

Narative Review: Electromyography sebagai Pengendali Lengan Prostetik

Firmansyah M S Nursuwars^{*1}, Fahmi Fathurrohman^{#2}, Fajar Awaludin^{#3}, Ade Sarah^{\$4}

^{*}Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Siliwangi,

Jl. Siliwangi No. 24, Tasikmalaya, Jawa Barat

¹firmansyah@unsil.ac.id

[#]Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Siliwangi,

Jl. Siliwangi No. 24, Tasikmalaya, Jawa Barat

²177002046@student.unsil.ac.id

³177002010@student.unsil.ac.id

^{\$}Pendidikan Biologi, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Siliwangi,

Jl. Siliwangi No. 24, Tasikmalaya, Jawa Barat

⁴182154097@student.unsil.ac.id

Abstrak—Kehilangan anggota gerak (tuna daksa) pada manusia baik yang disebabkan secara lahiriah ataupun kecelakaan merupakan kasus yang bisa dibidang tidak sedikit di Indonesia, bahkan dunia. Oleh karena itu, diperlukan sebuah alternatif agar dapat membantu bagi seorang tuna daksa dalam melakukan kegiatan sehari-hari, misalnya artificial limb (prostetik). lengan prostetik digunakan sebagai alat bantu bagi seorang yang kehilangan *upper limb*. Salah satu dari jenis lengan prostetik adalah yang dikendalikan secara elektrik. Untuk membuat lengan prostetik tersebut, diperlukan sensor EMG (*Electromyogram*) dalam mengendalikan gerakan pada lengan dan jari. Hal tersebut merupakan bahan utama dalam penelitian ini. Metode yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu dengan melakukan kajian literatur yang sudah ada dan data yang disajikan berupa data sekunder dengan tahapan flowchart. Hasil dari penelitian ini adalah terkumpul beberapa tahapan-tahapan dan rumus-rumus dalam proses kendali tangan prostetik.

Kata Kunci: EMG, Jari, Lengan Prostetik, Tuna Daksa

Abstract—*Losing limbs (disabilities) in humans, whether caused by physical or accidental causes, is a case that can be said to be quite a few in Indonesia, even in the world. Therefore, an alternative is needed in order to help a person with disabilities in carrying out daily activities, for example, artificial limbs (prosthetics). A prosthetic arm is used as a tool for someone who has lost the upper limb. one of the types of prosthetic arms are electrically controlled. To make a prosthetic arm, an EMG (Electromyogram) sensor is needed to control the movement of the arm and fingers. This is the main ingredient in this research. The method used in this research is by reviewing the existing literature and the data presented in the form of secondary data with the flowchart stage. The results of this study were collected from several stages and formulas in the prosthetic hand control process.*

Keywords: Disability, EMG, Fingers, Prosthetic Hand.

I. PENDAHULUAN

Pada tahun 2010 penyandang tuna daksa mencapai 1.852.866 jiwa. Di setiap tahunnya, ada sekitar 185.000 jiwa kasus amputasi. Ini berarti ada 300 sampai 500 kasus

amputasi di setiap harinya [1]. Salah satu penyebab dari adanya kasus amputasi adalah seseorang mengidap komplikasi ektremitas bawah terkait diabetes atau *diabetes related lower-extremity complications* (DRLECs). Pada tahun 2016, diperkirakan ada 131 juta (1,8% dari jumlah populasi global memiliki DRLECs. Diperkirakan juga ada 16,8 juta jiwa dengan tahun hidup dengan disabilitas atau *Years lived with disability* (YLDs) disebabkan oleh DRLECs [2].

Pada tahun 2005, di Amerika Serikat, ada 1,6 sampai 2 juta orang yang hidup kehilangan anggota tubuh nya. Itu berarti, 1 dari 190 penduduk Amerika Serikat mengalami amputasi. Dari subjek ini, sebanyak 54% menjalankankan amputasi disebabkan oleh penyakit *disvaskuler* yang diderita dengan diagnosis komorbid diabetes mellitus dan penyakit arteri perifer, kasus amputasi akibat traumatik seperti kecelakaan sebanyak 45% dan 2% disebabkan oleh penyakit kanker. Diperkirakan, jumlah tersebut akan meningkat lebih dari dua kali lipat pada tahun 2050 atau sekitar 3,6 juta [3]. Di Indonesia sendiri, setidaknya ada 10 juta orang dengan beberapa bentuk disabilitas (salah satunya diakibatkan oleh amputasi anggota tubuh). Ini mewakili 4,3% dari populasi berdasarkan sensus terbaru. Lebih dari 8 juta rumah tangga, atau sekitar 13,3% dari total, setidaknya ada satu penyandang disabilitas [4]

A. Sistem Kerja Otot Lengan

Otot yang bekerja di tangan dapat dibagi menjadi dua kelompok, yaitu Otot ekstrinsik yang terletak di kompartemen anterior dan posterior lengan bawah, yang mengontrol gerakan kasar dan menghasilkan cengkeraman yang kuat, keudian Otot intrinsik tangan terletak di dalam tangan itu sendiri, bertanggung jawab atas fungsi motorik halus tangan. Otot instrinsik terdiri dari:

1) Otot Thenar

Terdiri dari tiga otot pendek yang terletak di pangkal ibu jari. Otot perut menghasilkan tonjolan, yang dikenal sebagai tenar eminence. Mereka bertanggung jawab atas gerakan halus ibu jari. Saraf median menginervasi semua otot tenar.

Opponens Pollicis: otot thenar yang terbesar, dan terletak di bawah dua otot lainnya. Berasal dari tuberkulum trapezium, dan retinakulum flektor terkait, menyisipkan ke margin lateral metacarpal ibu jari (yaitu metacarpal pertama). Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu dilakukan melawan ibu jari, dengan memutar dan melenturkan metacarpal ke arah medial pada *trapezium*.

Abductor Pollicis Brevis: ditemukan di anterior dari *Opponens Pollicis* dan proksimal dari flektor polisis brevis. Berasal dari tuberkel skafoid dan trapezium, dan dari retinakulum flektor terkait, menempel ke sisi lateral phalanx proksimal ibu jari. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu mendekatkan ibu jari.

Flexor Pollicis Brevis: otot thenar paling distal. Berasal dari tuberkulum trapezium dan dari retinakulum flektor terkait, menempel ke dasar phalanx proksimal ibu jari. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu melenturkan sendi metacarpophalangeal (MCP) ibu jari. Kepala bagian dalam diinervasi oleh cabang dalam dari saraf *ulnaris*.

2) *Otot Hypothenar*

Menghasilkan tonjolan otot di sisi medial telapak tangan, di pangkal jari kelingking. Saraf ulnaris menginervasi otot-otot puncak *hypothenar*.

Opponens Digiti Minimi, terletak jauh ke otot *hypothenar* lainnya. Berasal dari kait hamate dan retinakulum flektor terkait, dimasukkan ke dalam margin medial metacarpal V. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu memutar metacarpal dari jari kelingking ke arah telapak tangan, menghasilkan pertentangan.

Abductor Digiti Minimi: otot *hypothenar* paling dangkal. Berasal dari berbentuk pisiform dan tendon flektor karpi ulnaris. Itu menempel pada pangkal phalanx proksimal jari kelingking. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu mendekatkan (adduksi) jari kelingking.

Flexor Digiti Minimi Brevis: terletak dibagian lateral *Abductor Digiti Minimi*. Berasal dari kait hamate dan retinakulum flektor yang berdekatan, dan dimasukkan ke dasar phalanx proksimal jari kelingking. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu melenturkan sendi MCP jari kelingking.

3) *Otot Lumbrical*

Terdiri dari empat lumbrical di tangan, masing-masing berhubungan dengan jari. Mereka sangat penting untuk gerakan jari, menghubungkan tendon ekstensor ke tendon flektor. Setiap lumbrical berasal dari tendon flektor digitorum profundus. Mereka melewati bagian punggung dan lateral di sekitar setiap jari, dan dimasukkan ke dalam tudung ekstensor. Dua lumbrical lateral (dari jari telunjuk dan jari tengah) diinervasi oleh saraf median. Dua lumbrical medial (jari kelingking dan jari manis) diinervasi oleh saraf ulnaris. Aksi yang dilakukan, fleksi pada sambungan MCP dan ekstensi pada sambungan interphalangeal (IP) setiap digit.

4) *Otot Interossei*

Terdapat di antara metacarpal. Selain aksi abduksi (dorsal interossei) dan adduksi (palmar interossei) jari, interossei juga membantu lumbrical dalam fleksi dan sendi MCP serta ekstensi pada sendi IP. Diinervasi oleh saraf ulnaris.

Dorsal Interossei: terdiri dari 4, paling dangkal dari semua otot punggung, dapat diraba di punggung tangan.

Setiap interossei berasal dari permukaan lateral dan medial metacarpal. Mereka menempel pada tudung ekstensor dan phalanx proksimal setiap jari. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu menjauhkan jari-jari di sendi MCP.

Palmar Interossei: terletak di anterior tangan. Ada tiga otot interossei palmar, meskipun beberapa teks melaporkan otot keempat di dasar phalanx proksimal ibu jari. Setiap interossei berasal dari permukaan medial atau lateral metacarpal, dan menempel pada tudung ekstensor dan phalanx proksimal jari yang sama. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu mendekatkan jari-jari di sendi MCP.

5) *Palmaris Brevis*

Otot kecil dan tipis, ditemukan sangat dangkal di jaringan subkutan dari puncak hipotenar. Berasal dari aponeurosis palmar dan retinakulum flektor, menempel pada dermis kulit di tepi medial tangan. Diinervasi oleh saraf Ulnaris. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu engerutkan kulit bagian depan hipotenar dan memperdalam kelengkungan tangan, meningkatkan cengkeraman.

6) *Adductor Pollicis*

Otot segitiga besar dengan dua kepala. Arteri radial lewat anterior melalui ruang antara dua kepala, membentuk lengkung palmar dalam. Satu kepala berasal dari metacarpal III. Kepala lainnya berasal dari kapitat dan daerah sekitarnya dari metacarpal II dan III. Keduanya menempel ke dasar phalanx proksimal ibu jari. Diinervasi oleh saraf Ulnaris. Tindakan yang dilakukan dari otot ini yaitu adduksi ibu jari.

B. *Lengan Prosthetic*

Prostetik merupakan alat bantu yang digunakan untuk penyandang disabilitas, Khususnya yang mengalami amputasi. Ada beberapa jenis tangan prostetik yang beredar di pasaran. Lengan prostetik dengan kendali gerak lengan atas, lengan prostetik kosmetik yang hanya berfungsi sebagai hiasan dan lengan prosthesis yang digerakan secara elektronik [5].

1) *Body-Powered Upper Limb Prosthesis*

Lengan prostetik jenis ini memiliki tali yang terhubung dengan tubuh bagian atas. Tali tersebut berfungsi sebagai penggerak tangan prostetik.

2) *Cosmetic Upper Limb Prosthesis*

Lengan jenis ini digunakan hanya digunakan untuk penampilan agar terlihat seperti tangan yang alami.

3) *Myoelectric Prosthesis*

Lengan prostetik jenis ini menggunakan motor sebagai penggerakannya. Sensor yang digunakan sebagai penggerak berbagai macam. Salah satunya adalah menggunakan sensor myoelectric atau EMG.

C. *Electromiografi*

Electromiografi adalah sebuah proses yang digunakan untuk mendeteksi, menganalisa dan juga sebagai pemanfaatan sinyal listrik yang berasal dari kontraksi otot. sinyal yang diperoleh disebut dengan *myoelectric* [6]. Cara mengetahui bagaimana sinyal listrik dari otot dapat dibaca dan ditampilkan dalam bentuk grafik adalah elektroda yang tersambung ke device dipasang pada permukaan kulit pada titik tertentu atau ditanam ke dalam otot yang akan dideteksi.

1) Jarum EMG

Elektroda yang digunakan berbentuk jarum. Elektroda jarum dimasukkan melalui kulit ke jaringan otot untuk melakukan intramaskuler EMG. Aktivitas penyisipan memberikan informasi tentang kondisi otot dan penyarafannya saraf. Jarum yang terpasang membantu dalam memantau aktivitas hanya beberapa saraf dan invasif [7].

2) EMG Permukaan

Sebuah elektroda *surface* digunakan untuk memantau potensi aktivitas otot pada sEMG. Teknik ini digunakan pada sejumlah metode, misalnya pada klinik fisioterapi. Aktivitas otot dipantau menggunakan sEMG dan pasien memiliki stimulus untuk membantu dalam mengetahui kapan subjek mengaktifkan otot (biofeedback)[7].

II. PERANCANGAN SISTEM

A. Subjek

Berdasarkan dari hasil review dari beberapa literatur menjelaskan bahwa subjek untuk penelitian ini bermacam-macam dengan jumlah subjek yang bermacam-macam pula. Rata-rata subjek yang diinput datanya memiliki rentang umur sekitar 20-40 tahun, [8]–[10].

B. Titik Pemasangan Elektroda Surface

Agar output yang dihasilkan sesuai dengan yang diinginkan, elektroda dipasang pada titik otot tertentu yang berfungsi menggerakkan jari yang diinginkan. Elektroda yang dipasang selalu >3 *channel*. Titik otot yang biasa dipasang elektroda adalah *Brachioradialis*, *Extensor Digitorum*, *Flexor Carpi Radialis*, *Flexor Carpi Ulnaris* dan lain-lain.

C. Ekstraksi Fitur

Setelah data yang dihasilkan oleh subjek berhasil didapat, sinyal EMG yang dihasilkan masih belum stabil. Agar sinyal yang dihasilkan stabil, maka dilakukan ekstraksi fitur. Kebanyakan fitur yang sering diekstraksi adalah variabel waktu, frekuensi dan *Time-Frequency Domain*[11]. Formula yang biasa digunakan untuk ekstraksi fitur[10], [12]–[18] terdapat pada Tabel 1, Dimana x adalah sinyal yang terbaca pada setiap *channel*.

Tabel 1. Persamaan Ekstraksi Fitur

No.	Nama Fitur	Persamaan/Formula
1	Mean Absolute Value (MAV)	$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n $
2	Variance (VAR)	$Var(S) = \frac{\sum_{j=1}^n (s_j - \bar{s})^2}{n-1}$ atau $Var = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2$
3	Standard Deviasi (std)	$std(S) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (s_j - \bar{s})^2}{n-1}}$ Atau $std = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2}$

4	Root Mean Square (RMS)	$rms(S) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n s_j^2}$ Atau $rms(S) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2}$
5	Fourier Transform (FFT)	$S(k) = \sum_{l=1}^n s_l e^{-i2\pi(k-1)(\frac{l-1}{n})}$
6	Zero Cross (ZC)	$ZC = \sum_{k=1}^N [sgn(x_i x_{i+1}) \cap x_i - x_{i+1} \geq threshold]$ Dimana $sgn(x) = \begin{cases} 1, & x \geq threshold \\ x, & otherwise \end{cases}$
7	Slope Sign Change (SSC)	$SSC = \sum_{k=1}^N [f[(x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1})]]$ Dimana $f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq threshold \\ 0, & otherwise \end{cases}$
8	WaveLength (WL)	$WL = \sum_{k=1}^N x_i - x_{i+1} $
9	Power Spectral Entropy (PSE)	$PSD_n(f) = \frac{PSD(f)}{\sum_{f=\frac{f_s}{2}}^{f_s} PSD(f)}$

D. Klasifikasi

Setelah sinyal EMG diekstraksi, sinyal dari berbagai *channel* akan diklasifikasi apakah sinyal dengan amplitudo tertentu bagus digunakan. Sinyal yang baik adalah sinyal yang dihasilkan dengan amplitudo yang besar. Pada saat amplitudo yang besar terbaca oleh beberapa *channel* elektroda, terjadilah klasifikasi dengan menyamakan gerak yang terbaca dengan gerakan lengan prostetik.

Dalam melakukan klasifikasi, beberapa literatur menggunakan pendekatan yang bermacam-macam.

1) Support Vector Machine (SVM)

Merupakan model *machine learning* yang diawasi menggunakan algoritma klasifikasi untuk masalah dua kelompok. Setelah membacika set model SVM dari data pelatihan berlabel untuk setiap kategori, mereka dapat mengkategorikan teks yang baru. Metode ini digunakan oleh [8], [9], [19]–[27].

2) Neural Network (Neural Network)

Model *machine learning* yang fungsinya hampir sama dengan kemampuan otak manusia. Sistem kerjanya adalah adanya variasi stimulasi yang menjadi output diposes dan dipelajari. Metode ini digunakan oleh [27], [28].

3) Linear Discriminant Analysis (LDA)

Digunakan untuk mencari kombinasi fitur linear yang menjadi ciri atau yang memisahkan dua atau beberapa objek atau peristiwa. Kombinasi yang diperoleh dapat dijadikan pengklasifikasi linear atau biasanya digunakan sebagai reduksi dimensionalitas sebelum klasifikasi. Metode ini digunakan oleh [9], [20], [26], [29]–[31].

4) Gradien Booster (GB)

Merupakan teknik *machine learning* untuk regresi dan masalah kasifikasi, yang menghasilkan model prediksi dalam bentuk ansambel model prediksi yang lemah,

biasanya berbentuk decision tree. Metode ini digunakan oleh [13].

5) *Principal Component Ananlysis (PCA)*

Merupakan metode analisis multivariare yang mentransformasi variabel-variabel asal yang saling berkorelasi menjadi variabel-variabel baru yang tidak saling berkorelasi dengan reduksi sejumlah variabel tersebut sehingga mempunyai dimensi yang lebih kecil namun dapat menerangkan sebagian besar keragaman variabel aslinya. Metode ini digunakan oleh [9].

6) *Decision Tree*

Metode klasifikasi dengan cara membuat model prediksi menggunakan struktur pohon atau struktur berhirarki. Tujuan dari struktur ini adalah agar data yang diputuskan dibentuk dalam bentuk aturan-aturan keputusan. Metode ini digunakan [19], [32].

7) *K-nearest Neighbours (KNN)*

Merupakan metode algoritma *supervised learning* dengan hasil instance yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari variabel k tetangga terdekat. Tujuannya adalah untuk mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan sampel sampel dari *training data*. Metode ini digunakan oleh [19].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan review dari beberapa literatur, kinerja sensor electromyography sebagai pengendali lengan prostetik dapat menggerakkan jari berupa gerakan tunggal setiap jari dan gerakan campuran yang biasa digunakan oleh objek normal. Dari hasil beberapa percobaan, rata-rata keberhasilan dengan berbagai macam cara ekstraksi fitur dan klasifikasi hasilnya di rentang 85-95%. Kekurangan dari sensor ini adalah adanya kinerja maksimal pada saat melakukan kontraksi. Terutama untuk objek tuna daksa.

IV. KESIMPULAN

Elektromiografi adalah metode pendeteksian sinyal impuls dari sensor motorik yang menggerakkan otot dengan menggunakan elektroda. Metode ini dapat digunakan untuk pengendalian motor dengan tegangan rendah sehingga dapat digunakan sebagai kendali lengan prostetik. Kendali lengan prostetik yang banyak diteliti adalah gerak jari, baik gerak individu maupun gerakan campuran. Agar kendali lengan prostetik dapat sesuai dengan input, diperlukan ekstraksi fitur sesuai dengan tahapan dan rumus pada tabel 1, dengan tujuan agar menghaluskan sinyal yang didapat dari setiap channel. Lalu sinyal dilakukan klasifikasi dengan tujuan menentukan jari dan gerak yang seperti apa yang harus dilakukan jika sinyal tertentu nilai amplitudonya lebih besar dari sinyal yang lain. Subjek yang diambil datanya beraneka ragam dari rentang umur 20 an sampai 40 an dan subjek dengan anggota tubuh yang sehat dan tuna daksa. Dari beberapa metode yang digunakan, dari beberapa referensi menghasilkan akurasi sebesar 85-95%.

REFERENSI

- [1] Pro, "15 Limb Loss Statistics that May Surprise You," *Access Prosthetics*, 2017. .
- [2] Y. Zhang, P. A. Lazzarini, S. M. McPhail, J. J. van

Netten, D. G. Armstrong, and R. E. Pacella, "Global disability burdens of diabetes-related lower-extremity complications in 1990 and 2016," *Diabetes Care*, 2020.

- [3] K. Ziegler-Graham, E. J. MacKenzie, P. L. Ephraim, T. G. Travison, and R. Brookmeyer, "Estimating the Prevalence of Limb Loss in the United States: 2005 to 2050," *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, 2008.
- [4] Adioetomo S.M, Mont D, and Irwanto, "Persons with Dissabilities in Indonesia; Empirical Facts and Implications for Social Protection Policies," 2014.
- [5] E. Biddiss and T. Chau, "Upper limb prosthesis use and abandonment: A survey of the last 25 years," *Prosthetics and Orthotics International*. 2007.
- [6] D. S. Pamungkas, S. R. Kurniawan, And E. Prasetyo, "Kendali Jari Robot Dengan Electromyography," *J. Poli-Teknologi*, 2019.
- [7] S. Suman, S. Kumar, and P. M. Pathak, "Development of low cost electromyography (EMG) controlled prosthetic hand," in *Mechatronic & Innovative Applications*, 2012.
- [8] D. Yang, W. Yang, Q. Huang, and H. Liu, "Classification of Multiple Finger Motions during Dynamic Upper Limb Movements," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, 2017.
- [9] A. H. Al-Timemy, G. Bugmann, J. Escudero, and N. Outram, "Classification of finger movements for the dexterous hand prosthesis control with surface electromyography," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, 2013.
- [10] A. Furui *et al.*, "A myoelectric prosthetic hand with muscle synergy-based motion determination and impedance model-based biomimetic control," *Sci. Robot.*, 2019.
- [11] S. Varshney, R. Thakur, R. Jigyasu, and Y. Narayan, "SEMG signal based hand and finger movement clasification using different classifiers and techniques : AA Review," in *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICCS 2019*, 2019.
- [12] A. Junlasat, T. Kamolklang, P. Uthansakul, and M. Uthansakul, "Finger Movement Detection Based on Multiple EMG Positions," in *2019 11th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering, ICITEE 2019*, 2019.
- [13] C. K. Bhattacharjee, N. Sikder, M. T. Hasan, and A. Al Nahid, "Finger Movement Classification Based on Statistical and Frequency Features Extracted from Surface EMG Signals," in *5th International Conference on Computer, Communication, Chemical, Materials and Electronic Engineering, IC4ME2 2019*, 2019.
- [14] A. Attenberger and K. Buchenrieder, "An Arduino-simulink-control system for modern hand protheses," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*,



- 2014.
- [15] K. Anam, D. I. Swasono, A. Z. Muttaqin, and F. S. Hanggara, "Finger Movement Regression with Myoelectric Signal and Deep Neural Network," in *Proceedings - 2019 International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering, ICOMITEE 2019*, 2019.
- [16] S. Kavaya, M. P. Dhatri, R. Sushma, B. N. Krupa, S. D. Muktanidhi, and B. G. Kumar, "Controlling the hand and forearm movements of an orthotic arm using surface EMG signals," in *12th IEEE International Conference Electronics, Energy, Environment, Communication, Computer, Control: (E3-C3), INDICON 2015*, 2016.
- [17] Y. Mangukiya, B. Purohit, and K. George, "Electromyography(EMG) sensor controlled assistive orthotic robotic arm for forearm movement," in *SAS 2017 - 2017 IEEE Sensors Applications Symposium, Proceedings*, 2017.
- [18] A. Kiso and H. Seki, "Optimal mapping of torus self-organizing map for forearm motion discrimination based on EMG," in *Proceedings of the SICE Annual Conference*, 2010.
- [19] E. Altan, K. Pehlivan, and E. Kaplanoglu, "Comparison of EMG based finger motion classification algorithms," in *27th Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2019*, 2019.
- [20] J. Too, A. R. Abdullah, T. N. S. T. Zawawi, N. M. Saad, and H. Musa, "Classification of EMG Signal Based on Time Domain and Frequency Domain Features," *Int. J. Hum. Technol. Interact.*, 2017.
- [21] O. W. Samuel *et al.*, "Intelligent EMG pattern recognition control method for upper-limb multifunctional prostheses: Advances, current challenges, and future prospects," *IEEE Access*, 2019.
- [22] N. M. Esa, A. Mohd Zain, and M. Bahari, "Electromyography (EMG) based Classification of Finger Movements using SVM," *Int. J. Innov. Comput.*, 2018.
- [23] R. S. Chegani and C. Menon, "Pilot study on fine finger movement regression, using fmg," in *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2017*, 2017.
- [24] G. A. Torres and V. H. Benitez, "Finger movements classification from grasping spherical objects with surface electromyography using time domain based features," in *2016 IEEE Conference on Mechatronics, Adaptive and Intelligent Systems, MAIS 2016*, 2016.
- [25] K. Anam and A. Al-Jumaily, "A novel extreme learning machine for dimensionality reduction on finger movement classification using sEMG," in *International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER*, 2015.
- [26] E. Scheme, B. Lock, L. Hargrove, W. Hill, U. Kuruganti, and K. Englehart, "Motion normalized proportional control for improved pattern recognition-based myoelectric control," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 2014.
- [27] I. Elamvazuthi, N. H. X. Duy, Z. Ali, S. W. Su, M. K. A. A. Khan, and S. Parasuraman, "Electromyography (EMG) based Classification of Neuromuscular Disorders using Multi-Layer Perceptron," in *Procedia Computer Science*, 2015.
- [28] V. B. Srinivasan, M. Islam, W. Zhang, and H. Ren, "Finger Movement Classification from Myoelectric Signals Using Convolutional Neural Networks," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBIO 2018*, 2018.
- [29] Q. Ding, J. Han, X. Zhao, and Y. Chen, "Missing-Data Classification with the Extended Full-Dimensional Gaussian Mixture Model: Applications to EMG-Based Motion Recognition," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 2015.
- [30] A. Bhattacharya, A. Sarkar, and P. Basak, "Time domain multi-feature extraction and classification of human hand movements using surface EMG," in *2017 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2017*, 2017.
- [31] A. Sharma, R. Jigyasu, L. Mathew, and S. Chatterji, "Bearing Fault Diagnosis Using Weighted K-Nearest Neighbor," in *Proceedings of the 2nd International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2018*, 2018.
- [32] Z. Lu, K. Y. Tong, X. Zhang, S. Li, and P. Zhou, "Myoelectric pattern recognition for controlling a robotic hand: A feasibility study in stroke," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2019.