

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian dan pengembangan mengenai Eksoskeleton banyak dilakukan sebagai jawaban atas permasalahan keterbatasan fungsi gerak pada manusia. Eksoskeleton merujuk pada perangkat elektronik yang didesain menyerupai alat gerak manusia beserta fungsinya. Secara tradisional, gerakan pada eksoskeleton digerakkan menggunakan bantuan berbagai macam sensor (Vinoj et al., 2019). Perkembangan penelitian lebih lanjut menemukan bahwa otak manusia dapat melakukan komunikasi dengan perangkat luar, termasuk eksoskeleton, melalui *Brain Computer Interface* (BCI). BCI bekerja dengan menerjemahkan dan mengklasifikasikan sinyal otak menjadi perintah digital yang dapat diolah melalui komputer (Widadi et al., 2020). Ananthi et al., 2022 menemukan bahwa pemanfaatan BCI memungkinkan pasien dengan kelainan fungsi gerak untuk meningkatkan taraf hidupnya melalui pemakaian perangkat eksternal yang dapat dikendalikan melalui otak. Untuk dapat digunakan secara efektif dan efisien, sistem BCI harus dapat mengenali pola gerakan dalam bentuk sinyal otak terlebih dahulu.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk melihat aktivitas otak adalah *electroencephalogram*. *Electroencephalogram* (EEG) memiliki banyak kelebihan sehingga banyak diminati, diantaranya adalah tidak invasif, mudah digunakan, serta relative murah (Rakshit et al., 2016). Melalui elektrode-elektrode yang dipasang pada bagian kulit kepala manusia, EEG dapat menangkap sinyal gelombang tegangan rendah (100 uV-1mV) yang dihasilkan dari interaksi berbagai neuron yang saling berhubungan pada otak (Fauzan et al., 2019).

EEG memungkinkan peneliti untuk mengamati sinyal otak atau *brainwave* saat manusia melakukan aktivitas tertentu, seperti mengangkat tangan, berdiri, dan berjalan (Naibaho, n.d.). Sinyal EEG menyimpan banyak informasi, salah satunya informasi motorik yang menggambarkan perintah motorik otak yang unik ketika seseorang menggerakkan anggota tubuhnya. (Fatmawati et al., 2016). Bahkan, pada kondisi lumpuh ataupun mengalami kerusakan anggota gerak, informasi motorik

tetap ditemukan ketika seseorang berusaha menggerakkan tubuhnya. Selain informasi motorik, sinyal EEG juga menyimpan informasi spasial yang harus dipertahankan untuk kebutuhan klasifikasi. Identifikasi atau klasifikasi sinyal EEG penting dilakukan untuk mengetahui perbedaan pola sinyal ketika anggota tubuh seseorang digerakkan (Widadi et al., 2020).

Meskipun demikian, penelitian terkait sinyal EEG memiliki tantangannya tersendiri untuk mencapai hasil klasifikasi yang tinggi. Sinyal EEG dapat dipengaruhi berbagai faktor, baik gerak tubuh seseorang (yang tidak diinginkan) saat akuisisi maupun faktor lingkungan yang tidak kondusif. Perbedaan karakteristik tiap individu, seperti kepribadian, kemampuan intelektual, maupun jenis kelamin dapat mempengaruhi perbedaan sinyal EEG yang signifikan (Wirawan et al., 2022).

Dalam beberapa penelitian terkait klasifikasi, metode *deep learning* yang diaplikasikan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Echioui et al., 2021 menggunakan metode *deep learning* yakni *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam proses klasifikasi kelas banyak untuk mengidentifikasi gerakan tangan kiri, tangan kanan, lidah, serta kaki. Dalam penelitiannya, Echioui et al., 2021 menggunakan dua input berbeda, yakni input 12 serta 22 *channel* EEG. Metode CNN pada pemrosesan 22 *channel* mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 74%, sedangkan metode LSTM menghasilkan tingkat akurasi sebesar 70%. Sementara dalam pemrosesan 12 *channel*, kedua metode hanya mampu mencapai tingkat akurasi 56%. Pengurangan jumlah *channel* akan berpengaruh pada pengurangan informasi yang dapat dipelajari oleh suatu metode. Proses belajar yang tidak maksimal ini akan mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan. Salah satu informasi yang dihilangkan adalah informasi spasial antar *channel* EEG. Hal ini didukung oleh penelitian dari Moon et al., 2018 yang menyebutkan bahwa metode CNN mampu mempertahankan informasi spasial dari *channel* EEG akan menghasilkan hasil klasifikasi yang lebih baik.

Widadi et al., 2020 juga menggunakan metode CNN dalam klasifikasi *motor imagery* gerakan lima jari manusia dari 5 subjek partisipan. Dalam penelitiannya,

jumlah *kernel* pada CNN divariasikan jumlahnya, mulai dari 5 *kernel* hingga 50 *kernel*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan 50 *kernel* dalam pemrosesan mampu menghasilkan akurasi paling tinggi, yakni 51,72%.

Metode CNN menunjukkan hasil akurasi yang tinggi pada klasifikasi sinyal EEG karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari sinyal EEG. Berdasarkan studi pustaka yang telah dilakukan, penelitian ini akan menggunakan metode *deep learning* yaitu *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN). Namun, saat ini belum ada penelitian yang mempertimbangkan aspek selain kinerja klasifikasi. Salah satu aspek penting dalam klasifikasi sinyal EEG adalah sumber daya komputasi. Hal ini berkaitan dengan tingkat efisiensi arsitektur. Perbedaan karakteristik antar individu menyebabkan klasifikasi sinyal EEG dilakukan secara terpisah pada masing-masing partisipan. Oleh karena hal tersebut, waktu pemrosesan sebuah model arsitektur menjadi hal yang harus dipertimbangkan selain tingkat akurasi yang dihasilkan. Atas permasalahan tersebut, penelitian ini akan mengkaji arsitektur *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi *motor imagery* yang paling optimal, ditinjau dari kinerja arsitektur dalam melakukan klasifikasi serta penggunaan sumber daya komputasi yang rendah.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut, bagaimana implementasi metode klasifikasi *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN) pada kasus *motor imagery* berbasis sinyal EEG ditinjau dari kinerja arsitektur serta sumber daya komputasinya?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut, mengetahui implementasi metode klasifikasi *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN) pada kasus *motor imagery* berbasis sinyal EEG ditinjau dari kinerja arsitektur serta sumber daya komputasinya.

1.4 Batasan Masalah

Batasan pada penelitian ini adalah menggunakan dataset primer yang terdiri dari 6 (enam) kelas gerakan tubuh, yakni 1) Mengangkat Tangan Kiri, 2) Menurunkan Tangan Kiri, 3) Mengangkat Tangan Kanan, 4) Menurunkan Tangan Kanan, 5) Duduk, 6) Berdiri. Data diambil dari 23 partisipan yang memiliki rentang usia 19-23 tahun. Penelitian ini tidak mempertimbangkan masalah ketidakseimbangan data pada masing-masing kelas gerakan.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Penulis

Penulis dapat belajar mengimplementasikan metode *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN) pada klasifikasi *motor imagery* berbasis sinyal EEG.

2. Bagi Pembaca

Pembaca dapat mengetahui sudut pandang baru dengan melihat hasil evaluasi metode serta arsitektur paling optimal pada metode *Continuous Convolutional Neural Network* (CNN) dalam prediksi *motor imagery* dengan akurasi paling tinggi serta sumber daya komputasi paling rendah.

3. Bagi Akademik

Penelitian ini dapat dijadikan referensi dalam klasifikasi sinyal EEG serta pertimbangan penelitian lanjutan yang mungkin untuk dilakukan di masa depan.