

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Saat ini disabilitas fisik menimbulkan permasalahan besar dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu penyebab disabilitas adalah stroke, sebanyak 75% penderita stroke mengalami disfungsi pada ekstremitas atas, sehingga akan membatasi mobilitas penderita dalam kehidupan sehari-hari yang juga berdampak pada aspek kehidupan lainnya (Song et al., 2022). Oleh karena itu, dibutuhkan teknologi yang bisa digunakan untuk membantu meningkatkan *quality of life* dari pasien pasca stroke, utamanya mengatasi permasalahan keterbatasan mobilitas agar pasien pasca stroke dapat melakukan kegiatan layaknya manusia normal. Untuk mencapai hal tersebut dapat berbantuan teknologi *assistive* dengan cara memfasilitasi pasien pasca stroke dengan alat bantu yang bekerja bersinergi dengan pasien sehingga bisa melakukan kegiatan layaknya masyarakat pada umumnya. Salah satu poin penting teknologi *assistive* adalah untuk memahami gerakan manusia pada umumnya. Maka demikian, banyak teknologi *assistive* menggunakan teknologi *electromyography* (EMG) untuk mentranslasikan gerakan menjadi sebuah sinyal yang dapat digunakan lebih lanjut salah satunya adalah teknologi *assistive*. Sehingga penting untuk menyinergikan sebuah teknologi dengan gerakan yang diinginkan oleh pasien. Hal ini hanya bisa diwujudkan dengan mengklasifikasikan sinyal *surface electromyography* (sEMG) yang didapat dari tubuh pasien menjadi gerakan yang diinginkan dengan akurasi yang tinggi.

Penerapan sinyal sEMG untuk mengenali pola gerakan sudah dilakukan dalam beberapa penelitian menggunakan *deep learning*. Penelitian yang telah dilakukan oleh Ozdemir et al. (2020), menggunakan *deep learning* berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan gambar *spectrogram* sEMG menggunakan arsitektur ResNet-

50. Pada tahun 2024, penelitian yang dilakukan oleh Mohapatra et al. (2024) menggunakan metode Time-Frequency Domain Deep Neural Network (TFDDNN) untuk melakukan klasifikasi gerakan tangan. Metode ini menggunakan gambar *time-frequency representation* (TFR) sebagai masukan untuk model *Deep Representation Learning Network* (DRLN). Kedua penelitian tersebut mampu menghasilkan nilai akurasi lebih dari 90%. Akan tetapi, walaupun pendekatan 2D CNN mampu menghasilkan akurasi yang baik, pendekatan ini memerlukan penambahan dimensi dari data sinyal 1 dimensi menjadi 2 dimensi (seperti gambar *spectrogram*). Pendekatan ini sering kali memerlukan kompleksitas yang lebih dalam dari sisi *pre-processing*, tetapi juga meningkatkan jumlah *trainable parameter*.

Sebaliknya, pendekatan 1D CNN memberikan solusi dalam kompleksitas model, di mana tidak diperlukan transformasi data 1 dimensi menjadi 2 dimensi sehingga proses pengolahan datanya menjadi lebih sederhana. Meskipun demikian, pendekatan 1D CNN sering dianggap memiliki keterbatasan dalam hal akurasi jika dibandingkan dengan 2D CNN. Dalam konteks *pre-processing*, model *deep learning* diketahui memiliki kecenderungan yang dikenal sebagai *spectral bias*, yaitu kecenderungan model mempelajari komponen frekuensi rendah terlebih dahulu (Rahaman et al., 2019). Oleh karena itu, diperlukan model yang tidak hanya efisien secara komputasi tetapi mampu menangkap karakteristik *spectral* secara efektif.

Meski demikian, pendekatan 1D CNN secara umum sudah digunakan untuk melakukan klasifikasi sinyal biomedis. Salah satu contohnya adalah analisis sinyal *electrocardiography* (ECG) dan untuk mengklasifikasikan penyakit kardiovaskular (Ahmed et al., 2023; Cheikhrouhou et al., 2021). Model yang diusulkan oleh Ahmed et al. (2023) mampu menghasilkan akurasi lebih dari 90%. Di samping itu, pendekatan 1D CNN juga sudah digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis gerakan tangan berbasis sinyal sEMG, seperti yang dilakukan oleh Krishnapriya et al. (2023) dan Xiong et al. (2023). Akan tetapi model 1D CNN yang digunakan belum dapat menyamai akurasi yang dihasilkan oleh model 2D CNN. Oleh karena itu pada penelitian ini akan mengkaji lebih lanjut mengenai penggunaan 1D CNN dalam

pengenalan pola gerakan berbasis sinyal sEMG dengan harapan mampu memperoleh performa yang sama dengan 2D CNN.

1.2. Identifikasi Masalah

Bergerak dari latar belakang, pengenalan gerakan tangan berbasis sinyal sEMG menggunakan pendekatan *deep learning* menunjukkan hasil akurasi yang baik dengan menggunakan klasifikasi berbasis gambar 2 dimensi. Akan tetapi, klasifikasi berbasis gambar membutuhkan penambahan dimensi dari data 1 dimensi menjadi 2 dimensi. Sehingga dibutuhkan model yang lebih efisien, seperti 1D CNN yang sudah digunakan pada pengenalan gerakan berbasis sinyal sEMG. Tetapi penggunaan 1D CNN untuk mengklasifikasikan gerakan berbasis sinyal sEMG memiliki nilai akurasi yang lebih kecil dibandingkan dengan pendekatan 2D CNN. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan mengkaji lebih lanjut mengenai penggunaan 1D CNN dalam klasifikasi gerakan tangan berbasis sinyal sEMG.

1.3. Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi oleh beberapa hal, yaitu:

- a. Pada penelitian ini tidak mengambil data langsung sehingga hanya menggunakan dataset publik. Jenis gerakan yang diklasifikasikan pada penelitian ini adalah 10 gerakan tangan dan pergelangan tangan yang paling sering digunakan pada kegiatan sehari-hari. Jenis gerakan tersebut adalah *rest, extension, flexion, ulnar deviation, radial deviation, grip, abduction of fingers, adduction of fingers, supination, dan pronation* (Ozdemir et al., 2022).
- b. Penelitian ini berfokus pada nilai akurasi dan jumlah parameter dari arsitektur 1D CNN yang diusulkan.

1.4. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, dapat dirumuskan permasalahan yang menjadi bahasan dalam penelitian ini, adalah: Apa arsitektur 1D CNN dengan akurasi terbaik dalam klasifikasi gerakan tangan berbasis sinyal sEMG

dengan dataset for multi-channel *surface electromyography* (sEMG) signals of hand gestures?

1.5. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah memperoleh arsitektur dengan akurasi terbaik dan model yang efisien dalam klasifikasi gerakan tangan berbasis sinyal sEMG.

1.6. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan mampu menambah pengetahuan mengenai penerapan 1D CNN dalam klasifikasi sinyal sEMG serta memberikan informasi mengenai parameter-parameter penting terkait pengenalan gerakan tangan berbasis sinyal sEMG. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.

b. Manfaat Praktis

Hasil dari penelitian ini, selanjutnya diharapkan dapat digunakan untuk mengembangkan teknologi *assistive* yang dapat digunakan untuk membantu proses terapi pasien pasca stroke. Selain itu hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk mengembangkan *human machine interface* (HMI) dalam mengontrol suatu perangkat menggunakan gerakan tangan.