



**PENGEMBANGAN *FRAMEWORK* BARU *MULTI-STREAM* 3D CNN  
DALAM OPTIMALISASI AKURASI GESTUR TANGAN PROSTETIK  
MIOELEKTRIK UNTUK PENINGKATAN PELAYANAN KESEJAHTERAAN SOSIAL  
BAGI PENYANDANG DISABILITAS**

**DISUSUN OLEH:**

**Muhammad Hasan Fadhlillah - 225150207111026**

**Arvin Mulia Fernanda - 225150300111018**

**Zulfiana Aulia Syafa - 225150401111020**

**UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

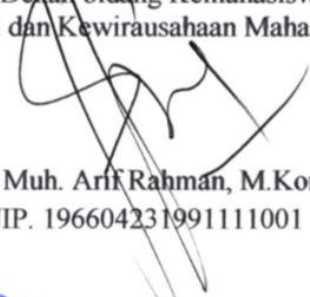
**MALANG**

**2024**

## LEMBAR PENGESAHAN KARYA TULIS ILMIAH


1. Judul Kegiatan : Pengembangan *Framework* Baru  
*Multi-Stream* 3D CNN dalam  
Optimalisasi Akurasi Gestur Tangan  
Prostetik Mioelektrik untuk  
Peningkatan Pelayanan Kesejahteraan  
Sosial bagi Penyandang Disabilitas
2. Ketua Pelaksana Kegiatan
  - a. Nama Lengkap : Muhammad Hasan Fadhlillah
  - b. NIM 225150207111026
  - c. Jurusan : Teknik Informatika
  - d. Universitas/Institut/Politeknik : Universitas Brawijaya
  - e. Alamat Rumah dan No Tel./HP : Banjarsari RT01/RW04, Tempurejo,  
Tempuran, Kab. Magelang, Jawa  
Tengah, 56161 dan 085702458954
  - f. Email : hasanfadhllillah@student.ub.ac.id
3. Anggota Pelaksana Kegiatan : 1. Arvin Mulia Fernanda  
2. Zulfiana Aulia Syafa
4. Dosen Pendamping
  - a. Nama Lengkap dan Gelar : Edita Rosana Widasari, S.T.,  
M.T.,M.Eng., Ph.D
  - b. NIP 19910626 202203 2 018
  - c. Alamat Rumah dan No Tel./HP : Jl. Warinoy VI/3 dan 082131982468

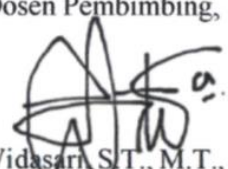
Menyetujui,  
Wakil Dekan bidang Kemahasiswaan,  
Alumni dan Kewirausahaan Mahasiswa

  
Drs. Muh. Arif Rahman, M.Kom.  
NIP. 196604231991111001

  
Wakil Rektor Bidang Kemahasiswaan,  
  
Dr. Setiawan Noerdajasakti, SH., MH.  
NIP. 196406201989031002

Malang, 11 Juni 2024  
Ketua Pelaksana Kegiatan,

  
Muhammad Hasan Fadhlillah  
NIM. 225150207111026

Dosen Pembimbing,  
  
Edita Rosana Widasari, S.T., M.T., M.Eng. Ph.D  
NIP. 19910626 2022032018

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN .....	ii
DAFTAR ISI.....	iii
I. PENDAHULUAN .....	3
1.1 Latar Belakang .....	3
1.2 Rumusan Masalah .....	5
1.3 Tujuan.....	5
1.4 Manfaat dan Dampak Keberlanjutan.....	6
II. METODE PELAKSANAAN .....	7
2.1 Landasan Teori .....	7
2.1.1 Tangan Prostetik .....	7
2.1.2 Sinyal <i>Electromyography</i> (EMG).....	7
2.1.3 Tangan Prostetik Mioelektrik .....	8
2.1.4 Pra-pemrosesan Sinyal EMG.....	9
2.1.5 Ekstraksi Fitur.....	10
2.1.6 <i>Multi-Stream 3D CNN</i> .....	11
2.2 Analisis Perbandingan Framework Lainnya pada Gestur Tangan .....	13
2.3 Deskripsi Data Penelitian .....	13
2.4 Perancangan Sistem.....	14
III. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	16
3.1 Akuisisi Data .....	16
3.2 Hasil Pra-pemrosesan Sinyal EMG.....	16
3.2.1 Hasil Fitering.....	16
3.2.2 Hasil Segmentasi dengan Adjacent Windowing .....	18
3.3 Hasil Ekstraksi Fitur .....	20
3.3.1 Mean Absolute Value (MAV) .....	20
3.3.2 Root Mean Square (RMS) .....	21
3.3.3 Amplitudo.....	21
3.4 Pemodelan Multi-Stream 3D CNN .....	22
3.5 Evaluasi Model.....	23
IV. KESIMPULAN.....	26
	iii

DAFTAR PUSTAKA .....	28
LAMPIRAN.....	iv

**PENGEMBANGAN *FRAMEWORK* BARU *MULTI-STREAM* 3D CNN  
DALAM OPTIMALISASI AKURASI GESTUR TANGAN PROSTETIK  
MIOELEKTRIK UNTUK PENINGKATAN PELAYANAN KESEJAHTERAAN SOSIAL  
BAGI PENYANDANG DISABILITAS**

**Muhammad Hasan Fadhlillah, Arvin Mulia Fernanda, Zulfiana Aulia Syafa**

**Dosen Pembimbing: Edita Rosana Widasari, Ph.D**

**Abstrak**

Jumlah populasi yang mengalami amputasi pada bagian lengan bawah siku mencapai 3 juta orang di seluruh dunia dan sebanyak 2,4 juta jiwa berasal dari negara berkembang termasuk Indonesia. Solusi yang terus dikembangkan untuk membantu penderita amputasi lengan bawah siku adalah tangan prostetik, yang merupakan tiruan tangan yang dirancang untuk menggantikan fungsi tangan alami berbasis teknologi. Namun, tingkat penerimaan dan kepuasan pengguna terhadap tangan prostetik di Indonesia hanya berkisar antara 27% - 56% dikarenakan adanya keterbatasan, baik secara teknis maupun sosial. Oleh karena itu, Laboratorium Robotika dan *Embedded System* FILKOM UB saat ini juga turut merancang tangan prostetik berbasis sinyal *electromyography* (EMG) atau disebut pula Tangan Prostetik Mioelektrik guna menghasilkan gestur yang lebih alami dan responsif sesuai sinyal otot pengguna. Namun, perancangan saat ini mengalami tantangan terkait terbatasnya jumlah dan belum maksimalnya akurasi gestur. Selain itu, penggunaan *wired* EMG sensor pada sistem menimbulkan *noise* dan ketidaknyamanan pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan pengembangan *framework* baru berupa *multi-stream* 3D CNN guna mengoptimalkan akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik pada 8 gestur. Penelitian ini berbasis *wireless wearable* EMG sensor sehingga nantinya dapat diterapkan pada Tangan Prostetik Mioelektrik untuk meminimalkan *noise* dan meningkatkan kenyamanan pengguna. Hasil penelitian mencapai performansi akurasi 95.87%, presisi 95.87%, recall 100%, dan F1-score 96.32% dalam mengklasifikasikan 8 gestur tangan dengan menerapkan *multi-stream* 3D CNN. Hasil tersebut telah sesuai untuk optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik, dimana penelitian sebelumnya oleh Adani A. dan Widasari, E.R. pada tahun 2023 hanya memiliki akurasi sebesar 87, 74 % di 4 gestur tangan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat mendukung peningkatan kualitas program kerja penyaluran alat bantu penyandang disabilitas yang diadakan oleh dinas sosial. Sehingga, berpotensi memberikan dampak positif dalam peningkatan pelayanan kesejahteraan sosial bagi penyandang disabilitas di Indonesia.

Kata Kunci: Tangan Prostetik Mioelektrik, Sinyal EMG, *Multi-Stream* 3D *Convolutional Neural Networks*, Pelayanan Kesejahteraan Sosial

**DEVELOPMENT OF NEW 3D MULTI-STREAM CNN FRAMEWORK  
IN OPTIMIZING THE ACCURACY OF MYOELECTRIC PROSTHETIC HAND  
GESTURES FOR IMPROVING SOCIAL WELFARE SERVICES  
FOR PERSONS WITH DISABILITIES**

**Muhammad Hasan Fadhlillah, Arvin Mulia Fernanda, Zulfiana Aulia Syafa**

**Supervisor: Edita Rosana Widasari, Ph.D**

***Abstract***

*In worldwide, the number of people who have undergone below-elbow amputations reaches 3 million, with 2.4 million of them residing in developing countries, including Indonesia. One continuously developed solution to aid below-elbow amputees is prosthetic hands, which are technologically designed replicas intended to replace the natural functions of a hand. However, the acceptance and user satisfaction levels of prosthetic hands in Indonesia range between 27% - 56% due to various technical and social limitations. Therefore, the Robotics and Embedded Systems Laboratory at FILKOM UB is also designing an electromyography (EMG)-based prosthetic hand, known as the Myoelectric Prosthetic Hand, to produce more natural and responsive gestures according to the user's muscle signals. Nonetheless, the current design faces challenges related to the limited number and suboptimal accuracy of gestures. Additionally, the use of wired EMG sensors in the system causes noise and user discomfort. Thus, this research aims to develop a new framework in the form of a multi-stream 3D CNN to optimize the gesture accuracy of the myoelectric prosthetic hand for eight gestures. This research is based on wireless wearable EMG sensors, which can be applied to the Myoelectric Prosthetic Hand to minimize noise and enhance user comfort. The study results achieved a performance accuracy of 95.87%, precision of 95.87%, recall of 100%, and F1-score of 96.32% in classifying eight hand gestures by applying the multi-stream 3D CNN. These results align with the optimal gesture accuracy for prosthetic hands, as previous research by Adani A. and Widasari, E.R. in 2023 only achieved an accuracy of 87.74% for four hand gestures. Therefore, this research is expected to support the improvement of assistive device distribution programs for persons with disabilities organized by social services. Consequently, it has the potential to positively impact the enhancement of social welfare services for persons with disabilities in Indonesia.*

*Keywords: Myoelectric Prosthetic Hand, EMG Signal, Multi-Stream 3D Convolutional Neural Networks, Social Welfare Services*

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Maurice LeBlanc, CP, MSME, berdasarkan data Stanford menyatakan jumlah populasi yang mengalami amputasi pada bagian lengan mencapai 3 juta orang di seluruh dunia dan sebanyak 2,4 juta jiwa berasal dari negara berkembang termasuk Indonesia (LeBlanc, 2024). Terdapat banyak kasus amputasi di Indonesia yaitu sejak lahir atau *congenital*, kecelakaan lalu lintas, kecelakaan saat bekerja, bencana alam, penyakit muskuloskeletal, tumor, gigitan binatang buas, dan sebagainya. Di Indonesia terdapat 22,5 juta penduduk Indonesia yang mengalami cacat fisik di mana 9.01% diantaranya merupakan individu yang mengalami cacat fisik yang kesulitan menggunakan lengan dan jari (Syaifuddin, 2023). Hal ini dapat menghambat aktivitas sehari-hari mulai dari makan, mandi, berpakaian, bekerja, dan bersosialisasi dengan lingkungan sekitar. Oleh karena itu, diperlukan solusi untuk membantu penyandang disabilitas lengan bawah dalam menunjang aktivitas sehari-hari.

Salah satu solusi yang sudah diberikan oleh pemerintah Indonesia melalui Dinas Sosial adalah tangan palsu. Namun, baru sekitar 18% penyandang disabilitas yang telah menggunakan alat ortotik prostetik (Sunarto et al., 2023). Penyaluran bantuan tangan palsu yang disalurkan melalui dinas sosial daerah masih sangat sedikit dan penerima tangan palsu masih merasakan ketidaknyamanan, berat, dan gestur tangan yang terbatas sehingga jarang digunakan (Kutorenon, 2024). Di sisi lain, solusi yang sedang terus dikembangkan adalah tangan prostetik, yang merupakan tangan tiruan yang dirancang untuk menggantikan fungsi tangan alami berbasis teknologi. Namun, tingkat penerimaan dan kepuasan pengguna terhadap tangan prostetik di Indonesia hanya berkisar antara 27% - 56% dikarenakan adanya keterbatasan, baik secara teknis maupun sosial (Prima, 2022).

Pada saat ini, tangan prostetik berbasis sinyal *electromyography* (EMG) atau disebut pula Tangan Prostetik Mioelektrik di Indonesia masih terus dikembangkan. Namun, terdapat permasalahan terkait mahalnya harga tangan prostetik hingga mencapai USD 3000 (Sunarto et al., 2023). Pada penelitian (Nursuwars et al., 2020) juga menunjukkan bahwa masih didapati adanya kekurangan berupa perlunya kinerja maksimal oleh pengguna pada saat melakukan kontraksi dan akurasi pada rentang 85%. Laboratorium Robotika dan *Embedded System* Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya (FILKOM UB) saat ini juga turut mengembangkan *low-cost* tangan prostetik mioelektrik guna menghasilkan gestur yang lebih alami dan responsif sesuai sinyal otot

pengguna. Namun, perancangan saat ini mengalami tantangan terkait terbatasnya jumlah dan belum maksimalnya akurasi gestur. Akurasi sistem sebesar 87,74% di 4 gestur saja yaitu *Hand Open*, *Grip*, *Four Finger*, dan *Three Finger* (Adani A. dan Widasari, E.R., 2023). Selain itu, penggunaan *wired* EMG sensor pada sistem menimbulkan *noise* dan ketidaknyamanan pengguna (Adani A. dan Widasari, E.R., 2023). Oleh karena itu, perlu adanya pengoptimalisasian akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik dengan penambahan jumlah gestur, serta meminimalkan *noise* dan meningkatkan kenyamanan pengguna.

Kami telah melakukan kajian dari beberapa penelitian telah melakukan evaluasi tangan prostetik mioelektrik yang mencapai akurasi optimal. Penelitian pertama, (Chen et al., 2020) telah menerapkan metode 3D *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menghasilkan akurasi yang cukup baik menggunakan dataset CapgMyo DB-A yaitu sebesar 95,5% - 98,6% dan pada dataset CSL-HDEMG dengan metode 2D CNN + *Majority Voting* (MV) dengan hasil 89,3%. Namun, meningkat sebesar 90,7% dengan menggunakan 3D CNN + MV. Penelitian selanjutnya, (Wei et al., 2017) menggunakan metode *multi-stream* untuk pengenalan gestur tangan berbasis sinyal EMG dan mendapatkan akurasi yang baik hingga mencapai 95,4%. Selain itu, kombinasi metode 3D *multi-stream* CNN terhadap bahasa isyarat yang menghasilkan akurasi yang baik juga dengan akurasi tertinggi adalah sebesar 99,98% (Castro et al., 2023). Dengan adanya keunggulan dari penelitian-penelitian tersebut terhadap akurasi tangan prostetik mioelektrik, penelitian ini melakukan pengembangan *framework* baru berupa *multi-stream* 3D CNN guna mengoptimalkan akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik pada 8 gestur, yang meliputi: *open hand*, *hand at rest*, *hand clenched in a fist*, *wrist flexion*, *wrist extension*, *radial deviations*, *ulnar deviations*, dan *extended palm*.

*State of the art* keterbaruan terkait pengembangan *framework* baru berupa *multi-stream* 3D CNN yang dilakukan penelitian ini meliputi: 1) Penelitian ini berbasis *wireless wearable* EMG sensor sehingga nantinya dapat diterapkan pada tangan prostetik mioelektrik untuk meminimalkan *noise* dan meningkatkan kenyamanan pengguna; 2) Tahap *pre-processing* akan menerapkan kombinasi filter eksponensial dan notch filter, guna mengurangi *noise*; 3) Tahap segmentasi data menggunakan *Adjacent Windowing* guna mengurangi redundansi input sinyal EMG karena beberapa input sinyal pada window yang berurutan dapat memiliki informasi yang serupa; 4) Tahap ekstraksi fitur akan menggunakan *Mean Absolute Value* (MAV), *Root Mean Square* (RMS), dan Amplitudo. Penggunaan fitur tersebut didasarkan atas penelitian perbandingan metode



ekstraksi fitur yang memanfaatkan sinyal EMG dengan pengujian hipotesis menggunakan Metode T-Test (Daffa et al., 2023); 5) Masing-Masing fitur akan menjadi *stream*, kemudian 3D CNN akan melakukan klasifikasi 8 gestur tangan prostetik mioelektrik.

Penelitian ini selaras dengan poin spesifik dari *Sustainable Development Goals* (SDGs), terutama poin 3 (Kesehatan yang Baik dan Kesejahteraan), poin 10 (Mengurangi Kesenjangan), dan poin 11 (Kota dan Permukiman yang Berkelanjutan). Inovasi ini dapat meningkatkan kualitas hidup penyandang disabilitas, mendukung inklusi sosial, dan menciptakan lingkungan yang lebih ramah bagi semua individu. Penelitian ini juga sejalan dengan tujuan pemerintah dalam menyelenggarakan pelayanan publik dan menjamin kesejahteraan seluruh masyarakat. Menurut Undang-Undang Nomor 8 Tahun 2016 tentang Penyandang Disabilitas, disebutkan bahwa hak kesejahteraan sosial untuk Penyandang Disabilitas meliputi hak rehabilitasi sosial, jaminan sosial, pemberdayaan sosial, dan perlindungan sosial. Berdasarkan UU Nomor 8 Tahun 2016 pasal 19 dinyatakan bahwa pemerintah daerah wajib menjamin mobilitas pribadi dengan penyediaan Alat Bantu dan kemudahan untuk mendapatkan akses bagi penyandang disabilitas. Sehingga, penelitian ini berpotensi memberikan dampak positif dalam peningkatan pelayanan kesejahteraan sosial bagi penyandang disabilitas di Indonesia.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan diatas, maka rumusan masalah pada karya tulis ilmiah ini adalah:

1. Bagaimana perancangan *framework multi-stream* 3D CNN yang dapat menghasilkan model yang secara akurat untuk melakukan optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik?
2. Bagaimana hasil optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik menggunakan metode *multi-stream* 3D CNN?

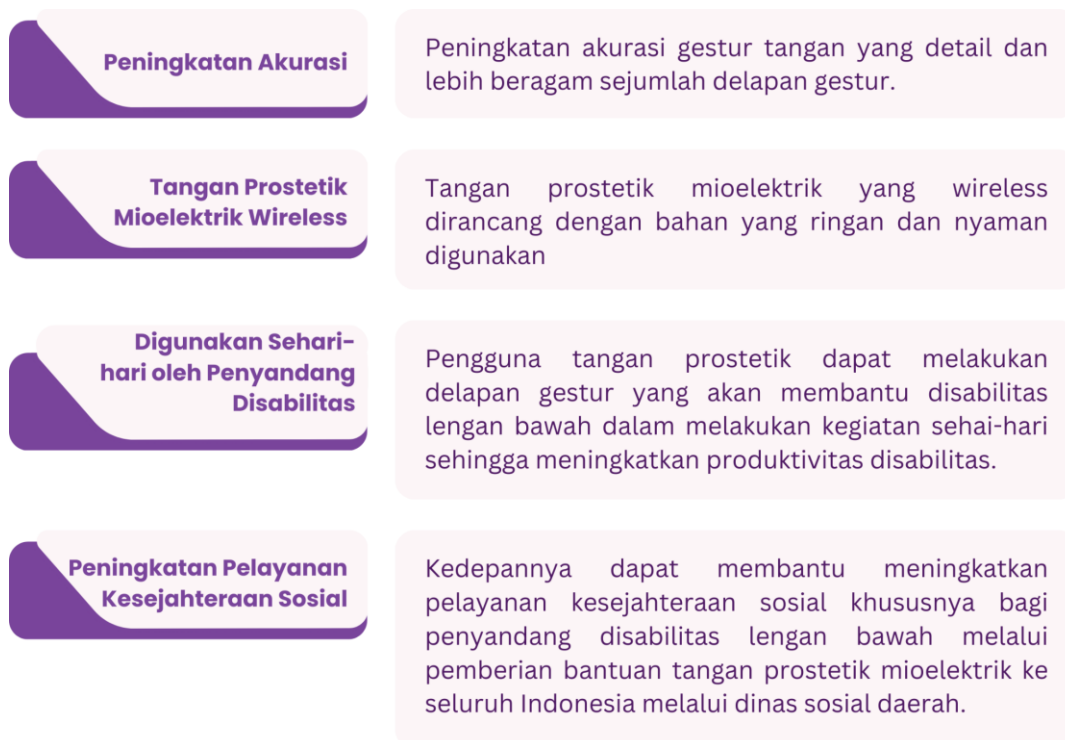
## **1.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan yang ingin dicapai dari karya tulis ilmiah ini adalah untuk:

1. Mengetahui perancangan *framework multi-stream* 3D CNN sehingga dapat menghasilkan model yang secara akurat untuk melakukan optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik
2. Mengetahui hasil optimalisasi gestur tangan yang dihasilkan terhadap pergerakan otot lengan manusia menggunakan metode *multi-stream* 3D CNN.

#### 1.4 Manfaat dan Dampak Keberlanjutan

Manfaat yang diperoleh melalui penulisan karya tulis ilmiah ini adalah peningkatan kualitas tangan prostetik mioelektrik dengan gestur yang lebih banyak dan akurat. Adanya tangan prostetik mioelektrik berbasis *wireless wearable* EMG sensor, berbahan ringan, dan *low-cost* akan meningkatkan kenyamanan penggunaan khususnya penyandang disabilitas sehingga dapat menunjang aktivitas sehari-hari dan meningkatkan produktivitas mereka. Secara berkelanjutan, tangan prostetik mioelektrik dapat berdampak positif bagi peningkatan pelayanan kesejahteraan sosial yang diperuntukkan kepada penyandang disabilitas lengan bawah di Indonesia. Manfaat dari penelitian ini dapat dilihat melalui Gambar 1.1 berikut.



**Gambar 1.1** *Snowball Effect*

## II. METODE PELAKSANAAN

### 2.1 Landasan Teori

#### 2.1.1 Tangan Prostetik

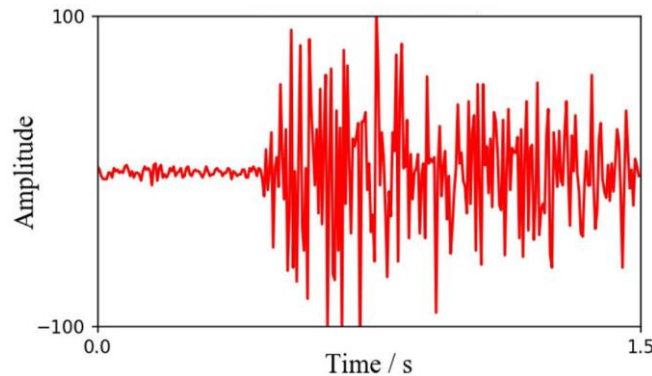
Tangan prostetik adalah perangkat prostetik yang dirancang untuk menggantikan fungsi tangan, pergelangan tangan, dan sebagian lengan bawah yang hilang (Nursuwars, 2020). Perangkat ini dirancang untuk dikenakan oleh individu yang kehilangan tangan, pergelangan tangan, dan lengan bawah pada tingkat bawah siku. Tangan prostetik ini terbuat dari bahan yang ringan seperti silikon, polimer, atau bahan sintetis lainnya. Contoh model tangan prostetik dapat dilihat pada Gambar 2.1. Tangan prostetik dapat dikendalikan melalui gerakan bahu, siku, dan dapat dilengkapi dengan sensor untuk mengaktifkan gerakan tangan.



**Gambar 2.1** Tangan Prostetik

#### 2.1.2 Sinyal *Electromyography* (EMG)

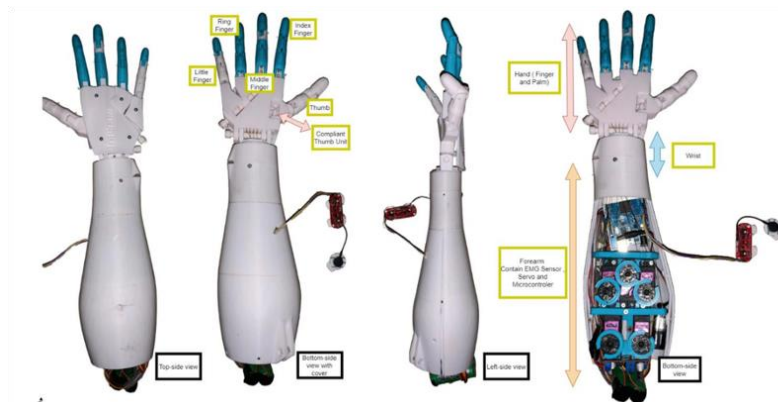
*Electromyography* (EMG) adalah metode yang digunakan untuk merekam dan menganalisis aktivitas listrik dalam otot-otot tubuh manusia. Sinyal EMG dihasilkan ketika saraf motorik mengirimkan pesan ke otot-otot untuk berkontraksi. Sinyal ini biasanya digambarkan sebagai amplitudo tegangan terhadap waktu seperti pada Gambar 2.2. Perekaman sinyal ini dapat memberikan wawasan tentang aktivitas otot, termasuk kekuatan kontraksi, durasi, dan pola gerakan otot. Sinyal EMG sering digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam bidang kedokteran untuk mendiagnosis gangguan otot, dalam pengembangan prosthesis dan perangkat bionik untuk mengontrol pergerakan, serta dalam penelitian ilmiah untuk memahami pola aktivitas otot selama berbagai aktivitas fisik (Ashriyah et al., 2020).



**Gambar 2.2** Sinyal *Electromyography* (EMG)

### 2.1.3 Tangan Prostetik Mioelektrik





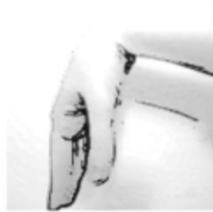



Tangan prostetik mioelektrik adalah teknologi yang dirancang untuk membantu orang-orang dengan kondisi amputasi transradial dalam melakukan aktivitas sehari-hari. Tangan prostetik ini dikendalikan dengan sensor EMG Myoware. Sinyal EMG yang didapat dari sensor EMG Myoware akan menentukan gerakan pada tangan prostetik mioelektrik. Laboratorium Robotika dan *Embedded System* (RES) FILKOM UB saat ini juga turut mengembangkan *low-cost* tangan prostetik mioelektrik seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.3. Tangan prostetik mioelektrik yang telah dikembangkan tersebut, saat ini memiliki akurasi sistem sebesar 87, 74% pada 4 gestur saja yaitu *Hand Open*, *Grip*, *Four Finger*, dan *Three Finger*.



**Gambar 2.3** Tangan Prostetik Mioelektrik yang telah  
Dikembangkan Lab RES FILKOM UB Saat Ini

Guna membantu penderita amputasi lengan bawah siku melakukan aktivitas sehari hari, perlu untuk menambah 8 variasi gestur seperti yang dapat dilihat pada Tabel 2.1.

**Tabel 2.1** Gestur Tambahan pada Tangan Prostetik Mioelektrik

<b>Nama Gestur</b>	<b>Gambar</b>	<b>Nama Gestur</b>	<b>Gambar</b>
<i>Hand at rest</i>		<i>Radial deviations</i>	
<i>Hand clenched in a fist (Grip)</i>		<i>Ulnar deviations</i>	
<i>Wrist flexion</i>		<i>Extended palm</i>	
<i>Wrist extension</i>		<i>Hand open (unmarked)</i>	

## 2.1.4 Pra-pemrosesan Sinyal EMG

### 2.1.4.1 Filtering

Filter pertama yang digunakan dalam penelitian ini adalah filter eksponensial. Filter ini adalah jenis filter *low-pass* dan termasuk dalam kategori IIR (*Infinite Impulse Response*). Karena merupakan IIR, efek dari perubahan input pada filter ini akan meredup seiring waktu secara eksponensial, terutama ketika tampilan atau perhitungan komputer terbatas (Stanley, 2020). Filter

ini dirancang untuk memberikan bobot lebih besar pada data yang lebih baru dan bobot lebih kecil pada data yang lebih lama dalam sinyal waktu dengan persamaan sebagai berikut.

$$y[n] = \alpha \cdot x[n] + (1 - \alpha) \cdot y[n - 1]$$

Dengan  $y[n]$  merupakan sinyal output dari proses filter pada saat  $n$ ,  $x$  adalah sinyal input,  $y[n - 1]$  adalah output pada satu waktu sebelum  $n$ , dan  $\alpha$  adalah konstanta yang menentukan seberapa cepat filter menyesuaikan terhadap perubahan data terbaru.

Filter lain yang juga digunakan yaitu *notch filter*. Filter ini adalah jenis filter *band-stop*, berguna dalam menghilangkan atau sangat meredam frekuensi tertentu dari sinyal. *Notch filter* ini dapat menghilangkan frekuensi yang tidak diinginkan tanpa mengubah frekuensi lain dalam sinyal secara signifikan. Pada sinyal EMG, filter ini sering digunakan untuk menghilangkan *noise* dari frekuensi daya listrik yang dapat mengganggu analisis sinyal.

$$h(t) = 1 - 2 \cdot \cos(2\pi f_0 t)$$

Dalam persamaan tersebut,  $h$  merupakan tanggapan impuls dari filter pada waktu  $t$ , dan  $f_0$  adalah frekuensi yang ditolak.

#### 2.1.4.2 Segmentasi

Segmentasi merupakan proses membagi sinyal yang telah difilter menjadi bagian-bagian yang lebih kecil atau segmen-segmen. Segmen-segmen ini mewakili interval waktu yang lebih pendek dari sinyal asli, dan setiap segmen akan dianalisis secara terpisah. Segmentasi yang diterapkan pada penelitian ini menggunakan *Adjacent Windowing* sebesar 3 s.

### 2.1.5 Ekstraksi Fitur

#### 2.1.5.1 Amplitudo

Amplitudo adalah nilai yang merupakan jarak dari puncak nilai sinyal terhadap titik nol. Amplitudo sinyal EMG akan merujuk pada ukuran puncak dari aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otot selama kontraksi. Amplitudo ini diukur sebagai tegangan dengan satuan V ataupun mV. Amplitudo sinyal EMG mencerminkan kekuatan kontraksi otot, dimana semakin kuat kontraksi, semakin besar amplitudo sinyal yang dihasilkan.

#### 2.1.5.2 Mean Absolute Value (MAV)

*Mean Absolute Value* (MAV) adalah salah satu metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam analisis sinyal EMG. Metode ini mengukur magnitudo rata-rata dari nilai absolut sinyal EMG dalam interval waktu tertentu (Hassan et al., 2020). MAV akan memberikan gambaran tentang seberapa besar otot berkontraksi atau beraktivitas selama periode waktu yang diamati. Hal ini berguna untuk mengidentifikasi intensitas aktivitas otot yang berbeda selama pergerakan.

Formula matematis MAV adalah sebagai berikut.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i|$$

Dalam persamaan tersebut, MAV adalah *mean absolute value*, N adalah jumlah sampel, dan  $X_i$  adalah data sinyal EMG.

#### 2.1.5.3 Root Mean Square (RMS)

*Root mean square* digunakan untuk mengukur besaran nilai dari sinyal atau serangkaian angka yang bervariasi. RMS adalah nilai kuadrat rata-rata dari semua nilai dalam dataset, sehingga dapat memberikan representasi yang baik dari kekuatan sinyal tersebut. Secara matematis, RMS dihitung dengan formula berikut.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2}$$

Dalam persamaan tersebut, RMS adalah nilai *root mean square*, N adalah jumlah sampel, dan  $X_i$  adalah data sinyal EMG (Hassan et al., 2020).

#### 2.1.6 Multi-Stream 3D CNN

Pada penelitian ini, diusulkan metode klasifikasi *multi-stream* 3D CNN. Metode ini merupakan kombinasi dari dua model penerapan CNN untuk klasifikasi sinyal EMG yaitu *multi-stream* CNN dan 3D CNN. Pada penelitian yang dilakukan Wei et al. (2019), penerapan *multi-stream* CNN didapatkan menghasilkan peningkatan akurasi pengenalan gestur tangan berbasis sEMG. Pada penelitian yang dilakukan Chen J. et al. (2020), penerapan 3D CNN didapatkan membawakan kinerja kompetitif yang melampaui akurasi dari penerapan 2D CNN dalam penggunaan berbagai panjang *window* atau segmen sebesar 95.5%. Dengan kombinasi penerapan

kedua model tersebut dalam pengenalan gestur tangan berbasis sinyal EMG, diharapkan dihasilkannya akurasi yang mengalami peningkatan hingga tercapai optimalisasi akurasi pengenalan gestur tangan pada tangan prostetik mioelektrik.

Konvolusi 3D pada input  $V$  dengan kernel  $K$  menghasilkan output  $O$  dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$O(i, j, k) = \sum_{m=0}^{d-1} \sum_{n=0}^{h-1} \sum_{p=0}^{w-1} V(i+m, j+n, k+p) \cdot K(m, n, p)$$

Dalam persamaan tersebut,  $O(i, j, k)$  adalah elemen output pada posisi  $(i, j, k)$ ,  $d, h, w$  adalah ukuran dimensi dari kernel. Kemudian untuk mendapatkan *fully connected layer* setelah konvolusi, digunakan persamaan sebagai berikut.

$$O = W \cdot I + b$$

Dalam persamaan tersebut,  $O$  adalah *output*,  $W$  adalah matriks bobot,  $I$  adalah input ke *fully connected layer*, dan  $b$  adalah nilai bias. Pada proses konvolusi juga diperlukan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) yang melakukan saturasi dan minimalisasi galat. Fungsi aktivasi ReLU pada setiap elemen  $x$  dinyatakan sebagai berikut.

$$f(x) = \max(0, x)$$

Kemudian hasil langkah klasifikasi diterapkan fungsi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas dalam klasifikasi multi-kelas. Fungsi *softmax* dinyatakan sebagai berikut.

$$\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^G e^{z_j}}$$

Dalam persamaan tersebut,  $\sigma(z)_i$  adalah probabilitas kelas  $i$ ,  $z_i$  adalah input logit untuk kelas  $i$ , dan  $G$  adalah jumlah kelas. Lalu untuk mengukur kinerja klasifikasi digunakan fungsi loss yang dinyatakan sebagai berikut.

$$L = - \sum_{i=1}^G y_i \log(\sigma(z)_i)$$

Dengan  $L$  adalah nilai loss dan  $y_i$  adalah label sebenarnya untuk kelas  $i$  (1 jika benar, 0 jika tidak).



## 2.2 Analisis Perbandingan Framework Lainnya pada Gestur Tangan

No	Judul	Klasifikasi	Fitur	Jumlah Gestur	Akurasi (%)	Keterangan
1	A multi-stream convolutional neural network for sEMG-based gesture recognition in muscle-computer interface (2019)	Multi-stream CNN	Instantaneous sEMG	8	95.4	Untuk <i>Muscle-computer interface</i>
2	High-density surface EMG-based gesture recognition using a 3D convolutional neural network (2020)	3D CNN	Instantaneous sEMG	8	95.5	Berbasis Gambar sEMG
3	Hand gesture recognition using compact CNN via surface electromyography signals (2020)	CNN	CWT	5	95	Berbasis Gambar sEMG
4	An improved performance of deep learning based on convolution neural network to classify the hand motion by evaluating hyper parameter (2020)	CNN	Raw sEMG	10	93	Menggunakan <i>Wired EMG Sensor</i>
5	EMG-based online classification of gestures with recurrent neural networks (2019)	RNN	Standard deviation	8	92.07	Berbasis Gambar sEMG
6	Performance evaluation of convolutional neural network for hand gesture recognition using EMG (2020)	CNN	Raw sEMG	10	92	Menggunakan <i>Wired EMG Sensor</i>
7	<b>Penelitian ini (2024)</b>	<b>Multi-stream 3D CNN</b>	<b>Amplitudo, MAV, RMS</b>	<b>8</b>	<b>95.87</b>	<b>Menggunakan <i>Wireless wearable EMG sensor</i></b>

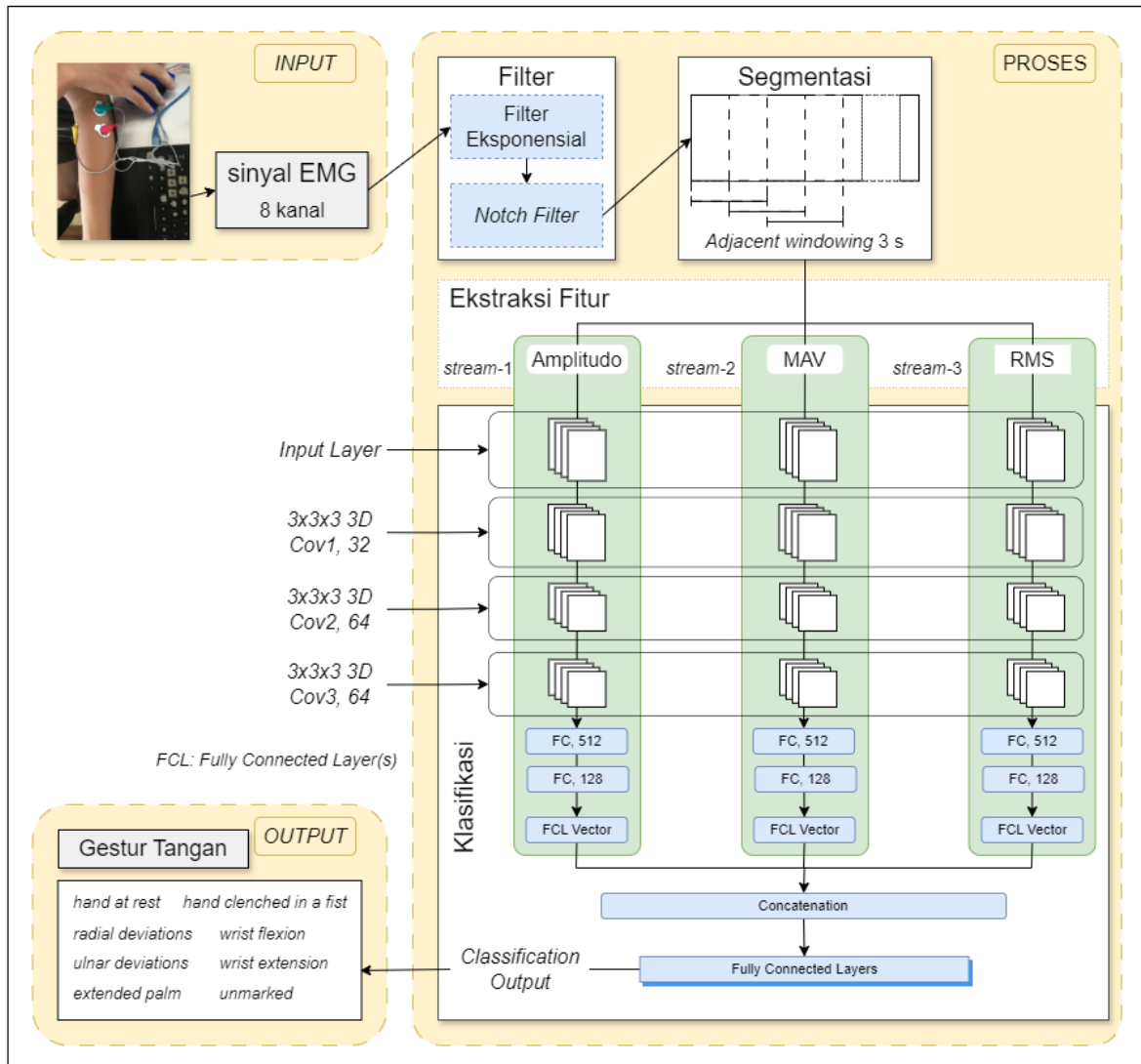
## 2.3 Deskripsi Data Penelitian

Data pada penelitian yang digunakan adalah dataset sekunder yang didapatkan dari situs yang melayani penyediaan data yakni Kaggle. Dataset berjudul *EMG Signal for Gesture Recognition* (<https://www.kaggle.com/datasets/sojanprajapati/emg-signal-for-gesture-recognition/data>). Dataset ini menyajikan data EMG mentah untuk 36 subjek saat tangan melakukan serangkaian gerakan tangan statis, yaitu: *open hand (unmarked)*, *hand at rest*, *hand*

*clenched in a fist, wrist flexion, wrist extension, radial deviations, ulnar deviations, dan extended palm.* Setiap gerakan dilakukan selama 3 detik dengan jeda 3 detik antar gerakan. Dataset pada penelitian menggunakan *wireless wearable* EMG sensor berupa MYO Thalmic bracelet, sehingga nantinya dapat diterapkan pada tangan prostetik mioelektrik yang telah dirancang oleh Laboratorium Robotika dan *Embedded System* FILKOM UB untuk meminimalkan *noise* dan meningkatkan kenyamanan pengguna.

## 2.4 Perancangan Sistem

*Framework* Multi-Stream 3D CNN yang diusulkan merupakan inovasi dalam bidang pemrosesan sinyal EMG yang memanfaatkan keunggulan dari analisis spasial dan temporal secara bersamaan. Multi-stream 3D CNN mengintegrasikan beberapa aliran data yang berbeda (*multi-stream*), seperti informasi masing-masing fitur yaitu MAV, RMS, dan Amplitudo yang dapat diekstraksi dari input sinyal EMG. Pendekatan ini memungkinkan model untuk menangkap dinamika kompleks dalam sinyal EMG, dan meningkatkan akurasi dalam klasifikasi 8 gestur tangan prostetik mioelektrik. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4, masing-masing stream akan melalui proses 3D CNN. Jaringan ini terdiri dari satu lapisan input, tiga lapisan konvolusional 3D, dua lapisan pooling, dua lapisan *fully connected*, dan diakhiri dengan lapisan *fully connected G-way* serta fungsi *softmax*, di mana G adalah jumlah gesture yang akan diklasifikasikan. Lapisan input adalah lapisan pertama dan menentukan ukuran input. Kami merujuk pada input dengan ukuran  $l \times h \times w \times c$ , di mana l adalah jumlah frame, c adalah jumlah channel EMG sinyal, dan h serta w adalah waktu dan nilai fitur masing-masing gestur. Ukuran kernel 3D diindikasikan oleh  $d \times k \times k$ , di mana d adalah kedalaman temporal dan k adalah ukuran spasial. Jumlah kernel dalam tiga lapisan konvolusional berturut-turut adalah 32, 64, dan 64. Ukuran semua kernel ditetapkan pada  $3 \times 3 \times 3$  dan stride konvolusi tetap pada  $1 \times 1 \times 1$ . Zero padding dengan ukuran  $0 \times 1 \times 1$  diterapkan pada lapisan konvolusional kedua dan ketiga, diikuti oleh lapisan pooling dengan ukuran  $s \times 1 \times 1$ , di mana pilihan s terkait dengan laju sampling sinyal EMG dalam penelitian ini. Ini berarti bahwa sampling hanya dilakukan secara temporal. Dua lapisan *fully connected* terdiri dari masing-masing 512 dan 128 neuron. Kemudian fungsi aktivasi *rectified linear unit* (ReLU) juga diterapkan untuk semua hidden layer



**Gambar 2.4** Perancangan *Framework Multi-stream 3D CNN* yang Diusulkan

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Akuisisi Data

Pada tahap awal penelitian ini, kami mengimpor berbagai pustaka yang diperlukan untuk pemrosesan data dan analisis. Pustaka Pandas dan NumPy digunakan untuk manipulasi dan analisis data. Visualisasi data dilakukan menggunakan Matplotlib dan Seaborn. Selain itu, kami menggunakan SciPy untuk melakukan filtering sinyal. Untuk pembangunan model pembelajaran mesin, kami memanfaatkan berbagai pustaka dari Scikit-Learn dan TensorFlow, termasuk modul-modul untuk model CNN 3D, evaluasi model, serta optimasi.

Tipe dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah "EMG-data.csv" yang memuat 4,237,907 entri dengan 11 kolom. Kolom-kolom tersebut mencakup waktu, 8 channel EMG, kelas gestur tangan, dan label subjek. Analisis statistik deskriptif terhadap dataset ini memberikan gambaran umum mengenai distribusi data pada masing-masing channel EMG. Data ini kemudian dipisahkan berdasarkan kelas gestur tangan, yang terdiri dari 8 kelas (kelas 0 hingga 7). Setiap kelas memiliki jumlah data yang berbeda-beda, dengan kelas 0 memiliki jumlah data terbanyak yaitu 2,725,157 data, sedangkan kelas 7 memiliki jumlah data paling sedikit yaitu 13,696 data. Informasi awal ini memberikan dasar yang kuat untuk memahami karakteristik dataset dan mempersiapkan langkah-langkah pemrosesan selanjutnya. Klasifikasi tiap kelas yaitu: Kelas 0-*open hand*, Kelas 1-*hand at rest*, Kelas 2-*hand clenched in a fist*, Kelas 3-*wrist flexion*, Kelas 4-*wrist extension*, Kelas 5-*radial deviations*, Kelas 6-*ulnar deviations*, dan Kelas 7-*extended palm*, sehingga terdapat 8 jenis gestur tangan.

#### 3.2 Hasil Pra-pemrosesan Sinyal EMG

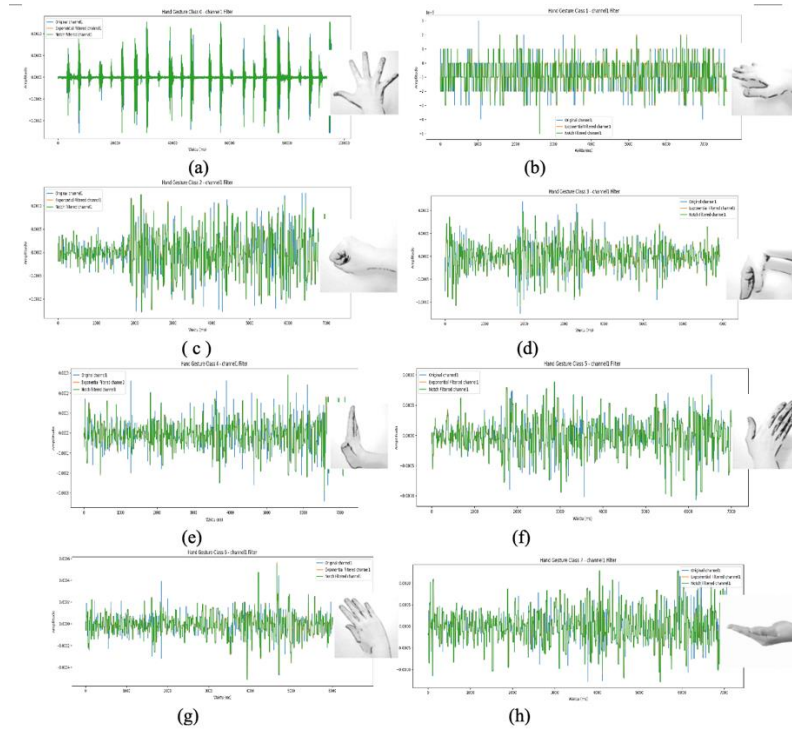
##### 3.2.1 Hasil Fitering

Dalam tahap ini, kami melakukan kombinasi dua jenis filtering untuk meningkatkan kualitas sinyal EMG dan menghilangkan *noise*. Pertama, kami menerapkan *exponential filter* dengan parameter  $\alpha$  sebesar 0.5. Filtering ini bertujuan untuk mengurangi noise pada sinyal EMG tanpa menghilangkan karakteristik utama dari sinyal tersebut. Proses filtering dilakukan pada masing-masing channel EMG untuk setiap kelas gestur tangan. Hasil dari *exponential filtering* ini kemudian divisualisasikan dan dibandingkan dengan data asli. Dari visualisasi

tersebut, terlihat bahwa exponential filter berhasil menghaluskan sinyal dengan mempertahankan pola utama dari sinyal asli.

Selanjutnya, hasil dari *exponential filter* dikombinasi dengan *notch filter* untuk menghilangkan noise pada frekuensi tertentu, khususnya frekuensi 50 Hz yang biasanya disebabkan oleh interferensi listrik. Untuk ini, kami menghitung frekuensi sampling ( $f_s$ ) untuk masing-masing kelas gestur tangan. Frekuensi sampling ini bervariasi antara kelas, dengan  $f_s$  tertinggi pada kelas 0 sebesar 53471.13 Hz dan  $f_s$  terendah pada kelas 7 sebesar 380.53 Hz. Notch filter diterapkan pada masing-masing subset data menggunakan frekuensi sampling yang sesuai. Hasil dari notch filtering ini juga divisualisasikan dan dibandingkan dengan data asli serta hasil exponential filtering. Visualisasi menunjukkan bahwa notch filter efektif dalam menghilangkan noise frekuensi tertentu tanpa mengubah sinyal utama secara signifikan.

Dengan penerapan kedua metode filtering ini, sinyal EMG yang dihasilkan menjadi lebih bersih dan siap untuk tahap pemrosesan lebih lanjut dan pembangunan model pembelajaran mesin. Kedua metode ini memberikan hasil yang signifikan dalam meningkatkan kualitas sinyal EMG, yang sangat penting untuk mendapatkan akurasi yang lebih tinggi dalam pengenalan gestur tangan menggunakan model CNN 3D seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1** Hasil Kombinasi *Exponential Filter* dan *Notch Filter* Pada Setiap *Class Hand Gesture* untuk *Channel 1* yang Diambil dari *Subject* ke-11: a) *open hand (unmarked)*, b) *hand at rest*, c) *hand clenched in a fist*, d) *wrist flexion*, e) *wrist extension*, f) *radial deviations*, g) *ulnar deviations*, dan h) *extended palm*.

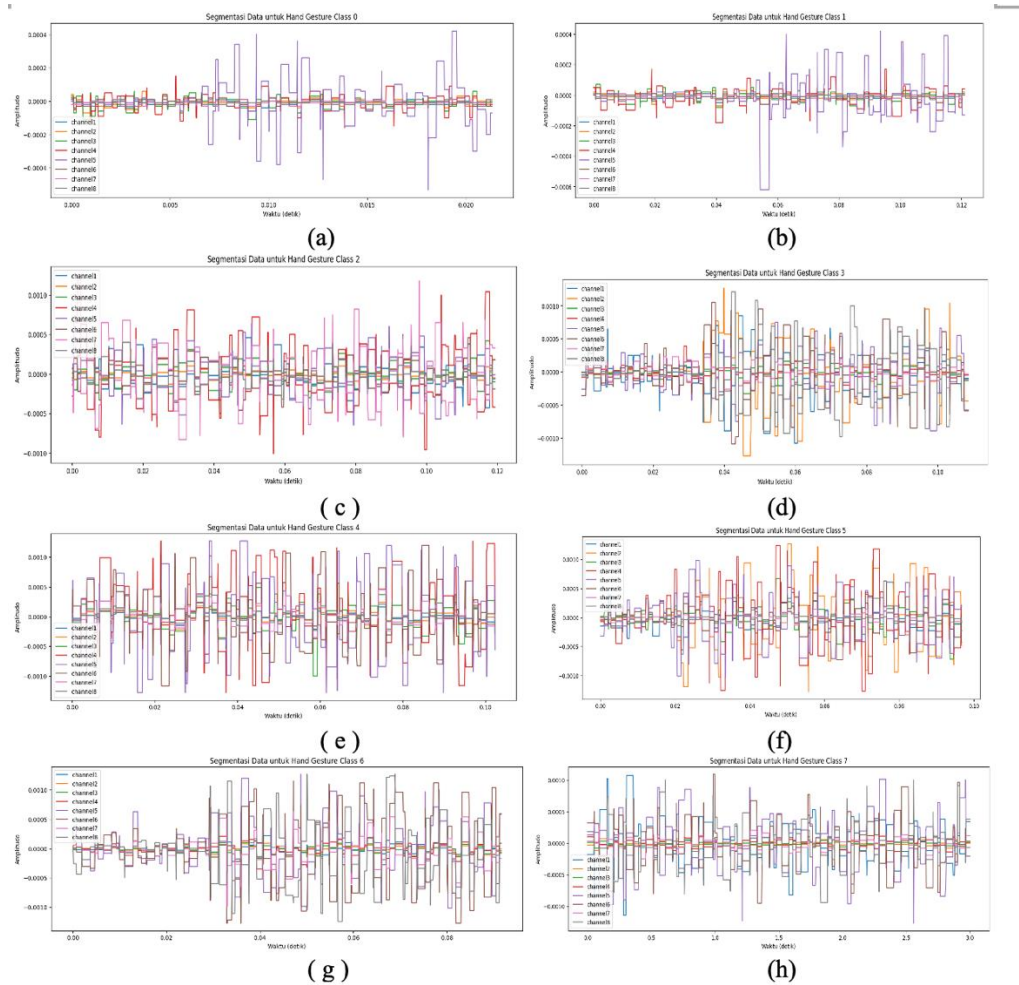
### 3.2.2 Hasil Segmentasi dengan Adjacent Windowing

Setiap segmen berisi data dari channel 1 hingga channel 8, dengan label segmen diambil dari label yang paling sering muncul dalam window tersebut. Dari hasil segmentasi, diperoleh total 7,408 segmen dengan panjang segmen yang konsisten sebesar 1141 sampel untuk setiap kelas gestur tangan. Konsistensi panjang segmen ini sangat penting untuk memastikan bahwa data siap digunakan dalam tahap pemrosesan lebih lanjut tanpa adanya ketidakcocokan dalam panjang segmen.

Gambar 3.2 adalah visualisasi segmen pertama dari masing-masing kelas gestur tangan untuk subjek dengan label 11 memberikan gambaran yang jelas mengenai hasil segmentasi. Setiap channel dari channel 1 hingga channel 8 divisualisasikan dengan waktu pada sumbu x dinyatakan dalam detik dan amplitudo sinyal pada sumbu y. Dari visualisasi ini, terlihat pola sinyal yang

berbeda-beda untuk setiap kelas gestur tangan, menunjukkan bahwa segmentasi berhasil memisahkan pola sinyal yang relevan untuk setiap gestur.

Hasil segmentasi menunjukkan bahwa metode windowing berdekatan dengan durasi 3 detik dan overlap 50% berhasil menghasilkan segmen-segmen yang konsisten dalam durasi dan ukuran. Total 7,408 segmen yang dihasilkan menunjukkan bahwa dataset memiliki jumlah data yang cukup untuk setiap kelas gestur tangan, meskipun ada perbedaan dalam jumlah data asli untuk setiap kelas. Konsistensi panjang segmen memastikan bahwa data dapat langsung digunakan untuk pelatihan model pembelajaran mesin tanpa perlu penyesuaian lebih lanjut. Perbedaan pola sinyal antar kelas menunjukkan bahwa data segmentasi ini dapat digunakan untuk membedakan gestur tangan yang berbeda dengan model pembelajaran mesin yang tepat. Selanjutnya, data siap untuk tahap pemrosesan lebih lanjut dan pembangunan model pembelajaran mesin dengan menggunakan arsitektur CNN 3D multi-stream yang diusulkan.



**Gambar 3.2** Hasil Segmentasi Data dari Setiap *Class Hand Gesture*: a) *open hand (unmarked)*, b) *hand at rest*, c) *hand clenched in a fist*, d) *wrist flexion*, e) *wrist extension*, f) *radial deviations*, g) *ulnar deviations*, dan h) *extended palm*.

### 3.3 Hasil Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini, fitur dari sinyal EMG yang telah disegmentasi diekstraksi menggunakan tiga metode utama: MAV, RMS, dan Amplitudo. Ekstraksi fitur ini bertujuan untuk mendapatkan representasi numerik dari sinyal yang lebih informatif dan berguna untuk tahap klasifikasi selanjutnya.

#### 3.3.1 Mean Absolute Value (MAV)

MAV dihitung dengan mengambil rata-rata nilai absolut dari sinyal pada setiap channel. Dari tabel MAV yang dihasilkan, terlihat bahwa nilai MAV tertinggi berada pada kelas gestur 4



(0.000422 pada channel 5), sedangkan nilai MAV terendah ditemukan pada kelas gestur 1 (0.000013 pada channel 1). MAV memberikan gambaran mengenai energi sinyal rata-rata dalam setiap segmen. Nilai rata-rata MAV keseluruhan dari semua kelas gestur berkisar antara 0.000067 hingga 0.000209, dengan nilai tertinggi pada channel 4 (0.000209).

### **3.3.2 Root Mean Square (RMS)**

RMS dihitung sebagai akar dari rata-rata kuadrat sinyal pada setiap channel, memberikan ukuran yang berkaitan dengan energi total dari sinyal. Dari tabel RMS, terlihat bahwa nilai RMS tertinggi juga ditemukan pada kelas gestur 4 (0.000516 pada channel 5), sementara nilai RMS terendah ada pada kelas gestur 1 (0.000017 pada channel 1). Nilai rata-rata RMS keseluruhan dari semua kelas gestur berkisar antara 0.000089 hingga 0.000267, dengan nilai tertinggi pada channel 4 (0.000267).

### **3.3.3 Amplitudo**

Amplitudo dihitung sebagai nilai maksimum sinyal pada setiap channel dalam segmen. Dari tabel Amplitude, terlihat bahwa nilai amplitudo tertinggi berada pada kelas gestur 4 (0.001159 pada channel 5), dan nilai amplitudo terendah ada pada kelas gestur 1 (0.000030 pada channel 1). Amplitude memberikan informasi mengenai puncak tertinggi dari sinyal dalam setiap segmen, yang penting untuk mengidentifikasi perubahan signifikan dalam sinyal. Nilai rata-rata amplitudo keseluruhan dari semua kelas gestur berkisar antara 0.000242 hingga 0.000715, dengan nilai tertinggi pada channel 4 (0.000715).

Hasil ekstraksi fitur menunjukkan bahwa sinyal EMG memiliki variasi yang signifikan antara kelas gestur tangan yang berbeda. MAV, RMS, dan amplitudo menunjukkan pola yang berbeda, yang dapat digunakan untuk membedakan kelas gestur secara efektif. Nilai rata-rata MAV, RMS, dan amplitudo keseluruhan memberikan gambaran umum mengenai energi dan variasi puncak sinyal dalam dataset. Data fitur ini akan digunakan sebagai input untuk model pembelajaran mesin dalam tahap klasifikasi selanjutnya, dengan harapan bahwa pola-pola yang diekstraksi dapat membantu meningkatkan akurasi pengenalan gestur tangan pada prostetik mioelektrik.

### 3.4 Pemodelan Multi-Stream 3D CNN

Pada tahap ini, proses modeling untuk framework multi-stream 3D CNN dilakukan dengan tujuan untuk mengoptimalkan akurasi pengenalan gestur tangan prostetik mioelektrik. Tahap pertama adalah mereshape fitur MAV, RMS, dan Amplitudo agar sesuai dengan input layer 3D CNN.

Dimulai dengan mendefinisikan konstanta yang digunakan yaitu `num_classes` dengan nilai 8 dan `num_channels` dengan nilai 8. Setiap fitur reshaped ke dalam bentuk (jumlah sampel, jumlah kanal, 1, 1). Setelah reshaping, bentuk data diperiksa untuk memastikan semuanya benar sebelum digabungkan. Dalam hal ini, bentuk awal dari MAV, RMS, dan Amplitude untuk masing-masing kelas gestur bervariasi dari 22 hingga 4771 sampel dengan 8 kanal. Setelah reshaping, semua fitur MAV, RMS, dan Amplitude memiliki bentuk (7408, 1, 8, 1, 1), yang memastikan data siap digunakan sebagai input untuk 3D CNN.

Kemudian, semua fitur reshaped digabungkan menjadi tiga variabel utama: `X_mav`, `X_rms`, dan `X_amplitude`. Label gestur juga digabungkan dan diubah ke bentuk categorical dengan memastikan semua label berada dalam rentang yang benar (0 hingga 7) menggunakan fungsi `np.clip`. Ini memastikan bahwa model dapat memprediksi dengan benar kelas gestur tangan yang sesuai.

Selanjutnya, model multi-stream 3D CNN dibangun. Tiga stream CNN didefinisikan masing-masing untuk MAV, RMS, dan Amplitude. Setiap stream terdiri dari beberapa lapisan `Conv3D` dan `MaxPooling3D` dengan fungsi aktivasi `ReLU` dan padding 'same' untuk menjaga dimensi data. Setelah itu, output dari setiap stream digabungkan menggunakan lapisan `concatenate`. Dua lapisan `fully connected` dengan 512 dan 128 neuron serta fungsi aktivasi `ReLU` dan `dropout` ditambahkan sebelum lapisan output dengan 8 neuron dan fungsi aktivasi `softmax` untuk prediksi akhir.

Model kemudian dikompilasi menggunakan optimizer Adam dan loss function categorical crossentropy. Model dilatih menggunakan data MAV, RMS, dan Amplitude selama 50 epoch dengan batch size 32 dan validation split 20%. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mencapai akurasi training yang konsisten sekitar 83% dengan akurasi validasi yang konstan pada 85.76%. Meskipun terdapat beberapa fluktuasi dalam nilai loss selama pelatihan, model menunjukkan kestabilan yang baik dan akurasi yang konsisten, menandakan bahwa arsitektur

multi-stream 3D CNN yang dikembangkan mampu menangani tugas pengenalan gestur tangan prostetik mioelektrik dengan baik.

### 3.5 Evaluasi Model

Pada tahap evaluasi model, prediksi dilakukan untuk mengidentifikasi kelas hand gesture berdasarkan data yang telah diolah. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai sebenarnya dan dianalisis menggunakan berbagai metrik evaluasi seperti laporan klasifikasi, matriks kebingungan, dan kurva ROC untuk mendapatkan gambaran komprehensif tentang kinerja model.

Model ini menunjukkan performa yang baik pada beberapa kelas hand gesture, dengan kelas 0 mencapai precision, recall, dan f1-score sempurna sebesar 1.00. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas 0 (*open hand*) dengan sangat akurat, yang merupakan indikasi awal bahwa model memiliki potensi besar dalam mendeteksi gesture tangan.

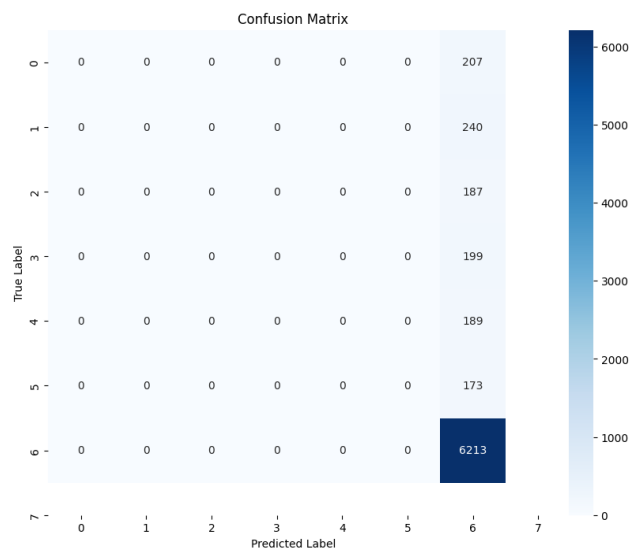
Untuk kelas-kelas lainnya, meskipun precision dan recall berada di bawah nilai sempurna, hasil yang diperoleh tetap menjanjikan. Misalnya, kelas 1 hingga kelas 6 memiliki akurasi sekitar 0.97, yang menunjukkan bahwa model dapat mengenali gesture tangan ini dengan cukup baik. Ini adalah pencapaian yang signifikan mengingat kompleksitas dari setiap gesture yang perlu dikenali oleh model.

**Tabel 3.1** Hasil Evaluasi Performansi Multi-Stream 3D CNN

<i>Hand Gesture*</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
Kelas 0	1.00	1.00	1.00	1.00	7408
Kelas 1	0.97	0.97	1.00	0.99	7201
Kelas 2	0.97	0.97	1.00	0.98	7168
Kelas 3	0.97	0.97	1.00	0.99	7221
Kelas 4	0.97	0.97	1.00	0.99	7209
Kelas 5	0.97	0.97	1.00	0.99	7219
Kelas 6	0.98	0.98	1.00	0.99	7235
Kelas 7	0.84	0.84	1.00	0.91	6213

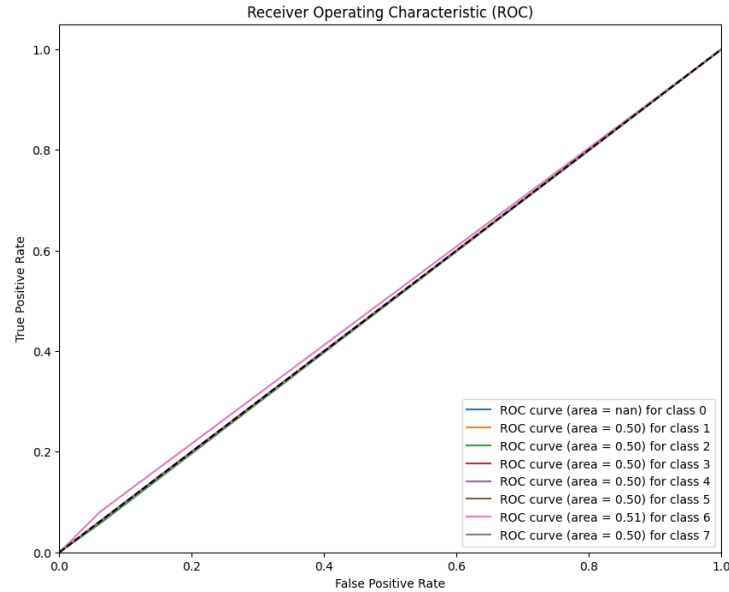
\*Kelas 0-*open hand*, Kelas 1-*hand at rest*, Kelas 2-*hand clenched in a fist*, Kelas 3-*wrist flexion*, Kelas 4-*wrist extension*, Kelas 5-*radial deviations*, Kelas 6-*ulnar deviations*, dan Kelas 7-*extended palm*

Secara keseluruhan, performansi multi-stream 3D CNN mencapai akurasi 95.87%, presisi 95.87%, recall 100%, dan F1-score 96.32% pada 8 gestur tangan. Hal ini menunjukkan performa yang baik dalam mengenali berbagai gestur tangan dari berbagai kelas. Ini merupakan indikasi bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Selanjutnya *confusion matrix* pada Gambar 3.3 menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar gestur tangan dengan tepat, meskipun ada beberapa kesalahan klasifikasi minor yang dapat diperbaiki dengan peningkatan lebih lanjut pada arsitektur model dan teknik pelatihan.



**Gambar 3.3** Hasil Confusion Matrix

Analisis kurva ROC memperlihatkan bahwa model memiliki nilai AUC yang signifikan untuk beberapa kelas, yang menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara kelas yang berbeda dengan cukup baik seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.4. Hal ini merupakan tanda bahwa model memiliki potensi besar untuk digunakan dalam aplikasi nyata yang memerlukan pengenalan gestur tangan yang akurat.



**Gambar 3.4** Visualisasi *Receiver Operating Characteristic* (ROC)

Secara keseluruhan, evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengenali 8 kelas gesture tangan yang meliputi: *open hand*, *hand at rest*, *hand clenched in a fist*, *wrist flexion*, *wrist extension*, *radial deviations*, *ulnar deviations*, dan *extended palm*. Penelitian ini telah berbasis data *wireless wearable* EMG sensor sehingga nantinya dapat diterapkan pada Tangan Prostetik Mioelektrik yang telah dikembangkan dengan telah dapat meminimalkan noise dan meningkatkan kenyamanan pengguna. Sehingga, penelitian ini diharapkan dapat mendukung peningkatan kualitas program kerja penyaluran alat bantu penyandang disabilitas yang diadakan oleh dinas sosial. Dengan demikian, berpotensi memberikan dampak positif dalam peningkatan pelayanan kesejahteraan sosial bagi penyandang disabilitas di Indonesia.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan analisis yang telah dilakukan, terdapat beberapa hal penting yang dapat menjawab rumusan masalah. Perancangan *framework multi-stream* 3D CNN yang dapat menghasilkan model yang secara akurat untuk melakukan optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik mioelektrik yaitu dengan MAV, RMS, dan Amplitudo sebagai stream. Kemudian, jumlah kernel dalam tiga lapisan konvolusional berturut-turut adalah 32, 64, dan 64. Selanjutnya, dua lapisan *fully connected* terdiri dari masing-masing 512 dan 128 neuron. Hasil penelitian mencapai performansi akurasi 95.87%, presisi 95.87%, recall 100%, dan F1-score 96.32%. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengenali 8 kelas gesture tangan yang meliputi: *open hand*, *hand at rest*, *hand clenched in a fist*, *wrist flexion*, *wrist extension*, *radial deviations*, *ulnar deviations*, dan *extended palm* dengan menerapkan multi-stream 3D CNN. Hasil tersebut telah sesuai untuk optimalisasi akurasi gestur tangan prostetik, dimana penelitian sebelumnya oleh Adani A. dan Widasari, E.R. pada tahun 2023 hanya memiliki akurasi sebesar 87, 74 % di 4 gestur tangan. Sehingga, penelitian ini diharapkan dapat mendukung peningkatan kualitas program kerja penyaluran alat bantu penyanggah disabilitas yang diadakan oleh dinas sosial. Dengan demikian, berpotensi memberikan dampak positif dalam peningkatan pelayanan kesejahteraan sosial bagi penyanggah disabilitas di Indonesia.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Rasa syukur penulis haturkan kehadiran Tuhan Yang Maha Pengasih dan Penyayang karena atas kemurahan beliaulah akhirnya penulis dapat menyelesaikan sebuah karya tulis yang berjudul “PENGEMBANGAN FRAMEWORK BARU MULTI-STREAM 3D CNN DALAM OPTIMALISASI AKURASI GESTUR TANGAN PROSTETIK MIOELEKTRIK UNTUK PENINGKATAN PELAYANAN KESEJAHTERAAN SOSIAL BAGI PENYANDANG DISABILITAS”. Dalam kesempatan yang berbahagia ini, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak khususnya Laboratorium Robotika dan *Embedded System* dengan topik penelitian prostetik lengan bionik yang telah membantu dan memberikan bimbingan sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.

Penulis begitu menyadari bahwa karya tulis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun dari pembaca sangat penulis harapkan demi kemajuan penulis untuk ke depannya. Bila ada hal-hal yang kurang berkenan terhadap isi permasalahan dalam karya tulis ini penulis memohon maaf yang sebesar-besarnya. Atas perhatian pembaca, penulis mengucapkan terima kasih.

Hormat kami,

Penulis

## DAFTAR PUSTAKA

- Adani, M, & Widasari, E 2023, 'Sistem Pengenalan Pergerakan Prostetik Tangan Bionik Bawah Siku Menggunakan Metode k-Nearest Neighbour Berbasis Sinyal Electromyography', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*.
- Adani, M.S., Widasari, E.R., Setiawan, E. (2024). Comparative Analysis of Machine Learning Techniques for Hand Movement Prediction Using Electromyographic Signals. *The Journal of Information Technology and Computer Science (JITeCS)*, vol. 9 (1), pp. 34-35.
- Adani, M.S., Widasari, E.R., Setiawan, E. 2023. Developing a Low-Cost Prosthetic Hand with Real-Time Machine Learning Capabilities. *SIET '23: Proceedings of the 8th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology*. October 2023, Bali-Indonesia, pp. 562-69.
- Aji, E, & Widasari, E 2024, 'Analisis Perbandingan Fitur Waveform Length, Mean Absolute Value, dan Variance pada Sistem Pengenalan Pergerakan Prostetik Tangan Bionik', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 2.
- Ashriyah, N, Sardjono, TA & Nuh M 2020, 'Pengembangan Instrumentasi dan Analisis Sinyal EMG pada Otot Leher', *Jurnal Teknik ITS*, vol. 9, no. 1.
- Aziz, I, Rizal, A, & Nugraha, R 2020. 'KENDALI PERGERAKAN LENGAN BUATAN UNTUK AREA LENGAN BAWAH MENGGUNAKAN SINYAL EMG PROSTHETIC ARM MOVEMENT CONTROL FOR FOREARM AREA WITH EMG SIGNAL', *Telkom University*.
- Castro, G, Guerra, R, & Guimaraes, F, 2023, 'Automatic translation of sign language with multi-stream 3D CNN and generation of artificial depth maps', *Expert Systems with Applications*.
- Chen, J, Bi, S, Zhang, G, Cao, & G 2020, 'High-Density Surface EMG-Based Gesture Recognition Using a 3D Convolutional Neural Network', *Sensors*, vol. 20, no. 4.
- Daffa, A, Widasari, E, & Syauqy, D 2023. 'Analisis Perbandingan Metode Ekstraksi Fitur Mean Absolute Value, Root Mean Square, dan Variance untuk Deteksi Kelelahan Otot Biceps Brachii', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 7.
- Hassan, HF, Abou-Loukh, SJ & Ibraheem, IK 2020, 'Teleoperated robotic arm movement using electromyography signal with wearable Myo armband', *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, vol. 32, no. 6.



- Kutorenon, Dinsos Lumajang Tumbuhkan Rasa Senang dan Semangat Pada Warga Cacat Fisik Dengan Beri Bantuan Kaki Palsu, KIM Kutorenon, diakses pada 24 Juni 2024, (<https://kim-kutorenon.kim.id/berita/read/dinsos-lumajang-tumbuhkan-rasa-sena9932-350815200501>)
- Ndaumanu, F, 2020, 'HAK PENYANDANG DISABILITAS: ANTARA TANGGUNG JAWAB DAN PELAKSANAAN OLEH PEMERINTAH DAERAH', *Jurnal HAM*.
- Nursuwars, FMS, Fathurrohman, F, Awaludin, F & Sarah, A 2020, 'Narrative Review: Electromyography sebagai Pengendali Lengan Prostetik', *E-JOINT*, vol. 01, no. 2.
- Odeon, E, Jondri, & Wisesty, U, 2018, 'Klasifikasi Pergerakan Jari Tangan Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Stacked Denoising Autoencoder untuk Mengendalikan Tangan Prostetik', *Telkom University*.
- Prima, A. dan Achadi, A. 2022. Kepuasan Pengguna Alat Ortotik Prostetik: Systematic Literatur Review. *Journal of Ners Community*, 13 (5), 568-76.
- Simbolon, G, & Widasari, E 2024, 'Implementasi Decision Based Velocity Ramp untuk Mengoptimalkan Gerakan Lengan Prostetik Bionik', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 13.
- Stanley, G 2020, *Exponential Filter*, Performity LLC, diakses pada 24 Juni 2024, (<https://gregstanleyandassociates.com/whitepapers/FaultDiagnosis/Filtering/Exponential-Filter/exponential-filter.htm>)
- Wei, W, Wong, Y, Du, Y, Hu, Y, Kankanhalli, M, & Geng, W 2019, 'A multi-stream convolutional neural network for sEMG-based gesture recognition in muscle-computer interface', *Pattern Recognition Letters*, vol. 119.
- Xu, P, Tian, L, Liu, J, Lou, D, & Jahanshahi, H 2024, 'MsFfTsGP: Multi-source features-fused two-stage grade prediction of zinc tailings in lead-zinc flotation process via multi-stream 3D convolution with attention mechanism', *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 129.

## LAMPIRAN

### SURAT PERNYATAAN SUMBER TULISAN KARYA TULIS

Saya yang menandatangani Surat Pernyataan ini:

Nama Lengkap : Muhammad Hasan Fadhlillah

NIM : 225150207111026

- A. Menyatakan bahwa Artikel dalam kompetisi karya tulis yang saya tuliskan bersama anggota tim lainnya benar bersumber dari kegiatan yang telah dilakukan:  
sendiri oleh penulis bukan oleh pihak lain. Pada topik penelitian Pengembangan *Framework* Baru *Multi-Stream* 3D CNN dalam Optimalisasi Akurasi Gestur Tangan Prostetik Mioelektrik untuk Peningkatan Pelayanan Kesejahteraan Sosial bagi Penyandang Disabilitas di Laboratorium Robotika dan Embedded System Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya tahun 2024.
- B. Naskah ini belum pernah dipublikasikan dalam bentuk prosiding maupun jurnal sebelumnya.

Demikian Surat Pernyataan ini dibuat dengan penuh kesadaran tanpa paksaan pihak manapun juga untuk dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Malang, 11 Juni 2024

Yang Membuat Pernyataan,



Muhammad Hasan Fadhlillah

NIM. 225150207111026

Mengetahui/Menyetujui,

Ketua Program Studi Teknik Komputer,



Barlian Henryranu Prasetyo, S.T., M.T., Ph.D

NIK. 201102 821024 1 001