + \omega} \quad (2.11)$$

$$w_m(t + 1) = w_m(t) + \alpha(x(t) - w_m(t)) \quad (2.12)$$

$$w_n(t + 1) = w_n(t) - \alpha(x(t) - w_n(t)) \quad (2.13)$$

$\omega$  adalah *window factor* yang bernilai  $0 < \omega < 1$

### 2.2.12.5 LVQ3

Pada algoritma ini, jika dua vektor referensi  $w_m$  dan  $w_n$  memiliki kelas yang sama dengan kelas vektor masukan  $x$  maka dua vektor referensi ini akan diupdate dengan menggunakan Persamaan 2.14 dan 2.15.

$$w_m(t + 1) = w_m(t) + \varepsilon\alpha(x(t) - w_m(t)) \quad (2.14)$$

$$w_n(t + 1) = w_n(t) + \varepsilon\alpha(x(t) - w_n(t)) \quad (2.15)$$

$\varepsilon$  merupakan nilai real positif yang terkecil (*the smallest positive real number*).

### 2.2.13 Validasi Sistem

Validasi sistem merupakan suatu tindakan untuk membuktikan bahwa suatu proses atau metode dapat memberikan hasil yang konsisten sesuai dengan parameter yang telah ditetapkan. Salah satu jenis validasi dalam aplikasi jaringan syaraf adalah *cross validation*.

*Cross validation* merupakan suatu teknik validasi yang memperlakukan data pelatihan dan data pengujian secara silang. Teknik ini digunakan jika jumlah sampel sangat terbatas. Berikut ilustrasi untuk *cross validation* dengan 5 *fold*.

|        |            |            |            |            |            |
|--------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Fold 1 | Data uji   | Data latih | Data latih | Data latih | Data latih |
| Fold 2 | Data latih | Data uji   | Data latih | Data latih | Data latih |
| Fold 3 | Data latih | Data latih | Data uji   | Data latih | Data latih |
| Fold 4 | Data latih | Data latih | Data latih | Data uji   | Data latih |
| Fold 5 | Data latih | Data latih | Data latih | Data latih | Data uji   |

Untuk membedakan kelas yang sebenarnya (*actual*) dengan kelas yang diprediksi (*predicted*) akan dipetakan dalam empat keluaran berupa sebuah matrix yang disebut dengan *confusion matrix* seperti ditunjukkan oleh Gambar 2.17.

|        |   | Predicted              |                        |
|--------|---|------------------------|------------------------|
|        |   | +                      | -                      |
| Actual | + | True Positive<br>(TP)  | False Negative<br>(FN) |
|        | - | False Positive<br>(FP) | True Negative<br>(TN)  |

Gambar 2.17 *Confusion Matrix*

Untuk mengevaluasi kinerja dari proses klasifikasi akan menggunakan akurasi, sensitifitas dan presisi.

Akurasi merupakan proporsi hasil yang benar baik untuk true positif maupun true negatif.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.16)$$

Sensitifitas sering juga disebut dengan *recall* yaitu proporsi true positif terhadap hasil positif dan negatif.

$$Sensitifitas = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.17)$$

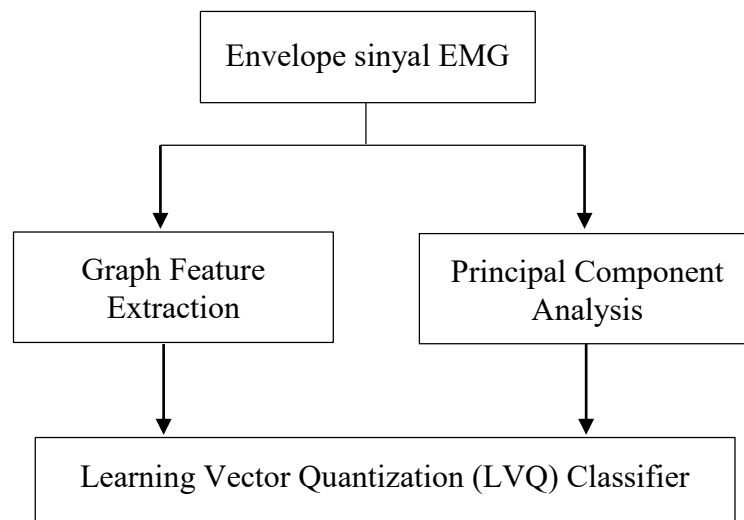
Presisi yaitu proporsi true positif terhadap semua hasil positif.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.18)$$

## BAB 3

### Metodologi Penelitian

Adapun metodologi dari penelitian ini adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.1.



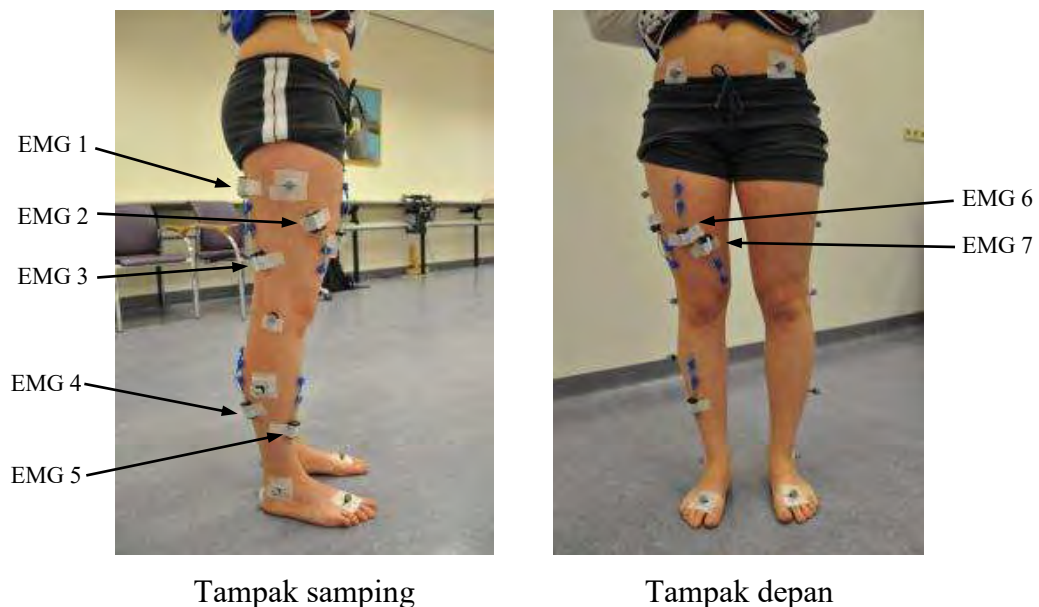
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

Gambar 3.1 dapat dijelaskan bahwa sinyal EMG yang telah berbentuk envelope sinyal akan diekstraksi untuk memperoleh fitur dengan menggunakan dua metode yaitu metode *graph feature extraction* dan metode *principal component analysis*. Hasil dari masing-masing metode ini akan dimasukkan ke jaringan LVQ untuk mengetahui akurasi pengklasifikasian dari sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan berdasarkan subyek.

Dataset pada penelitian ini diadopsi dari penelitian yang berjudul *A validation study on muscle activity prediction of a lower limb musculoskeletal model using EMG during normal walking* (Wibawa et al., 2013).

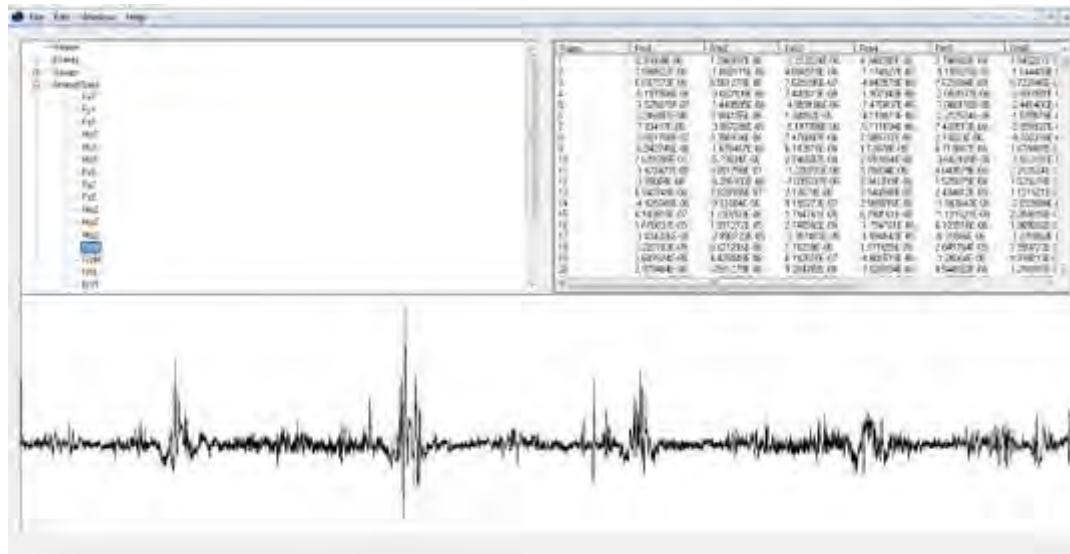
Proses pengambilan data dilakukan di GaitLaboratory. 6 orang subyek yang terdiri dari 4 laki-laki dan 2 perempuan diminta untuk berjalan dengan kecepatan normal (*self-selected speed*). Seluruh subyek telah di verifikasi oleh tim ahli untuk

memeriksa terhadap adanya kelainan struktur tulang dan otot dan seluruh subyek dinyatakan sehat. Satu orang subyek berjalan sebanyak 3 kali (*gait trial*) dengan periode 1 kali siklus berjalan (*gait cycle*). Jumlah data per orang adalah 3 buah sehingga total data sebanyak 18 buah. Satu siklus berjalan ditandai dengan kaki kanan berada pada posisi *initial contact* dan kembali ke kaki kanan berada dalam posisi *terminal swing*. Elektroda EMG ditempatkan di 8 lokasi otot tungkai yaitu *Rectus Femoris* (RF), *Vastus Medialis* (VM), *Vastus Lateralis* (VL), *Semitendinosus* (ST), *Gastrocnemius Medialis* (GM), *Gastrocnemius Lateralis* (GL), *Bicep Femoris* (BF) dan *Tibialis Anterior* (TA) seperti di tunjukkan oleh Gambar 3.2. Elektroda EMG yang digunakan ini merupakan elektroda *non-invasive*. Elektroda ini dipilih untuk memberikan kenyamanan kepada para subyek. Perangkat EMG ini merupakan sebuah sistem EMG *wireless* dimana setiap elektroda EMG ini dilengkapi dengan sebuah unit perangkat kecil untuk pemrosesan dan transmisi sinyal.



Gambar 3.2 Peletakan Elektroda EMG (Wibawa, 2014)

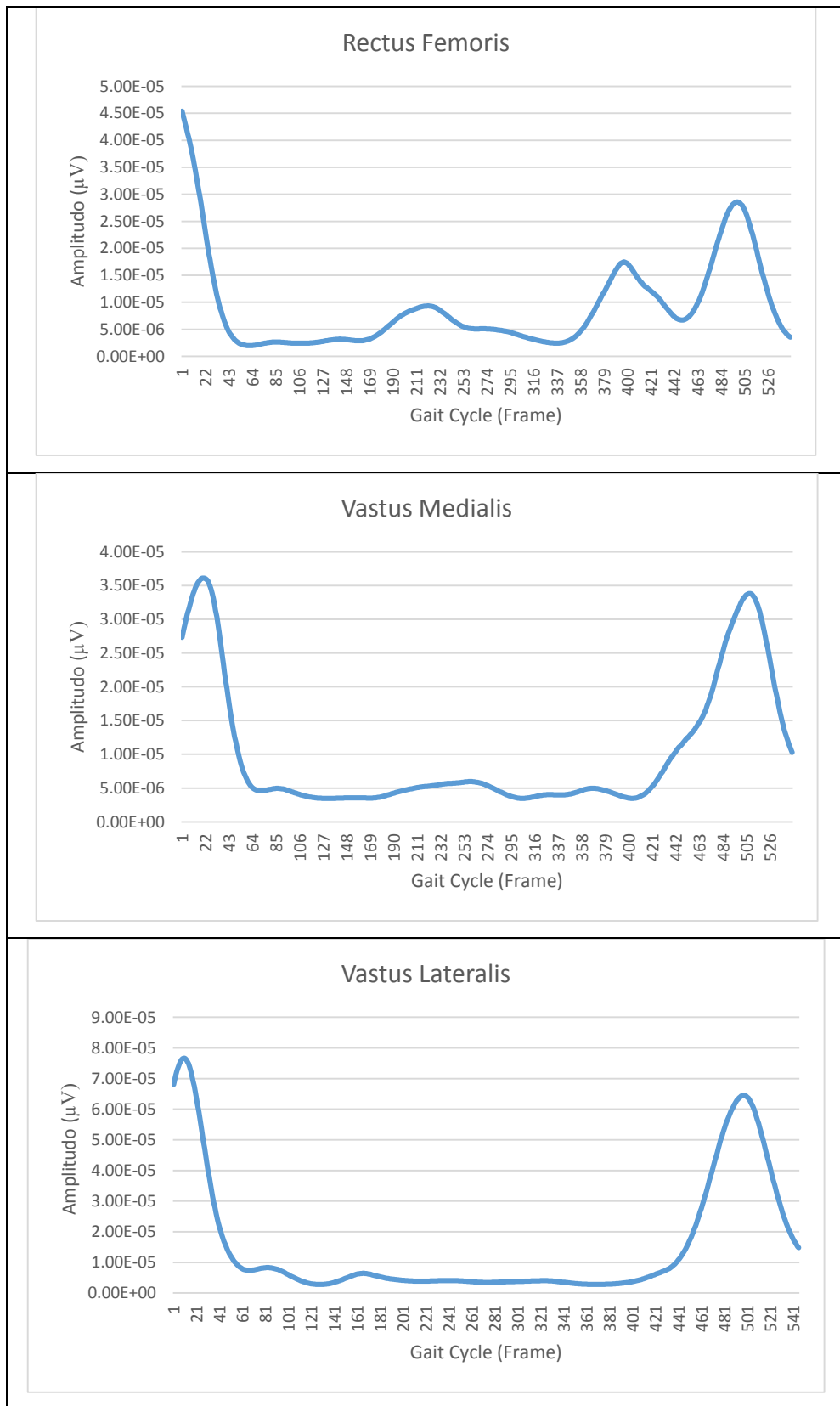
Hasil dari perekaman sinyal EMG akan disimpan dalam file yang berekstensi \*.c3d. File \*.c3d ini dapat dibaca dengan menggunakan VBC3D Editor dari Motion Lab System. Program editor ini bersifat gratis digunakan untuk penelitian dan akademik. Gambar 3.3 memperlihatkan bentuk raw sinyal EMG dari otot *Rectus Femoris* dari salah seorang subyek.



Gambar 3.3. Raw Sinyal EMG (Wibawa, 2014)

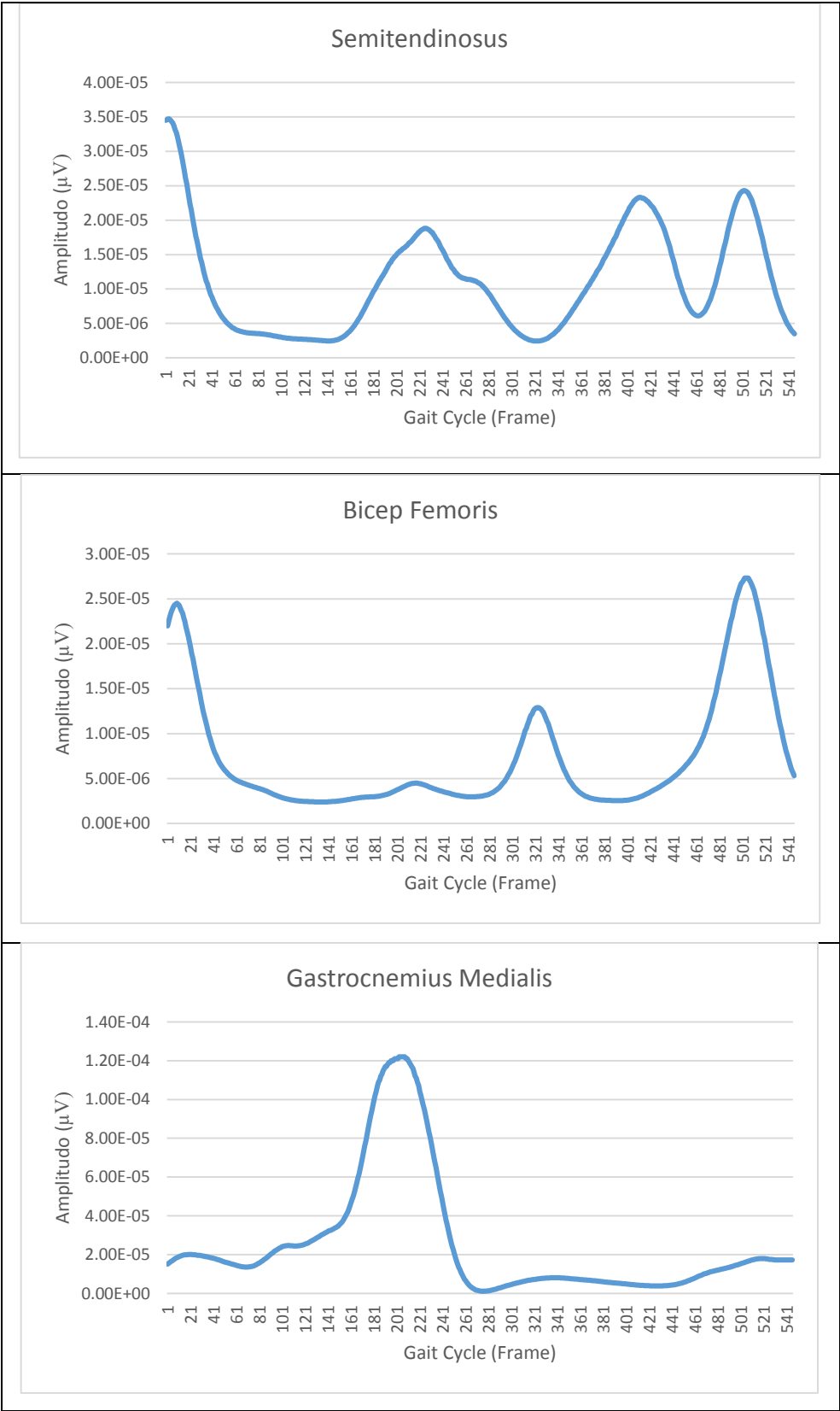
### 3.1 Envelope Sinyal EMG

Penelitian ini menggunakan dataset dari envelope sinyal EMG ketika berjalan yang telah dihitung dengan menggunakan *AnyBody Modelling System* (AMS). Gambar 3.4 memperlihatkan bentuk envelope sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan dari perhitungan AMS pada satu orang subyek.

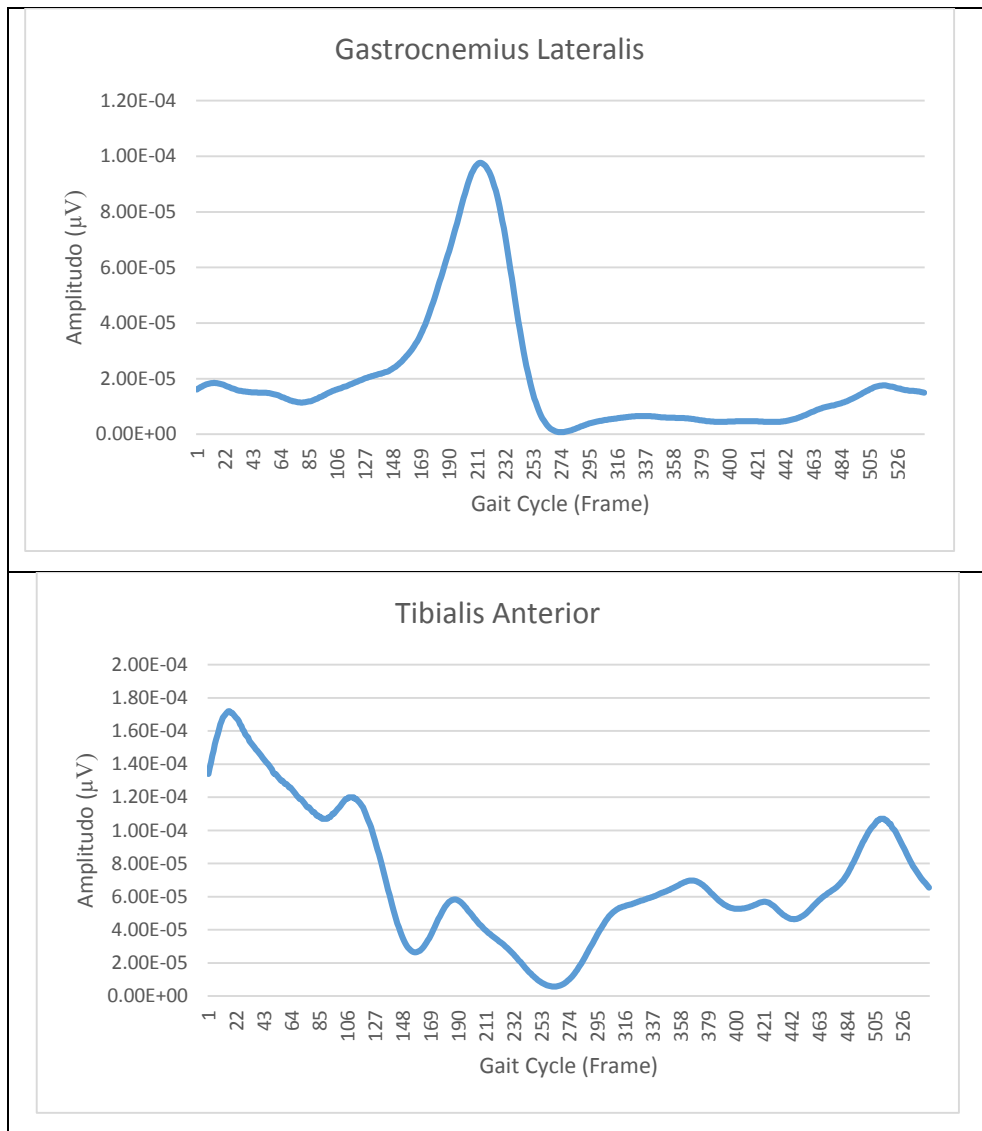


Gambar 3.4 Envelope Sinyal EMG (Wibawa, 2014)





Gambar 3.4 Envelope Sinyal EMG (Wibawa, 2014) (Lanjutan)

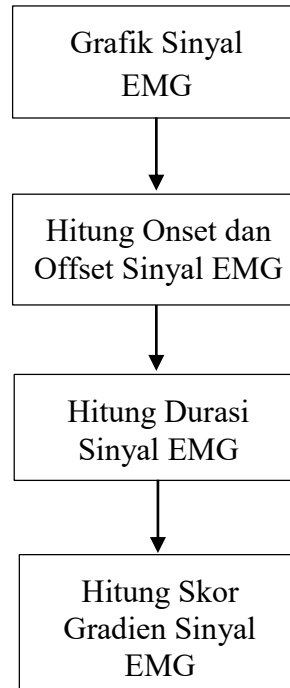


Gambar 3.4 Envelope Sinyal EMG (Wibawa, 2014) (Lanjutan)

Gambar 3.4 menunjukkan bentuk envelope sinyal EMG selama berjalan dari setiap otot tungkai. Sinyal EMG tersebut memiliki pola amplitudo yang berbeda-beda untuk setiap otot tungkai. Level amplitudo maksimal untuk setiap sinyal EMG juga berbeda. Perbedaan level amplitudo ini akan menjadi ciri dari setiap otot yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi subyek pemilik dari sinyal EMG tersebut.

### 3.2 Graph Feature Extraction

Adapun langkah-langkah melakukan metode ekstraksi fitur *graph feature extraction* dalam penelitian ini seperti ditunjukkan oleh Gambar 3.5.

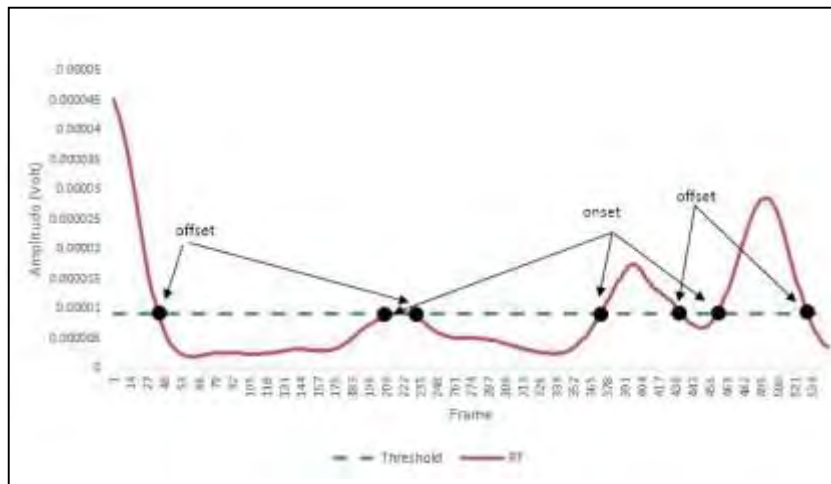


Gambar 3.5 Tahapan *Graph Feature Extraction*

#### 3.2.1 Onset dan Offset

Onset merupakan titik awal kenaikan tegangan pada sinyal EMG. Sedangkan offset merupakan titik akhir penurunan tegangan pada sinyal EMG. Titik onset sering juga dikatakan sebagai titik awal terjadi kontraksi otot dan titik offset sering juga dikatakan sebagai titik akhir terjadi relaksasi otot.

Nilai *threshold* yang digunakan sebagai acuan untuk menentukan titik onset dan offset adalah 20% dari nilai amplitudo maksimum pada setiap otot (Kamen, et.al., 2010). Ilustrasi titik onset dan offset pada sinyal EMG dari otot *Rectus Femoris* sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 3.6.

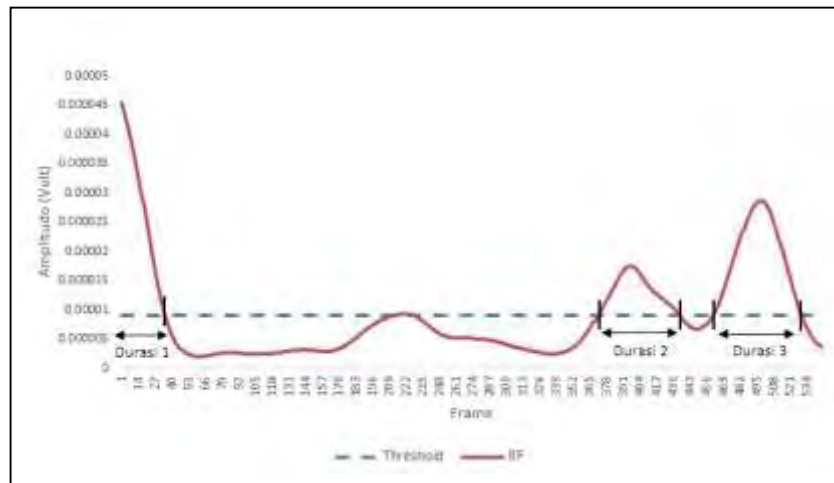


Gambar 3.6 Titik Onset dan Offset pada Sinyal EMG

Gambar 3.6 diatas menunjukkan bahwa sinyal EMG pada otot *Rectus Femoris* memiliki 2 titik onset dan 1 titik offset. Dalam penelitian ini, titik onset dan offset dihitung apabila amplitudo sinyal EMG berpotongan atau menyentuh garis *threshold*. Bila amplitudo sinyal EMG tidak berpotongan atau berada dibawah garis *threshold* maka tidak ada onset dan offset yang terjadi.

### 3.2.2 Durasi

Durasi merupakan banyaknya waktu yang terjadi selama otot aktif dalam *gait cycle*. Setiap subyek akan memiliki durasi yang berbeda-beda. Perbedaan durasi ini sangat dipengaruhi oleh banyaknya otot yang aktif selama berjalan. Biasanya semakin lama aktifnya otot tungkai maka semakin panjang durasi waktu yang akan dihasilkan. Gambar 3.7 menunjukkan durasi waktu dari otot *Rectus Femoris*.

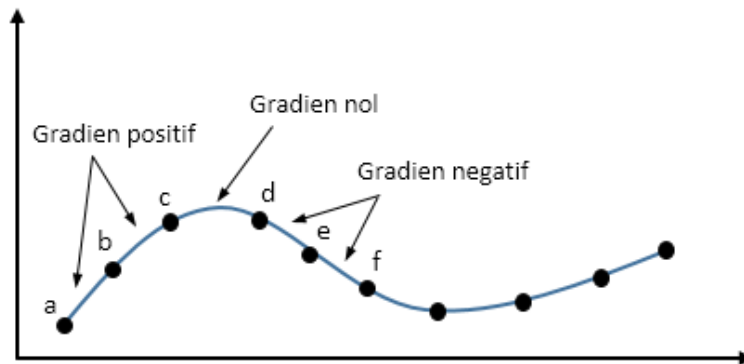


Gambar 3.7 Durasi pada Sinyal EMG

Gambar 3.7 menunjukkan 3 buah durasi waktu yaitu durasi 1, durasi 2 dan durasi 3. Jumlah total durasi yang akan digunakan adalah hasil penjumlahan dari ketiga durasi yang ada.

### 3.2.3 Skor Gradien

Gradien suatu garis merupakan besarnya kemiringan suatu garis yang membandingkan antara sumbu  $x$  dan sumbu  $y$ . Skoring gradien dalam penelitian ini dihitung dengan melihat setiap perubahan gradien garis. Apabila gradien yang terjadi adalah gradien positif maka nilai perubahan tersebut diberi skor 2. Apabila gradien yang terjadi adalah gradien negatif maka nilai perubahan tersebut diberi skor -1. Dan apabila tidak terjadi perubahan gradien maka perubahan tersebut diberi skor 0. Nilai total dari skor gradien merupakan penjumlahan dari seluruh nilai gradien dari titik ke titik. Ilustrasi terkait dengan gradien positif, negatif dan nol adalah seperti Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Skor Gradien Sinyal EMG

Satu sinyal EMG akan diperoleh skor gradien dengan cara menghitung total skor gradien  $m = \sum_{i=1}^n x_i$  dimana  $m$  adalah total skor gradien dan  $x$  adalah gradien dari sinyal EMG.

Gambar 3.7 menunjukkan titik a – f dari suatu sinyal. Titik a – b diberi skor 2, titik b – c diberi skor 2, titik c – d diberi skor 0, titik d – e diberi skor -1, titik e – f diberi skor -1. Total skor gradien yaitu  $2+2+0+(-1)+(-1) = 2$ .

Tabel 3.1 menunjukkan penghitungan skor gradien dari sinyal EMG pada otot *Rectus Femoris* dari subyek#1 trial 1.

Tabel 3.1 Penghitungan Skor Gradien Sinyal EMG

| No | Amplitudo | Skor Gradien | No  | Amplitudo | Skor Gradien |
|----|-----------|--------------|-----|-----------|--------------|
| 1  | 4.54E-05  | -1           | 94  | 1.33E-05  | -1           |
| 2  | 4.46E-05  | -1           | 95  | 1.31E-05  | -1           |
| 3  | 4.38E-05  | -1           | 96  | 1.29E-05  | -1           |
| 4  | 4.30E-05  | -1           | 97  | 1.28E-05  | -1           |
| 5  | 4.22E-05  | -1           | 98  | 1.26E-05  | -1           |
| 6  | 4.13E-05  | -1           | 99  | 1.24E-05  | -1           |
| 7  | 4.04E-05  | -1           | 100 | 1.23E-05  | -1           |
| 8  | 3.95E-05  | -1           | 101 | 1.21E-05  | -1           |
| 9  | 3.86E-05  | -1           | 102 | 1.19E-05  | -1           |
| 10 | 3.76E-05  | -1           | 103 | 1.18E-05  | -1           |
| 11 | 3.66E-05  | -1           | 104 | 1.16E-05  | -1           |

Tabel 3.1 Penghitungan Skor Gradien Sinyal EMG (Lanjutan)

| No | Amplitudo | Skor Gradien |  | No  | Amplitudo | Skor Gradien |
|----|-----------|--------------|--|-----|-----------|--------------|
| 12 | 3.55E-05  | -1           |  | 105 | 1.14E-05  | -1           |
| 13 | 3.44E-05  | -1           |  | 106 | 1.12E-05  | -1           |
| 14 | 3.32E-05  | -1           |  | 107 | 1.10E-05  | -1           |
| 15 | 3.20E-05  | -1           |  | 108 | 1.08E-05  | -1           |
| 16 | 3.08E-05  | -1           |  | 109 | 1.05E-05  | -1           |
| 17 | 2.95E-05  | -1           |  | 110 | 1.03E-05  | -1           |
| 18 | 2.83E-05  | -1           |  | 111 | 1.00E-05  | -1           |
| 19 | 2.69E-05  | -1           |  | 112 | 9.77E-06  | -1           |
| 20 | 2.56E-05  | -1           |  | 113 | 9.51E-06  | -1           |
| 21 | 2.43E-05  | -1           |  | 114 | 9.24E-06  | -1           |
| 22 | 2.30E-05  | -1           |  | 115 | 8.98E-06  | 2            |
| 23 | 2.17E-05  | -1           |  | 116 | 9.02E-06  | 2            |
| 24 | 2.04E-05  | -1           |  | 117 | 9.41E-06  | 2            |
| 25 | 1.91E-05  | -1           |  | 118 | 9.84E-06  | 2            |
| 26 | 1.79E-05  | -1           |  | 119 | 1.03E-05  | 2            |
| 27 | 1.67E-05  | -1           |  | 120 | 1.08E-05  | 2            |
| 28 | 1.56E-05  | -1           |  | 121 | 1.13E-05  | 2            |
| 29 | 1.45E-05  | -1           |  | 122 | 1.18E-05  | 2            |
| 30 | 1.35E-05  | -1           |  | 123 | 1.24E-05  | 2            |
| 31 | 1.25E-05  | -1           |  | 124 | 1.30E-05  | 2            |
| 32 | 1.15E-05  | -1           |  | 125 | 1.36E-05  | 2            |
| 33 | 1.07E-05  | -1           |  | 126 | 1.43E-05  | 2            |
| 34 | 9.83E-06  | -1           |  | 127 | 1.49E-05  | 2            |
| 35 | 9.04E-06  | 2            |  | 128 | 1.56E-05  | 2            |
| 36 | 9.07E-06  | 2            |  | 129 | 1.63E-05  | 2            |
| 37 | 9.13E-06  | 2            |  | 130 | 1.70E-05  | 2            |
| 38 | 9.18E-06  | 2            |  | 131 | 1.77E-05  | 2            |
| 39 | 9.23E-06  | 2            |  | 132 | 1.84E-05  | 2            |
| 40 | 9.27E-06  | 2            |  | 133 | 1.91E-05  | 2            |
| 41 | 9.29E-06  | 2            |  | 134 | 1.98E-05  | 2            |
| 42 | 9.31E-06  | 2            |  | 135 | 2.05E-05  | 2            |
| 43 | 9.32E-06  | 0            |  | 136 | 2.12E-05  | 2            |
| 44 | 9.32E-06  | -1           |  | 137 | 2.18E-05  | 2            |

Tabel 3.1 Penghitungan Skor Gradien Sinyal EMG (Lanjutan)

| No | Amplitudo | Skor Gradien |  | No  | Amplitudo | Skor Gradien |
|----|-----------|--------------|--|-----|-----------|--------------|
| 45 | 9.30E-06  | -1           |  | 138 | 2.25E-05  | 2            |
| 46 | 9.27E-06  | -1           |  | 139 | 2.32E-05  | 2            |
| 47 | 9.23E-06  | -1           |  | 140 | 2.38E-05  | 2            |
| 48 | 9.17E-06  | -1           |  | 141 | 2.44E-05  | 2            |
| 49 | 9.10E-06  | -1           |  | 142 | 2.50E-05  | 2            |
| 50 | 9.02E-06  | -1           |  | 143 | 2.56E-05  | 2            |
| 51 | 8.92E-06  | 2            |  | 144 | 2.61E-05  | 2            |
| 52 | 9.17E-06  | 2            |  | 145 | 2.65E-05  | 2            |
| 53 | 9.55E-06  | 2            |  | 146 | 2.70E-05  | 2            |
| 54 | 9.93E-06  | 2            |  | 147 | 2.73E-05  | 2            |
| 55 | 1.03E-05  | 2            |  | 148 | 2.77E-05  | 2            |
| 56 | 1.07E-05  | 2            |  | 149 | 2.80E-05  | 2            |
| 57 | 1.11E-05  | 2            |  | 150 | 2.82E-05  | 2            |
| 58 | 1.15E-05  | 2            |  | 151 | 2.84E-05  | 2            |
| 59 | 1.18E-05  | 2            |  | 152 | 2.85E-05  | 2            |
| 60 | 1.22E-05  | 2            |  | 153 | 2.86E-05  | 0            |
| 61 | 1.26E-05  | 2            |  | 154 | 2.86E-05  | -1           |
| 62 | 1.30E-05  | 2            |  | 155 | 2.85E-05  | -1           |
| 63 | 1.34E-05  | 2            |  | 156 | 2.84E-05  | -1           |
| 64 | 1.38E-05  | 2            |  | 157 | 2.81E-05  | -1           |
| 65 | 1.42E-05  | 2            |  | 158 | 2.79E-05  | -1           |
| 66 | 1.46E-05  | 2            |  | 159 | 2.75E-05  | -1           |
| 67 | 1.50E-05  | 2            |  | 160 | 2.71E-05  | -1           |
| 68 | 1.54E-05  | 2            |  | 161 | 2.66E-05  | -1           |
| 69 | 1.58E-05  | 2            |  | 162 | 2.61E-05  | -1           |
| 70 | 1.61E-05  | 2            |  | 163 | 2.55E-05  | -1           |
| 71 | 1.64E-05  | 2            |  | 164 | 2.48E-05  | -1           |
| 72 | 1.67E-05  | 2            |  | 165 | 2.42E-05  | -1           |
| 73 | 1.70E-05  | 2            |  | 166 | 2.34E-05  | -1           |
| 74 | 1.72E-05  | 2            |  | 167 | 2.27E-05  | -1           |
| 75 | 1.73E-05  | 2            |  | 168 | 2.19E-05  | -1           |
| 76 | 1.74E-05  | 2            |  | 169 | 2.11E-05  | -1           |
| 77 | 1.75E-05  | -1           |  | 170 | 2.03E-05  | -1           |



Tabel 3.1 Penghitungan Skor Gradien Sinyal EMG (Lanjutan)

| No | Amplitudo | Skor Gradien |  | No            | Amplitudo | Skor Gradien |
|----|-----------|--------------|--|---------------|-----------|--------------|
| 78 | 1.74E-05  | -1           |  | 171           | 1.95E-05  | -1           |
| 79 | 1.73E-05  | -1           |  | 172           | 1.86E-05  | -1           |
| 80 | 1.72E-05  | -1           |  | 173           | 1.78E-05  | -1           |
| 81 | 1.70E-05  | -1           |  | 174           | 1.70E-05  | -1           |
| 82 | 1.67E-05  | -1           |  | 175           | 1.62E-05  | -1           |
| 83 | 1.65E-05  | -1           |  | 176           | 1.54E-05  | -1           |
| 84 | 1.62E-05  | -1           |  | 177           | 1.46E-05  | -1           |
| 85 | 1.59E-05  | -1           |  | 178           | 1.39E-05  | -1           |
| 86 | 1.56E-05  | -1           |  | 179           | 1.31E-05  | -1           |
| 87 | 1.52E-05  | -1           |  | 180           | 1.24E-05  | -1           |
| 88 | 1.49E-05  | -1           |  | 181           | 1.17E-05  | -1           |
| 89 | 1.46E-05  | -1           |  | 182           | 1.10E-05  | -1           |
| 90 | 1.44E-05  | -1           |  | 183           | 1.04E-05  | -1           |
| 91 | 1.41E-05  | -1           |  | 184           | 9.75E-06  | -1           |
| 92 | 1.38E-05  | -1           |  | 185           | 9.16E-06  | 0            |
| 93 | 1.36E-05  | -1           |  | <b>Jumlah</b> |           | <b>34</b>    |

Adapun hasil perhitungan jumlah onset, jumlah offset, durasi dan skor gradien untuk semua subyek dan semua *gait trial* sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 3.2 dibawah.

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#1<br><i>gait trial 1</i> | RF   | 3     | 4      | 185    | 34           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 174    | 119          |
|                                 | VL   | 1     | 2      | 144    | 34           |
|                                 | ST   | 3     | 4      | 334    | 122          |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 131    | 114          |
|                                 | BF   | 2     | 3      | 212    | 76           |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 126    | 137          |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 455    | 190          |

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#1<br><i>gait trial 2</i> | RF   | 2     | 2      | 237    | 51           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 133    | -9           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 135    | 34           |
|                                 | ST   | 2     | 2      | 257    | 70           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 98     | 72           |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 248    | 166          |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 88     | 52           |
|                                 | TA   | 3     | 3      | 353    | 241          |

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#1<br><i>gait trial 3</i> | RF   | 2     | 2      | 194    | 39           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 125    | -6           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 142    | 66           |
|                                 | ST   | 3     | 3      | 349    | 178          |
|                                 | GM   | 2     | 1      | 166    | 123          |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 215    | 128          |
|                                 | GL   | 3     | 2      | 155    | 127          |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 327    | 146          |

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien (Lanjutan)

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#2<br><i>gait trial 1</i> | RF   | 1     | 1      | 444    | 154          |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 133    | -31          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 151    | 29           |
|                                 | ST   | 2     | 2      | 322    | 60           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 150    | 83           |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 235    | 149          |
|                                 | GL   | 2     | 2      | 157    | 94           |
|                                 | TA   | 2     | 3      | 254    | 35           |

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#2<br><i>gait trial 2</i> | RF   | 1     | 1      | 161    | 103          |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 131    | -16          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 104    | 21           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 199    | 13           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 161    | 121          |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 181    | 97           |
|                                 | GL   | 2     | 2      | 164    | 166          |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 292    | 96           |

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#2<br><i>gait trial 3</i> | RF   | 2     | 2      | 222    | 63           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 103    | -18          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 126    | -4           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 209    | 27           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 162    | 167          |
|                                 | BF   | 1     | 2      | 182    | 13           |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 182    | 144          |
|                                 | TA   | 1     | 1      | 208    | 94           |

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien (Lanjutan)

| Subyek#3<br><i>gait trial 1</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 2     | 2      | 326    | 8            |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 228    | 54           |
|                                 | VL   | 3     | 3      | 313    | 146          |
|                                 | ST   | 2     | 2      | 199    | 18           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 115    | 76           |
|                                 | BF   | 1     | 2      | 86     | 27           |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 99     | 46           |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 362    | 110          |

| Subyek#3<br><i>gait trial 2</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 3     | 3      | 274    | 109          |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 164    | 54           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 315    | 93           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 157    | 70           |
|                                 | GM   | 2     | 2      | 177    | 162          |
|                                 | BF   | 1     | 2      | 131    | 56           |
|                                 | GL   | 2     | 2      | 122    | 87           |
|                                 | TA   | 3     | 3      | 215    | 83           |

| Subyek#3<br><i>gait trial 3</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 2     | 2      | 310    | 70           |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 192    | 121          |
|                                 | VL   | 3     | 3      | 229    | 76           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 128    | 7            |
|                                 | GM   | 1     | 2      | 180    | 98           |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 87     | 56           |
|                                 | GL   | 2     | 3      | 152    | 88           |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 294    | 132          |

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien (Lanjutan)

| Subyek#4<br><i>gait trial 1</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 2     | 2      | 471    | 276          |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 324    | 258          |
|                                 | VL   | 2     | 2      | 355    | 128          |
|                                 | ST   | 2     | 2      | 336    | -106         |
|                                 | GM   | 3     | 3      | 398    | 133          |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 474    | 359          |
|                                 | GL   | 2     | 3      | 360    | 64           |
|                                 | TA   | 1     | 1      | 898    | 240          |

| Subyek#4<br><i>gait trial 2</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 2     | 2      | 432    | 212          |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 390    | 212          |
|                                 | VL   | 2     | 2      | 372    | 158          |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 476    | 39           |
|                                 | GM   | 3     | 2      | 296    | 129          |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 617    | 294          |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 158    | 78           |
|                                 | TA   | 1     | 1      | 545    | 249          |

| Subyek#4<br><i>gait trial 3</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 2     | 2      | 543    | 340          |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 330    | 103          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 347    | 181          |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 475    | 59           |
|                                 | GM   | 2     | 2      | 313    | 153          |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 444    | 222          |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 230    | 179          |
|                                 | TA   | 1     | 1      | 859    | 93           |

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien (Lanjutan)

| Subyek#5<br><i>gait trial 1</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 1     | 1      | 312    | 117          |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 274    | 161          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 269    | 188          |
|                                 | ST   | 2     | 2      | 319    | 112          |
|                                 | GM   | 2     | 1      | 213    | 157          |
|                                 | BF   | 3     | 3      | 327    | 46           |
|                                 | GL   | 2     | 2      | 197    | 137          |
|                                 | TA   | 2     | 3      | 365    | 121          |

| Subyek#5<br><i>gait trial 2</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 0     | 0      | 496    | 346          |
|                                 | VM   | 2     | 2      | 331    | 256          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 318    | 85           |
|                                 | ST   | 3     | 3      | 379    | 261          |
|                                 | GM   | 2     | 1      | 253    | 101          |
|                                 | BF   | 3     | 3      | 363    | 319          |
|                                 | GL   | 2     | 1      | 265    | 103          |
|                                 | TA   | 1     | 2      | 358    | 132          |

| Subyek#5<br><i>gait trial 3</i> | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
|                                 | RF   | 1     | 1      | 336    | 218          |
|                                 | VM   | 3     | 3      | 212    | 103          |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 323    | 149          |
|                                 | ST   | 0     | 0      | 544    | 273          |
|                                 | GM   | 2     | 1      | 218    | 164          |
|                                 | BF   | 2     | 2      | 478    | 224          |
|                                 | GL   | 3     | 2      | 188    | 123          |
|                                 | TA   | 1     | 2      | 327    | 13           |

Tabel 3.2 Perhitungan Onset, Offset, Durasi dan Skor Gradien (Lanjutan)

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#6<br><i>gait trial 1</i> | RF   | 1     | 1      | 113    | 11           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 128    | 60           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 117    | 80           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 127    | -6           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 275    | 264          |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 150    | 45           |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 287    | 197          |
|                                 | TA   | 3     | 4      | 202    | 22           |

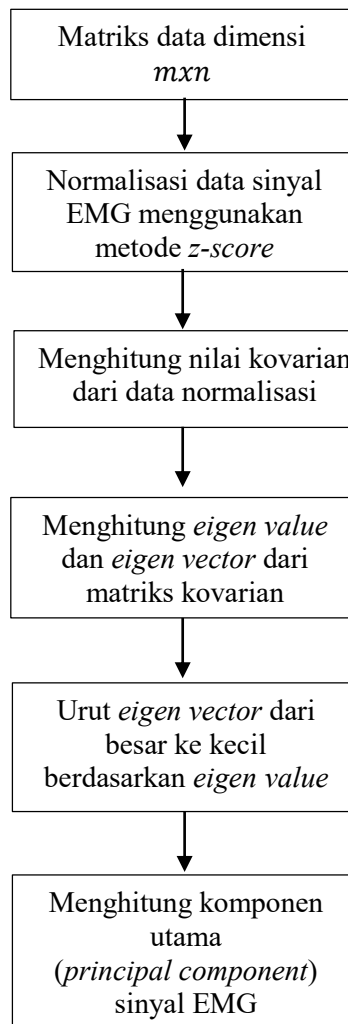
|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#6<br><i>gait trial 2</i> | RF   | 1     | 1      | 123    | 35           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 138    | 53           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 126    | 22           |
|                                 | ST   | 1     | 1      | 184    | 94           |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 123    | 158          |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 137    | 38           |
|                                 | GL   | 3     | 4      | 140    | 79           |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 252    | 108          |

|                                 | Otot | Onset | Offset | Durasi | Skor Gradien |
|---------------------------------|------|-------|--------|--------|--------------|
| Subyek#6<br><i>gait trial 3</i> | RF   | 1     | 1      | 137    | 74           |
|                                 | VM   | 1     | 1      | 134    | 43           |
|                                 | VL   | 1     | 1      | 134    | 127          |
|                                 | ST   | 1     | 2      | 132    | 5            |
|                                 | GM   | 1     | 1      | 113    | 121          |
|                                 | BF   | 1     | 1      | 163    | 49           |
|                                 | GL   | 1     | 1      | 88     | 65           |
|                                 | TA   | 2     | 2      | 160    | 34           |

### 3.3 *Principal Component Analysis (PCA)*

Data EMG dalam bentuk envelope selanjutnya akan dianalisa menggunakan PCA. PCA merupakan suatu teknik yang biasa digunakan untuk mencari pola dalam sekumpulan data. Metode PCA ini berusaha mencari proyeksi terbaik yang dapat merepresentasikan suatu kumpulan data. Metode ini biasa digunakan dalam teknik kompresi untuk memperoleh dimensi data yang lebih kecil tanpa kehilangan informasi yang terkandung di dalamnya.

Adapun langkah-langkah melakukan metode PCA dalam penelitian ini seperti ditunjukkan oleh Gambar 3.9.



Gambar 3.9. Tahapan *Principal Component Analysis*



### 3.3.1 Matriks Data

Data awal sinyal EMG berdimensi  $mxn$  sebagai matriks  $A$  dimana  $m$  menyatakan jumlah frame dan  $n$  menyatakan jumlah otot. Tabel 3.3 berikut menunjukkan matriks data EMG pada otot *Rectus Femoris* yang diambil dari satu orang subyek dengan jumlah frame 546 buah dan jumlah otot adalah 8 buah.

Tabel 3.3 Matriks Data Sinyal EMG

| Frame | RF       | VM       | VL       | ST       | GM       | BF       | GL       | TA       |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1     | 4.54E-05 | 2.73E-05 | 6.81E-05 | 3.45E-05 | 1.52E-05 | 2.20E-05 | 1.61E-05 | 0.000134 |
| 2     | 4.46E-05 | 2.81E-05 | 6.97E-05 | 3.46E-05 | 1.56E-05 | 2.25E-05 | 1.64E-05 | 0.000138 |
| 3     | 4.38E-05 | 2.88E-05 | 7.12E-05 | 3.47E-05 | 1.60E-05 | 2.30E-05 | 1.67E-05 | 0.000141 |
| 4     | 4.30E-05 | 2.95E-05 | 7.25E-05 | 3.47E-05 | 1.65E-05 | 2.35E-05 | 1.70E-05 | 0.000145 |
| .     | .        | .        | .        | .        | .        | .        | .        | .        |
| .     | .        | .        | .        | .        | .        | .        | .        | .        |
| 545   | 3.69E-06 | 1.07E-05 | 1.52E-05 | 3.67E-06 | 1.73E-05 | 5.62E-06 | 1.51E-05 | 6.65E-05 |
| 546   | 3.53E-06 | 1.03E-05 | 1.48E-05 | 3.47E-06 | 1.73E-05 | 5.30E-06 | 1.50E-05 | 6.55E-05 |

### 3.3.2 Normalisasi Data

Normalisasi data menggunakan metode  $z$ -score. Normalisasi ini dilakukan untuk memperoleh dataset dengan nilai yang standar. Metode  $z$ -score merupakan metode untuk memperoleh data dengan  $mean$  bernilai 0 dan standar deviasi bernilai 1.

Setiap vektor kolom  $\mathbf{a}$  yang menyatakan vektor setiap otot dari matriks  $A$  akan dihitung nilai  $mean$  dan standar deviasinya. Semua nilai matriks dari vektor kolom  $\mathbf{a}$  akan dikurangi dengan nilai  $mean$  vektor kolom  $\mathbf{a}$  dibagi dengan nilai standar deviasi vektor kolom  $\mathbf{a}$ . Dimensi dari matriks normalisasi data adalah sebesar  $546 \times 8$ . Hasil normalisasi  $z$ -score sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Hasil Normalisasi Z-Score

| Frame | RF      | VM     | VL      | ST      | GM      | BF      | GL      | TA      |
|-------|---------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 1     | 4.3061  | 1.7476 | 2.6110  | 3.0555  | -0.3286 | 2.1758  | -0.1592 | 1.5575  |
| 2     | 4.2111  | 1.8290 | 2.6903  | 3.0686  | -0.3159 | 2.2502  | -0.1461 | 1.6562  |
| 3     | 4.1162  | 1.9001 | 2.7647  | 3.0817  | -0.3032 | 2.3247  | -0.1329 | 1.7303  |
| 4     | 4.0212  | 1.9713 | 2.8292  | 3.0817  | -0.2873 | 2.3991  | -0.1197 | 1.8290  |
| .     | .       | .      | .       | .       | .       | .       | .       | .       |
| .     | .       | .      | .       | .       | .       | .       | .       | .       |
| 545   | -0.6449 | 0.0602 | -0.0119 | -0.9777 | -0.2619 | -0.2630 | -0.2032 | -0.1089 |
| 546   | -0.6639 | 0.0195 | -0.0317 | -1.0039 | -0.2619 | -0.3107 | -0.2076 | -0.1336 |

### 3.3.3 Kovarian

Nilai kovarian diperoleh dengan menghitung korelasi antara vektor kolom  
**a.** Dimensi dari matriks kovarian diperoleh sebesar  $8 \times 8$ . Dengan menggunakan Persamaan 2.4 diperoleh nilai kovarian untuk setiap vektor kolom a sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Nilai Kovarian dari Sinyal EMG

| Otot | RF      | VM      | VL      | ST     | GM      | BF      | GL      | TA      |
|------|---------|---------|---------|--------|---------|---------|---------|---------|
| RF   | 1       | 0.7815  | 0.8520  | 0.8603 | -0.1024 | 0.7730  | -0.0388 | 0.3586  |
| VM   | 0.7815  | 1       | 0.9620  | 0.5583 | -0.1725 | 0.9071  | -0.1133 | 0.5884  |
| VL   | 0.8520  | 0.9620  | 1       | 0.5682 | -0.1678 | 0.9220  | -0.1201 | 0.5655  |
| ST   | 0.8603  | 0.5583  | 0.5682  | 1      | 0.0867  | 0.4958  | 0.1677  | 0.1337  |
| GM   | -0.1024 | -0.1725 | -0.1678 | 0.0867 | 1       | -0.1949 | 0.9671  | -0.1825 |
| BF   | 0.7730  | 0.9071  | 0.9220  | 0.4958 | -0.1949 | 1       | -0.1359 | 0.4926  |
| GL   | -0.0388 | -0.1133 | -0.1201 | 0.1677 | 0.9671  | -0.1359 | 1       | -0.1750 |
| TA   | 0.3586  | 0.5884  | 0.5655  | 0.1337 | -0.1825 | 0.4926  | -0.1750 | 1       |

Nilai diagonal menunjukkan angka 1. Hal ini berarti korelasi diantara sinyal pada otot yang sama adalah identik. Jika nilai kovarian mendekati nilai 1 maka korelasi antara dua sinyal tersebut semakin kuat (identik) dan jika semakin mendekati 0 maka korelasi antara dua sinyal tersebut semakin lemah (berbeda).

Tanda positif menunjukkan bahwa hubungan keduanya adalah linier sedangkan tanda negatif menunjukkan bahwa hubungan keduanya adalah non linier.

### 3.3.4 Menghitung Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Menghitung nilai *eigen* dan vektor *eigen* dengan menggunakan  $D = CV$  dimana  $V$  adalah kumpulan vektor *eigen* dari matriks kovarian  $C$ ,  $D$  adalah matriks yang berisi nilai *eigen* pada diagonal matriksnya dan bernilai nol untuk yang lain. Dimensi dari matriks vektor eigen dan nilai eigen diperoleh sebesar  $8 \times 8$ .

Tabel 3.6 Vektor Eigen dari Matriks Kovarian

|         |         |         |         |         |         |         |         |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| -0.4978 | 0.1361  | 0.4638  | 0.4285  | 0.1768  | 0.3169  | -0.1321 | 0.4311  |
| -0.4658 | -0.0464 | -0.0731 | -0.7034 | -0.2325 | -0.1468 | -0.0177 | 0.4525  |
| 0.6656  | 0.0788  | 0.5096  | -0.1017 | -0.2427 | -0.0975 | -0.0245 | 0.4602  |
| 0.2977  | -0.1454 | -0.3803 | -0.2039 | 0.4873  | 0.5312  | -0.2809 | 0.3250  |
| -0.0480 | -0.6776 | 0.1808  | 0.0680  | -0.0573 | -0.2290 | -0.6578 | -0.1134 |
| 0.0316  | -0.1060 | -0.5617 | 0.5007  | -0.4709 | -0.0916 | 0.0017  | 0.4375  |
| 0.0111  | 0.6940  | -0.1423 | -0.0199 | -0.0515 | -0.1836 | -0.6740 | -0.0838 |
| 0.0142  | 0.0035  | -0.0824 | 0.1183  | 0.6250  | -0.7013 | 0.1257  | 0.2840  |

Tabel 3.7 Nilai Eigen dari Matriks Kovarian

|        |        |        |        |        |        |        |        |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0.0095 | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      |
| 0      | 0.0268 | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      |
| 0      | 0      | 0.0796 | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      |
| 0      | 0      | 0      | 0.0935 | 0      | 0      | 0      | 0      |
| 0      | 0      | 0      | 0      | 0.4273 | 0      | 0      | 0      |
| 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0.8973 | 0      | 0      |
| 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 2.0318 | 0      |
| 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 0      | 4.4341 |

Tabel 3.7 menunjukkan nilai eigen dari matriks kovarian yang berada dalam matriks diagonal. Biasanya vektor eigen dengan nilai eigen tertinggi sudah mewakili 50% dari total variasi data. Dalam penelitian ini, nilai eigen yang dipilih hanya 2 komponen utama (*principal component*) saja. Alasan ini berdasarkan

kepada (Johnson et. al., 2007) yang menyatakan bahwa nilai eigen yang dipilih adalah nilai eigen lebih besar dari 1 ( $\text{eigen} > 1$ ) yaitu 4.4341 dan 2.0318.

### 3.3.5 Menghitung Komponen Utama (*Principal Component*)

Nilai eigen akan diurut dari yang terbesar ke terkecil untuk memudahkan proses transformasi. Dari kedua komponen utama yang terpilih, kemudian dilakukan transformasi dengan *principal component 1* (PC1) dan *principal component 2* (PC2) sebagai sumbu koordinat yang baru. Data yang telah distandarisasi ( $m \times n$ ) dikalikan dengan vektor eigen dari *principal component* yang terpilih ( $n \times k$ ) menghasilkan sebuah matriks hasil transformasi berukuran  $m \times k$ .

$$pc = x.V$$

**pc** : matriks nilai komponen utama (*principal component*)

**x** : matriks data yang telah distandarisasi

**V** : Vektor eigen dari komponen utama yang terpilih

Dari matriks ukuran  $m \times k$  akan dilakukan rata-rata untuk setiap matriks **k**. Rata-rata dilakukan dengan mengambil setiap 40-60 data *principal component pc* untuk mendapatkan satu nilai. Pemilihan 40-60 data ini tergantung jumlah frame dari data EMG. Untuk masing-masing **k** akan membentuk 10 variabel baru hasil rata-rata sehingga satu data EMG akan membentuk 20 variabel baru. Variabel baru ini akan menjadi fitur dari sinyal EMG. Tabel 3.8 menunjukkan matriks dari fitur sinyal EMG hasil perhitungan PCA untuk satu data EMG pada satu orang subyek.

Tabel 3.8 Matriks Fitur Sinyal EMG

| PC1     | PC2     |
|---------|---------|
| 3.78826 | -0.0865 |
| -0.8689 | 0.91861 |
| -1.4533 | 0.44412 |
| -1.6627 | -1.8737 |
| -1.2211 | -3.1268 |
| -1.2798 | 0.87506 |
| -1.0391 | 1.15202 |
| -0.6101 | 0.73713 |
| -0.106  | 0.52134 |
| 2.21521 | 0.35146 |

Tabel 3.8 menunjukkan nilai variabel dari PC1 dan PC2. Selanjutnya matriks ini akan dijadikan ke bentuk vektor untuk menjadi vektor masukan di jaringan LVQ.

### 3.4 *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Fitur sinyal EMG yang telah diperoleh dari metode PCA dan metode onset, offset, jumlah frame dan skor gradien selanjutnya akan diklasifikasi menggunakan jaringan LVQ. Tujuan dari algoritma LVQ ini adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor dengan menghitung jarak diantara kelas vektor tersebut menggunakan *euclidian distance*.

Jumlah dataset yang akan diajar dan diuji sebanyak 18 buah yang terdiri dari 3 buah per subyek. Data akan diklasifikasi menjadi 6 subyek. Jenis LVQ yang akan digunakan adalah LVQ1.

#### 3.4.1 Laju Pembelajaran (*Learning Rate*)

Laju pembelajaran merupakan suatu parameter yang akan mempengaruhi kecepatan suatu algoritma untuk menemukan solusi. Angka *default* dari laju pembelajaran adalah 0.1. Angka laju pembelajaran berada pada range 0-1. Biasanya

semakin kecil angka laju pembelajaran maka semakin cepat solusi minimum dihasilkan.

### **3.4.2 Iterasi**

Iterasi merupakan suatu proses yang digunakan secara berulang-ulang untuk menemukan solusi suatu algoritma. Jumlah iterasi akan mempengaruhi satuan waktu. Banyaknya jumlah iterasi yang digunakan adalah pada saat solusi mendapatkan nilai maksimal dari suatu perhitungan algoritma.

### **3.4.3 Vektor Referensi (*Codebook Vector*)**

Vektor referensi merupakan suatu komponen yang paling krusial dalam pemodelan jaringan LVQ. Penelitian ini hanya menggunakan 1 vektor referensi untuk mewakili setiap kelas yang akan diajar. Vektor referensi ini dipilih secara acak. Jumlah vektor referensi untuk setiap pembelajaran adalah sebanyak 6 buah.

### **3.4.4 Parameter Optimal**

Untuk mendapatkan nilai parameter laju pembelajaran (*learning rate*) dan iterasi yang optimal, jaringan LVQ akan melakukan pembelajaran dan pengujian terhadap data yang telah ditentukan. Tahap pertama adalah mengubah nilai laju pembelajaran sedangkan nilai iterasi yang tetap. Nilai laju pembelajaran diatur antara 0.09 – 0.01 dengan range 0.01 sedangkan jumlah maksimal iterasi sebesar 100. Tahap kedua adalah mengubah jumlah iterasi dengan nilai laju pembelajaran yang tetap. Jumlah iterasi diatur antara 10 – 50 dengan range 10 sedangkan nilai laju pembelajaran adalah nilai optimal. Data yang digunakan untuk pembelajaran dan pengujian dalam proses ini yaitu semua data pembelajaran akan menjadi data pengujian. Jumlah neuron masukan sebanyak 32 unit untuk metode onset, offset, jumlah frame, skor gradien dan 20 unit untuk metode PCA. Nilai parameter optimal ini akan digunakan untuk proses validasi jaringan LVQ.

### 3.4.5 Validasi Jaringan LVQ

Validasi jaringan LVQ merupakan suatu tindakan pembuktian terhadap jaringan LVQ dengan menggunakan parameter optimal yang telah dihasilkan. Validasi ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana jaringan LVQ melakukan proses klasifikasi dengan tepat. Dalam penelitian ini akan melakukan dengan tiga metode validasi yaitu :

1. Pengujian pertama, data ke-1 pada setiap subyek sebagai data pengujian, dan data ke-2 dan ke-3 sebagai data pembelajaran.
2. Pengujian kedua, data ke-2 pada setiap subyek sebagai data pengujian, dan data ke-1 dan ke-3 sebagai data pembelajaran.
3. Pengujian ketiga, data ke-3 pada setiap subyek sebagai data pengujian, dan data ke-1 dan ke-2 sebagai data pembelajaran.

Parameter yang digunakan dalam validasi jaringan LVQ adalah parameter optimal yang telah diperoleh dalam proses sebelumnya seperti yang dijelaskan pada sub 3.5.4.

### 3.4.6 Contoh Perhitungan Algoritma LVQ

Salahsatu contoh perhitungan untuk melakukan pengklasifikasian menggunakan metode LVQ adalah sebagai berikut.

| No | Vektor  | Kelas |
|----|---------|-------|
| 1  | 1,1,0,0 | 1     |
| 2  | 0,0,0,1 | 2     |
| 3  | 0,0,1,1 | 2     |
| 4  | 1,0,0,0 | 1     |
| 5  | 0,1,1,0 | 2     |

Dua vektor yang pertama (vektor no 1 dan 2) digunakan sebagai vektor inisialisasi awal (vektor referensi). Vektor inisialisasi ini disebut juga dengan Bobot. Kelas target dari vektor inisialisasi pertama adalah 1 dan kelas target dari vektor inisialisasi kedua adalah 2. Kelas 1 diberi simbol C1 dan kelas 2 diberi

simbol C2. Vektor no 3, 4, dan 5 merupakan vektor yang akan dijadikan sebagai vektor masukan yang akan dilatih.

Tahapan untuk melakukan perhitungan untuk satu kali iterasi (*epoch* pertama) adalah sebagai berikut :

Vektor referensi

$$w1=(w_{11},w_{12},w_{13},w_{14})=(1,1,0,0)$$

$$w2=(w_{21},w_{22},w_{23},w_{24})=(0,0,0,1)$$

Laju pembelajaran : 0,01

Untuk vektor masukan pertama yaitu (0,0,1,1)

$$D_1=\sqrt{(x_{11}-w_{11})^2+(x_{12}-w_{12})^2+(x_{13}-w_{13})^2+(x_{14}-w_{14})^2}$$

$$D_1=\sqrt{(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}$$

$$D_1=2$$

$$D_2=\sqrt{(x_{11}-w_{21})^2+(x_{12}-w_{22})^2+(x_{13}-w_{23})^2+(x_{14}-w_{24})^2}$$

$$D_2=\sqrt{(0-0)^2+(0-0)^2+(1-0)^2+(1-1)^2}$$

$$D_2=\sqrt{1}$$

$D_2$  memiliki jarak euclidean yang paling kecil maka bobot  $w_2$  yang akan di perbaharui (*updated*).

Karena kelas pada vektor masukan sama dengan kelas pada bobot kedua maka  $w_2$  akan diperbaharui menggunakan persamaan :

$$w_{2\text{baru}}=w_{2\text{lama}}+\alpha(x-w_{2\text{lama}})$$

$$w_{2\text{baru}}=(0,0,0,1)+0.1\{(0,0,1,1)-(0,0,0,1)\}$$

$$w_{2\text{baru}}=(0,0,0,1)+0.1(0,0,1,0)$$

$$w_{2\text{baru}}=(0, 0, 0.1, 1)$$

Untuk vektor masukan kedua yaitu (1,0,0,0)



$$D_1 = \sqrt{(x_{21} - w_{11})^2 + (x_{22} - w_{12})^2 + (x_{23} - w_{13})^2 + (x_{24} - w_{14})^2}$$

$$D_1 = \sqrt{(1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2}$$

$$D_1 = 1$$

$$D_2 = \sqrt{(x_{21} - w_{21})^2 + (x_{22} - w_{22})^2 + (x_{23} - w_{23})^2 + (x_{24} - w_{24})^2}$$

$$D_2 = \sqrt{(1-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0.1)^2 + (0-1)^2}$$

$$D_2 = \sqrt{2.81}$$

$D_1$  memiliki jarak euclidean yang paling kecil maka bobot  $w_1$  yang akan di perbaharui (*updated*).

Karena kelas pada vektor masukan sama dengan kelas pada bobot pertama maka  $w_1$  akan diperbaharui menggunakan persamaan :

$$w_{1\text{baru}} = w_{1\text{lama}} + \alpha(x - w_{1\text{lama}})$$

$$w_{1\text{baru}} = (1, 1, 0, 0) + 0.1\{(1, 0, 0, 0) - (1, 1, 0, 0)\}$$

$$w_{1\text{baru}} = (1, 1, 0, 0) + 0.1(0, -1, 0, 0)$$

$$w_{1\text{baru}} = (1, 0.9, 0, 0)$$

Untuk vektor masukan ketiga yaitu  $(0, 1, 1, 0)$

$$D_1 = \sqrt{(x_{31} - w_{11})^2 + (x_{32} - w_{12})^2 + (x_{33} - w_{13})^2 + (x_{34} - w_{14})^2}$$

$$D_1 = \sqrt{(0-1)^2 + (1-0.9)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2}$$

$$D_1 = \sqrt{2.01}$$

$$D_2 = \sqrt{(x_{31} - w_{21})^2 + (x_{32} - w_{22})^2 + (x_{33} - w_{23})^2 + (x_{34} - w_{24})^2}$$

$$D_2 = \sqrt{(0-0)^2 + (1-0)^2 + (1-0.1)^2 + (0-1)^2}$$

$$D_2 = \sqrt{2.81}$$

$D_1$  memiliki jarak euclidean yang paling kecil maka bobot  $w_1$  yang akan di perbaharui (*updated*).

Karena kelas pada vektor masukan tidak sama dengan kelas pada bobot pertama maka  $w_1$  akan diperbaharui menggunakan persamaan :

$$w_{1\text{baru}} = w_{1\text{lama}} + \alpha(x - w_{1\text{lama}})$$

$$w_{1\text{baru}} = (1, 0.9, 0, 0) - 0.1\{(0, 1, 1, 0) - (1, 0.9, 0, 0)\}$$

$$w_{1\text{baru}} = (1, 0.9, 0, 0) - 0.1(-1, 0.1, 1, 0)$$

$$w_{1\text{baru}} = (1.1, 0.89, -0.1, 0)$$

Hasil perhitungan diperoleh sebagai berikut :

$$w_1 = (1.1, 0.89, -0.1, 0)$$

$$w_2 = (0, 0, 0.1, 1)$$

Nilai  $w_1$  dan  $w_2$  yang telah dihasilkan pada proses pelatihan data akan menjadi bobot akhir untuk proses pengujian.

Misalkan ada vektor yang baru untuk pengujian yaitu  $(1, 0, 1, 1)$  maka proses pengujiannya adalah dengan menghitung nilai Euclidean.

$$D_1 = \sqrt{(x_{11} - w_{11})^2 + (x_{12} - w_{12})^2 + (x_{13} - w_{13})^2 + (x_{14} - w_{14})^2}$$

$$D_1 = \sqrt{(1 - 1.1)^2 + (0 - 0.89)^2 + (1 - (-0.1))^2 + (1 - 0)^2}$$

$$D_1 = 1.735$$

$$D_2 = \sqrt{(x_{11} - w_{21})^2 + (x_{12} - w_{22})^2 + (x_{13} - w_{23})^2 + (x_{14} - w_{24})^2}$$

$$D_2 = \sqrt{(1 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0.1)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$D_2 = 1.345$$

$D_2$  memiliki jarak euclidean yang paling kecil maka vektor  $(1, 0, 1, 1)$  masuk ke kelas 2.

## BAB 4

### Hasil dan Pembahasan

Proses klasifikasi ini dilakukan untuk mengetahui tingkat kesamaan dan perbedaan dari sinyal EMG selama berjalan untuk setiap subyek yang akan digunakan sebagai identitas biometrik gait.

Untuk mengetahui pengaruh laju pembelajaran (*learning rate*) dan jumlah iterasi pada kedua metode sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 4.1, Tabel 4.2, Tabel 4.3 dan Tabel 4.4. Nilai laju pembelajaran dan iterasi yang paling optimal akan digunakan untuk proses validasi sistem.

Tabel 4.1 Pengaruh Laju Pembelajaran terhadap Akurasi Sistem Menggunakan Metode *Graph Feature Extraction*. Iterasi = 100.

| Laju Pembelajaran | Jumlah Benar | Jumlah Salah | Persentase | Waktu (detik) |
|-------------------|--------------|--------------|------------|---------------|
| 0.09              | 15           | 3            | 83.33      | 1.9498        |
| 0.08              | 15           | 3            | 83.33      | 1.9118        |
| 0.07              | 15           | 3            | 83.33      | 1.9175        |
| 0.06              | 15           | 3            | 83.33      | 1.9813        |
| 0.05              | 15           | 3            | 83.33      | 1.9775        |
| 0.04              | 15           | 3            | 83.33      | 2.0002        |
| 0.03              | 15           | 3            | 83.33      | 1.8830        |
| 0.02              | 15           | 3            | 83.33      | 2.0390        |
| 0.01              | 16           | 2            | 88.89      | 1.9321        |

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa laju pembelajaran yang terbaik adalah 0.01 dengan jumlah benar klasifikasi sebanyak 16 buah dan salah klasifikasi sebanyak 2 buah dan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 88.89%. Tabel 4.1 tersebut menunjukkan bahwa semakin besar nilai laju pembelajaran maka akurasi klasifikasi akan semakin besar pula.

Tabel 4.2 Pengaruh Iterasi terhadap Akurasi Sistem Menggunakan Metode *Graph Feature Extraction*. Learning Rate = 0.01

| Iterasi | Jumlah Benar | Jumlah Salah | Persentase | Waktu (detik) |
|---------|--------------|--------------|------------|---------------|
| 10      | 16           | 2            | 88.89      | 1.9151        |
| 20      | 16           | 2            | 88.89      | 2.0021        |
| 30      | 16           | 2            | 88.89      | 1.8378        |
| 40      | 16           | 2            | 88.89      | 1.9158        |
| 50      | 16           | 2            | 88.89      | 1.8992        |

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa untuk seluruh iterasi akan diperoleh nilai persentase yang sama yaitu 88.89%. Jumlah benar klasifikasi adalah 16 buah dan salah klasifikasi adalah 2 buah. Sehingga nilai iterasi yang akan dipilih untuk digunakan pada proses validasi adalah nilai iterasi 10.

Tabel 4.3 Pengaruh Laju Pembelajaran terhadap Akurasi Sistem Menggunakan Metode PCA. Iterasi =100

| Laju Pembelajaran | Jumlah Benar | Jumlah Salah | Persentase | Waktu (detik) |
|-------------------|--------------|--------------|------------|---------------|
| 0.09              | 16           | 2            | 88.88      | 2.141         |
| 0.08              | 16           | 2            | 88.88      | 2.115         |
| 0.07              | 17           | 1            | 94.44      | 2.183         |
| 0.06              | 17           | 1            | 94.44      | 2.392         |
| 0.05              | 17           | 1            | 94.44      | 2.114         |
| 0.04              | 17           | 1            | 94.44      | 2.274         |
| 0.03              | 17           | 1            | 94.44      | 2.179         |
| 0.02              | 17           | 1            | 94.44      | 2.291         |
| 0.01              | 17           | 1            | 94.44      | 2.218         |

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa laju pembelajaran yang terbaik adalah 0.07 dengan jumlah benar klasifikasi sebanyak 17 buah dan salah klasifikasi sebanyak 1 buah dan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 94.44%. Bila dibandingkan dengan Tabel 4.1 metode *graph feature extraction* membutuhkan *learning rate* 7 kali lebih kecil dari *learning rate* metode PCA untuk memperoleh nilai akurasi yang sama.

Tabel 4.4 Pengaruh Iterasi terhadap Akurasi Sistem Menggunakan Metode PCA. Learning Rate = 0.07

| Iterasi | Jumlah Benar | Jumlah Salah | Persentase | Waktu (detik) |
|---------|--------------|--------------|------------|---------------|
| 10      | 17           | 1            | 94.44      | 2.230         |
| 20      | 17           | 1            | 94.44      | 2.148         |
| 30      | 17           | 1            | 94.44      | 2.070         |
| 40      | 16           | 2            | 88.88      | 2.215         |
| 50      | 16           | 2            | 88.88      | 2.506         |

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa iterasi yang terbaik adalah 30 dengan jumlah benar klasifikasi sebanyak 17 buah dan salah klasifikasi sebanyak 1 buah. Dan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 94.44%. Bila dibandingkan dengan Tabel 4.2, metode PCA membutuhkan iterasi 2 kali lebih kecil dari metode *graph feature extraction* untuk mendapatkan akurasi yang terbaik. Dari nilai iterasi yang terbaik tersebut diketahui bahwa metode *graph feature extraction* memiliki akurasi lebih baik dari metode PCA dengan selisih sebesar 5.56%.

#### 4.1 Validasi Jaringan LVQ

Validasi jaringan LVQ akan dilakukan kepada dua metode untuk mendapatkan perbandingan hasil klasifikasi sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 4.5 dan Tabel 4.6.

Tabel 4.5 Validasi Menggunakan Metode *Graph Feature Extraction*

| <p style="text-align: center;"><b>Learning Rate = 0.01 dan Iterasi = 10</b><br/> <b>Neuron Masukan = 32</b></p> |        |          |           |          |          |          |          |          |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| Pengujian                                                                                                       |        |          | Predicted |          |          |          |          |          |
|                                                                                                                 |        |          | Subyek 1  | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
| Pertama                                                                                                         | Actual | Subyek 1 | 1         | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 2 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 3 | 0         | 0        | 1        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 4 | 0         | 0        | 0        | 1        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 5 | 1         | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 6 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        |          |           |          |          |          |          |          |
|                                                                                                                 |        |          | Predicted |          |          |          |          |          |
|                                                                                                                 |        |          | Subyek 1  | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
| Kedua                                                                                                           | Actual | Subyek 1 | 1         | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 2 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 3 | 0         | 0        | 1        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 4 | 0         | 0        | 0        | 1        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 5 | 0         | 0        | 0        | 0        | 1        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 6 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |
|                                                                                                                 |        |          |           |          |          |          |          |          |
|                                                                                                                 |        |          | Predicted |          |          |          |          |          |
|                                                                                                                 |        |          | Subyek 1  | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
| Ketiga                                                                                                          | Actual | Subyek 1 | 1         | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 2 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 3 | 0         | 0        | 1        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 4 | 0         | 0        | 0        | 1        | 0        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 5 | 0         | 0        | 0        | 0        | 1        | 0        |
|                                                                                                                 |        | Subyek 6 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa untuk pengujian pertama, data EMG milik subyek1, subyek 2, subyek 3, subyek 4 berhasil diklasifikasi dengan benar (*true positif*). Hal ini menunjukkan bahwa data EMG untuk subyek tersebut memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri. Sementara itu, data EMG milik subyek 5 dan subyek 6 tidak berhasil diklasifikasi dengan benar (*false negatif*). Dalam hal ini data EMG subyek 5 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 1. Begitu juga untuk data EMG subyek 6 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 2.

Pada pengujian kedua, data EMG milik semua subyek berhasil diklasifikasi dengan benar (*true positif*). Hal ini menunjukkan bahwa data EMG pada semua subyek tersebut memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri.

Pada pengujian ketiga, data EMG milik semua subyek juga berhasil diklasifikasi dengan benar (*true positif*). Hal ini menunjukkan bahwa data EMG untuk semua subyek memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri.

Pengujian kedua dan pengujian ketiga merupakan kondisi yang sangat ideal untuk pemilihan vektor referensi dan vektor masukan yang digunakan sehingga semua data EMG untuk semua subyek memiliki jarak euclidean paling pendek ke bobotnya sendiri.

Tabel 4.6 Validasi Menggunakan Metode PCA

| <b>Learning Rate = 0.07 dan Iterasi = 30</b><br><b>Neuron masukan = 20</b> |        |          |           |          |          |          |          |          |
|----------------------------------------------------------------------------|--------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| Pengujian                                                                  |        |          | Predicted |          |          |          |          |          |
|                                                                            |        |          | Subyek 1  | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
| Pertama                                                                    | Actual | Subyek 1 | 1         | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 2 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 3 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |
|                                                                            |        | Subyek 4 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 5 | 0         | 0        | 0        | 0        | 1        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 6 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |
| Kedua                                                                      | Actual | Subyek 1 | 0         | 0        | 1        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 2 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 3 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |
|                                                                            |        | Subyek 4 | 0         | 0        | 0        | 1        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 5 | 0         | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
|                                                                            |        | Subyek 6 | 0         | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |
|                                                                            |        | Ketiga   | Actual    | Subyek 1 | 1        | 0        | 0        | 0        |
| Subyek 2                                                                   | 0      |          |           | 1        | 0        | 0        | 0        | 0        |
| Subyek 3                                                                   | 1      |          |           | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
| Subyek 4                                                                   | 0      |          |           | 0        | 0        | 1        | 0        | 0        |
| Subyek 5                                                                   | 0      |          |           | 0        | 0        | 0        | 1        | 0        |
| Subyek 6                                                                   | 0      |          |           | 0        | 0        | 0        | 0        | 1        |

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa untuk pengujian pertama, data EMG milik subyek 1, subyek 2, subyek 5 dan subyek 6 berhasil diklasifikasi dengan benar (*true*



*positif*). Hal ini menunjukkan bahwa data EMG subyek 1, subyek 2, subyek 5 dan subyek 6 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri. Sementara itu, data EMG milik subyek 3 dan subyek 4 tidak berhasil diklasifikasi dengan benar (*false negatif*). Dalam hal ini data EMG subyek 3 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 6 (*false positif*). Begitu juga untuk data EMG subyek 4 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 2 (*false positif*).

Pada pengujian kedua, data EMG milik subyek 2, subyek 4, dan subyek 6, berhasil diklasifikasi dengan benar (*true positif*), sementara itu data EMG milik subyek 1, subyek 3 dan subyek 5 tidak berhasil diklasifikasi dengan benar (*false negatif*). Hal ini dapat dikatakan bahwa data EMG subyek 2, subyek 4 dan subyek 6 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri. Sedangkan data EMG subyek 1 memiliki jarak euclidean paling pendek ke bobot subyek 3, data EMG subyek 3 memiliki jarak euclidian paling pendek ke subyek 6 dan data EMG subyek 5 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 2.

Pada pengujian ketiga, data EMG milik subyek 1, subyek 2, subyek 4, subyek 5 dan subyek 6 berhasil diklasifikasi dengan benar (*true positif*) sedangkan untuk data EMG milik subyek 2 tidak berhasil diklasifikasi dengan benar (*false negatif*). Hal ini dapat dikatakan bahwa data EMG subyek 1, subyek 2, subyek 4, subyek 5 dan subyek 6 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot dirinya sendiri sedangkan data EMG subyek 3 memiliki jarak euclidian paling pendek ke bobot subyek 1.

## **4.2 Akurasi**

Adapun akurasi jaringan LVQ pada kedua metode sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 4.7 dan Tabel 4.8.

Tabel 4.7 Akurasi klasifikasi untuk Metode *Graph Feature Extraction*

| Pengujian     | Akurasi Klasifikasi |          |          |          |          |          |               |
|---------------|---------------------|----------|----------|----------|----------|----------|---------------|
|               | Subyek 1            | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 | Rata-Rata (%) |
| 1             | 1                   | 1        | 1        | 1        | 0        | 0        | 66.67         |
| 2             | 1                   | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 100           |
| 3             | 1                   | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 100           |
| Rata-Rata (%) | 100                 | 100      | 100      | 100      | 66.67    | 66.67    |               |

$$\text{Rata-rata akurasi} = \frac{66.67 + 100 + 100}{3} \times 100 \% = 88.89 \%$$

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa subyek 1, subyek 2, subyek 3, dan subyek 4 memiliki keunikan sinyal EMG selama berjalan sangat tinggi sehingga klasifikasi data EMG untuk semua pengujian memiliki akurasi sebesar 100%. Sedangkan keunikan sinyal EMG selama berjalan untuk subyek 5 dan subyek 6 adalah sedang sehingga klasifikasi data EMG untuk semua pengujian memiliki akurasi sebesar 66.67%.

Tabel 4.8 Akurasi Klasifikasi untuk Metode PCA

| Pengujian     | Akurasi Klasifikasi |          |          |          |          |          |               |
|---------------|---------------------|----------|----------|----------|----------|----------|---------------|
|               | Subyek 1            | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 | Rata-Rata (%) |
| 1             | 1                   | 1        | 0        | 0        | 1        | 1        | 66.67         |
| 2             | 0                   | 1        | 0        | 1        | 0        | 1        | 50            |
| 3             | 1                   | 1        | 0        | 1        | 1        | 1        | 83.33         |
| Rata-Rata (%) | 66.67               | 100      | 0        | 66.67    | 66.67    | 100      |               |

$$\text{Rata-rata akurasi} = \frac{66.67 + 50 + 83.33}{3} \times 100 \% = 66.67 \%$$

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa subyek 3 untuk ketiga pengujian memiliki akurasi 0. Hal ini mengindikasikan bahwa data EMG dari subyek 3 selalu diklasifikasi sebagai orang lain (*false negatif*) yaitu sebagai data EMG dari subyek 6 dan subyek 1.

Jika dihubungkan dengan tingkat keunikan sinyal EMG, subyek 3 memiliki tingkat keunikan sinyal EMG selama berjalan paling rendah sehingga klasifikasi data EMG untuk subyek 3 memiliki akurasi sebesar 0. Subyek 1, subyek 4, subyek 5 memiliki keunikan sinyal EMG selama berjalan sedang sehingga klasifikasi data EMG untuk subyek tersebut memiliki akurasi sebesar 66.67%. Sedangkan subyek 2 dan subyek 6 memiliki tingkat keunikan sinyal EMG selama berjalan sangat tinggi sehingga klasifikasi data EMG untuk subyek tersebut memiliki akurasi sebesar 100%.

### 4.3 Sensitifitas dan Presisi

Adapun sensitifitas dan presisi dari pengklasifikasian sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 4.9 dan 4.10.

Tabel 4.9 Sensitifitas dan Presisi untuk Metode *Graph Feature Extraction*

| Pengujian | Evaluator    | Subyek 1 | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
|-----------|--------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1         | Sensitifitas | 1        | 1        | 1        | 1        | 0        | 0        |
|           | Presisi      | 0.5      | 0.5      | 1        | 1        | 0        | 0        |
| 2         | Sensitifitas | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        |
|           | Presisi      | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        |
| 3         | Sensitifitas | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        |
|           | Presisi      | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        | 1        |

Tabel 4.10 Sensitifitas dan Presisi untuk Metode PCA

| Pengujian | Evaluator    | Subyek 1 | Subyek 2 | Subyek 3 | Subyek 4 | Subyek 5 | Subyek 6 |
|-----------|--------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1         | Sensitifitas | 1        | 1        | 0        | 0        | 1        | 1        |
|           | Presisi      | 1        | 0.5      | 0        | 0        | 1        | 0.5      |
| 2         | Sensitifitas | 0        | 1        | 0        | 1        | 0        | 1        |
|           | Presisi      | 0        | 0.5      | 0        | 1        | 0        | 0.5      |
| 3         | Sensitifitas | 1        | 1        | 0        | 1        | 1        | 1        |
|           | Presisi      | 0.5      | 1        | 0        | 1        | 1        | 1        |

Dari Tabel 4.9 dan 4.10 dapat diketahui jika nilai sensitifitas sebesar 0 menunjukkan bahwa pengklasifikasian jaringan LVQ memiliki *true positif* sebesar 0 juga. Sedangkan bila sensitifitas sebesar 1 menunjukkan bahwa pengklasifikasian jaringan LVQ memiliki *true positif* sebesar 1 juga. Nilai sensitifitas ini berbanding terbalik dengan jumlah *false negatif*. Semakin besar nilai *false negatif* maka semakin kecil pula nilai sensitifitas. Jika nilai presisi sebesar 0 menunjukkan bahwa pengklasifikasian jaringan LVQ memiliki *true positif* sebesar 0 juga. Sedangkan bila presisi sebesar 1 menunjukkan bahwa pengklasifikasian jaringan LVQ memiliki *true positif* sebesar 1. Namun bila nilai presisi sebesar 0.5 menunjukkan bahwa dalam pengklasifikasian ada *false positif* yang terjadi. Nilai presisi berbanding terbalik dengan jumlah *false positif*. Semakin besar nilai *false positif* maka semakin kecil pula nilai presisi.

Nilai sensitifitas dan presisi ini akan menunjukkan keakuratan dalam proses klasifikasi. Semakin besar nilai sensitifitas dan presisi maka proses pengklasifikasian akan semakin baik.

## BAB 5

### Kesimpulan dan Saran

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil pembahasan pada Bab 4 dapat disimpulkan bahwa sinyal EMG pada otot tungkai merupakan sinyal yang berbeda antara satu subyek dengan subyek yang lain. Tingkat perbedaan ini dikarenakan oleh variasi gaya berjalan (*gait*) yang dimiliki oleh seseorang. Envelope sinyal EMG menunjukkan bahwa pola dari level amplitudo pada sinyal EMG memang berbeda untuk setiap orang. Ciri dari sinyal EMG pada setiap subyek selama berjalan dapat digunakan untuk mengidentifikasi subyek tersebut. Untuk pengklasifikasian sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan disimpulkan bahwa menggunakan metode ekstraksi fitur *graph feature extraction* diperoleh akurasi rata-rata sebesar 88.89% dan metode *principal component analysis* diperoleh akurasi rata-rata sebesar 66.67%. Proses pengklasifikasian sinyal EMG ini juga menunjukkan keunikan data EMG pada setiap subyek.

Dari ketiga pengujian menunjukkan bahwa metode *graph feature extraction* merupakan metode ekstraksi fitur yang sangat baik. Metode *graph feature extraction* menunjukkan bahwa subyek 1, subyek 2, subyek 3 dan subyek 4 memiliki keunikan data EMG pada kriteria sangat tinggi dengan nilai akurasi klasifikasi sebesar 100%. Sedangkan subyek 5 dan subyek 6 memiliki keunikan data EMG pada kriteria sedang dengan nilai akurasi klasifikasi sebesar 66.67%. Sementara itu metode *principal component analysis* menunjukkan bahwa subyek 2 dan subyek 6 memiliki keunikan data EMG pada kriteria sangat tinggi dengan nilai akurasi klasifikasi sebesar 100%. Sedangkan untuk subyek 1, subyek 4 dan subyek 5 memiliki keunikan data EMG pada kriteria sedang dengan nilai akurasi klasifikasi sebesar 66.67% dan subyek 3 memiliki data EMG sangat tidak unik dengan akurasi klasifikasi sebesar 0%.

Dengan akurasi klasifikasi rata-rata pada kedua metode tersebut dapat dikatakan bahwa pola sinyal EMG pada otot tungkai selama berjalan untuk keenam subyek masih dapat dikategorikan sebagai data EMG yang unik. Sehingga dengan pola sinyal EMG yang unik tersebut dapat digunakan sebagai identitas biometrik gait.

## **5.2 Saran**

Saran pengembangan untuk penelitian ini adalah mengklasifikasi sinyal EMG pada otot tungkai berdasarkan jumlah otot yang digunakan. Sejauhmana sinyal EMG menunjukkan keunikan pola berjalan sehingga penggunaan perangkat EMG dapat dikurangi. Jaringan syaraf tiruan jenis yang lain dapat digunakan untuk membandingkan akurasi hasil klasifikasi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Bosco, G., 2010. *Principal component analysis of electromyographic signals: An overview*. The Open Rehabilitation Journal, 2, pp.127–131.
- Dianta, A.F., 2015. *Pengenalan Seseorang Berbasis Skoring Data Trayektori Gaya Berjalan (Gait) Menggunakan Naive Bayesian*, Thesis Magister ITS.
- Fausset, L., 1993. *Fundamentals of Neural Network : Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice Hall.
- Johnson, R.A. & Wichern, D.W., 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis Six Edition.*, Pearson Prentice Hall.
- Kamen, G. & Gabriel, D.A., 2010. *Essential of Electromyography*, Human Kinetic.
- Kaur, M. & Mathur, S., 2015. *EMG analysis for identifying walking patterns in healthy males.* , pp.65–68.
- Konrad, P., 2005. *The ABC of EMG A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*,  
Available at: <http://demotu.org/aulas/control/ABCofEMG.pdf>.
- Lee, H., Guan, L. & Lee, I., 2008. *Video Analysis of Human Gait and Posture to Determine Neurological Disorders*. Eurasip Journal on Image and Video Processing.
- Muaaz, M. & Nickel, C., 2012. *Influence of Different Walking Speeds and Surfaces on Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition*. 2012 35th International Conference on Telecommunications and Signal Processing, TSP 2012 - Proceedings, pp.508–512.
- Smith, L.I., 2002. *A tutorial on Principal Components Analysis Introduction*. Statistics, 51, p.52.  
Available at: <http://www.mendeley.com/research/computational-genome-analysis-an-introduction-statistics-for-biology-and-health/>.
- Vaughan, C.L., Davis, B.L. & O'Connor, J.C., 1999. *Dynamic of Human Gait Second Edi.*, Kiboho.

Wagg, D.K. & Nixon, M.S., 2004. *On Automated Model-Based Extraction and Analysis of Gait*. Proceedings - Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.11–16.

Whittle, M.W., 2002. *Gait Analysis: An Introduction*, Butterworth Heinemann Elsevier

Wibawa, A.D. et al., 2013. *A Validation Study on Muscle Activity Prediction of a Lower Limb Musculoskeletal Model using EMG During Normal Walking*. , pp.260–264.

Witten, I.H., Frank, E. & Hall, M.A., 2011. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* Third Edition.



## BIODATA PENULIS



Darma Setiawan Putra adalah nama lengkap penulis. Penulis dilahirkan di desa Pantai Perak Kecamatan Susoh Kabupaten Aceh Barat Daya. Penulis merupakan anak keenam dari delapan bersaudara dari pasangan Bapak (Alm) Adnan Sulaiman dan Hj. Hasmah.

Penulis mengawali pendidikan formal di Sekolah Dasar Negeri 05 Susoh tahun 1987 yang diselesaikan pada tahun 1993. Tahun 1993 diterima di Madrasah Tsanawiyah Negeri Susoh yang diselesaikan pada tahun 1996. Tahun 1996 diterima di Madrasah Aliyah Negeri Blangpidie yang diselesaikan pada tahun 1999. Tahun 1999 penulis melanjutkan pendidikan ke diploma 3 Politeknik Negeri Lhokseumawe jurusan Teknik Elektro program studi Teknik Telekomunikasi melalui jalur undangan berprestasi yang diselesaikan tahun 2002. Pada tahun 2004 melanjutkan pendidikan ke strata 1 di Universitas Brawijaya Malang jurusan Teknik Elektro konsentrasi Telekomunikasi yang diselesaikan pada tahun 2008. Pada tahun 2014 melanjutkan pendidikan ke strata 2 di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya jurusan Teknik Elektro bidang keahlian Telematika yang alhamdulillah dapat diselesaikan pada bulan September tahun 2016 setelah mengikuti masa persiapan perkuliahan Pra-S2 selama satu tahun di Jurusan Matematika-Elektro pada tahun 2013.

Segala korespondensi dapat disampaikan di [darma\\_oke2000@yahoo.com](mailto:darma_oke2000@yahoo.com)