

IDENTIFIKASI SINYAL ELEKTROMIOGRAFI OTOT VASTUS MEDIALIS DAN ERECTOR SPINAE DALAM TRANSISI GERAKAN UNTUK KONTROL ROBOT KAKI

Farid Amrinsani¹, Zainal Arief¹, Agus Indra Gunawan¹

¹ Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Kampus ITS,
Jl. Raya ITS, Keputih, Sukolilo, Kota Surabaya, Jawa Timur Indonesia

Email: faridamrinsani@gmail.com

Abstrak

Kehilangan beberapa bagian tubuh dan kelemahan otot akibat cedera adalah faktor yang mengganggu aktivitas manusia sehari-hari. Konsep *exoskeleton* adalah pendekatan yang sangat positif bagi manusia dalam hal kerusakan pada tungkai bawah. Dalam studi ini, ekstremitas bawah selama gerakan jongkok ke berdiri, berdiri ke duduk, duduk ke berdiri, dan berdiri ke jongkok menjadi fokus dalam penelitian ini. Sinyal elektromiografi terdeteksi dari *vastus medialis* dan *erector spinae*. Enam responden terlibat dalam melakukan percobaan ini. Ada 2 tahap dalam percobaan ini. Pada tahap pertama, gunakan fitur ekstraksi domain waktu seperti MAV, MAD, dan RMS. Latensi 500 ms dengan waktu tumpang tindih 10 ms digunakan. Ambang digunakan untuk mendeteksi awal kontraksi otot 0,002 mV dan bagian akhir kontraksi otot 0,0015 mV. Data dalam ambang batas digunakan sebagai input dari jaringan saraf tiruan. Penggunaan python 2.7 jaringan syaraf tiruan dibuat dengan 240 *input node*, 80 *hidden node*, dan 4 *output node*. Data pergerakan dengan total 556 digunakan untuk melatih jaringan. Data pergerakan dengan total 160 digunakan untuk menguji jaringan. Sistem ini mampu menginterpretasikan gerakan sebenarnya dengan nilai persentase 84% dan nilai kesalahan 16%. Pada tahap kedua menggunakan metode yang sama, sistem diuji dengan responden yang berbeda. Data pergerakan dengan total 104 digunakan untuk menguji jaringan. Persentase keberhasilan sistem dalam menafsirkan gerakan adalah 59% dan nilai kesalahan 41%.

Kata Kunci: Electromyography, Vastus medialis, Erector spinae, MLPClassifier.

Abstract

Loss of some parts of the body and muscle weakness due to injury are factors that interfere with human daily activities. The concept of the exoskeleton is a very positive approach for humans in terms of damage to the lower limbs. In this study, algorithms were used for the lower extremities during squat-to-stand, stand-to-sit, sit-to-stand and stand-to-squat movements. Electromyographic signals detected from vastus medialis and erector spinae. Six respondents were involved in conducting this experiment. There are 2 stages in this experiment. In the first stage, use time domain extraction features such as MAV, MAD, and RMS. A 500 ms window with 10 ms overlapping time is used. The threshold is used to detect the beginning of muscle contraction of 0.002 mV and the final part of muscle contraction is 0.0015 mV. Data within the range threshold is used as input from artificial neural networks. Artificial neural networks are made with 240 input nodes, 80 hidden nodes, and 4 output nodes. Movement data with a total of 556 are used to train networks. Movement data with a total of 160 are used to test the network. This system is able to interpret the true movement with a percentage value of 84% and an error value of 16%. In the second stage using the same method, the system is tested with a different response. Movement data with a total of 104 are used to test networks. The percentage of system success in interpreting the movement is 59% and the error value is 41%.

Keywords: Electromyography, Vastus medialis, Erector spinae, MLPClassifier

1. PENDAHULUAN

Kehilangan beberapa bagian tubuh dan kelemahan otot akibat cedera adalah faktor yang mengganggu aktivitas manusia sehari-hari. Konsep *exoskeleton* adalah pendekatan yang sangat positif bagi manusia dalam hal kerusakan pada tungkai bawah. Otot *quadriceps* adalah sekelompok otot manusia terbesar yang berfungsi untuk meluruskan kaki.

Otot-otot ini terletak di bagian depan kaki dan terdiri dari 4 otot. Salah satu otot yang terletak di otot paha depan adalah otot *vastus medialis* yang bertindak sebagai stabilisasi dinamis dari sisi medial.

Erector Spinae adalah sekelompok otot di punggung, *Erector spinae* juga dikenal sebagai *ekstensor spinae* atau otot anti-gravitasi. *Erector spinae* terletak di sebelah segmen tulang belakang kanan dan kiri. Otot-otot ini

juga mengambil bagian ketika manusia berjalan. *Erector spinae* adalah otot yang tersisa ketika seseorang kehilangan anggota tubuhnya dari jari kaki hingga pangkal paha.

Teknologi dalam elektronika, terutama dalam biomedik, telah berkembang pesat. Salah satunya adalah dalam rehabilitasi medis dan dalam membantu gerakan manusia. Elektromiografi adalah fenomena aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otot ketika mereka bergerak. Penelitian ini mengusulkan pengamatan sinyal elektromiografi terutama pada otot punggung bawah dan otot kaki sebagai input untuk mengontrol pergerakan robot kaki. Robot hanya simulasi untuk melakukan gerakan yang sama seperti manusia.

Penelitian pada otot manusia telah dilakukan oleh banyak peneliti. A.A Winter dan H. J. Yack mengukur otot punggung bawah untuk mengenali pola dan berapa persen otot yang aktif ketika manusia berjalan [1]. Eksplorasi otot *erektor spinae* dan dikombinasikan dengan beberapa otot kaki untuk mengontrol *exoskeleton* yang dilakukan oleh D. Delisle-Rodriguez *et al* dalam gerakan *extension-flexion*, aktifitas berdiri and duduk, akan tetapi penulis tidak sampai mengaplikasikan ke sebuah robot [2]. Sebuah studi literatur pada penelitian Ferrante S, yang mendeteksi beberapa otot tungkai bawah dalam gerakan dari duduk ke berdiri untuk menghindari risiko FES dalam melakukan gerakan dari duduk ke berdiri dengan melihat tingkat persentase MVC, menjelaskan bahwa otot *vastus medialis* adalah otot pertama yang berkontraksi. dan otot terakhir yang berhenti berkontraksi [3]. Sebuah studi literatur tentang Antonio I. Cuesta-Vargas dan Manuel Gonzales-Sanchez yang mengukur beberapa otot termasuk otot *erector spinae* dalam melakukan gerakan dari duduk ke berdiri yang membandingkan subjek yang memiliki kecacatan intelektual dengan mereka yang tidak. Ini juga menggunakan kursi dengan ketinggian berbeda, di mana otot-otot *erector spinae* berkontraksi dalam melakukan gerakan dari duduk ke berdiri [4]. Nezihe Ertekin dan Cumhur Ertekin melakukan pengukuran otot-otot *erector spinae* pada posisi diam [5]. Sebuah

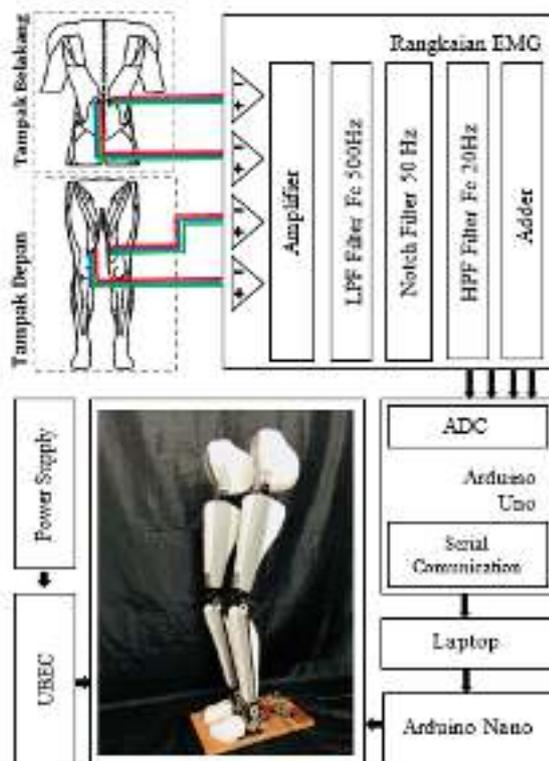
penelitian oleh Sharif Muhammad *et al* dari Malaysia meneliti bentuk sinyal EMG dari kaki selama duduk untuk berdiri dan berdiri untuk duduk dengan metode perekaman sinyal yang terdiri dari 2 cara, yaitu Sudut Akselerasi menggunakan sensor kinetik dan menggunakan sinyal EMG dengan sensor elektroda yang terpasang di kaki yang disaring. Pada langkah kedua, kontrol fuzzy adalah desain dari data penelitian. Kontrol ini telah diuji dan divalidasi dengan data *offline* dan *real-time*. Dalam setiap langkah, Fuzzifikasi dilakukan yang kemudian dua cara perekaman dilakukan secara bersamaan disatukan dan kemudian defuzzifikasi dilakukan yang dapat mempengaruhi status rotasi motor. Penelitian menunjukkan bahwa pemrosesan data dengan kontrol fuzzy *online* dan *real-time* memiliki hasil yang sama. Peneliti menyarankan bahwa RMS, MAV, analisis wavelet, dll dapat lebih lanjut dilakukan untuk meningkatkan derajat kebebasan gerakan manusia yang kompatibel dengan aplikasi robot [6]. Fan Zhang, H. (Helen) Huang melakukan deteksi sinyal EMG dalam tiga mode gerakan dan dua tugas seperti duduk dan berdiri. Metode yang digunakan adalah ekstraksi fitur domain waktu sebagai algoritma *real-time* yang diimplementasikan dalam MATLAB dan prediksi pergerakan *real-time* ditampilkan dalam TV plasma datar [7]. U.C, S. Fall, A. Drouin, dkk mendeteksi otot lengan menggunakan myo armband dan klasifikasikan posisi tangan dengan pembelajaran mendalam [8]. Karan Veer dan Tanu Sharma memberikan evaluasi detail dan klasifikasi sinyal elektromiografi permukaan (sEMG) pada otot lengan atas. Teknik statistik diimplementasikan untuk menguji hubungan antara kekuatan otot dalam estimasi amplitudo. Klasifikasi berdasarkan hasil telah disajikan untuk mendeteksi pergerakan lengan yang ditentukan secara berbeda untuk membedakan sinyal sEMG [9]. M. Hamedi, Sh-H, et al, memeriksa perbandingan antara ekstraksi fitur domain waktu untuk mengklasifikasikan gerakan wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur INT, MAV, dan MAVS juga memberikan distribusi

yang baik dengan hasil akurasi pengenalan yang hampir mirip dengan RMS [10].

2. SISTEM DESAIN

A. Sistem Desain

Pada tahap ini dilakukan studi tentang perangkat keras untuk mendeteksi sinyal Elektromiografi, *python* sebagai perangkat lunak untuk proses identifikasi data sinyal Elektromiografi, sehingga dapat digunakan sebagai *input* untuk menggerakkan motor robot kaki. Berikut adalah diagram blok dalam penelitian ini:



Gambar1. Desain sistem penelitian

Dalam penelitian ini, kami merancang sirkuit EMG. Ada 4 rangkaian detektor sinyal elektromiografi. Rangkaian ini dilengkapi filter dengan frekuensi antara 20-500 Hz. *Low-pass Filter* yang digunakan adalah rangkaian LPF *Butterworth* dan rangkaian filter pasif dengan F_c 500Hz. *Twin-T Notch Filter* digunakan untuk menghilangkan frekuensi jaringan listrik sekitar 50Hz, jaringan listrik dihilangkan sehingga nantinya tidak meningkatkan noise dalam sinyal EMG. *High-pass filter* yang digunakan adalah rangkaian filter pasif dengan

F_c 20Hz. Rangkaian terakhir dari modul EMG ini menggunakan rangkaian *Adder* yang berfungsi untuk mengubah garis dasar. Mengubah garis dasar digunakan agar tegangan dapat dibaca oleh mikrokontroler Arduino Uno rev. 3. Data dikirim menggunakan komunikasi serial. *Sample rate* untuk merekam data adalah 1000 Hz.

Sistem pembelajaran jaringan saraf tiruan yang dibangun dengan memanfaatkan *python library*, yaitu *scikit-learning*. Pada proses awal, pelatihan data yang dikumpulkan ke jaringan saraf tiruan. Kemudian, melakukan uji data untuk data latih dan data uji. Jaringan saraf tiruan menghasilkan data *output* sesuai dengan target yang ditetapkan. *Output* dari jaringan saraf tiruan ditafsirkan oleh mikrokontroler. Mikrokontroler menggunakan Arduino Nano yang berfungsi untuk menginstruksikan kaki robot supaya bergerak sesuai target yang telah ditentukan. Motor yang digunakan sebagai penggerak kaki robot terdiri dari 6 motor servo tipe RDS3115MG. UBEC digunakan sebagai penguat arus dalam motor servo untuk menghindari gerakan tidak simultan.

B. Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur sinyal EMG dapat menggunakan fitur *time domain*, fitur *frequency domain*, dan fitur *frequency time domain*. Teknik pemrosesan sinyal EMG diperlukan untuk mencapai akurasi klasifikasi yang lebih baik [6][11]. Ekstraksi fitur adalah fitur yang mengambil bentuk yang kemudian nilai yang diperoleh akan dianalisis untuk proses lebih lanjut. Proses identifikasi data sinyal EMG yang kami usulkan menggunakan fitur *time-domain*. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah *Mean-Absolute Value* (MAV), *Root Mean Square* (RMS) di mana ekstraksi fitur dari beberapa penelitian pada sinyal elektromiografi mendapatkan hasil yang dapat membedakan pola yang lebih baik [10] *Mean Absolute Deviation* (MAD). Kami memilih fitur ini karena perhitungannya tidak memerlukan transformasi sinyal sehingga memenuhi persyaratan respons cepat.

Ada 3 ekstraksi fitur berbasis domain waktu yang sering digunakan untuk mendapatkan fitur sinyal EMG yaitu MAV, RMS, dan MAD. MAV digunakan untuk memperkirakan kekuatan sinyal. MAV lebih sering digunakan untuk mencapai tingkat kontraksi otot. Fitur ini memiliki nilai absolut sinyal x dalam analisis waktu dengan sampel N [12][13]

$$MAV = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_k| \quad (1)$$

MAV lebih sering digunakan untuk mencapai tingkat kontraksi otot.

Root Mean Square (RMS) adalah fitur populer lainnya dalam analisis sinyal EMG. *Root Mean Square* (RMS) diformulasikan sebagai amplitudo dari Proses Acak Gaussian [13]. Perhitungan RMS dianggap memberikan wawasan paling banyak tentang amplitudo sinyal EMG karena memberikan ukuran kekuatan sinyal, juga menghasilkan bentuk gelombang yang mudah dianalisis [14]

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_k|^2} \quad (2)$$

Mean Absolute Deviation (MAD) adalah metode untuk mengevaluasi metode peramalan menggunakan jumlah kesalahan absolut. MAD mengukur ketepatan perkiraan dengan menghitung dugaan kesalahan rata-rata (nilai absolut dari setiap kesalahan). MAD berguna dalam mengukur kesalahan perkiraan di unit yang sama dengan seri aslinya. MAD dapat dihitung dengan rumus berikut.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_k - \bar{x}| \quad (3)$$

C. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi ini digunakan untuk jaringan saraf yang dilatih dengan metode *backpropagation*. *Rectified Linear Units* (RELU) dan generalisasi RELU (Nair dan Hinton 2010) didefinisikan sebagai berikut:

$$h(x_i) = \max(0, x_i) \quad (4)$$

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{Jika } x < 0 \\ x, & \text{Jika tidak} \end{cases}$$

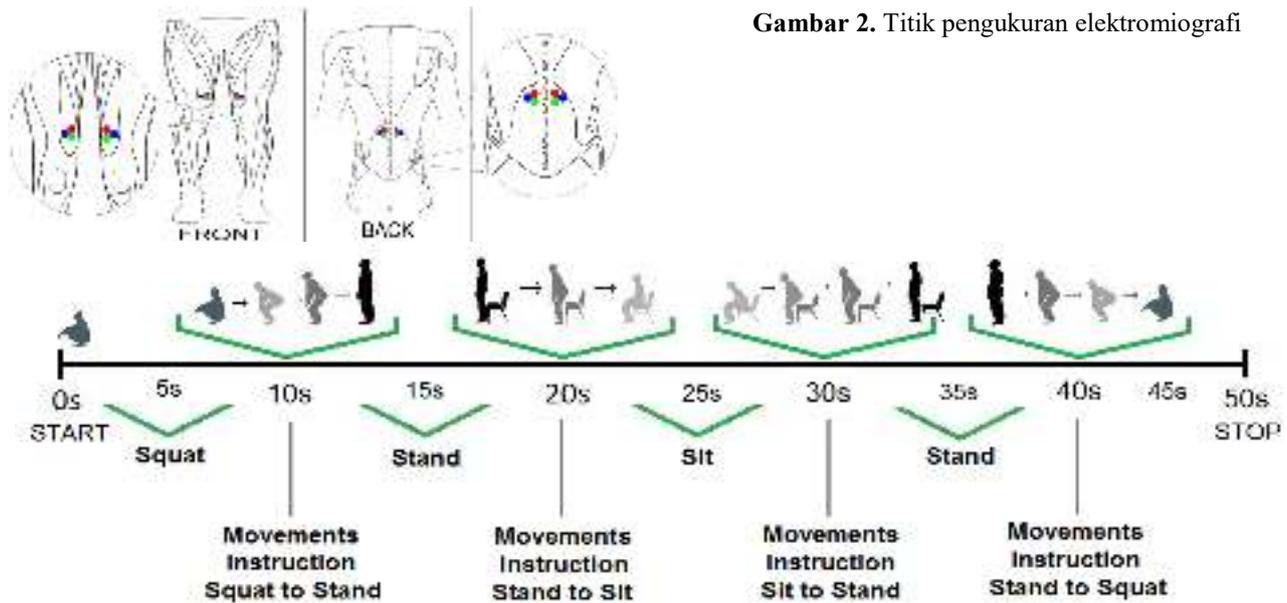
Dibandingkan dengan *sigmoid* dan *hard tanh*, operasi fungsi ReLU lebih sederhana karena implementasi ReLU dapat dilakukan dengan menggunakan ambang nilai 0. Selain itu, karena gradien ReLU adalah 1 atau 0, neuron dengan ReLU tidak akan menemui gradien hilang. karena angka gradien tidak akan jenuh. Dalam beberapa makalah, ditemukan bahwa model jaringan saraf menggunakan ReLU dapat mencapai konvergen lebih cepat daripada model dengan sigmoid atau tanh. ReLU adalah salah satu fungsi aktivasi yang menghasilkan hasil yang baik dalam validasi kesalahan dan akurasi dalam tugas MNIST [15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pra-penelitian

Para responden secara sukarela berpartisipasi dalam penelitian ini. Ada 6 responden yang setuju untuk berpartisipasi dalam percobaan ini. Responden berusia antara 19-21 tahun. Mereka diinformasikan prosedur eksperimental. Para peneliti telah melakukan beberapa uji coba pada pengambilan data yang cocok untuk penelitian ini. Langkah pertama adalah mempersiapkan lokasi pengambilan data. Di lokasi pengambilan data, responden berdiri di papan dengan ketebalan 2 cm. Papan ditutupi dengan karpet. Di papan, rel yang terbuat dari aluminium dipasang untuk memudahkan dan memastikan posisi kursi tetap terjaga.

Untuk mengurangi impedansi listrik antara kulit dan elektroda, rambut pada kulit responden dicukur dengan alat cukur. Kulit juga dibersihkan dengan cairan alkohol. Membersihkan kulit dengan alkohol dilakukan sebelum elektroda melekat pada kulit. Setelah menyiapkan *surface elektrode*, rekatkan pada titik pengukuran sinyal elektromiografi, seperti pada Gambar 2. Otot *Vastus Medialis* terletak di kaki bagian dalam, dan otot-otot *erector spinae* terletak di punggung bawah. Deteksi otot membutuhkan tiga kabel probe, yaitu tanda merah untuk probe positif, tanda hijau untuk probe negatif, dan tanda biru untuk *grounding*.



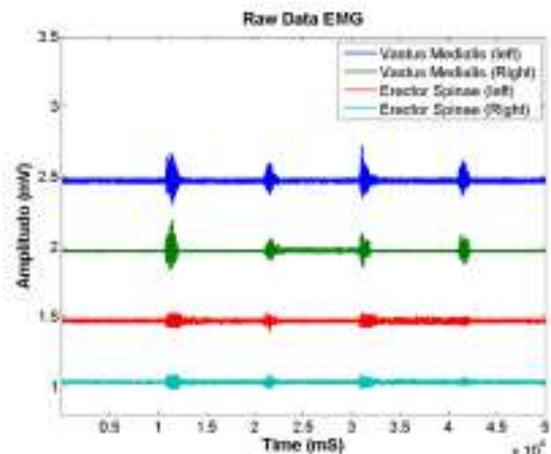
Gambar 2. Titik pengukuran elektromiografi

Gambar 3. Proses pengambilan data

Pengambilan data penting karena merupakan langkah awal penelitian. Jika ada kesalahan dalam melakukannya, akan ada masalah dalam proses identifikasi. Karena itu, responden harus yakin untuk memahami apa yang harus dilakukan. Skema proses pengambilan data ditunjukkan pada gambar 3.

Rekaman data menggunakan sampling frekuensi 1000Hz, dimana frekuensi sampling (F_s) minimum adalah 2 kali frekuensi dari frekuensi sinyal yang akan dikonversi. Frekuensi sinyal EMG adalah antara 20 - 500 Hz [16]. Proses perekaman data dilakukan secara *sequencial* dalam 50 detik. Dimulai dari posisi awal, responden dalam posisi jongkok. Pada detik ke-10, responden mengubah posisinya untuk berdiri. Selanjutnya, pada detik ke-20, responden mengubah posisinya untuk duduk. Pada detik ke-30, responden mengubah posisinya untuk berdiri. Pada detik ke-40, responden mengubah posisinya menjadi jongkok. Catatan data disimpan dalam bentuk file .txt dengan data matriks 4x50000.

medialis kanan (VM kanan), otot *erektor spinae* kiri (ES kiri), dan otot *erektor spinae* kanan (ES kanan). Setiap otot dicatat dalam 4 gerakan sekaligus. Selama proses perekaman dalam 50 detik, file yang diperoleh terdiri dari 4 gerakan secara bersamaan Gerakan tersebut diatur secara berurutan mulai dari gerakan jongkok ke berdiri (JB), gerakan berdiri ke duduk (BD), gerakan duduk ke berdiri (DB), dan gerakan berdiri ke jongkok (BJ). Sinyal ditampilkan gambar 4 dibawah ini:



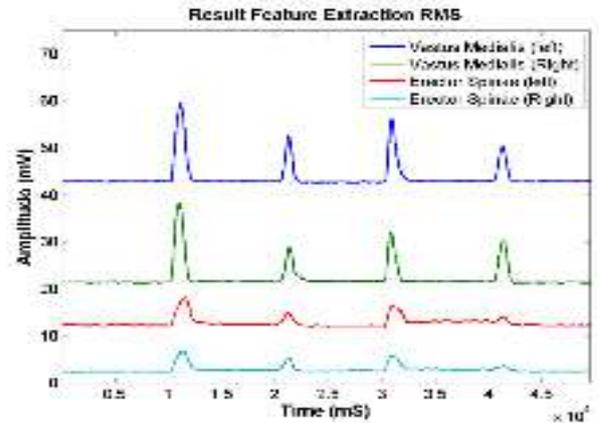
Gambar 4. Sinyal EMG

B. Pengolah Sinyal EMG

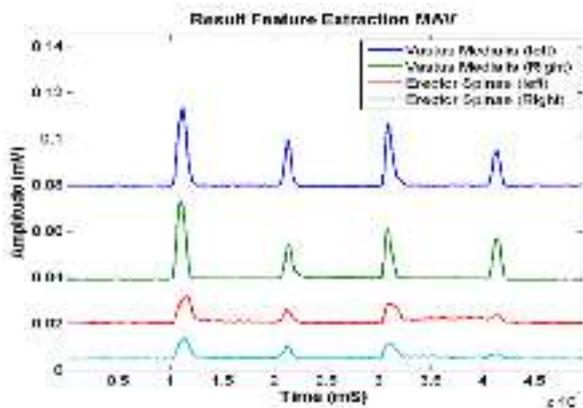
Data yang direkam terdiri dari 4 data sinyal otot, Otot-otot yang dicatat adalah otot-otot *Vastus medialis* kiri (VM Kiri), otot-otot *Vastus*

Data EMG diekstraksi mulai dari 0 detik hingga 50 detik, menggunakan *Mean Absolute Value* (MAV), *Root Mean Square* (RMS), *Mean Absolute Deviation* (MAD). Input

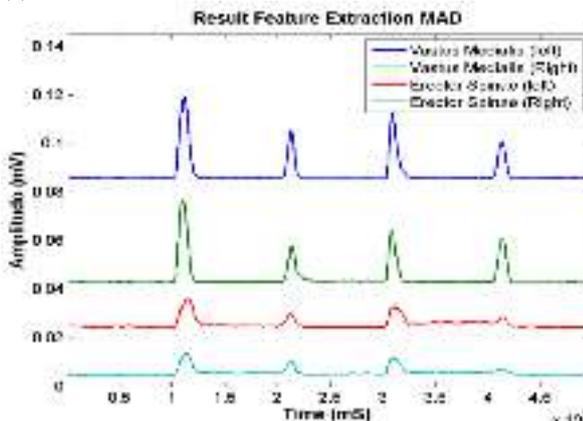
latency adalah faktor penting untuk dipertimbangkan. Latensi waktu maksimum 300 ms pertama kali direkomendasikan dalam [17]. Meskipun penelitian saat ini menunjukkan bahwa latensi harus dijaga antara 100 - 125 ms [18], kinerja klasifikasi harus menjadi prioritas di atas kecepatan [18][19]. Latensi 500 ms dengan data tumpang tindih 10 ms dipilih untuk mencapai bentuk sampel tanpa *noise* berlebih. Gambar 5 adalah hasil ekstraksi dari salah satu gerakan Jongkok ke berdiri. Karena perubahan data ketika otot berkontraksi dapat dilihat dengan jelas. Jadi, perbandingan data ekstraksi dilakukan dengan tujuan mendeteksi kapan otot berkontraksi.



(c) **Gambar 5.** Hasil Ekstraksi Fitur Data (a) MAV, (b) MAD, (c) RMS



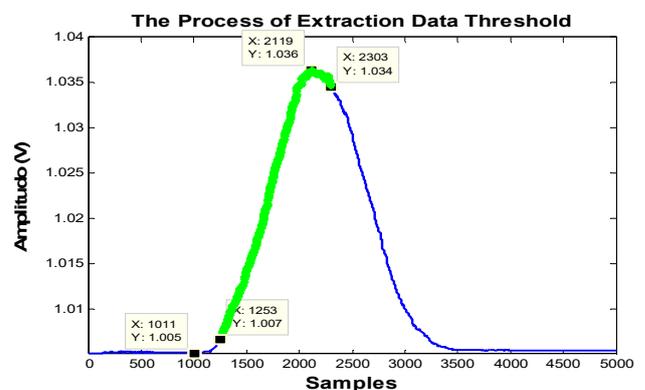
(a)



(b)

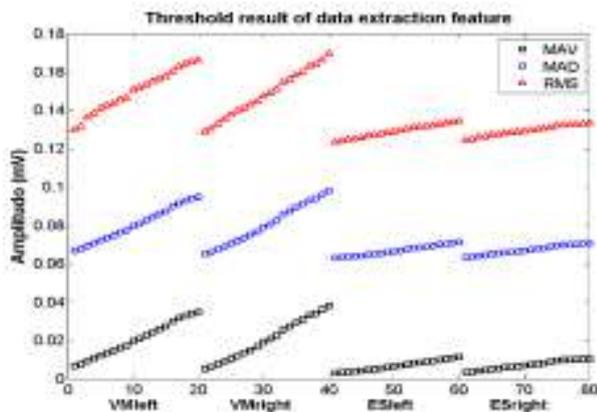
C. Metode ambang batas

Pemrosesan data mentah EMG menggunakan perangkat lunak *python* yang dioperasikan di OS Windows. Data mentah diekstraksi menggunakan ekstraksi fitur MAV, MAD, dan RMS. Karena adanya tegangan stabil saat kondisi otot rileks, dan ada perubahan tegangan tinggi saat kondisi otot berkontraksi. Sehingga peneliti menggunakan komparasi batas bawah dan batas atas data sinyal EMG yang telah diproses oleh ekstraksi fitur, jika ada data akhir lebih besar dari data awal sebesar 0,002V maka akan dimulai untuk pengambilan data awal dan ada perubahan data akhir lebih kecil dari data awal sebesar 0,0015V maka proses pengambilan data berakhir, maka data dari mulai sampai akhir inilah yang diproses sebagai masukan jaringan saraf tiruan. Data sinyal EMG yang telah mengalami proses komparasi ditunjukkan dengan garis warna hijau pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses komparasi data ekstraksi

Data hasil dari ekstraksi fitur dibandingkan antara batas bawah dan batas atas. Batas bawah berfungsi untuk mendeteksi otot yang berkontraksi. Batas atas berfungsi untuk mendeteksi otot-otot pasca-kontraksi. Data dalam batas bawah dan batas atas dipilih 20 data. Ketika setiap data berubah 3 kali maka data ke-3 akan diambil sampai terkumpul 20 data. Jika sampai batas atas tidak mencapai 20 data, data yang tersisa akan diubah menjadi 0. Data hasil perbandingan dikumpulkan dalam data matriks 240×1 , matrik diambil dari 20 data dikalikan dengan 3 ekstraksi fitur dikalikan dengan 4 tipe otot yang terdeteksi. Bentuk data dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil ambang batas fitur ekstraksi data

Pada Gambar 7 adalah hasil data *threshold*, dimana ada tiga bentuk yang mewakili hasil fitur ekstraksi data MAV (persegi), MAD (lingkaran) dan RMS (segitiga). Setiap fitur memiliki 80 data total 240 data, data dari satu gerakan setiap otot hanya diwakili oleh 20 data. Dimana data diperoleh dari empat sinyal otot yang terdeteksi, yaitu *Vastus Medialis* kiri (VMleft), *Vastus Medialis* kanan (VMright), *Erector Spinae* kiri (ESleft), *Erector Spinae* kanan (ESright).

D. Proses Identifikasi

Proses identifikasi sinyal sampai menjadi *input* dari jaringan saraf tiruan. Sinyal EMG dideteksi menggunakan *instrument amplifier*. Penapis frekuensi *noise* dalam kisaran 20 Hz hingga 500 Hz dilakukan untuk memastikan

bahwa hanya sinyal EMG yang diloloskan. Ada 4 Sinyal EMG yang terdeteksi, yaitu sinyal EMG dari otot *vastus medialis* di kaki kanan dan kaki kiri, Otot *erektor spinae* di punggung bawah kanan dan kiri. Empat sinyal diekstraksi menggunakan MAV, MAD, dan RMS sehingga mengubah sinyal EMG seperti hasil ekstraksi pada gambar 7. Pada langkah berikutnya, deteksi perubahan mencolok dengan nilai ambang batas 0,002 mV dari sinyal hasil ekstraksi fitur terdeteksi, baik perubahan dalam data yang meningkat atau data yang menurun. Data dengan perubahan mencolok dibagi menjadi 20 data di 4 otot dan 3 ekstraksi fitur. Jadi, data yang diperoleh adalah 240 data di setiap gerakan. Data disimpan dalam file dengan format .txt dimana ada 4 gerakan simultan. Data tersebut merupakan input dari JST yang kemudian menjadi data latih dan data uji. Jumlah data yang diperoleh adalah 706 gerakan. Proses pelatihan JST menggunakan 546 data gerakan. Data uji menggunakan 160 data gerakan. Output JST adalah data nol dan satu dengan 4 output. Posisi jongkok ke berdiri ditandai oleh output dengan logika (1 0 0 0). Posisi berdiri ke duduk ditandai oleh output dengan logika (0 1 0 0). Posisi duduk ke berdiri ditandai oleh output dengan logika (0 0 1 0). Posisi berdiri ke jongkok ditandai oleh output dengan logika (0 0 0 1). Menentukan jumlah *hidden nodes* adalah salah satu hal yang perlu dilakukan untuk mendapatkan hasil yang maksimal. Memilih jumlah *hidden layer* yang tepat dengan cara melihat grafik dari *loss function* pada saat melakukan pembelajaran jaringan saraf tiruan.

Proses penentuan *hidden node* dilakukan dengan melihat *loss function*. Setelah menemukan *loss function* dengan nilai terkecil. Dilakukan uji coba pada data uji dengan responden yang sama, dan data sukses disetiap gerakan yang dipresentasikan dalam bentuk tabel 1.

Tabel 1. Hasil data uji dengan responden yang sama

Hidden Nodes	Data Sukses (%)			
	JB %	BD %	DB %	BJ %
5	78%	35%	78%	80%
10	95%	45%	90%	85%
20	98%	38%	73%	85%
30	100%	40%	75%	85%
40	98%	50%	95%	95%
50	98%	50%	95%	95%
60	98%	50%	98%	88%
70	98%	50%	98%	88%
80	100%	55%	95%	88%
90	98%	45%	100%	90%

Berdasarkan hasil dari tabel 1 dilakukan proses pengujian data dengan 160 data gerakan. Dapat disimpulkan dalam percobaan ini menggunakan 80 *hidden node* mendapatkan hasil yang terbaik, dimana kesesuaian antara aktifitas responden dan aktifitas robot dalam melakukan gerakan lebih tinggi dari pada *hidden node* yang lain. Untuk kesesuaian gerakan jongkok-berdiri (JB) sebesar 100%, gerakan berdiri-duduk (BD) sebesar 55%, gerakan duduk-berdiri (DB) sebesar 95%, dan gerakan berdiri-jongkok (BJ) sebesar 88%. hasil data uji menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan adalah 84% dengan kegagalan data mencapai 16% data gerakan, aktivitas responden dan aktivitas robot dipetakan dengan menggunakan *confusion matrix* yaitu JB untuk gerakan jongkok ke berdiri, BD untuk berdiri ke duduk gerak, DB untuk gerakan duduk ke berdiri, BJ untuk gerakan berdiri ke jongkok, seperti yang ditunjukkan pada gambar 8.

		Aktifitas Responden				
		JB	BD	DB	BJ	TB
Aktifitas Robot	JB	40	0	0	1	0
	BD	0	22	0	0	0
	DB	0	0	38	0	0
	BJ	0	15	0	36	0
	TB	0	3	2	3	0

Gambar 8. Hasil uji data uji responden yang sama

Selain itu, sistem diuji dengan data responden yang berbeda. Proses pengujian data yaitu 104 data pergerakan. Hasil uji data menunjukkan bahwa tingkat keberhasilannya adalah 59% dengan data gagal 41% pergerakan data, di mana aktivitas responden dan aktivitas robot dipetakan dengan menggunakan *confusion matrix*. Seperti yang ditunjukkan pada gambar 9.

		Aktifitas Responden				
		JB	BD	DB	BJ	TB
Aktifitas Robot	JB	26	0	6	0	0
	BD	0	16	3	5	0
	DB	0	1	0	0	0
	BJ	0	8	1	19	0
	TB	0	1	16	2	0

Gambar 9. hasil uji data uji responden yang berbeda

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil percobaan hidden node yang dilakukan, ada 80 hidden node dengan kinerja terbaik. Dari 160 data tes, hasil terbaik berdasarkan target adalah 84%, dan data pergerakan yang gagal adalah 16%.

Sesuai dengan hasil percobaan pengujian sistem dengan responden yang berbeda, ditemukan hasil gerakan robot yang tepat sasaran 59%, dan gerakan robot yang gagal adalah 41%. Mungkin dengan menambahkan jumlah data pelatihan dari responden dan menambahkan ekstraksi fitur domain frekuensi akan meningkatkan akurasi sistem dan membuat sistem menjadi lebih mandiri.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada Jurusan Teknik Elektromedik Politeknik Kesehatan Kementerian Kesehatan Surabaya untuk izin belajar yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] R. H. Chowdhury *et al.*, "Surface Electromyography Signal Processing and

- Classification Techniques,” pp. 12431–12466, 2013.
- [2] D. A. Jaffray, “World congress on medical physics and biomedical engineering, june 7-12, 2015, Toronto, Canada,” *IFMBE Proc.*, vol. 51, pp. 994–997, 2015.
- [3] S. Ferrante, G. Ferrigno, and A. Pedrocchi, “Electromyographic analysis of standing up and sitting down,” no. July, pp. 285–287, 2005.
- [4] A. I. Cuesta-Vargas and M. González-Sánchez, “Differences in muscle activation patterns during sit to stand task among subjects with and without intellectual disability,” *Biomed Res. Int.*, vol. 2013, 2013.
- [5] N. Ertekin and C. Ertekin, “Erector spinae muscle responses while standing,” *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 44, no. 1, pp. 73–8, 1981.
- [6] S. M. Taslim Reza, N. Ahmad, I. A. Choudhury, and R. A. Raja Ghazilla, “A fuzzy controller for lower limb exoskeletons during sit-to-stand and stand-to-sit movement using wearable sensors,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 3, pp. 4342–4363, 2014.
- [7] H. (Helen) H. Fan Zhang, “Real-Time Recognition Of User Intent For Neural Control Of Artificial Legs,” 2011.
- [8] U. C[^], C. L. Fall, A. Drouin, A. Campeau-lecours, and K. Glette, “Deep Learning for Electromyographic Hand Gesture Signal Classification by Leveraging Transfer Learning,” pp. 1–13.
- [9] K. Veer and T. Sharma, “A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition,” *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 40, no. 4, pp. 149–154, 2016.
- [10] M. Hamed, S. Salleh, A. Noor, T. Swee, and I. Afizam, “Comparison of Different Time-domain Feature Extraction Methods on Facial Gestures’ EMGs,” *Jpier.Org*, pp. 1897–1900, 2012.
- [11] N. Nazmi *et al.*, “A Review of Classification Techniques of EMG Signals during Isotonic and Isometric Contractions,” pp. 1–28.
- [12] D. Tkach, H. Huang, and T. A. Kuiken, “Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition,” pp. 1–13, 2010.
- [13] O. Triwiyanto, Wahyunggoro and H. A. Nugroho, “Quantitative Relationship Between Feature Extraction of sEMG and Upper Limb Elbow Joint Angle,” *2016 Int. Semin. Appl. Technol. Inf. Commun.*, pp. 44–50, 2016.
- [14] W. Mohd, B. Wan, A. B. Yahya, C. S. Horng, and M. F. Sulaima, “Features Extraction of Electromyography Signals in Time Domain on Biceps Brachii Muscle,” vol. 3, no. 6, pp. 3–7, 2013.
- [15] G. Alcantara, “Empirical analysis of non-linear activation functions for Deep Neural Networks in classification tasks,” no. 2, 2017.
- [16] C. J. De Luca, “Surface Electromyography: Detection and Recording,” *DelSys Inc.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–10, 2002.
- [17] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, “A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [18] T. R. Farrell and R. F. Weir, “The optimal controller delay for myoelectric prostheses,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, no. 1, pp. 111–118, 2007.
- [19] B. Peerdeman *et al.*, “Myoelectric forearm prostheses: State of the art from a user-centered perspective,” *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 48, no. 6, p. 719, 2011.