

Identifikasi dan Klasifikasi Gestur Tangan dengan Sinyal EMG

Hand Gesture Identification and Classification based on EMG Signals

Robinsar Parlindungan^{1*}, Mochammad Rizaldi²

¹Dosen Prodi Teknik Elektronika Politeknik Negeri Bandung
Jl. Gegerkalong Hilir Ds Ciwaruga, Bandung 40012

²Mahasiswa Prodi Teknik Elektronika Politeknik Negeri Bandung
Jl. Gegerkalong Hilir Ds Ciwaruga, Bandung 40012
robinsar.p@polban.ac.id*

Abstrak – Penelitian ini dilatarbelakangi keinginan untuk membantu orang-orang yang mengalami keterbatasan fisik, terutama ketika menggunakan tangan, melalui pengembangan tangan buatan (hand prosthesis). Masalah utama pada hand prosthesis adalah bagaimana mengembangkan metoda untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sinyal EMG untuk dapat mengenali gerakan tangan. Pada penelitian ini, sinyal EMG diperoleh dari dataset UCI Machine Learning yang diakuisisi menggunakan sensor MYO Thalmic Bracelet. Dataset yang diambil terdiri dari 10 subyek sebagai data training dan 4 subjek sebagai data uji dimana masing-masing subjek melakukan enam gerakan isyarat tangan, seperti Hand Rest, Hand Fist, Wrist Extention, Wrist Flexion, Radial Deviation, dan Ulnar Deviation. Ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metoda densitas spektral daya (PSD) melalui perata-rataan (mean average value) dan klasifikasi menggunakan 3 metoda sebagai komparasi, yaitu Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN) dan Random Forest (RF). Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi prediksi gerakan gesture tertinggi menggunakan metoda CNN, dengan hasil tiap gesture diatas 80%. Dilain pihak metoda SVM dan RF menunjukkan hasil yang relatif sama.

Kata Kunci: MYO Thalmic, PSD, SVM, CNN, RF.

Abstract – This research was motivated by an eagerness to help people who have physical limitations, especially when using hands, through the development of artificial hands (hand prosthesis). The main problem in hand prosthesis is how to develop a method for identifying and classifying EMG signals to recognize hand gestures. In this study, the EMG signal was obtained from the UCI Machine Learning dataset which acquisition with the MYO Thalmic Bracelet sensor. The dataset was taken from 10 subjects as a training data and 4 subjects as a testing data where each subject did six motions of hand gestures, such as Hand Rest, Hand Rist, Wrist Extention, and Ulnar Deviation. Feature Extraction was done using power spectral density (PSD) whereas classification, that is, Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN) and Random Forest (RF). The result shows the highest accuracy of hand gesture prediction is reached by the CNN method, where each gesture prediction over 80%. On the other hand, the result of the SVM and RF method show relatively the same prediction.

Keywords: MYO Thalmic, PSD, SVM, CNN, RF.

1. Pendahuluan

Tangan merupakan organ penting tubuh manusia karena sebagian besar aktifitas fisik dilakukan menggunakan organ ini. Namun ada beberapa orang yang terbatas bahkan tidak dapat melakukan aktifitas fisik oleh karena cacat bawaan lahir atau pun akibat kecelakaan. Di Amerika Serikat (AS) diperkirakan lebih dari 185 ribu operasi amputasi tangan dilakukan, bahkan diprediksi sampai tahun 2050 terdapat 3,5 juta jiwa manusia kehilangan tangan. Untuk membantu orang-orang yang memiliki keterbatasan ini, maka dunia kedokteran mengembangkan alat buatan yang menyerupai organ tubuh untuk mensubstitusi fungsi organ tersebut, yang dikenal dengan istilah *prostheses*. Namun, dipasaran harga jual alat ini sangat mahal, sehingga sulit terjangkau daya beli masyarakat. Bahkan di AS, alat ini tidak di tanggung (*cover*) oleh asuransi kesehatan [1].

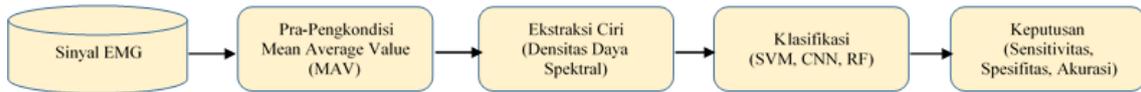
Dari hal tersebut penelitian ini bermaksud mengembangkan alat prostheses serupa yang lebih terjangkau dari sisi harga. Alat prostheses bekerja sesuai dengan perintah yang diberikan (*input*). Contoh sederhana misalkan pada jari buatan, dimana jari telunjuk yang ingin digerakkan, maka sensor yang ditempatkan pada lengan manusia harus diidentifikasi sedemikian hingga sinyal yang dimaksud adalah menggerakkan jari telunjuk. Untuk merealisasikannya hal tersebut, pada tahap awal penelitian ini ditujukan untuk mengembangkan metoda identifikasi dan klasifikasi sinyal EMG sehingga dari input gesture yang diberikan diketahui bahwa gesture yang dimaksud sesuai dengan prediksi.

Proses identifikasi yang sering juga disebut ekstraksi ciri, merupakan algoritma yang sangat penting dalam pengolahan sinyal, khususnya sinyal biomedik. Sinyal yang dihasilkan oleh sensor umumnya direpresentasikan dalam domain waktu. Dalam satu dekade ini telah banyak dilakukan penelitian yang berhubungan dengan pengembangan metoda dalam melakukan ekstraksi ciri. Pada awal EMG diteliti, banyak peneliti melakukan analisis dalam domain waktu, contohnya menggunakan metoda *mean average/absolute value* (MAV). Namun, dalam proses ekstraksi ciri, sinyal domain waktu sering tidak dapat memenuhi standar identifikasi sehingga perlu dilakukan transformasi menjadi domain frekuensi dengan *fast fourier transform* (FFT), domain waktu-frekuensi dengan *power spectral* (TFA), domain skala dengan *wavelet transform*, atau metoda lainnya seperti *machine learning* atau *deep learning* [2], [3]. Metoda terakhir ini biasanya menggunakan *support vector machine* (SVM) dan *convolution neural network* (CNN) sebagai basis klasifikasi (*classifier*) [4], [5].

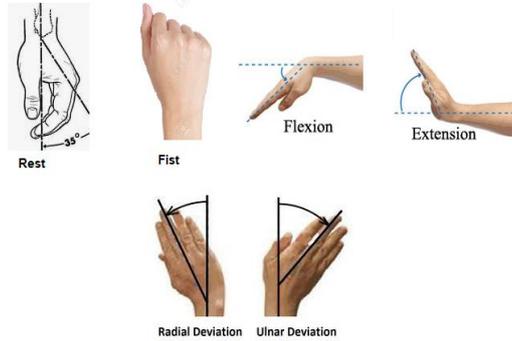
Meskipun penelitian diatas sudah dilakukan, namun mengingat bahwa sinyal EMG merupakan sinyal yang kompleks dimana sinyalnya sangat lemah dan mudah terpengaruh oleh kelelahan, keringat dan banyak faktor lainnya, maka perlu dilakukan peningkatan dari sisi akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Ketiga parameter ini dijadikan sebagai standar di dalam berbagai analisis identifikasi dan klasifikasi sinyal, terutama sinyal biomedik yang bersifat non-stasioner dan random (stokastik). Umumnya parameter-parameter tersebut saling berkebalikan, artinya ketika satu parameter nilainya ditingkatkan maka parameter lain menjadi turun yang dikenal dengan istilah *trade-off* [6], [7], [8].

2. Metode Penelitian

Pada penelitian ini, penulis menggunakan dataset EMG pada Universitas California, Irvine yang ada pada alamat url <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/EMG+data+for+gestures>. Berdasarkan informasi pada website, data EMG diambil menggunakan bracelet MYO Thalmic dan di rekam untuk 36 naracoba (subyek) yang pada penelitian ini diambil 10 naracoba sebagai data pelatihan dan 4 naracoba sebagai data uji. Masing-masing naracoba melakukan 6 gerakan (*gesture*) seperti pada Gambar 2. Masing-masing gerakan dilakukan selama 3 detik dan jeda antar gerakan juga 3 detik. Identifikasi gerakan diberikan pada kolom 10 dari data mentah (*raw data*) dataset masing-masing naracoba. Angka 1: hand rest, 2: hand fist, 3: wrist flexion, 4: wrist extention, 5: radial deviation dan 6: ulnar deviation. Adapun keseluruhan tahapan penelitian ini dinyatakan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian.

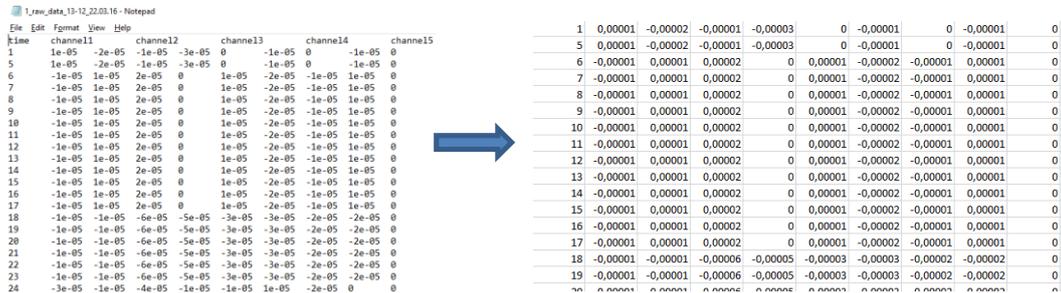


Gambar 2. Gestur Tangan.

Metoda penelitian terbagi menjadi 3 yaitu : 1. ekstraksi data mentah pada dataset menjadi ekstensi .csv; 2. Ekstraksi ciri dan pembelajaran menggunakan klasifier SVM, CNN dan RF; 3. Pengujian algoritma klasifier.

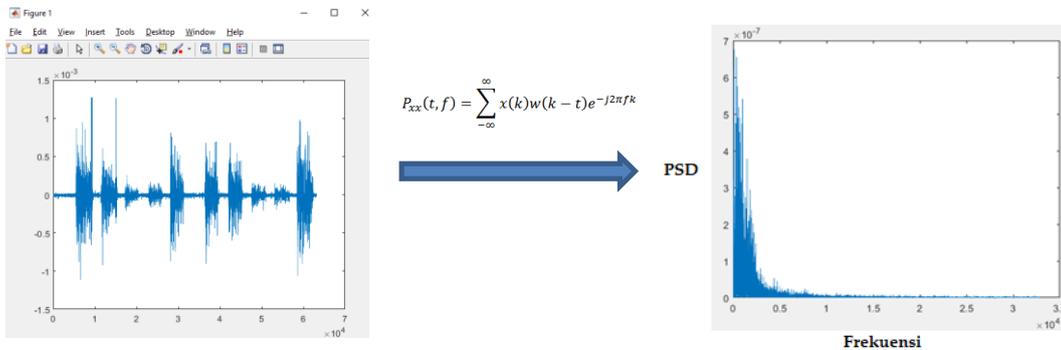
2.1. Ekstraksi Dataset

Ekstraksi data dilakukan dengan mengunduh dataset dan mengubahnya menjadi data excel dengan menggunakan software MATLAB. Berikut ini adalah data awal dari dataset naracoba 1 (Gambar 3).



Gambar 3. Proses ekstraksi dataset.

Hasil plotting sinyal EMG dan normalisasi menggunakan densitas spektral daya ditunjukkan pada Gambar 4.



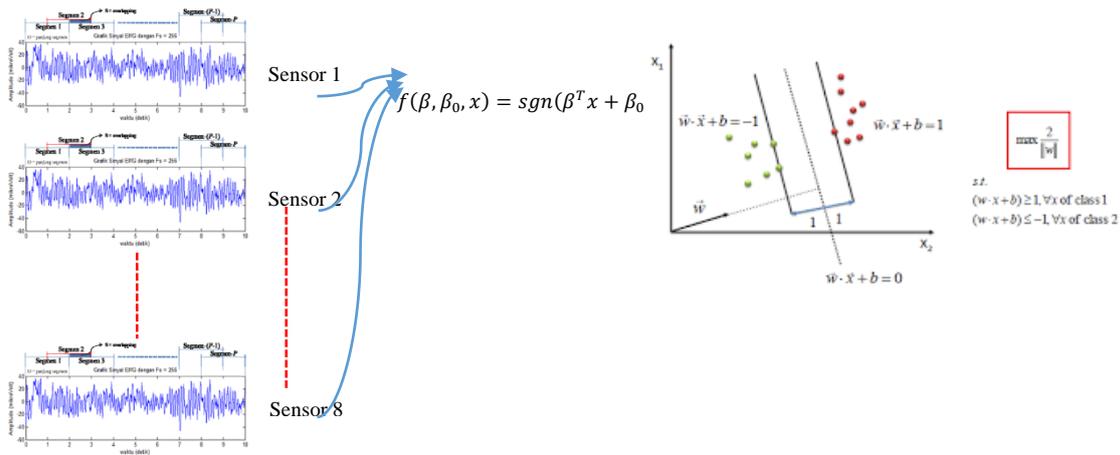
Gambar 4. Sinyal EMG di normalisasi dengan PSD.

2.2. Ekstraksi Ciri dan Training

Ekstraksi ciri dilakukan untuk memberi keunikan pada masing-masing sinyal EMG. Proses training atau pembelajaran dilakukan setelah masing-masing data dilakukan proses ekstraksi ciri. Proses training dilakukan dengan menerapkan 3 metoda yakni : Support Vector Machine (SVM), CNN dan Random Forest.

3.2.1. Support Vector Machine

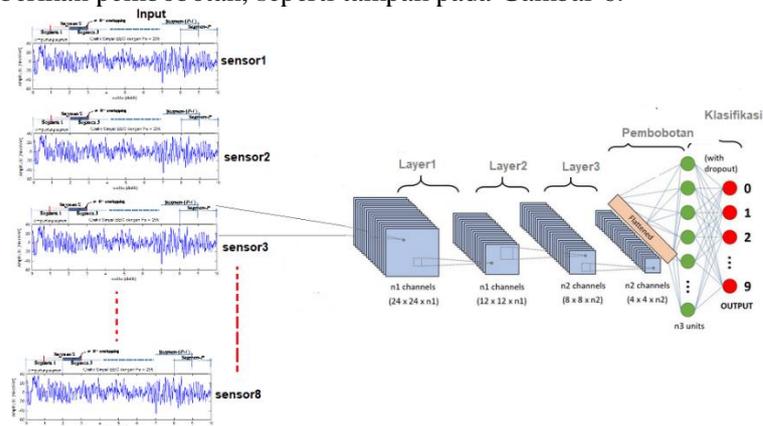
Metoda SVM dilakukan untuk memisahkan data-data dalam kelompok yang sama. Pada penelitian ini terdapat 6 kelompok sesuai dengan gesture yang ingin diklasifikasi. Algoritma SVM dilakukan dengan memberikan bobot pada masing-masing densitas spektral daya seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses training SVM

3.2.2. Convolution Neural Network

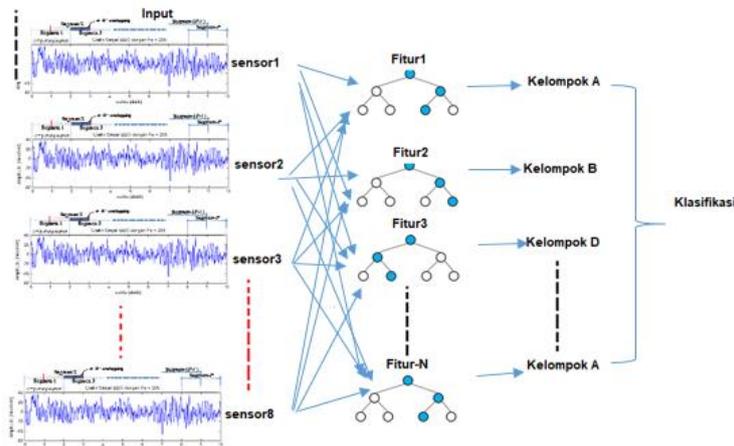
Proses pembelajaran CNN dilakukan dengan menempatkan beberapa layer neural dengan masing-masing diberikan pembobotan, seperti tampak pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses training CNN.

3.2.3. Random Forest

Proses training pada random forest dilakukan dengan memberikan fitur pada masing-masing data seperti terlihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Proses training RF.

3. Hasil dan Pembahasan

Bab ini berisi hasil dan pembahasan, diantaranya : nilai amplitudo sinyal EMG untuk tiap sensor masing-masing gesture, confusion matrix untuk 3 metoda klasifikasi, parameter akurasi, sensitivitas dan spesifisitas.

3.1. Hasil Pengolahan Data Sinyal EMG

Sinyal EMG yang telah di ekstraksi dilakukan perata-rataan masing-masing untuk setiap gesture dari keseluruhan naracoba diperoleh hasil amplitudo sinyal seperti tampak pada Tabel 1.

Tabel 1. Rerata amplitudo sinyal.

EMG Sinyal (Muscle) lihat Tabel 2-1	Amplitudo Sinyal					
	Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial Deviation	Ulnar Deviation
CH1, CH8, CH7	1-2 μ V	43-48 μ V	32-38 μ V	1-2 μ V	6-15 μ V	28-45 μ V
CH2	1-3 μ V	14-17 μ V	49 μ V	3 μ V	22 μ V	28 μ V
CH3	3-7 μ V	12-17 μ V	7 μ V	7 μ V	40 μ V	2 μ V
CH4	1 μ V	9-12 μ V	10 μ V	30 μ V	35 μ V	15 μ V
CH5, CH6	0-2 μ V	2-5 μ V	21-47 μ V	12-31 μ V	13-45 μ V	31-45 μ V

Dari data pada Tabel 1 terlihat bahwa nilai rerata amplitudo sinyal bervariasi besarnya bergantung pada gerakan gesture yang dilakukan. Tetapi untuk kondisi gesture tangan santai (rest) maka amplitudo sinyal EMG rendah, sedangkan jika dilakukan gerakan menggenggam (fist) atau extension nilai amplitudonya besar.

3.2. Confusion Matrix

Confusion matrix dilakukan untuk mengamati hasil klasifikasi yang telah dioperasikan.

3.2.1. Support Vector Machine

Total prediksi vs aktual dinyatakan seperti pada Tabel 2 dan Hasil confusion matrix metoda SVM terlihat pada Tabel 3. Dengan metoda SVM diperoleh hasil benar untuk gerak gesture Rest 1566, Fist 1347, Extention 1278, Flexion 1477, Radial 1267 dan Ulnar 1455. Jika dilakukan persentase pada masing-masing gerak gesture yang hasilnya benar, maka diperoleh Rest 72%, Fist 77%, Extention 76% , Flexion 75%, Radial 75% dan Ulnar 77% seperti tampak pada Tabel 3.

Tabel 2. Total Prediksi vs Aktual.

		Prediksi					
		Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar
Aktual	Rest	1566	170	65	140	98	134
	Fist	112	1347	34	76	89	97
	Extention	89	113	1278	56	45	110
	Flexion	120	65	187	1477	66	47
	Radial	134	170	23	59	1267	43
	Ulnar	115	90	63	145	23	1455

Tabel 3. Confusion matrix metoda SVM.

	Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar		Positif Benar	Negatif Salah
Rest	72,07	7,82	2,99	6,44	4,51	6,17		72,07	27,93
Fist	6,38	76,75	1,94	4,33	5,07	5,53		76,75	27,58
Extention	5,26	6,68	75,58	3,31	2,66	6,51		75,58	24,42
Flexion	6,12	3,31	9,53	75,28	3,36	2,40		75,28	24,72
Radial	7,90	10,02	1,36	3,48	74,71	2,54		74,71	25,29
Ulnar	6,08	4,76	3,33	7,67	1,22	76,94		76,94	23,06

3.2.2. Convolution Neural Network

Dengan metoda CNN terlihat bahwa tingkat akurasi lebih tinggi dinyatakan melalui positif benar rata-rata diatas 80% seperti terlihat pada Tabel 5. Persentase masing-masing gesture yakni: Rest 80%, Fist 84%, Extention 82%, Flexion 82%, Radial 80% dan Ulnar 80%.

Tabel 4. Total Prediksi vs Aktual.

		Prediksi					
		Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar
Aktual	Rest	1677	120	111	84	53	41
	Fist	86	1512	77	12	54	62
	Extention	66	127	1487	46	21	59
	Flexion	77	68	120	1582	45	42
	Radial	118	143	33	50	1499	23
	Ulnar	78	89	72	121	23	1522

Tabel 5. Confusion matrix metoda CNN.

	Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar		Positif Benar	Negatif Salah
Rest	80,39	5,75	5,32	4,03	2,54	1,97		80,39	19,61
Fist	4,77	83,86	4,27	0,67	3,00	3,44		83,86	16,81
Extention	3,65	7,03	82,34	2,55	1,16	3,27		82,34	17,66
Flexion	3,98	3,52	6,20	81,80	2,33	2,17		81,8	18,20
Radial	6,32	7,66	1,77	2,68	80,33	1,23		80,33	19,67
Ulnar	4,09	4,67	3,78	6,35	1,21	79,90		79,9	20,10

3.2.3. Random Forest

Metoda RF menunjukkan akurasi yang cukup baik dibandingkan metoda SVM. Ditandai dengan nilai positif benar untuk tiap gesture seperti pada tabel 7.

Tabel 6. Total Prediksi vs Aktual.

		Prediksi					
		Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar
Aktual	Rest	1432	76	110	97	32	12
	Fist	90	1329	114	76	23	45
	Extention	117	88	1411	37	55	24
	Flexion	118	67	89	1521	65	41
	Radial	79	156	77	23	1389	90
	Ulnar	35	113	78	134	42	1464

Tabel 7. Confusion matrix metoda RF.

	Rest	Fist	Extention	Flexion	Radial	Ulnar		Positif Benar	Negatif Salah
Rest	81,41	4,32	6,25	5,51	1,82	0,68		81,41	18,59
Fist	5,37	79,25	6,80	4,53	1,37	2,68		79,25	25,28
Extention	6,76	5,08	81,47	2,14	3,18	1,39		81,47	18,53
Flexion	6,21	3,52	4,68	80,01	3,42	2,16		80,01	19,99
Radial	4,36	8,60	4,24	1,27	76,57	4,96		76,57	23,43
Ulnar	1,88	6,06	4,18	7,18	2,25	78,46		78,46	21,54

4. Kesimpulan

Identifikasi sinyal sulit dilakukan jika hanya mengandalkan ciri pada amplitudo sinyal. Meskipun untuk kondisi gesture Rest, amplitudo sinyal menunjukkan nilai yang paling rendah. Identifikasi dan klasifikasi sinyal dengan 3 metoda (SVM, CNN dan RF) menunjukkan hasil yang baik berkisar antara 78-82% akurasi. Diantara ketiga metoda tersebut, metoda CNN menghasilkan akurasi paling baik yakni untuk setiap gesture diatas 80%.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada UPPM Polban yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian mandiri DIPA Politeknik Negeri Bandung tahun anggaran 2019 (no. Kontrak : 438.40/PL1.R7/LT/2019).

Referensi

- [1] N. Ma, D. K. Kumar, and N. Pah, "Classification of hand direction using multi-channel electromyography by neural network," *ANZIIS 2001 - Proc. 7th Aust. New Zeal. Intell. Inf. Syst. Conf.*, no. November, pp. 405–410, 2001.
- [2] E. Gokgoz and A. Subasi, "Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 18, pp. 138–144, 2015.
- [3] C. Choi and J. Kim, "A real-time EMG-based assistive computer interface for the upper limb disabled," *2007 IEEE 10th Int. Conf. Rehabil. Robot. ICORR '07*, vol. 00, no. c, pp. 459–462, 2007.
- [4] A. Alkan and M. Günay, "Identification of EMG signals using discriminant analysis and

- SVM classifier,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 1, pp. 44–47, 2012.
- [5] M. Tavakoli, C. Benussi, and J. L. Lourenco, “Single channel surface EMG control of advanced prosthetic hands: A simple, low cost and efficient approach,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 79, pp. 322–332, 2017.
- [6] Y. Yamanoi, S. Morishita, R. Kato, and H. Yokoi, “Development of myoelectric hand that determines hand posture and estimates grip force simultaneously,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 38, pp. 312–321, 2017.
- [7] M. E. Benalcazar *et al.*, “Real-time hand gesture recognition using the Myo armband and muscle activity detection,” *2017 IEEE 2nd Ecuador Tech. Chapters Meet. ETCM 2017*, vol. 2017-January, pp. 1–6, 2018.
- [8] D. M. N. B. P. Kumar, “Classification of dynamic multi-channel electromyography by neural network,” *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 41, no. 7, pp. 401–408, 2001.