

**Pemrosesan dan Klasifikasi Sinyal Navigasi berbasis
Electromyography (EMG) pada Otot Lengan Bawah**

SKRIPSI



Disusun oleh:

Al Rafli Setiawan Handida Putra

16524107

Jurusan Teknik Elektro

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta

2020

LEMBAR PENGESAHAN

**Pemrosesan dan Klasifikasi Sinyal Navigasi berbasis *Electromyography* (EMG)
pada Otot Lengan Bawah**

TUGAS AKHIR

ISLAM

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**

Disusun oleh:

Al Rafli Setiawan Handida Putra

16524107

**الجامعة الإسلامية
Yogyakarta, 25 November 2020**

Menyetujui,

Dosen Pembimbing


Alvin Sahroni, S.T, M.Eng, Ph.D
NIP : 095240402

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

**Pemrosesan dan Klasifikasi Sinyal Navigasi berbasis *Electromyography* (EMG)
pada Otot Lengan Bawah**

Dipersiapkan dan disusun oleh:

Al Rafli Setiawan Handida Putra

16524107

Telah dipertahankan di depan dewan penguji

Pada tanggal: tanggal bulan tahun

Susunan dewan penguji

Ketua Penguji : Alvin Sahroni, S.T., M.Eng., Ph.D.

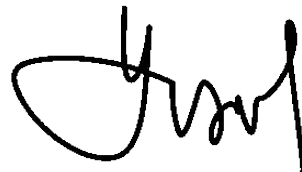
Anggota Penguji 1 : Yusuf Aziz Amrulloh, S.T., M.Sc., Ph.D.

Anggota Penguji 2 : Dwi Ana Ratna Wati, S.T., M.Eng.

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana

Tanggal: 14 Januari 2021

Ketua Program Studi Teknik Elektro



Yusuf Aziz Amrulloh, S.T., M.Sc., Ph.D

NIP : 045240101

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 25 November 2020



Al Rafli Setiawan Handida Putra

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya. Tak lupa Sholawat serta salam selalu dipanjatkan kepada Nabi besar Muhammad SAW, karena berkat beliau telah membawa kita dari zaman kebodohan menuju zaman yang penuh ilmu pengetahuan. Skripsi ini dibuat untuk memenuhi salah satu persyaratan menyelesaikan pendidikan serta mendapatkan gelar Sarjana Teknik (ST) pada Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia. Keberhasilan Penulis dalam menyelesaikan penelitian ini tentu berkat adanya dukungan dari berbagai pihak, oleh karena itu Penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Adhika Indriwati dan Harun Kusnandaru, selaku orang tua Penulis yang telah mendidik dan membesarkan Penulis dengan ikhlas dan tulus.
2. Hana Ariesta Indah Pertiwi, S.Si dan Sabrina Cansyaila Indah Pertiwi selaku saudara kandung penulis yang telah menghibur dan memberikan dukungan moral kepada penulis.
3. Alvin Sahroni, S.T., M.Eng., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing yang telah membantu mengarahkan dan membimbing Peneliti untuk menyelesaikan penelitian ini.
4. Maharasa 28 yang telah memberikan dukungan mental bagi Peneliti serta tempat untuk berkeluh kesah.
5. Rekan-rekan penelitian Biomedis angkatan 2016 khususnya Muhammad Rafi Prasetyo, Hilmy Salam, Hamzah, Aldan, Ahmad Insyaul, dan Ilham Rais yang telah membantu Penulis dalam memecahkan permasalahan dalam penelitian ini.
6. Muhammad Ihza Humanindito yang telah membantu Peneliti dalam Memahami anatomi otot manusia.
7. Chesya Alrisqica Qurrotha Aqyun, S.Pt yang telah memotivasi Penulis untuk terus tekun dalam mengerjakan penelitian dan menjadi tempat untuk berkeluh kesah.
8. Orang-orang yang bersedia untuk menjadi Subjek dalam penelitian ini sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.
9. Rekan-rekan Teknik Elektro UII 2016 yang telah menghibur dan memberikan dukungan kepada penulis.

Penulis mohon maaf atas segala kesalahan. Semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi penulis maupun pembaca, sehingga dapat membantu untuk penelitian-penelitian kedepan.

ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

EMG = *Electromyograph*

RMS A = *Root Mean Square* pada otot *extensor digitorum*

RMS B = *Root Mean Square* pada otot *flexor carpi radialis*

MNF A = *Mean Frequency* pada otot *extensor digitorum*

MNF B = *Mean Frequency* pada otot *flexor carpi radialis*

ANN = *Artificial Neural Network*

MSE = *Mean Squared Error*



ABSTRAK

Telah banyak penelitian menunjukkan bahwa seseorang yang mengalami disabilitas membutuhkan kemudahan dalam mobilitasnya. Umumnya alat yang digunakan untuk membantu seseorang yang mengalami disabilitas adalah dengan kursi roda tradisional atau kursi roda elektrik (*joystick*). Tentu kursi roda elektrik dengan menggunakan *joystick* sangat membantu seseorang yang mengalami disabilitas untuk bergerak tanpa bantuan orang lain, namun penggunaan *joystick* akan efektif apabila pengguna masih memiliki tangan yang utuh. Salah satu cara untuk membantu mobilitas seseorang yang diamputasi organ gerak atas adalah dengan *electromyography* (EMG) sebagai sinyal navigasinya. Pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi 4 gerakan tangan kiri menggunakan EMG menggunakan *Artificial neural network* (ANN). Selain itu, penelitian ini juga menganalisa karakteristik fitur dasar EMG berupa *Root Mean Square* (RMS) dan *Mean Frequency* (MNF). Data 4 gerakan tangan akan melalui tahap *pre-processing* serta ekstraksi fitur berupa RMS dan MNF. Setelah fitur didapatkan maka akan digunakan sebagai input ANN. Pada penelitian ini kami menemukan bahwa tiap gerakan memberikan nilai RMS dan MNF yang berbeda-beda. Dari fitur dasar EMG berupa RMS dan MNF masih belum dapat untuk mengklasifikasikan 4 gerakan tangan kiri. Hasil klasifikasi menunjukkan hasil bahwa ANN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gerakan tangan pada lengan bawah kiri dengan akurasi sebesar 77,5%, presisi sebesar 77,9% dan sensitivitas sebesar 77,5% menggunakan model arsitektur ANN dengan 4 *hidden layer* dan jumlah *neuron* sebanyak 320. Pelatihan dan pengujian ANN akan lebih baik apabila *input* data yang digunakan semakin banyak serta jumlah *neuron* pada ANN diperbanyak.

Keywords: electromyography (EMG), *Artificial neural network* (ANN), *Root Mean Square* (RMS), *Mean Frequency* (MNF).

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
KATA PENGANTAR.....	iv
ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN.....	v
ABSTRAK.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL.....	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Penelitian.....	2
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Studi Literatur	4
2.2 Tinjauan Teori.....	5
2.2.1 Otot Dan Gerak.....	5
2.2.2 Electromyograph (EMG)	6
2.2.3 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	7
2.2.4 <i>K-fold Cross Validation</i>	9
2.2.5 <i>Regresi linear</i>	9
BAB 3 METODOLOGI	11
3.1 Subyek Penelitian	11
3.2 Alat Perekaman	11

3.3	Perekaman Data.....	12
3.4	Desain Eksperimen.....	14
3.4	<i>Pre-processing</i> dan Ekstraksi Fitur.....	15
3.4.1	<i>Root Mean Square (RMS)</i>	17
3.4.2	<i>Mean Frequency (MNF)</i>	18
3.5	Klasifikasi <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	20
3.6	<i>K-fold Cross Validation</i>	21
3.7	Analisis Data	22
3.8	Pengujian.....	22
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		25
4.1	Karakteristik Sinyal Tiap Gerakan	25
4.2	Karakteristik RMS dan MNF	26
4.2.1	RMS	26
4.2.2	MNF.....	28
4.3	Pengaruh <i>input</i> ANN terhadap MSE dan akurasi.....	29
4.4	Pengaruh jumlah <i>neuron</i> terhadap MSE dan akurasi	30
4.5	Pelatihan dan pengujian data ANN	32
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		34
5.1	Kesimpulan	34
5.2	Saran	34
DAFTAR PUSTAKA.....		35

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Otot ekstensor dan fleksor pada lengan bawah [10]	6
Gambar 2.2 Sinyal EMG pada kondisi tangan rileks dan kontraksi	7
Gambar 2.3 Pelatihan ANN menggunakan Matlab.....	8
Gambar 2.4 Contoh ilustrasi penggunaan <i>K-fold Cross Validation</i>	9
Gambar 3.1 (a) Arduino UNO [12] , (b) <i>Myoware</i> [14].....	11
Gambar 3.2 Proses Pengolahan Data SIG dari Data RAW [15].....	12
Gambar 3.3 Peletakan EMG [16], [17].....	12
Gambar 3.4 Diagram blok alat perekaman data.....	13
Gambar 3.5 Gerakan Tangan	14
Gambar 3.6 Alur Perekaman Data	14
Gambar 3.7 Perekaman Data Tiap Gerakan	15
Gambar 3.8 Sinyal Hasil FFT	16
Gambar 3.9 Respon <i>Bandpass Filter</i>	16
Gambar 3.10 Respon <i>Notch Filter</i>	17
Gambar 3.11 Proses Perhitungan RMS	17
Gambar 3.12 Penentuan Nilai pembagi RMS normalisasi	18
Gambar 3.13 <i>Mean Frequency</i> (MNF) pada spektrum frekuensi [18].....	19
Gambar 3.14 FFT Sinyal pada detik ke-4 hingga 16	20
Gambar 3.15 Arsitektur ANN.....	21
Gambar 3.16 <i>K-fold cross validation</i>	21
Gambar 4.1 Sinyal hasil <i>pre-processing</i> seluruh gerakan	25
Gambar 4.2 Grafik Nilai RMS A	27
Gambar 4.3 Grafik Nilai RMS B	27
Gambar 4.4 Grafik Nilai MNF A	28
Gambar 4.5 Grafik Nilai MNF B	28
Gambar 4.6 Hasil MSE dengan variasi beberapa <i>input</i>	30
Gambar 4.7 Hasil Pengujian akurasi dengan beberapa variasi <i>input</i>	30
Gambar 4.8 Hubungan MSE dengan jumlah <i>neuron</i>	31
Gambar 4.9 Hubungan akurasi dengan jumlah <i>neuron</i>	31
Gambar 4.10 Model pelatihan ANN	32
Gambar 4.11 MSE ANN untuk masing-masing model pelatihan ANN	32
Gambar 4.12 Akurasi, presisi dan sensitivitas ANN	33

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Gerakan Tangan sebagai arah navigasi	13
Tabel 3.2 <i>Output</i> ANN Penelitian	20
Tabel 3.3 <i>Confusion matrix</i> 4 x 4	22
Tabel 3.4 Contoh <i>Confusion matrix</i> 4 x 4	23
Tabel 4.1 Penamaan fitur	26
Tabel 4.2 Model arsitektur ANN	29
Tabel 4.3 Data pelatihan sebagai input ANN	29



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Penelitian terkini menunjukkan bahwa anak-anak dan orang dewasa yang mempunyai disabilitas membutuhkan akses yang mudah dalam mobilitasnya. Umumnya seseorang yang mengalami disabilitas menggunakan kursi roda tradisional, kursi roda elektrik, skuter, maupun tongkat. Mobilitas secara mandiri dipercaya memiliki keuntungan dimana dapat mengurangi kebergantungan untuk dibantu oleh orang lain, dan menumbuhkan perasaan percaya diri. Pada anak-anak, mobilitas secara mandiri mampu memberikan proses pembelajaran yang lebih cepat dan mudah, begitu juga dengan orang dewasa dimana mobilitas mandiri memudahkan dalam melakukan aktivitas sehari-hari dan menumbuhkan kepercayaan diri pula. Alat bantu gerak dalam kenyataannya tidak banyak di eksplorasi sehingga terdapat siklus penurunan mental yang mengurangi motivasi dalam penggunaan alat, yang berujung pada terhambatnya aktivitas sehari-hari hingga timbulnya depresi dan kecemasan [1].

Pada saat ini, sebagai bentuk eksplorasi alat bantu gerak, terdapat pengembangan alat rehabilitasi robotik yang mampu membantu dalam melakukan aktivitas standar sehari-hari [2]. Salah satu contohnya adalah kursi roda elektrik dengan pengendali *joystick*. Kursi roda ini membantu seseorang yang membutuhkan kursi roda untuk berpindah tempat tanpa bantuan orang lain. Tentu kursi roda ini sangat efektif digunakan apabila seseorang yang menggunakan kursi roda masih mempunyai tangan yang utuh, namun untuk seseorang yang diamputasi organ gerak atas maka kursi roda *joystick* kurang efektif untuk digunakan. Beberapa penelitian terkini menambahkan alat rehabilitasi robotik yang dapat mengetahui keinginan gerak seseorang yang diamputasi organ gerak atas dengan menggunakan *electromyography* (EMG). Alat ini telah digunakan dan diaplikasikan sebagai sistem kontrol dalam berbagai aplikasi *human machine interface* dan juga dikembangkan dalam aplikasi klinis dan industri. Aplikasi penggunaan sistem kontrol sinyal EMG ini bisa digunakan untuk kursi roda elektrik dan tangan *bionic* [3], dimana sinyal dari bagian otot tangan yang masih ada pada seseorang yang telah diamputasi dapat dibaca menggunakan EMG. Hal ini dibuktikan pada penelitian [4]. Pada penelitian tersebut seseorang yang telah diamputasi dapat terbaca sinyal EMG pada otot lengan bawah yang dimana EMG tersebut diletakan pada otot *flexor* dan *extensor*. Cara yang dilakukan untuk mengendalikan kursi roda elektrik untuk seseorang yang diamputasi adalah dengan cara melakukan *phantom movement* dimana seseorang yang telah diamputasi tersebut akan seolah-olah menggerakkan organ yang diamputasi. Sinyal yang terbaca pada *phantom movement* berasal dari sisa otot organ yang

diamputasi. Pada penelitian ini, akan dilakukan pemrosesan sinyal EMG untuk dapat mengklasifikasikan gerakan tangan menggunakan EMG untuk mendeteksi sinyal elektrik pada saat kontraksi otot yang memberikan *output* berupa sinyal/grafik dimana sinyal/grafik tersebut merepresentasikan gerakan otot sebagai arah navigasi. Penelitian ini merupakan investigasi awal untuk mengetahui layak atau tidaknya EMG pada lengan bawah dalam mengklasifikasikan gerakan tangan sebagai pengendali arah.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana karakteristik fitur dasar EMG pada otot *extensor digitorum* dan *flexor carpi radialis* pada 4 gerakan tangan kiri?
2. Dengan fitur dasar tersebut apakah *Artificial neural network* (ANN) dapat mengklasifikasikan 4 gerakan tangan kiri?
3. Apa yang mempengaruhi hasil pelatihan dan pengujian ANN tersebut?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini diantaranya adalah:

1. Hanya mendeteksi 4 gerakan tangan untuk merepresentasikan arah navigasi kursi roda elektrik.
2. *Software* yang digunakan untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi ANN adalah MATLAB.
3. Otot yang dianalisa hanya otot *extensor digitorum* dan *flexor carpi radialis* pada tangan kiri
4. Data penelitian difokuskan pada ruang lingkup mahasiswa UII.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengetahui karakteristik fitur *Root Mean Square* (RMS) dan *Mean Frequency* (MNF) pada 4 gerakan tangan kiri.
2. Mengetahui tingkat akurasi, presisi, sensitivitas, dan *Mean Square Error* (MSE) pada 4 gerakan tangan kiri menggunakan metode ANN dengan fitur RMS dan MNF.
3. Mengetahui pengaruh arsitektur ANN terhadap hasil pelatihan dan pengujian ANN.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini merupakan langkah awal dalam perancangan kursi roda elektrik dengan menggunakan sinyal EMG sebagai media kontrol atau navigasi, sehingga pengguna kursi roda yang tidak mempunyai pergelangan tangan dapat menggerakkan kursi roda tanpa bantuan orang lain.



BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Klasifikasi gerakan tangan menggunakan sinyal EMG telah diteliti beberapa studi terdahulu, salah satunya adalah penelitian oleh Irfan, M. dkk [5]. Penelitian yang mereka lakukan adalah menggunakan *support vector machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan tujuh gerakan tangan berbasis sinyal EMG. Penelitian ini mengakuisisi sinyal EMG dari 5 subjek yaitu 3 laki-laki dan 2 perempuan, dimana semua subjek tidak memiliki masalah atau penyakit pada otot. Subjek pada saat dilakukan pengambilan data diminta untuk berada pada posisi duduk dengan lengan di atas meja, kemudian melakukan 7 gerakan tangan, yaitu *tripod*, *power*, *precision closed*, *finger point*, *mouse*, *hand close*, dan *hand close*. Subjek diminta melakukan masing-masing gerakan dengan 11 kali pengulangan dan diinformasikan untuk konsisten dalam melakukan gerakan. Penelitian ini mendapatkan hasil bahwa dengan menggunakan SVM *pattern recognition* dari 5 dataset *training* berhasil diklasifikasikan dengan hasil akurasi sebesar 85-89%, begitu juga dari 5 dataset *testing* berhasil mengklasifikasikan dengan tingkat akurasi sebesar 80-86%. Pada penelitian tersebut didapatkan informasi bahwa data yang direkam pada setiap gerakan dilakukan berulang kali untuk mendapatkan hasil yang konsisten. Sehingga hal ini menjadi referensi dalam pengulangan perekaman data yang akan dilakukan.

Penelitian oleh She, H., dkk pada tahun 2019 juga menggunakan sinyal EMG untuk mengklasifikasikan gerakan tangan [6]. Mereka melakukan penelitian kepada 8 subjek yang terdiri dari 3 subjek amputasi dan 5 subjek normal, dimana penelitian ini menggunakan dua EMG, satu diletakkan pada bagian *flexor carpi radialis*, dan satu di *extensor carpi radialis* dengan jarak masing-masing elektroda sebesar 2 cm. Penelitian ini menggunakan tiga parameter, yaitu; *power spectral density*, *wavelet packet transform*, dan *proposed S-transform*, dari tiga parameter tersebut *S-transform* menunjukkan akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan dua parameter lainnya baik pada subjek amputasi maupun subjek normal. *S-transform* pada penelitian ini juga meningkatkan akurasi klasifikasi. Pada penelitian tersebut maka dapat diketahui bahwa seseorang yang telah diamputasi pada lengan bawah masih dapat direkam aktivitas ototnya pada otot *extensor* dan *flexor*, sehingga hal ini sebagai referensi peletakan sensor yang akan dilakukan.

Penggunaan *artificial neural network* (ANN) dilakukan pada penelitian sebelumnya oleh Abu, A., M. dkk pada tahun 2020 pada dua subjek perempuan berusia 22 dan 23 yang diminta untuk menunjukkan gerakan tangan yang sudah ditentukan [7]. Sinyal EMG didapatkan dari dua sensor yang diletakkan pada otot *brachiradialis* dan *flexor carpi* salah satu sisi tangan, kemudian subjek

diminta untuk melakukan gerakan masing-masing sebanyak 10 kali. Parameter yang digunakan pada penelitian ini berupa *mean absolute value* (MAV), *root mean square* (RMS), median (x), *waveform length* (WL) untuk akurasi klasifikasi. Pada hasil penelitian ini ditemukan bahwa klasifikasi sinyal EMG menggunakan ANN kurang maksimal, dimana ANN hanya mendapatkan tingkat akurasi sebesar 80% pada 10 *hidden neuron layer*. Pada penelitian tersebut dapat diketahui bahwa ANN dapat digunakan sebagai metode untuk klasifikasi gerakan tangan walau belum terlalu baik. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi ANN sebesar 80%.

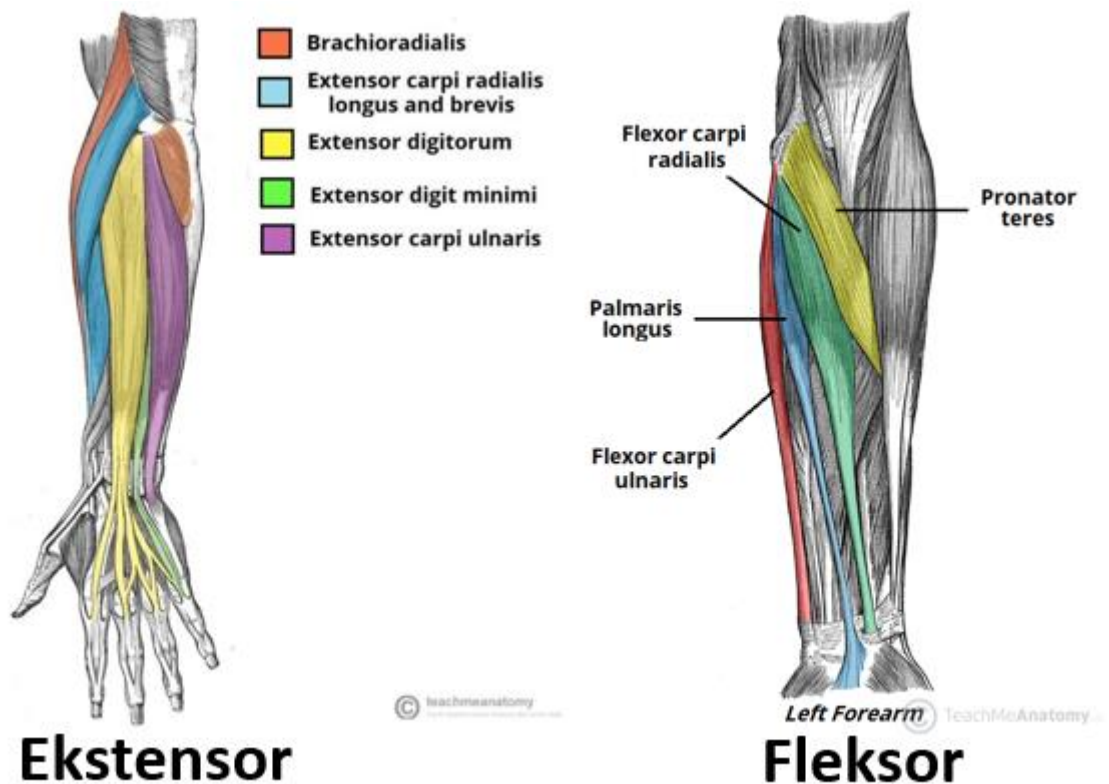
2.2 Tinjauan Teori

2.2.1 Otot Dan Gerak

Pada dasarnya otot mempunyai dasar sifat antagonis dan sinergis, antagonis merupakan otot yang bergerak berlawanan seperti contoh *bicep* dan *tricep*. Dimana *bicep* akan berkontraksi apabila kita mengangkat beban sedangkan *tricep* berelaksasi. Sinergis adalah otot yang bekerja bersama untuk melakukan kegiatan. Contoh otot tulang rusuk yang akan bekerja bersama saat tarik nafas [5]. Gerak otot dibagi menjadi beberapa macam gerak, yaitu [8]:

1. Ekstensi - Fleksi = ekstensi adalah gerak meluruskan sudut otot antara dua tulang atau lebih pada persendian, fleksi adalah gerakan yang memperkecil sudut antara tulang atau persendian.
2. Adduksi - Abduksi = adduksi adalah gerakan yang mendekati garis tengah tubuh, abduksi adalah gerakan yang menjauhi garis tengah tubuh.
3. Elevasi – Depresi = elevasi adalah gerakan mengangkat, depresi adalah gerakan menurunkan.
4. Supinasi – Pronasi = supinasi adalah mengadahkan telapak tangan, pronasi adalah gerakan meneungkupkan telapak tangan.

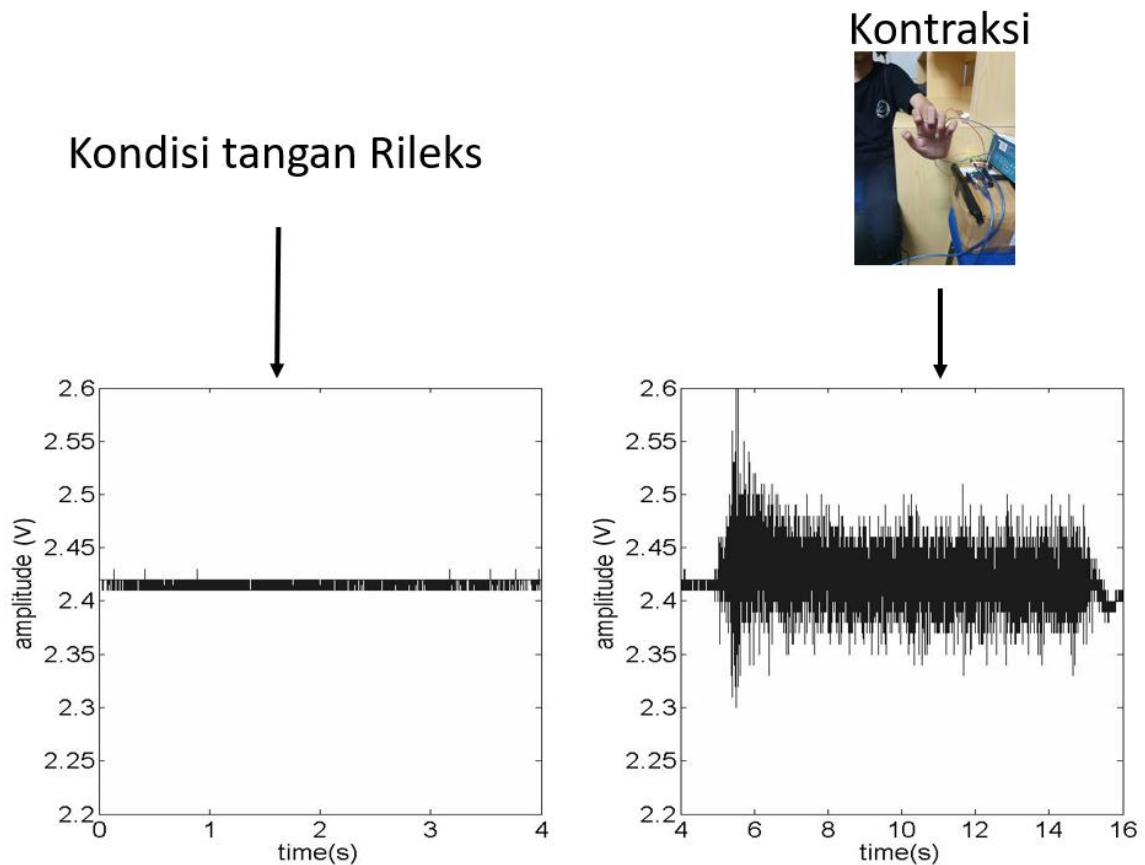
Lengan bawah memiliki banyak otot, salah satunya adalah otot ekstensor dan fleksor. Otot ini memiliki fungsi yang berbeda, dimana secara umum otot ekstensor digunakan untuk meluruskan tangan (ekstensi), sedangkan otot fleksor digunakan untuk melakukan tekukan pada telapak tangan (fleksi) [9]. Pada Gambar 2.1 menunjukkan ilustrasi otot ekstensor dan fleksor pada lengan bawah.



Gambar 2.1 Otot ekstensor dan fleksor pada lengan bawah [10]

2.2.2 Electromyograph (EMG)

Electromyography (EMG) merupakan sebuah alat elektronik yang berfungsi untuk memantau aktifitas otot dengan output berupa sinyal. Proses mendapatkan sinyal EMG adalah dengan menempelkan elektroda pada sebagai media penangkap kontraksi otot yang umumnya elektroda ini diletakan pada permukaan kulit luar. Sinyal yang diperoleh oleh EMG adalah area dimana elektroda tersebut dipasang. Sinyal ini mempunyai rentang frekuensi 20-500 Hz dan akan memiliki amplitudo yang tinggi apabila kontraksi dari otot tangan semakin kuat [5]. Dari Gambar 2.2 dapat dilihat sinyal EMG saat tangan melakukan aktivitas tertentu. Contoh fitur yang digunakan untuk EMG adalah *Root Mean Square* (RMS) dan *Mean Frequency* (MNF). Fitur RMS merupakan fitur yang digunakan untuk mengetahui kontraksi pada otot, sedangkan MNF merupakan fitur yang digunakan untuk mengetahui nilai tengah dari frekuensi sinyal EMG.



Gambar 2.2 Sinyal EMG pada kondisi tangan rileks dan kontraksi

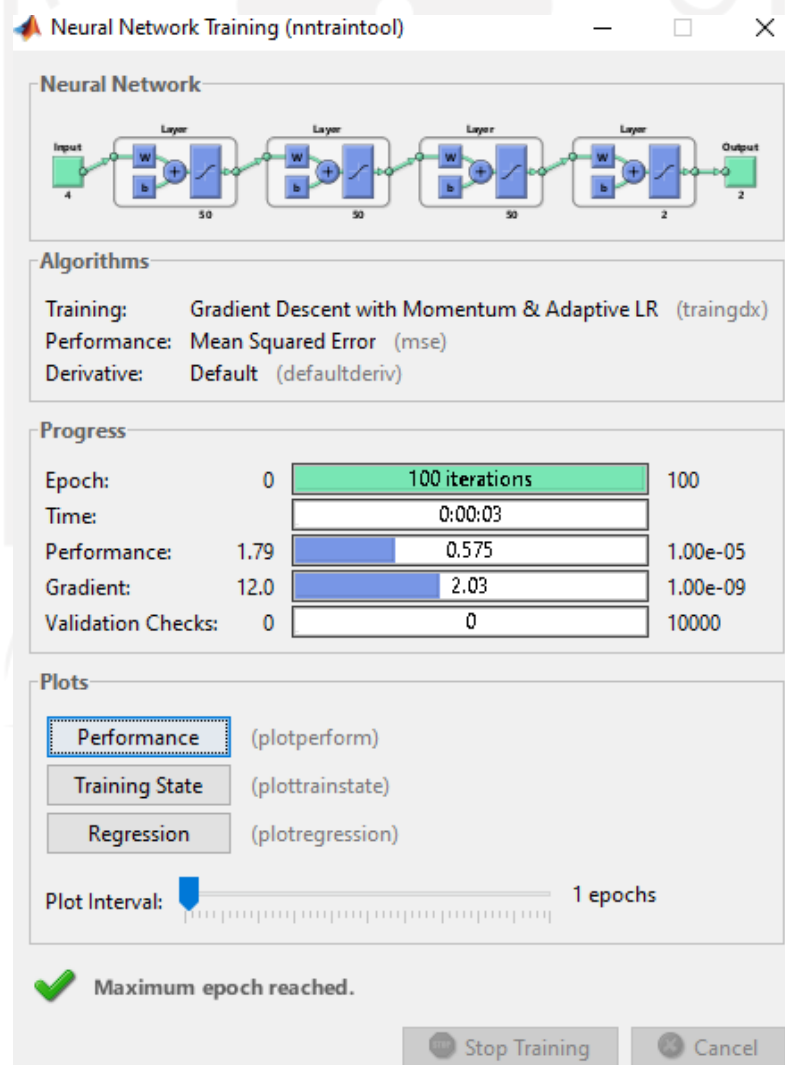
2.2.3 Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sebuah metode pengolahan informasi yang terinspirasi dari sistem saraf manusia. Kemampuan dari ANN adalah dapat melakukan pembelajaran serta pendeteksian terhadap sebuah objek dengan *supervised learning*. Proses pembelajaran ini tidak diprogram untuk menghasilkan keluaran yang ditentukan, namun diperoleh dari informasi yang diterimanya [11]. ANN tersusun dari kumulan *neuron* yang dibagi menjadi 3 bagian, yaitu [12]:

1. Lapisan *Input* (*Input layer*): merupakan data-data yang berkenaan dengan masukan yang diinginkan yang dimana merepresentasikan variabel ataupun parameter dari suatu sinyal / data.
2. Lapisan tersembunyi (*Hidden layer*): merupakan penghubung antara lapisan *input* dengan *output* yang mana dapat disusun lebih dari 1 lapisan/*layer*.
3. Lapisan *Output* (*Output layer*): merupakan keluaran dari ANN. Pada lapisan ini akan digunakan fungsi aktivasi agar dapat dikonversi sesuai dengan *output* yang diinginkan.

Salah satu contoh metode pelatihan ANN adalah *Feedforward Backpropagation* yang dimana perhitungan ini adalah dengan menghitung *input* ANN dengan *hidden layer* sampai melewati *output* setelah itu akan dilakukan *backpropagation* yang digunakan untuk mengupdate *weight* dan bias.

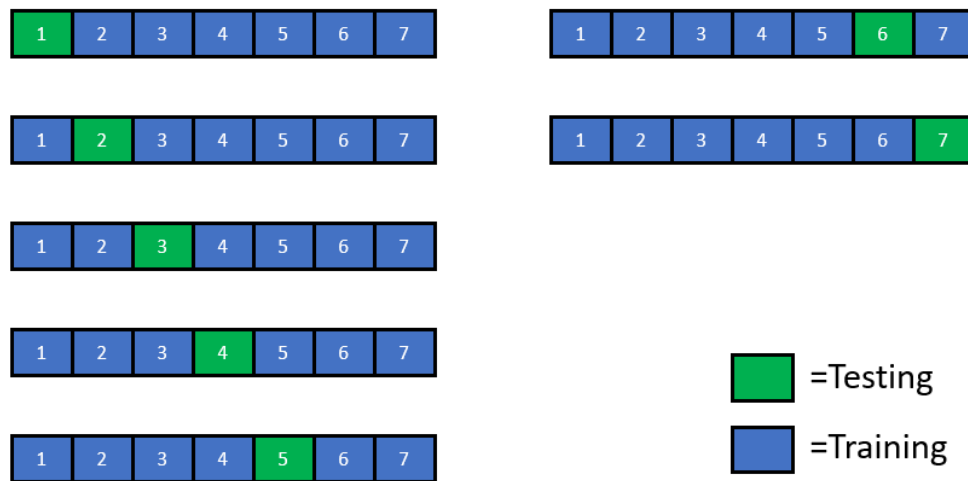
Pada *software* Matlab, penggunaan ANN sering dilakukan untuk berbagai hal. Perintah yang umumnya digunakan untuk pembentukan arsitektur jaringan ANN adalah “newff”, sedangkan untuk proses pelatihan menggunakan perintah “train” dan untuk pengujian menggunakan perintah “sim”. Pada pelatihan ANN akan menghasilkan *Mean squared error* (MSE) yang merupakan *error* dari pelatihan serta menjadi salah satu *terminator* berhentinya proses pelatihan yang sedang berlangsung. MSE akan digunakan untuk memperbaiki *weight* dan bias pada proses *training* selanjutnya. Banyaknya proses *training* yang dilakukan dalam *dataset* merupakan *Epoch*. Perhitungan 1 kali *Epoch* adalah ketika seluruh *dataset* melalui proses *forward* dan *backward*. Pada Gambar 2.3 menunjukkan pelatihan ANN pada Matlab.



Gambar 2.3 Pelatihan ANN menggunakan Matlab

2.2.4 K-fold Cross Validation

K-fold Cross validation merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk mengevaluasi model atau algoritma klasifikasi. Data *K-fold Cross validation* akan dibagi menjadi 2 subset yaitu data *training* dan data *testing*. Teknik ini digunakan dengan cara lipatan yang dimana data akan dibagi sebanyak K dan akan dilakukan pelatihan (*training*) serta pengujian (*testing*) sebanyak K. Sebagai contoh pada Gambar 2.4 menunjukkan ilustrasi *K-fold Cross Validation* dimana menggunakan K sebanyak 7, sehingga data akan dibagi menjadi 7 bagian. Jika semisal ada 700 data maka setiap bagian *K-fold Cross Validation* mempunyai 100 data [5]. Model atau algoritma yang sudah melalui proses pelatihan dengan data *training* akan divalidasi dengan menggunakan data *testing*.



Gambar 2.4 Contoh ilustrasi penggunaan *K-fold Cross Validation*

2.2.5 Regresi linear

Regresi linear adalah pendekatan yang berfungsi untuk memodelkan antara variabel bebas dan variabel terikat [13]. Rumus regresi linear adalah sebagai berikut.

$$Y = a + bX \quad (2.1)$$

Y = Variabel terikat

X = Variabel bebas

a = konstanta

b = koefisien regresi

Variabel a dan b yang didapat melalui perhitungan. Rumus tersebut akan ditunjukkan pada persamaan sebagai berikut.

$$\mathbf{a} = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (2.2)$$

$$\mathbf{b} = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (2.3)$$



BAB 3

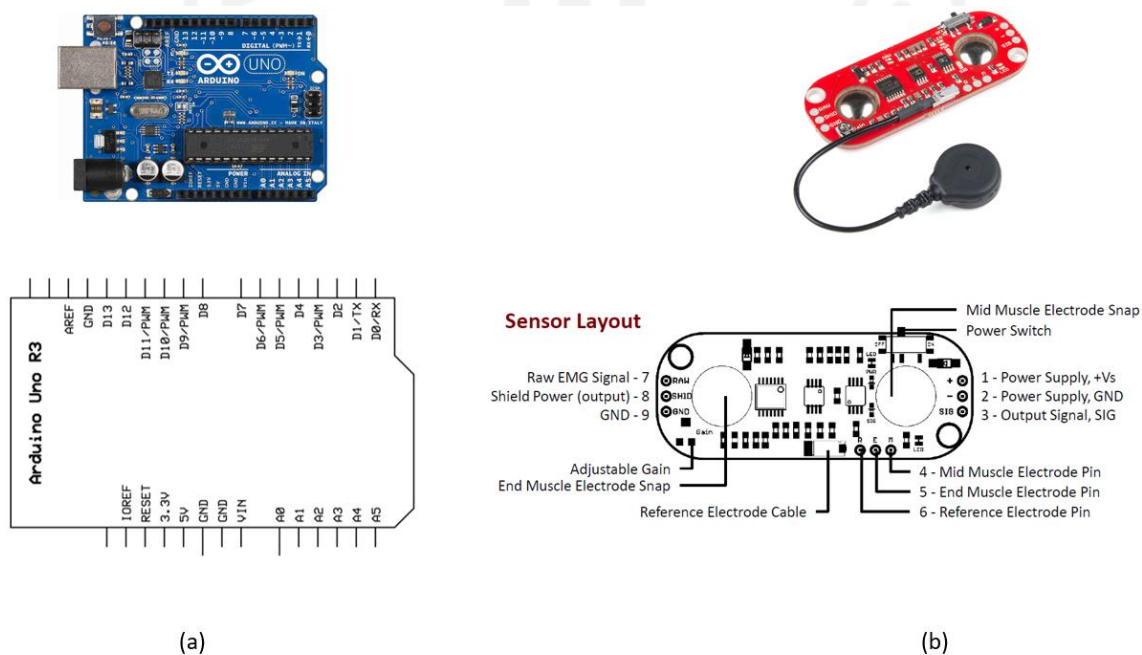
METODOLOGI

3.1 Subyek Penelitian

Subjek dalam penelitian ini berjumlah 20 orang yang terdiri dari 12 laki-laki dan 8 perempuan yang berusia dengan rentang 18-23 tahun. Alasan memilih rentang umur 18-23 tahun adalah dikarenakan batasan masalah pada penelitian ini di ruang lingkup UII sehingga rentang umur tersebut menyesuaikan dengan rentang usia mahasiswa aktif di UII. Subjek dalam kondisi normal, tanpa ada gangguan pada organ gerak atas, dan diminta untuk tidak melakukan aktivitas olahraga sebelum dilakukan perekaman data. Sebelum subjek di rekam datanya, subjek akan diberi pertanyaan mengenai rutinitas subjek berolahraga dalam kesehariannya dan untuk memastikan apakah subjek layak untuk mengikuti eksperimen atau tidak.

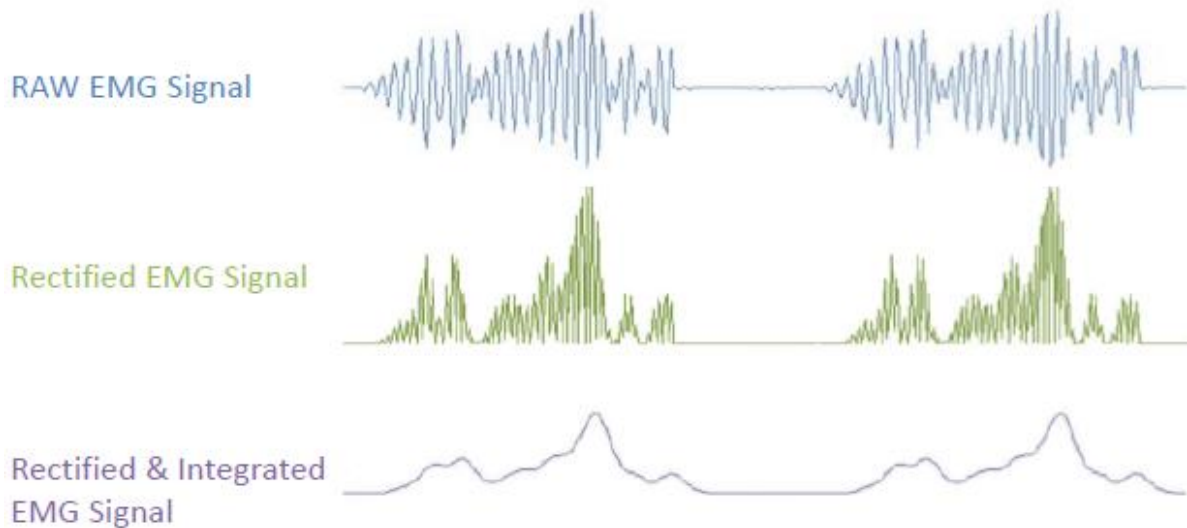
3.2 Alat Perekaman

EMG yang digunakan pada penelitian ini adalah *Myoware*® yang dihubungkan dengan Arduino UNO®. Fungsi dari Arduino UNO adalah untuk akuisisi data. Frekuensi *sampling* yang digunakan adalah 995 Hz.



Gambar 3.1 (a) Arduino UNO [12] , (b) *Myoware* [14]

Pada *Myoware* data yang diambil adalah data dari pin RAW. Alasan tidak menggunakan sinyal SIG dikarenakan sinyal ini merupakan sinyal yang sudah diolah melalui tahap rektifikasi dan selanjutnya dilakukan *moving average* sebagai *smoothing filter*. Sehingga sinyal ini tidak diinvestigasi lebih lanjut pada domain frekuensi. Gambar 3.2 merupakan pengolahan sinyal SIG dari data RAW.

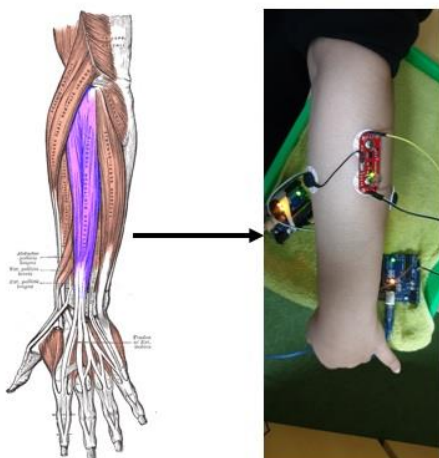


Gambar 3.2 Proses Pengolahan Data SIG dari Data RAW [15]

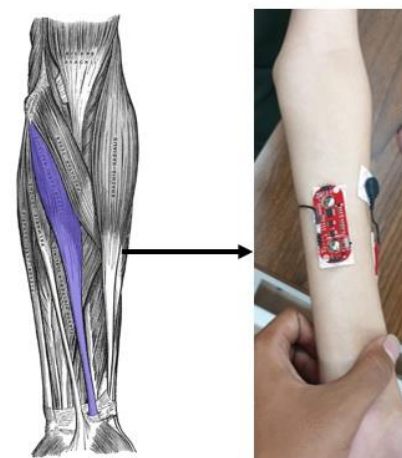
3.3 Perekaman Data

Perekaman data dilakukan dengan menggunakan 2 EMG yang diletakan pada lengan kiri diatas dan bawah, tepatnya pada bagian otot *extensor digitorum* dan *flexor carpi radialis*. Fungsi dari otot ini berkaitan dengan gerakan yang dilakukan. Gambar 3.3 merupakan peletakan EMG yang dilakukan pada penelitian ini.

Peletakan pada otot *Ekstensor Digitorum*

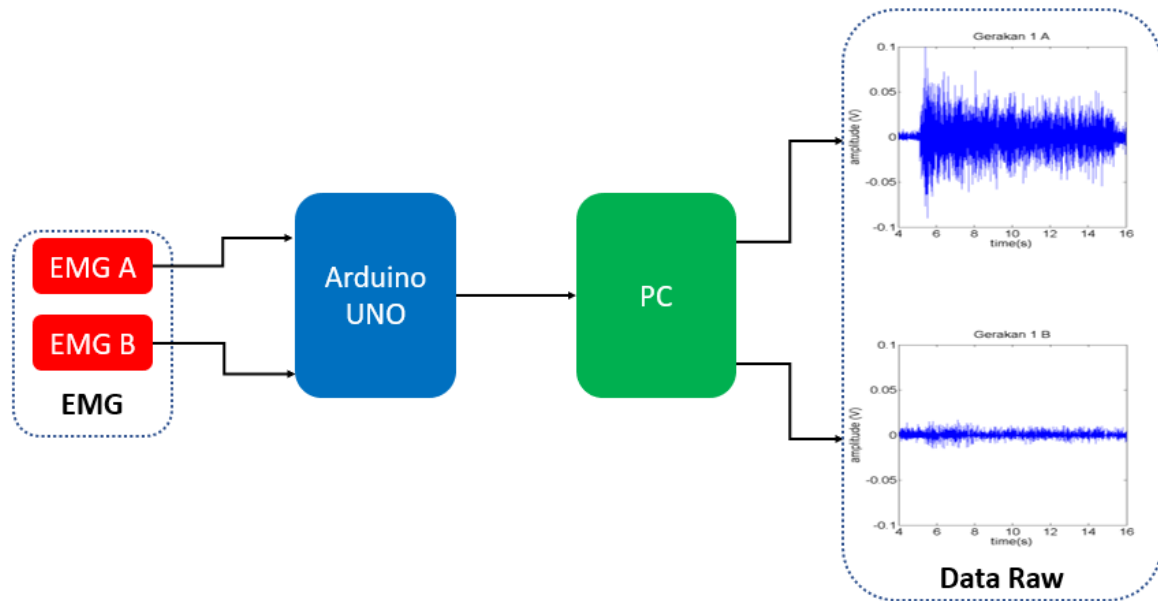


Peletakan pada otot *Flexor Carpi Radialis*



Gambar 3.3 Peletakan EMG [16], [17]

EMG yang terpasang akan dihubungkan dengan Arduino UNO sebagai akuisisi data RAW yang kemudian akan dapat disimpan pada PC menggunakan komunikasi serial. Gambar 3.4 merupakan diagram blok alat perekaman data.

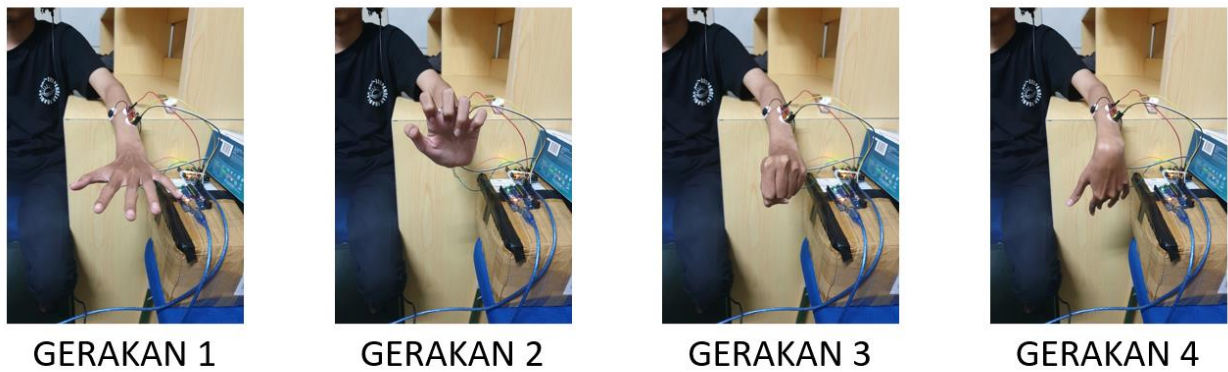


Gambar 3.4 Diagram blok alat perekaman data

Gerakan yang direkam pada penelitian ini ada 4, yaitu meregangkan pergelangan tangan, ekstensi pergelangan tangan, menggenggam dan fleksi pada pergelangan tangan. Gerakan tersebut dipilih karena pada otot *extensor digitorum* dan *flexor carpi radialis* dapat mengakomodasi gerakan tersebut. Hal ini sesuai dengan fungsi dari masing-masing otot, yaitu pada otot *extensor digitorum* berfungsi sebagai ekstensi pada pergelangan tangan sedangkan *flexor carpi radialis* berfungsi sebagai fleksi pada pergelangan tangan. Selain itu, gerakan tersebut juga dapat terbaca sinyal EMG nya pada seseorang yang diamputasi organ lengan bawah. Hal ini dibuktikan pada penelitian [4] yang dimana seseorang yang telah diamputasi organ lengan bawah dapat terbaca sinyal EMG nya dari sisa otot tangan yang diamputasi. Keempat gerakan tangan tersebut merepresentasikan arah navigasi gerak kursi roda yang akan dikendalikan, dimana dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Gerakan Tangan sebagai arah navigasi

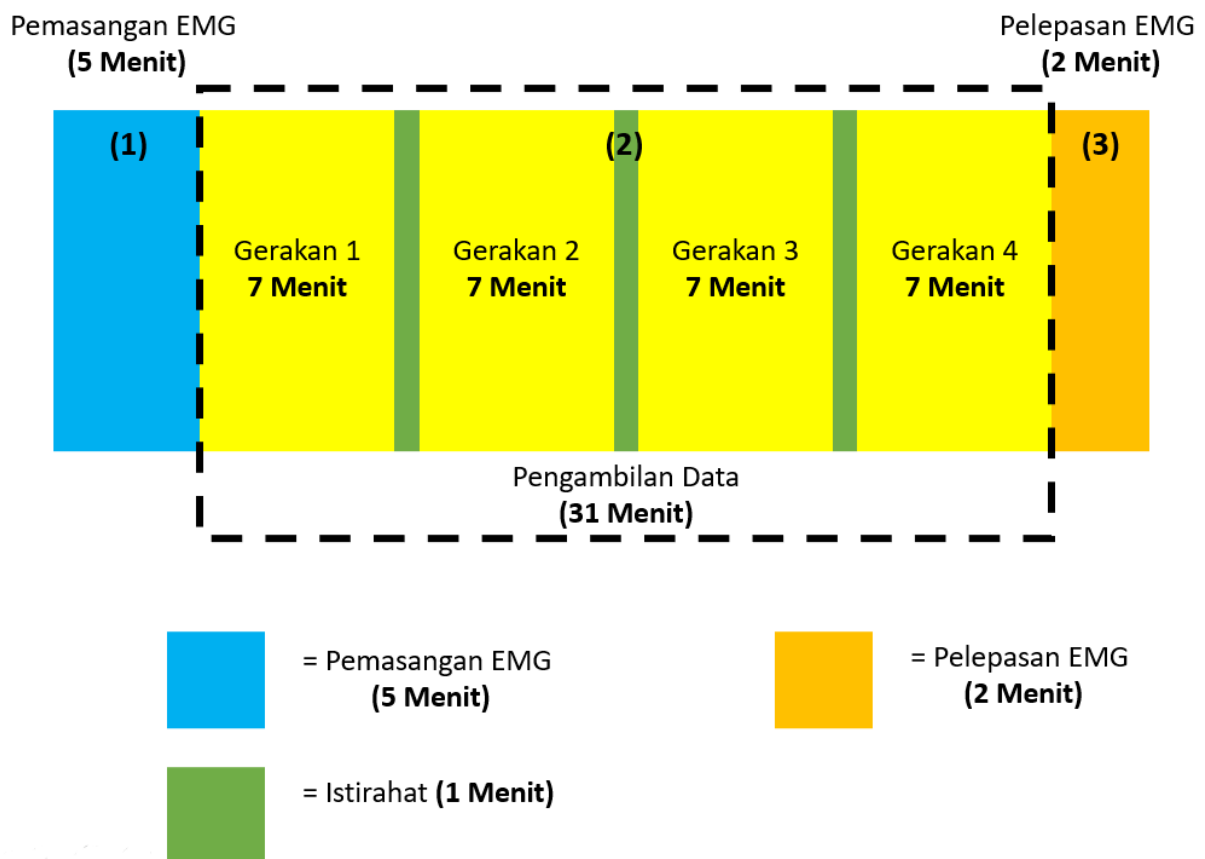
Nama Gerakan	Gerakan yang dilakukan	Arah gerak kursi roda
Gerakan 1	Meregangkan Pergelangan Tangan	Maju
Gerakan 2	Ekstensi Pergelangan Tangan	Kanan
Gerakan 3	Menggenggam	Mundur
Gerakan 4	Fleksi Pergelangan Tangan	Kiri



Gambar 3.5 Gerakan Tangan

3.4 Desain Eksperimen

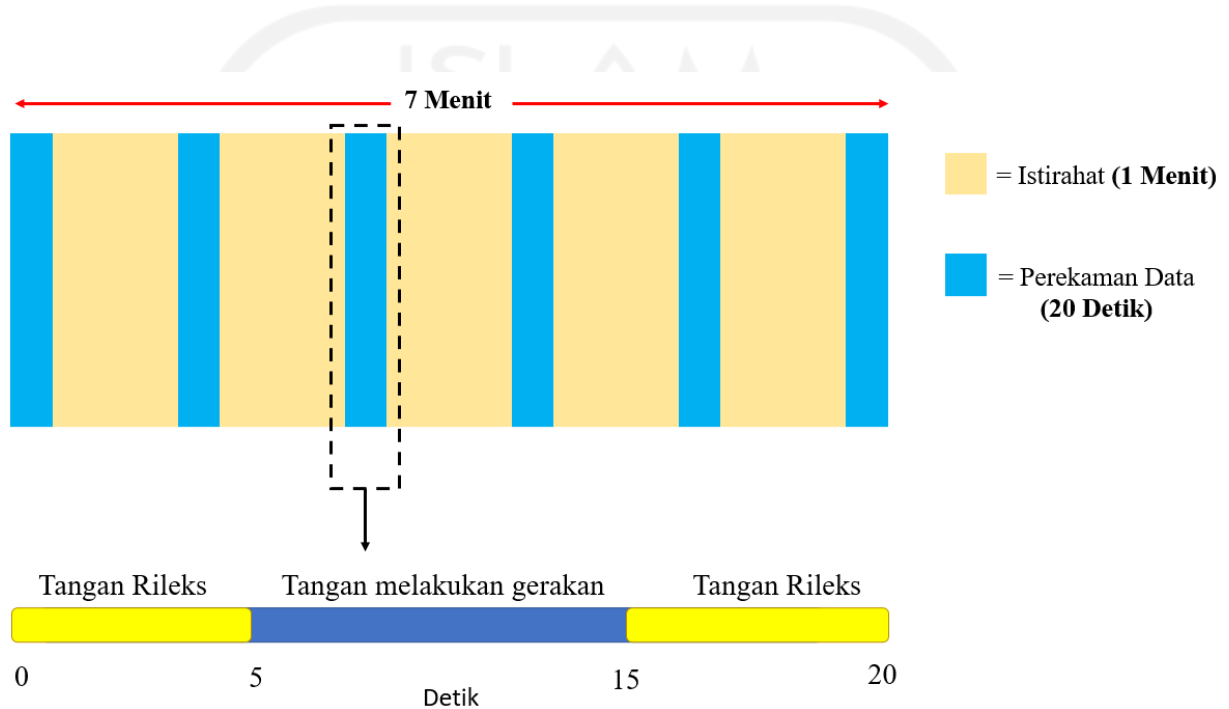
Adapun alur perekaman data EMG dapat dilihat pada Gambar 3.6 Alur Perekaman Data :



Gambar 3.6 Alur Perekaman Data

1. EMG akan diletakan pada 2 tempat. Peletakan pertama pada otot *extensor digitorum* dan peletakan kedua pada *flexor carpi radialis*. Sebelum pemasangan, lokasinya akan dibersihkan dahulu dengan menggunakan alkohol sebelum dipasang elektroda.

2. Data yang akan direkam adalah data otot tangan kiri yang dimana subjek akan diperintahkan untuk melakukan 4 gerakan. Setiap gerakan akan diulang selama 6 kali dan pada setiap pengulangan subjek akan diberi waktu istirahat selama 1 menit. Istirahat dilakukan karena apabila terjadi kontraksi otot yang kuat dan lama, maka akan mengakibatkan kelelahan otot. Pada keadaan ini transmisi sinyal saraf-saraf otot mengalami pengurangan setidaknya dalam jumlah kecil, sehingga dapat mengurangi kemampuan kontraksi otot lanjut [9]. Alur perekaman data tiap gerakan dapat dilihat pada Gambar 3.7.



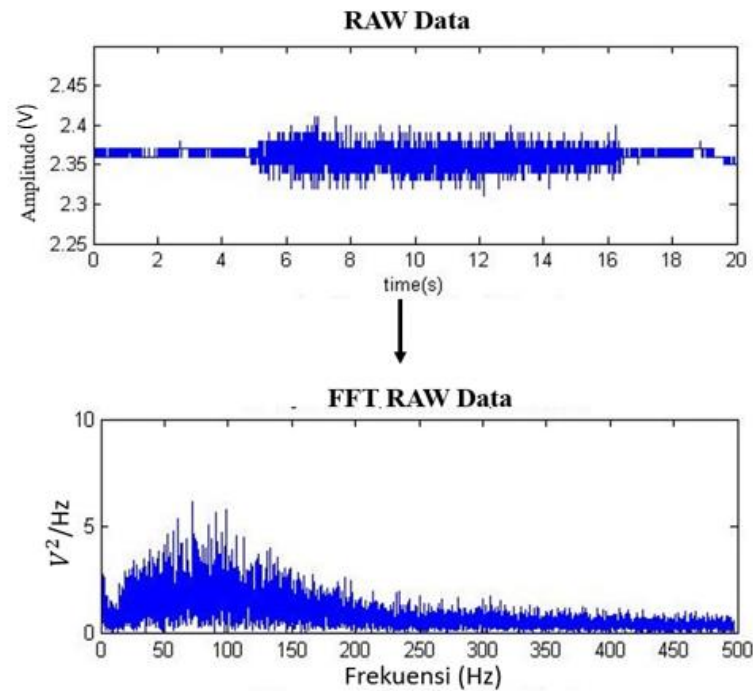
Gambar 3.7 Perekaman Data Tiap Gerakan

Data tiap perekaman diambil selama 20 detik dimana pada 0 – 5 detik kondisi tangan rileks, pada detik ke 5 – 15 subjek diperintahkan untuk melakukan gerakan tertentu dan pada detik 15 – 20 kondisi tangan kembali rileks.

3. Setelah perekaman data selesai maka EMG akan dilepas.

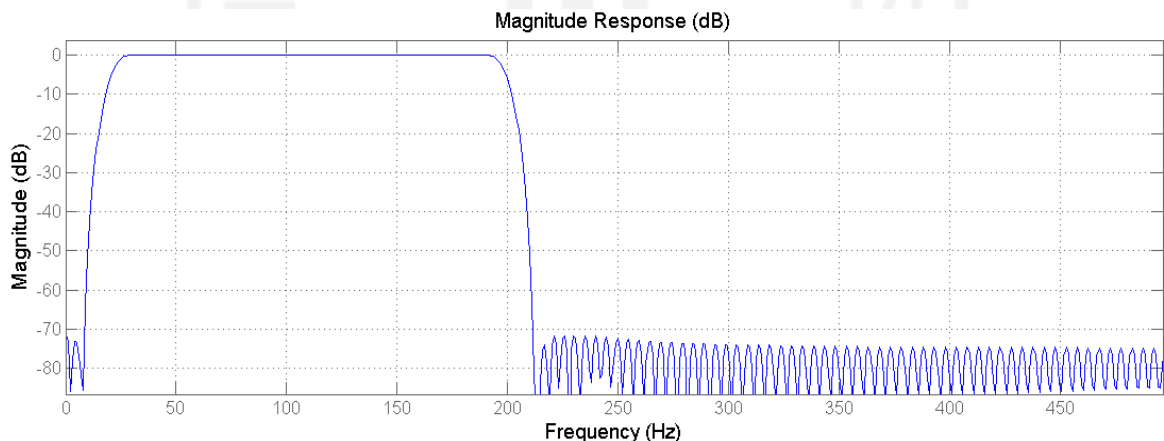
3.4 Pre-processing dan Ekstraksi Fitur

Dari hasil sinyal RAW EMG akan di *filter* sebelum di ekstraksi fitur. Namun untuk mengetahui jenis *filter* yang akan digunakan maka perlu dilakukan *Fast Fourier Transform* (FFT) sehingga frekuensi dominan pada sinyal RAW dapat terlihat. Gambar 3.8 menunjukkan FFT dari sinyal RAW data.



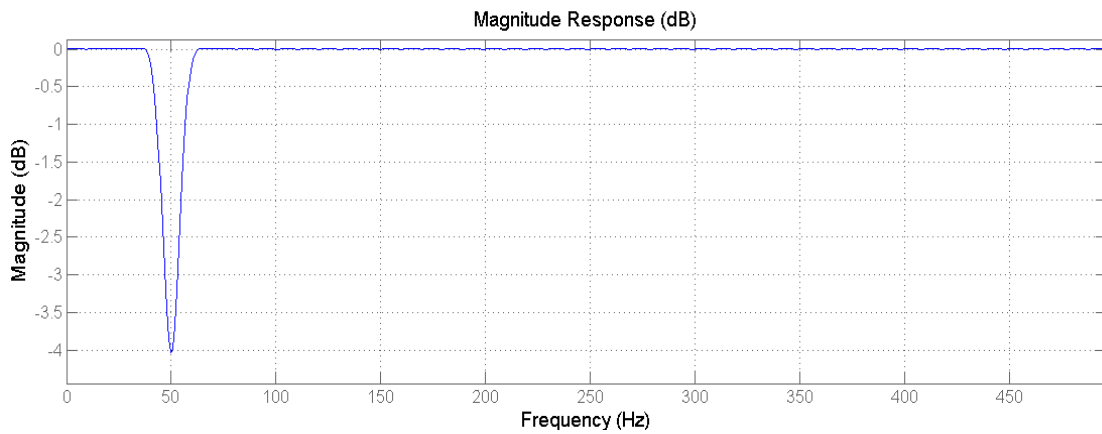
Gambar 3.8 Sinyal Hasil FFT

Dari hasil FFT pada Gambar 3.8 maka dapat diketahui bahwa sinyal yang dianggap sebagai informasi berada diantara frekuensi 20 – 200 Hz, sehingga desain *filter* yang tepat untuk mendapatkan frekuensi informasi tersebut adalah dengan *bandpass filter* yang dimana *filter* tersebut akan melewati frekuensi pada rentang 20 – 200 Hz. Pada Gambar 3.9 dapat terlihat Respon *bandpass filter* yang telah dirancang.



Gambar 3.9 Respon *Bandpass Filter*

Selain menggunakan *bandpass filter*, perlu untuk meredam frekuensi pada 50 Hz yang dimana hal ini dilakukan karena frekuensi pada PLN, sehingga dilakukan *notch filter* pada frekuensi 50 Hz. Respon *notch filter* dapat dilihat pada Gambar 3.10.

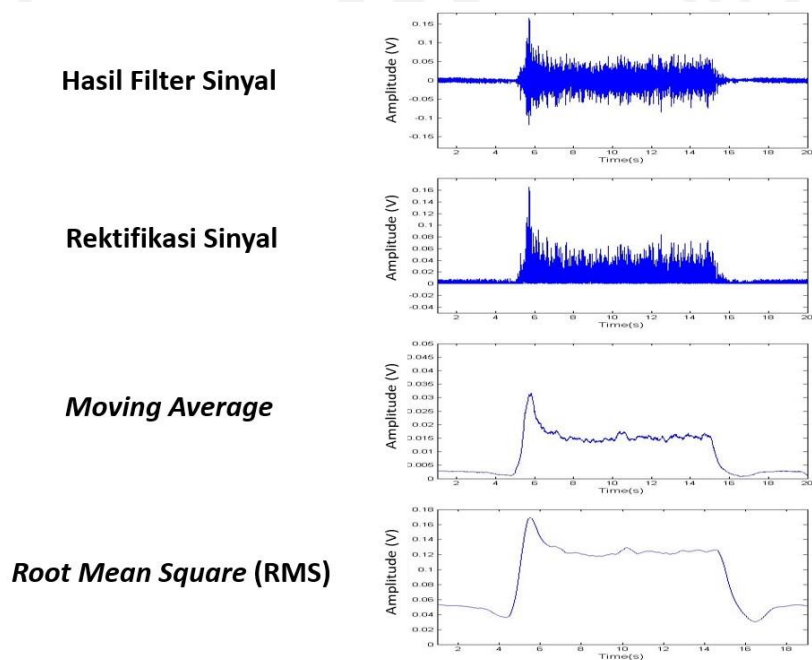


Gambar 3.10 Respon *Notch Filter*

Setelah proses *pre-processing* selesai maka mulai akan dilakukan ekstraksi fitur. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *RMS* dan *MNF*.

3.4.1 *Root Mean Square (RMS)*

Root Mean Square merupakan perhitungan yang menunjukkan tingkat kontraksi pada otot [3]. Data yang sudah ter filter akan direktifikasi, sehingga seluruh sinyal akan bernilai positif. Setelah direktifikasi maka akan dilakukan moving average yang bertujuan untuk melihat rata-rata amplitudo sinyal dalam durasi 0,5 detik sekaligus memberikan efek smoothing. Hasil dari moving average tersebut akan diolah lagi dengan rumus RMS. Pada penelitian ini RMS digunakan dengan jumlah window 500 data dan shifting 1 data. Gambar 3.11 menggambarkan proses pengolahan sinyal hingga mendapatkan nilai RMS.



Gambar 3.11 Proses Perhitungan RMS

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_N^2} \quad (3.1)$$

N = Jumlah data

X = Data masukan tegangan EMG (V)

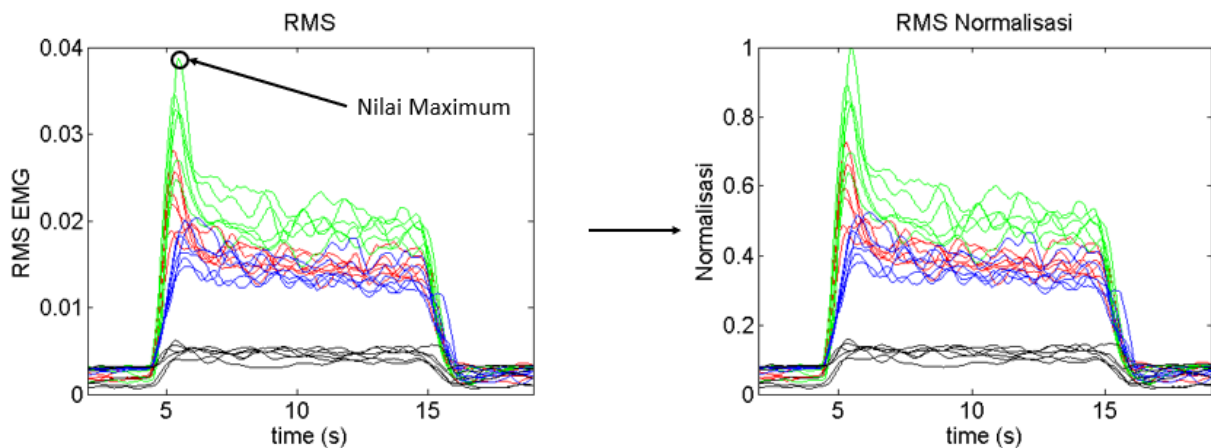
k = data ke-

Setelah dilakukan perhitungan RMS maka data akan di normalisasi dengan cara membagi sinyal hasil perhitungan RMS dengan nilai RMS paling tinggi (maksimum). Hal ini dilakukan kepada setiap subjek, sehingga seluruh subjek mempunyai nilai maksimum RMS yang berbeda-beda, namun memberikan *range* nilai rasio tegangan EMG yang sama. Hasil perhitungan RMS normalisasi tersebut akan dihitung rata-rata pada detik ke 4 sampai detik ke 16.

$$RMS_{normalisasi} = \frac{X}{X_{max}} \quad (3.2)$$

X = Data RMS (V)

X_{max} = Data maksimal RMS (V)



Gambar 3.12 Penentuan Nilai pembagi RMS normalisasi

3.4.2 Mean Frequency (MNF)

Mean frequency merupakan nilai tengah dari frekuensi yang dihitung dengan rumus sebagai berikut [6] :

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j \times P_j}{\sum_{j=1}^M P_j} \quad (3.3)$$

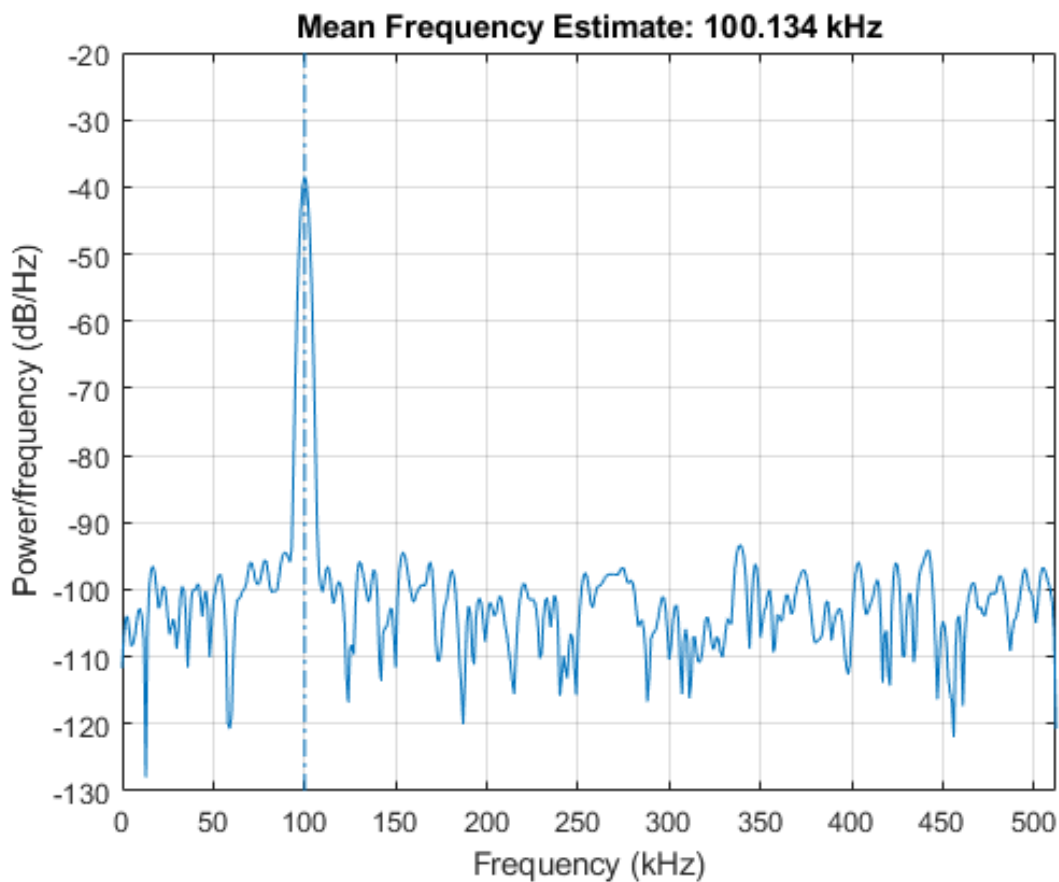
f = Frekuensi (Hz)

P = Power spectrum (V^2/Hz)

M = Jumlah data

j = data ke-

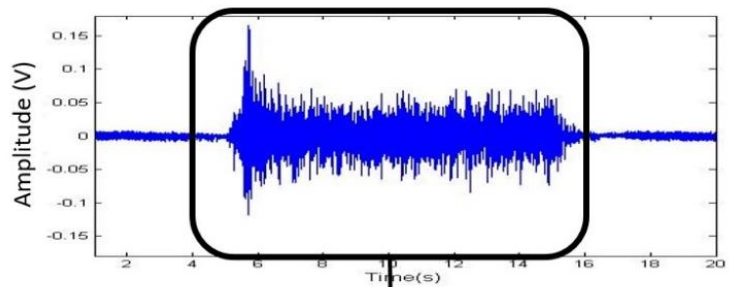
Pada spektrum frekuensi *mean frequency* (MNF) dapat terlihat pada Gambar 3.13.



Gambar 3.13 *Mean Frequency* (MNF) pada spektrum frekuensi [18]

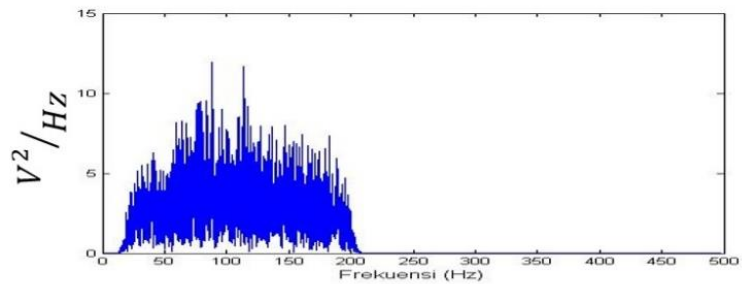
Mean frequency digunakan sebagai representasi dari frekuensi yang muncul pada tiap gerakan. Perhitungan MNF pada penelitian ini adalah dengan cara sinyal RAW data yang sudah di *filter* akan diubah dalam frekuensi domain menggunakan *Fast Fourier Transform* (FFT) pada detik ke-4 hingga detik ke-16, selanjutnya dari hasil FFT tersebut dapat dicari nilai MNF nya.

Hasil Filter Sinyal



FFT Pada Detik 4 sampai 16

Hasil FFT Detik 4 sampai 16



Gambar 3.14 FFT Sinyal pada detik ke-4 hingga 16

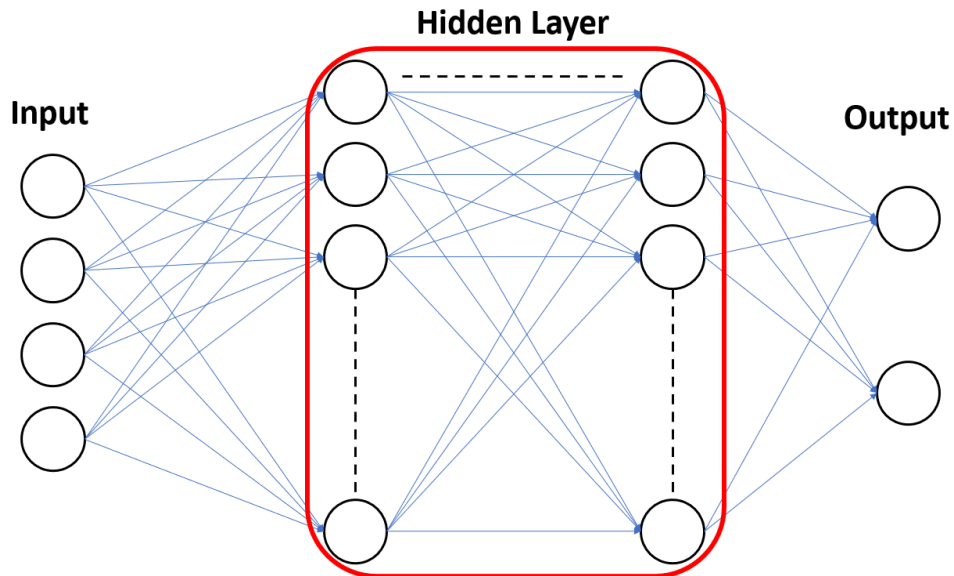
3.5 Klasifikasi *Artificial Neural Network* (ANN)

Pada tahap awal dalam proses klasifikasi adalah dengan mengumpulkan parameter yang akan digunakan sebagai input. Pada penelitian ini input yang digunakan ada 4, yaitu RMS dan MNF pada masing-masing EMG. *Output* pada pelatihan ANN pada penelitian ini direpresentasikan dengan Y0 dan Y1 . Dimana dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 *Output* ANN Penelitian

Gerakan	Y0	Y1
Gerakan 1	1	1
Gerakan 2	1	-1
Gerakan 3	-1	1
Gerakan 4	-1	-1

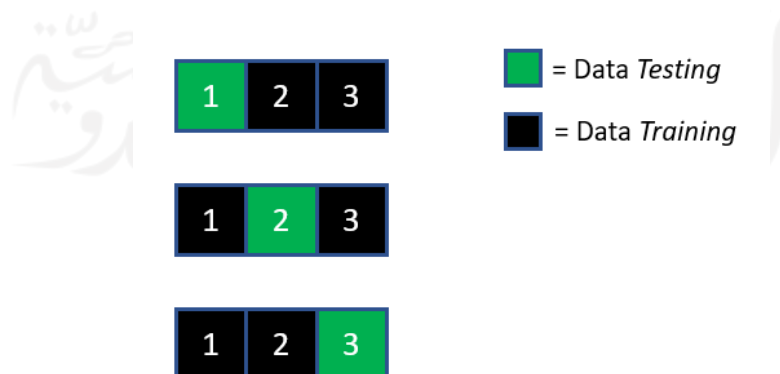
ANN yang digunakan pada penelitian ini adalah *Multilayer Perceptron Back Propagation* serta fungsi aktivasi yang digunakan adalah *Sigmoid Bipolar* dengan *input* berjumlah 4 *neuron* serta *output* berjumlah 2 *neuron*. Pada Gambar 3.15 dapat dilihat arsitektur ANN yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 3.15 Arsitektur ANN

3.6 *K-fold Cross Validation*

Validasi ANN akan dilakukan dengan metode *K-fold cross validation* dimana pada penelitian ini menggunakan $K=3$. Pemilihan nilai K berdasarkan proporsi data *training* dan *testing*. Data *training* dan *testing* yang dipilih pada penelitian ini memiliki perbandingan data *training* sebesar 66,6% dan data *testing* 33,3%. Hal ini hampir sama dengan penelitian [19] yang menggunakan variasi data *training* 65% dan *testing* 35%. Sehingga dari 480 data maka 320 data digunakan untuk *training* dan 160 data digunakan untuk *testing*. Dengan menggunakan $K=3$ maka pelatihan dan pengujian ANN akan dilakukan sebanyak 3 kali untuk setiap arsitekturnya. Ilustrasi *K-fold cross validation* dapat dilihat pada Gambar 3.16.



Gambar 3.16 *K-fold cross validation*

3.7 Analisis Data

Data yang sudah diekstraksi fitur berupa RMS dan MNF akan dilakukan uji statistik non parametrik *wilcoxonranksum-test* menggunakan Matlab dimana data dapat dikatakan terdapat perbedaan signifikan antara masing-masing gerakan apabila nilai *p-value* atau signifikansi dibawah 0,05. Nilai *p-value* dibawah 0,05 menandakan bahwa gerakan tersebut berbeda dengan gerakan lainnya, sehingga parameter tersebut dapat membedakan masing-masing gerakan dan menjadi dasar untuk penentuan *input* ANN. Untuk pengujian ANN, analisa data menggunakan rata-rata dan standar deviasi. Rata-rata digunakan untuk menunjukkan nilai tengah pada pengujian ANN, sedangkan standar deviasi menunjukkan rentang sebaran data pada pengujian.

3.8 Pengujian

Pengujian untuk klasifikasi data dilakukan dengan metode *confusion matrix* yang dimana metode ini menggambarkan perbandingan kelas prediksi sebenarnya dengan kelas prediksi oleh model. Pada penelitian ini penggunaan *confusion matrix* mempunyai matriks 4 x 4, dimana matriks tersebut dihitung true positif (TP), true negatif (TN), false positif (FP) dan false negatif (FN) pada tiap gerakan.

True Positif (TP) = data positif yang terbaca oleh model positif

True Negatif (TN) = data negatif yang terbaca oleh model negatif

False Positif (FP) = data negatif yang terbaca oleh model positif

False Negatif (FN) = data positif yang terbaca oleh model negatif

Tabel 3.3 *Confusion matrix* 4 x 4

		Kelas Sebenarnya			
		Gerakan 1	Gerakan 2	Gerakan 3	Gerakan 4
Kelas Prediksi	Gerakan 1	TP	FP	FP	FP
	Gerakan 2	FN	TN		
	Gerakan 3	FN		TN	
	Gerakan 4	FN			TN

Contoh pada Tabel 3.3 menggunakan asumsi gerakan 1 adalah positif dan gerakan lainnya adalah negatif, maka TP adalah data gerakan 1 yang terprediksi sebagai gerakan 1. TN adalah data gerakan lainnya yang benar terprediksi sebagai gerakan lainnya. FN adalah data gerakan 1 yang terprediksi gerakan lainnya. FP adalah data gerakan lainnya yang terprediksi sebagai gerakan 1.

Dari hasil *confusion matrix* pada Tabel 3.3 diatas maka akan dihitung akurasi, presisi, dan sensitivitas menggunakan rumus [5]:

$$akurasi = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (3.4)$$

$$presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.5)$$

$$sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.6)$$

Perhitungan presisi dan sensitivitas akan dilakukan untuk tiap gerakan. Hal ini dilakukan sesuai yang dilakukan pada penelitian [5]. Pada Tabel 3.4 merupakan contoh *confusion matrix* 4 x 4 serta perhitungan akurasi, presisi dan sensitivitas.

Tabel 3.4 Contoh *Confusion matrix* 4 x 4
(G1= Gerakan 1, G2= Gerakan 2, G3= Gerakan 3, G4= Gerakan 4)

		Kelas Sebenarnya			
		G1	G2	G3	G4
Kelas Prediksi	G1	34	5	1	0
	G2	5	32	1	2
	G3	2	0	37	1
	G4	4	7	4	25

$$Akurasi = \frac{34 + 32 + 37 + 25}{160} \times 100\% = 80\%$$

$$Presisi G1 = \frac{34}{34 + (5 + 2 + 4)} \times 100\% = 75,555\%$$

$$Presisi G2 = \frac{32}{32 + (5 + 0 + 7)} \times 100\% = 72,727\%$$

$$\text{Presisi } G3 = \frac{37}{37 + (1 + 1 + 4)} \times 100\% = 86,046\%$$

$$\text{Presisi } G4 = \frac{25}{25 + (0 + 2 + 1)} \times 100\% = 89,285\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{75,555 + 72,727 + 86,046 + 89,285}{4} = 80,903\%$$

$$\text{Sensitivitas } G1 = \frac{34}{34 + (5 + 1)} \times 100\% = 85\%$$

$$\text{Sensitivitas } G2 = \frac{32}{32 + (5 + 1 + 2)} \times 100\% = 80\%$$

$$\text{Sensitivitas } G3 = \frac{37}{37 + (2 + 1)} \times 100\% = 92,5\%$$

$$\text{Sensitivitas } G4 = \frac{25}{25 + (4 + 7 + 4)} \times 100\% = 62,5\%$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{85 + 80 + 92,5 + 62,5}{4} = 80\%$$

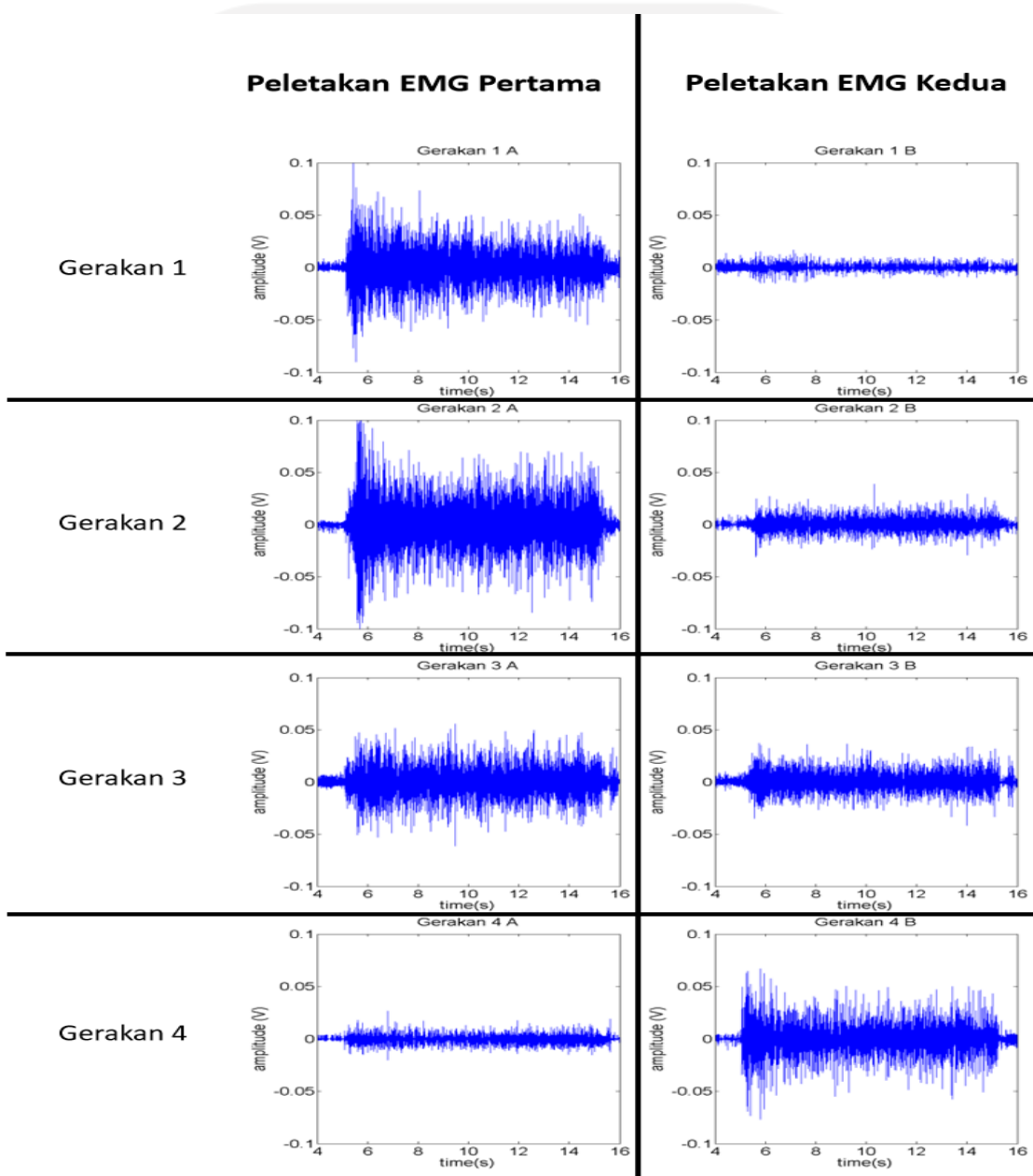
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
الجامعة الإسلامية
الاستدال الاندو

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Sinyal Tiap Gerakan

Karakteristik sinyal yang dihasilkan pada setiap gerakan berbeda-beda, dimana dapat dilihat pada Gambar 4.1 yang menunjukkan hasil sinyal *pre-processing* dari seluruh gerakan pada kedua peletakan



Gambar 4.1 Sinyal hasil *pre-processing* seluruh gerakan

Dari Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa, pada gerakan 1 dan gerakan 2 kontraksi terjadi pada otot *extensor digitorum* sehingga sinyal yang dihasilkanpun akan cenderung memiliki amplitudo

yang tinggi pada peletakan EMG pertama, sedangkan pada peletakan EMG kedua sinyal memiliki amplitudo yang sama seperti saat kondisi rileks. Perbedaan gerakan 1 dan gerakan 2 terdapat pada amplitudo sinyal yang dimana gerakan 2 memiliki amplitudo yang lebih tinggi daripada gerakan 1. Hal ini menunjukkan bahwa gerakan 2 memiliki kontraksi yang lebih kuat dibanding dengan gerakan 1 pada otot *extensor digitorum*.

Gerakan 3 memiliki karakteristik dimana otot *extensor digitorum* dan *flexor carpi radialis* berkontraksi, sehingga sinyal pada peletakan EMG pertama dan kedua memiliki amplitudo yang tinggi, namun ada beberapa subjek yang pada gerakan 3 otot yang berkontraksi hanya pada salah satu peletakan. Hal ini terjadi dikarenakan fisiologis yang berbeda-beda pada tiap subjek. Pada gerakan 4 otot yang berkontraksi adalah pada *flexor carpi radialis*, sehingga pada peletakan EMG kedua memiliki amplitudo yang tinggi.

4.2 Karakteristik RMS dan MNF

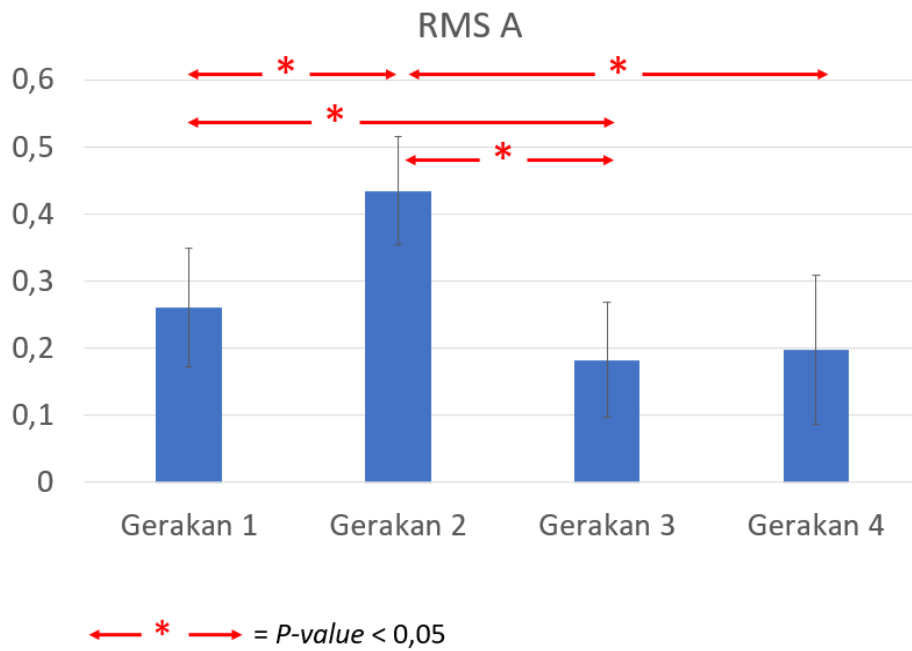
Pada hasil karakteristik RMS dan MNF akan ada beberapa istilah yang ditunjukkan pada Tabel 4.1 Penamaan fitur

Tabel 4.1 Penamaan fitur

Singkatan	Makna dari singkatan
<i>RMS A</i>	<i>Root Mean Square</i> pada EMG peletakan pertama
<i>RMS B</i>	<i>Root Mean Square</i> pada EMG peletakan kedua
<i>MNF A</i>	<i>Mean Frequency</i> pada EMG peletakan pertama
<i>MNF B</i>	<i>Mean Frequency</i> pada EMG peletakan kedua

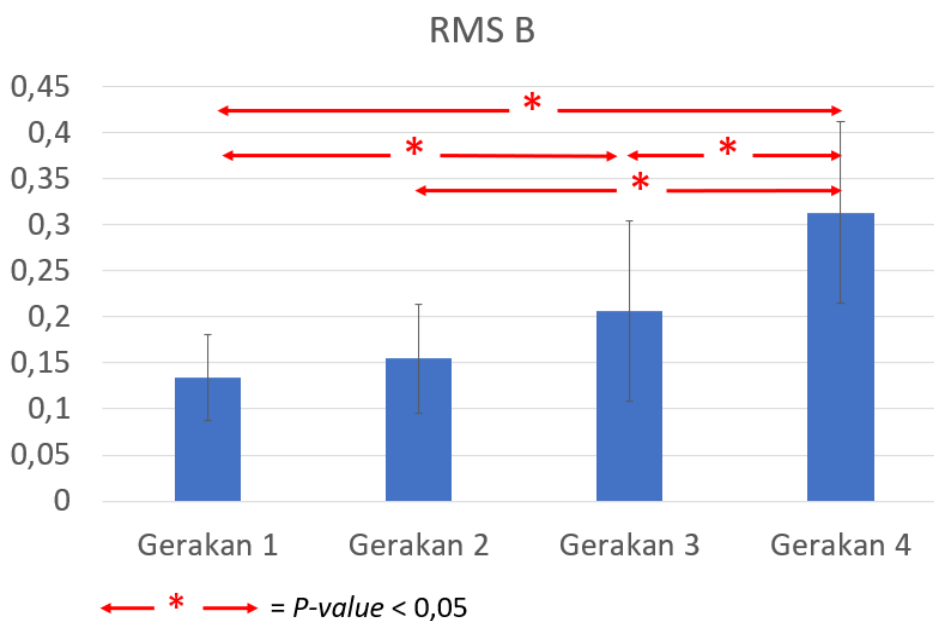
4.2.1 RMS

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa pada peletakan EMG pertama (ekstensor digitorum) gerakan 2 memiliki nilai RMS 0,435 yang dimana lebih tinggi dibanding dengan gerakan lainnya. Nilai RMS gerakan 2 juga memiliki nilai signifikansi $p < 0,05$ jika dibandingkan dengan gerakan lainnya, dimana nilai RMS suatu gerakan dapat dikatakan lebih tinggi atau lebih rendah apabila memiliki nilai signifikansi yang rendah ($p < 0,05$). Adapun gerakan 1 lebih rendah dari gerakan 2 namun lebih tinggi dari gerakan 3. Sedangkan nilai RMS gerakan 3 dan gerakan 4 terbilang tidak memiliki perbedaan ($p > 0,05$).



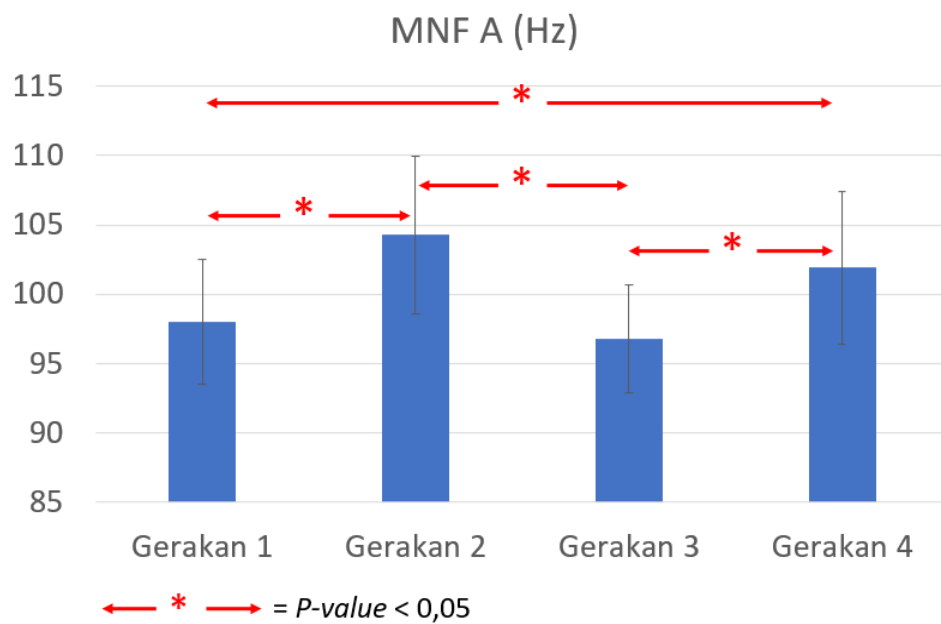
Gambar 4.2 Grafik Nilai RMS A

Pada peletakan EMG kedua (*flexor carpi radialis*) menunjukkan bahwa gerakan 4 mempunyai nilai RMS 0,313 yang dimana lebih tinggi daripada gerakan lainnya. Selain itu, gerakan 4 juga memiliki nilai signifikansi yang rendah jika dibandingkan dengan gerakan lainnya. Adapun gerakan 3 memiliki nilai yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan gerakan 1, namun tidak dengan gerakan 2. Sedangkan gerakan 2 mempunyai nilai RMS sebesar 0,154 yang terbilang hampir sama dengan gerakan 1 sebesar 0,133. Nilai RMS peletakan kedua dapat dilihat pada Gambar 4.3.



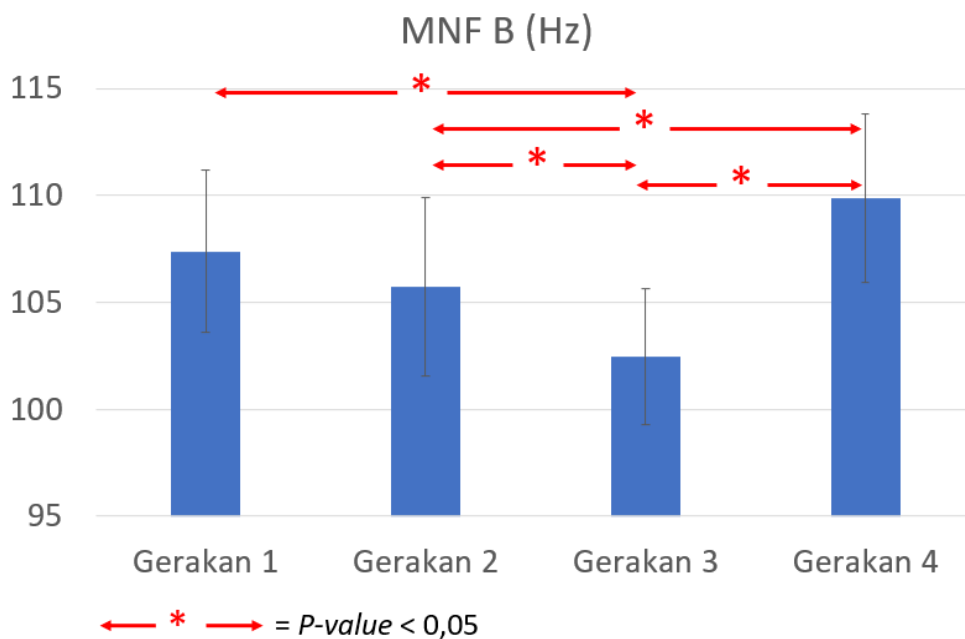
Gambar 4.3 Grafik Nilai RMS B

4.2.2 MNF



Gambar 4.4 Grafik Nilai MNF A

Pada peletakan EMG pertama menunjukkan bahwa gerakan 2 memiliki nilai MNF 104,29 Hz dan gerakan 4 memiliki nilai 101,90 Hz yang dimana kedua gerakan tersebut mempunyai frekuensi yang lebih tinggi daripada gerakan lainnya. Hal ini ditunjukkan dengan gambar 4.4, selain itu gerakan 2 dan gerakan 4 belum bisa dikatakan berbeda. Hal ini dikarenakan nilai signifikansi dari gerakan 2 dan gerakan 4 cukup tinggi ($p > 0,05$). Pada gerakan 1 dan gerakan 3 juga memiliki nilai signifikansi yang tinggi, sehingga dapat dikatakan bahwa gerakan 1 dan gerakan 3 memiliki frekuensi yang identik.



Gambar 4.5 Grafik Nilai MNF B

Pada Gambar 4.5 menunjukkan peletakan EMG kedua, yang dimana nilai MNF paling tinggi adalah pada gerakan 4 yaitu sebesar 109,86 Hz dan yang selanjutnya adalah gerakan 1 sebesar 107,38 Hz. Namun gerakan 4 belum bisa dikatakan lebih tinggi dari gerakan 1 dikarenakan memiliki nilai signifikansi yang tinggi. Hal ini juga terjadi pada gerakan 1 dan gerakan 2 yang memiliki nilai signifikansi yang tinggi. Adapun pada gerakan 3 menunjukkan frekuensi yang paling rendah diantara gerakan lainnya yaitu sebesar 102,46 Hz, serta nilai signifikansi gerakan 3 terhadap gerakan lainnya dapat dikatakan rendah.

Dari parameter yang telah didapat tersebut tidak dapat membedakan untuk masing-masing gerakan. Hal ini dikarenakan nilai parameter RMS dan MNF pada beberapa gerakan hampir sama serta standar deviasi yang cukup tinggi.

4.3 Pengaruh *input* ANN terhadap MSE dan akurasi

Percobaan ini menggunakan beberapa model arsitektur ANN yang dapat dilihat pada Tabel 4.2 dan dengan beberapa data *input* yang dapat dilihat pada Tabel 4.3.

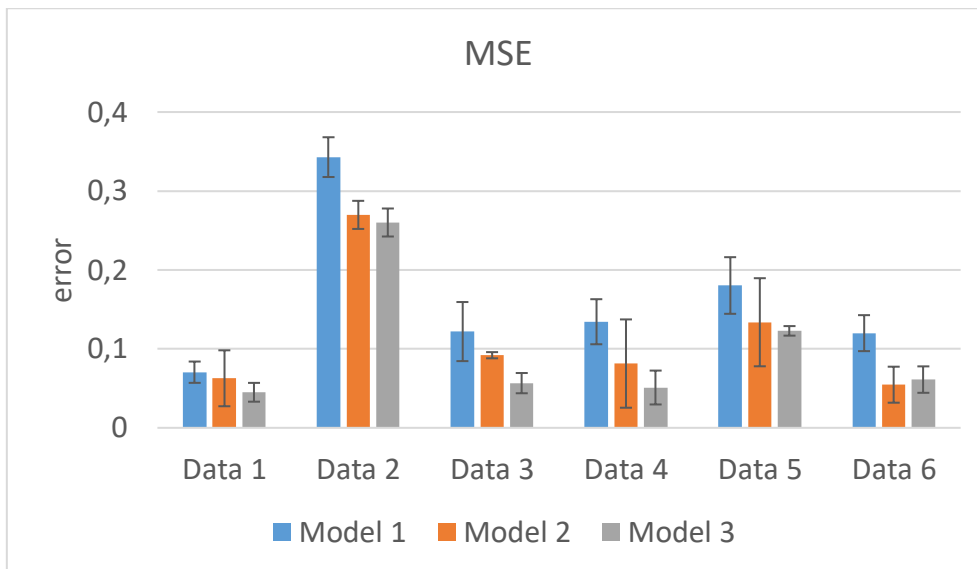
Tabel 4.2 Model arsitektur ANN

Model	Jumlah Neuron
Model 1	200
Model 2	320
Model 3	360

Tabel 4.3 Data pelatihan sebagai input ANN

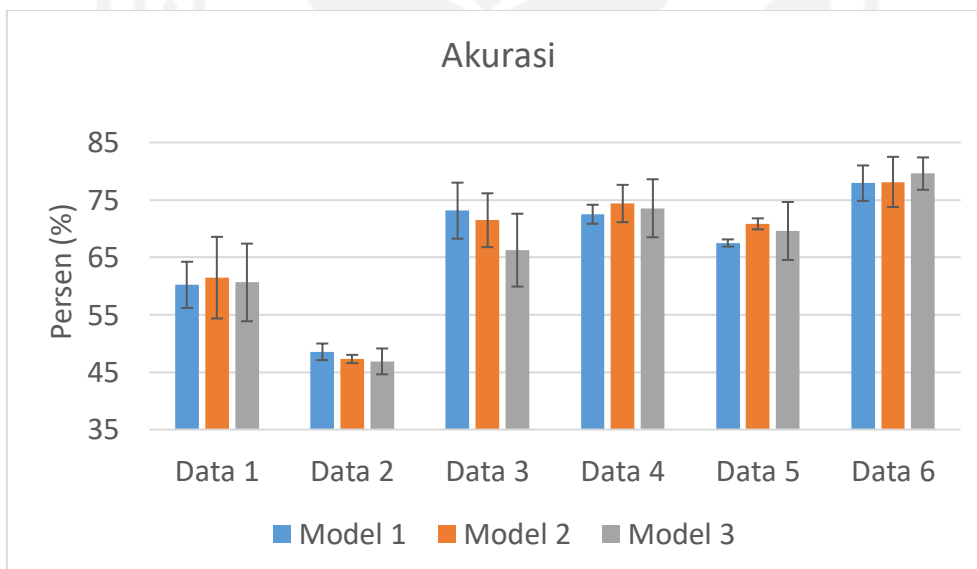
<i>Nama Data</i>	<i>Input ANN yang Digunakan</i>
Data 1	RMS A , RMS B
Data 2	MNF A , MNF B
Data 3	RMS A , RMS B , MNF A
Data 4	RMS A , RMS B , MNF B
Data 5	RMS A , MNF A , MNF B
Data 6	RMS A , RMS B , MNF A , MNF B

Pada Gambar 4.6 dapat diketahui bahwa MSE yang paling rendah adalah pada Data 1 yang merupakan *input* dengan fitur RMS A dan RMS B. Data 6 yang menggunakan *input* dengan seluruh fitur juga memiliki MSE yang terbilang rendah namun lebih tinggi dari pada MSE Data 1. Nilai MSE yang paling tinggi adalah pada Data 2 yang dimana input yang digunakan adalah MNF A dan MNF B, hasil MSE dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Hasil MSE dengan variasi beberapa *input*

Pada pengujian dengan menggunakan akurasi dapat diketahui bahwa nilai akurasi tertinggi adalah pada Data 6, sedangkan pada Data 1 dan Data 2 yang hanya menggunakan 2 *input* memiliki akurasi yang rendah. Pada Gambar 4.7 dapat dilihat nilai akurasi pada tiap data yang digunakan sebagai *input*. Dari hasil ini dapat diketahui bahwa semakin banyak *input* ANN maka hasil akurasi akan semakin tinggi.

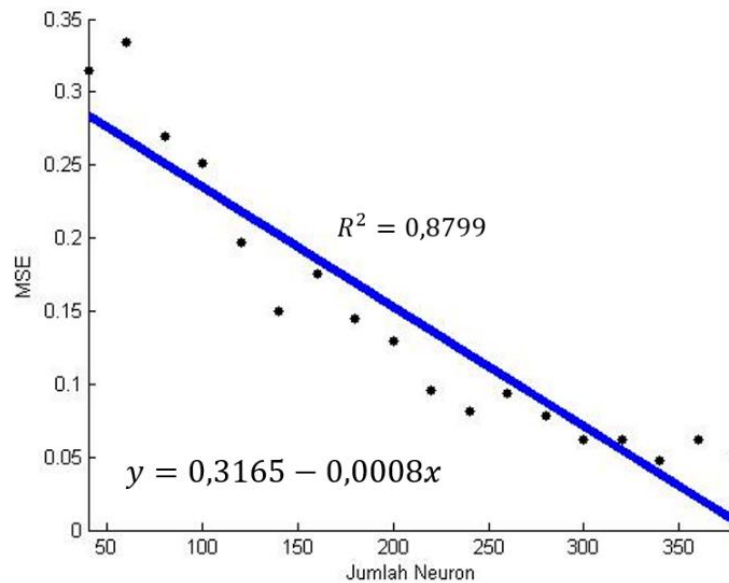


Gambar 4.7 Hasil Pengujian akurasi dengan beberapa variasi *input*.

4.4 Pengaruh jumlah *neuron* terhadap MSE dan akurasi

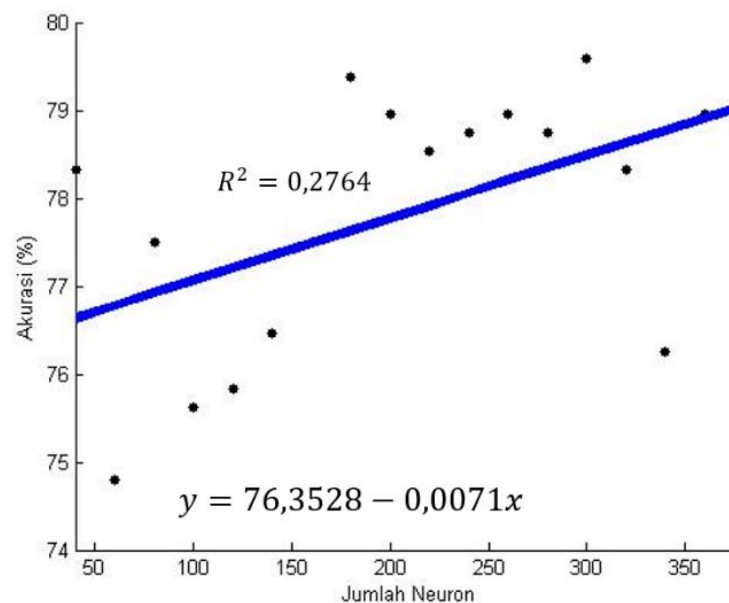
Untuk mengetahui hubungan antara jumlah *neuron* dan MSE maka pengujian akan dilakukan dengan jumlah *hidden layer* yang sama namun jumlah *neuron* yang berbeda-beda. pengujian ini mendapatkan hasil bahwa semakin banyak *neuron* maka nilai MSE akan semakin

kecil. Grafik MSE dan jumlah *neuron* dapat dilihat pada Gambar 4.8 yang dapat dimodelkan dengan regresi linear dengan nilai R^2 sebesar 0,8799 yang dimana hal ini menunjukkan bahwa jumlah *neuron* berpengaruh terhadap nilai MSE dan memiliki korelasi yang sangat kuat.



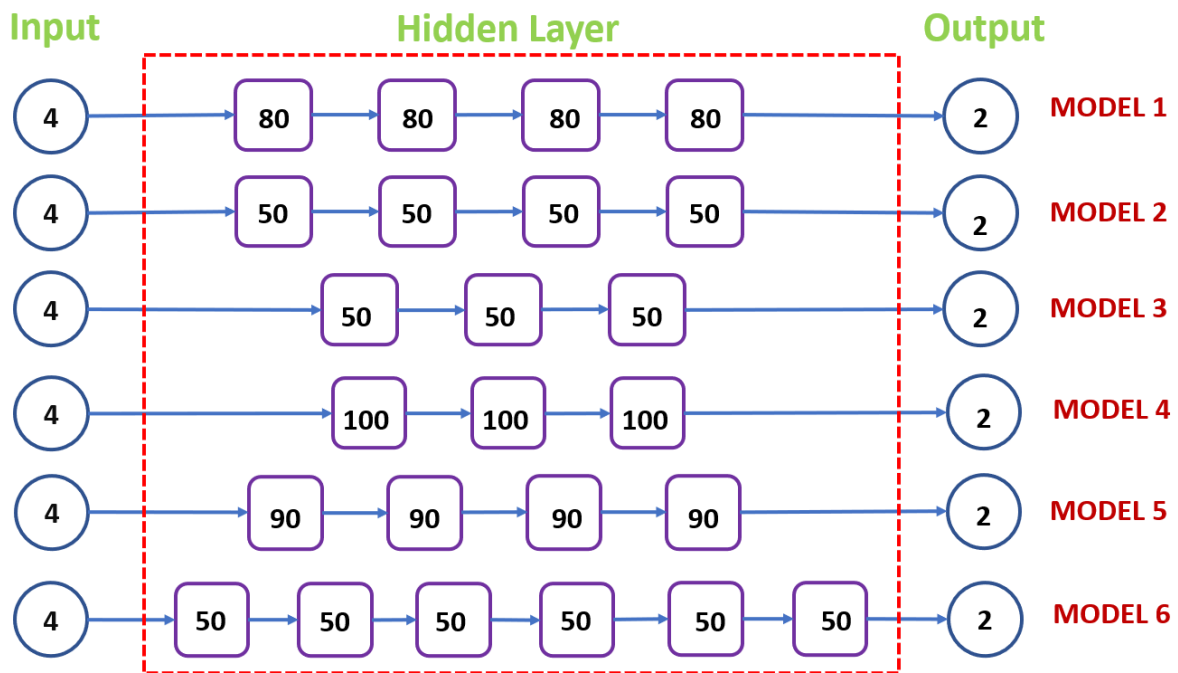
Gambar 4.8 Hubungan MSE dengan jumlah *neuron*

Selain mencari hubungan antara MSE dengan jumlah *neuron*, pengujian ini juga mencari hubungan antara akurasi dan jumlah *neuron*. Gambar 4.9 menunjukkan grafik regresi linear akurasi dengan jumlah *neuron*, pada pengujian ini mendapatkan hasil bahwa jumlah *neuron* hanya sedikit mempengaruhi nilai akurasi. Hal ini dibuktikan dengan nilai R^2 sebesar 0,2764, sehingga dapat dikatakan bahwa jumlah *neuron* meningkatkan nilai akurasi, namun korelasinya tidak terlalu baik.



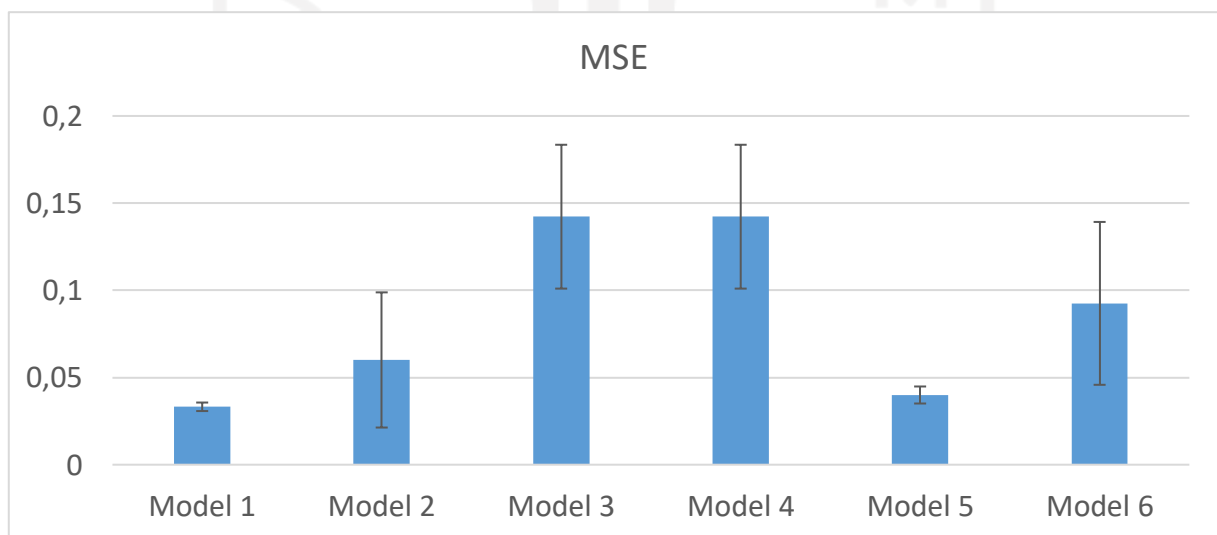
Gambar 4.9 Hubungan akurasi dengan jumlah *neuron*

4.5 Pelatihan dan pengujian data ANN



Gambar 4.10 Model pelatihan ANN

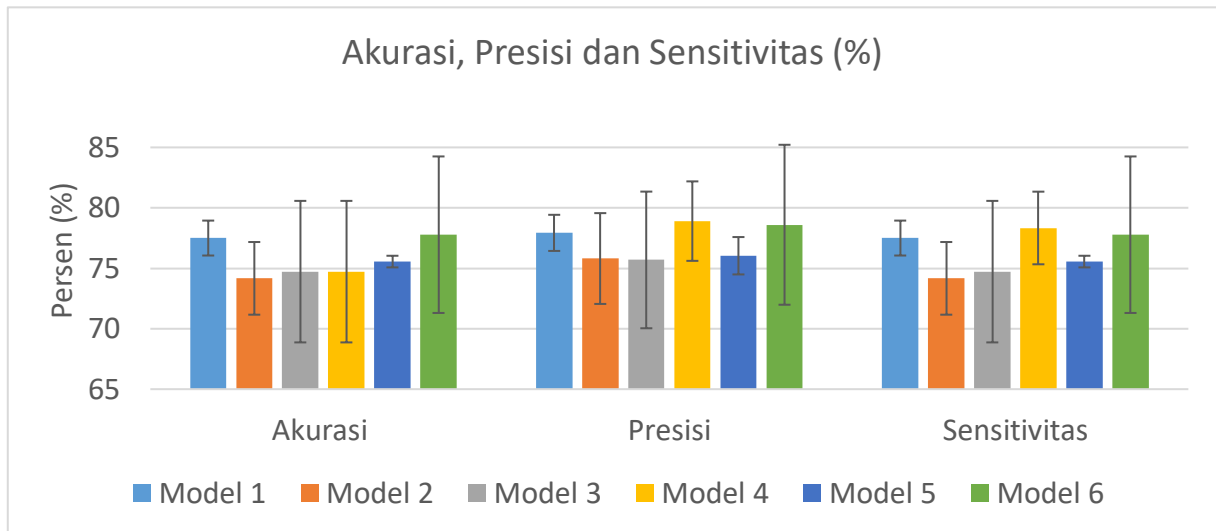
Pada pelatihan data ANN akan menggunakan *K-Fold Cross validation* dengan beberapa variasi model arsitektur ANN seperti yang telah ditunjukkan pada Gambar 4.10. Hal ini dilakukan untuk mengetahui model arsitektur manakah yang terbaik untuk digunakan pada penelitian ini.



Gambar 4.11 MSE ANN untuk masing-masing model pelatihan ANN

Hasil dari pelatihan ANN pada penelitian ini mendapatkan bahwa *neuron* dengan *hidden layer* berjumlah 4 mendapatkan hasil yang baik. Hal ini dapat dilihat dari ilustrasi pada Gambar 4.11 yang menunjukkan MSE pada setiap Model. Pada gambar tersebut menunjukkan bahwa *neuron* dengan *hidden layer* 3 dan 5 memiliki MSE yang tinggi. MSE yang paling baik adalah pada Model

1 yang dimana memiliki nilai MSE paling rendah yaitu sebesar 0,0332 serta standar deviasi yang rendah. Pada Model 5 yang memiliki jumlah *neuron* paling banyak menghasilkan nilai MSE yang sedikit lebih tinggi dari pada Model 1 yaitu sebesar 0,0399. Namun MSE Model 5 ini masih terbilang rendah, hal ini selaras dengan pembahasan pada bab 4.4 mengenai pengaruh jumlah *neuron* terhadap MSE dan akurasi bahwa semakin banyak *neuron* akan memperkecil nilai MSE.



Gambar 4.12 Akurasi, presisi dan sensitivitas ANN

Model yang digunakan tersebut juga diujikan pada data *testing*, dan mendapatkan hasil bahwa Model 1 mendapatkan hasil pengujian terbaik dengan akurasi sebesar 77,5%, presisi sebesar 77,9% dan sensitivitas sebesar 77,5%. Gambar 4.12 menunjukkan grafik akurasi, presisi dan sensitivitas dari pengujian ANN. Dari hasil ini maka dapat diketahui bahwa hasil klasifikasi mendapatkan nilai akurasi berkisar 70% - 80%. Dari pelatihan dan pengujian ANN maka dapat diketahui bahwa model yang direkomendasikan untuk mengklasifikasikan 4 gerakan tangan kiri adalah dengan ANN dengan 4 *hidden layer* dan jumlah *neuron* sebanyak 320.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat diketahui bahwa pada EMG peletakan pertama gerakan yang memiliki amplitudo tinggi adalah pada gerakan 1 dan gerakan 2 sehingga nilai RMS yang tinggi adalah pada gerakan 1 dan gerakan 2. Frekuensi yang tinggi pada peletakan pertama adalah pada gerakan 2 dan gerakan 4. Pada EMG peletakan kedua gerakan yang memiliki amplitudo yang tinggi adalah pada gerakan 3 dan gerakan 4 sehingga nilai RMS yang tinggi adalah pada gerakan 3 dan gerakan 4. Frekuensi yang tinggi pada EMG peletakan kedua adalah pada gerakan 1 dan gerakan 4. Dari fitur dasar EMG berupa RMS dan MNF masih belum dapat untuk mengklasifikasikan 4 gerakan tangan kiri.

ANN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gerakan tangan pada lengan bawah kiri dengan menggunakan *input* berupa RMS dan MNF pada otot *extensor digitorum* serta *flexor carpi radialis*. Hasil dari klasifikasi ANN mendapatkan bahwa model terbaik adalah dengan *hidden layer* berjumlah 4 dan dengan jumlah *neuron* sebanyak 320. Hasil dari model ini mendapatkan MSE 0,0332, akurasi 77,5%, presisi 77,9% dan sensitivitas 77,5%. Hal ini tentu belum optimal dimana akurasi, presisi dan sensitivitas tidak mencapai 80%.

Nilai MSE pada ANN akan lebih baik apabila jumlah *neuron* diperbanyak. Hal ini dibuktikan dengan nilai R^2 antara MSE dengan jumlah *neuron* adalah sebesar 0,8799. Jumlah *neuron* yang banyak juga mempengaruhi akurasi walaupun hanya sedikit. Hal ini dibuktikan dengan nilai R^2 antara akurasi dengan jumlah *neuron* hanya sebesar 0,2764. Selain jumlah *neuron* yang diperbanyak, akurasi pada ANN juga dapat ditingkatkan dengan menambahkan jumlah *input* pada ANN.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menambahkan ekstraksi fitur EMG yang digunakan sebagai input pada ANN sehingga dapat meningkatkan nilai akurasi. Selain itu penelitian ini dapat dilanjutkan untuk proses klasifikasi secara real time dan dapat diimplementasikan dalam kontrol kursi roda.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. A. Richard C. Simpson, "Smart wheelchairs: A literature review," *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, vol. 42, no. 4, 2017.
- [2] Bian, F., Li, R., & Liang, P., "SVM Based Simultaneous Hand Movements Classification Using sEMG Signals," *Conference Paper Harbin Institute of Technology*, 2019.
- [3] Irfan, M., Caesarendra, W., & Ariyanto, M., "Studi klasifikasi tujuh gerakan tangan sinyal electromyography (emg) menggunakan metode pattern recognition," *Jurnal Teknik Mesin*, vol. 4, no. 3, 2016.
- [4] Reilly, K. T., Mercier, C., Schieber, M. H., & Sirigu, A., "Persistent hand motor commands in the," *Brain*, vol. 129, p. 2211–2223, 2006.
- [5] A. D. I. Falih, "Klasifikasi Sinyal EMG Dari Otot Lengan Sebagai Media Kontrol Menggunakan Naïve Bayes," 2017.
- [6] She, H., Zhu, J., Tian, Y., Wang, Y., Yokoi, H., & Huang, Q., "SEMG feature extraction based on stockwell transform improves hand movement recognition accuracy," *sensors*, vol. 19, p. 4457, 2019.
- [7] Abu, M. A., Rosleesham, S., Suboh, M. Z., Yid, M. S. M., Kornain, Z., & Jamaluddin, N. F., "Classification of EMG signal for multiple hand gestures based on neural network," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 17, no. 1, p. 256-263, 2020.
- [8] S. M. Prof. Dr.dr. James Tangkudung, *Anatomy Movement*, Jakarta selatan, 2018.
- [9] A. C. & H. J. E. Guiton, *Buku Ajar Fisiologi Kedokteran*, Mississippi: Elsevier, 2011.
- [10] "Muscles in the Anterior Compartment of the Forearm," [Online]. Available: <https://teachmeanatomy.info/upper-limb/muscles/anterior-forearm/>.
- [11] Pakaja, F., Naba, A., & Purwanto, P., "Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor," *Jurnal EECCIS*, 2012.
- [12] [Online]. Available: <https://note.ketoprakdjawir.com/2018/03/apakah-arduino-itu-mainan-siapa-dan-wujud-dari-arduino-itu/>.
- [13] M. Jordao, "Low cost automatic station for compost temperature monitoring," vol. 11, pp. 809-813, 2017.

- [14] “Myoware Muscle Sensor,” [Online]. Available: <https://www.sparkfun.com/products/13723>.
- [15] [Online]. Available: <https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MyowareUserManualAT-04-001.pdf>.
- [16] “Extensor digitorum muscle,” [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Extensor_digitorum_muscle.
- [17] “Flexor carpi radialis muscle,” [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Flexor_carpi_radialis_muscle.
- [18] “meanfreq,” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/meanfreq.html>.
- [19] Salim, M. I. M., Ahmad, A. H., Ariffin, I., Rosidi, B., & Supriyanto, E., “Diagnosis of breast cancer using hybrid magnetoacoustic method and artificial neural network,” pp. 64-69, 2011.
- [20] “Artificial Neural Network Part 1,” binus university school and computer science, [Online]. Available: <https://socs.binus.ac.id/2017/02/27/artificial-neural-network-part-1/>.
- [21] F. Waschke. Paulsen, Sobotta, Atlas Anatomi Manusia, Munchen: Elsevier, 2010.