

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Perkembangan teknologi informasi dan kecerdasan buatan telah mendorong transformasi besar dalam cara manusia berinteraksi dengan sistem komputer. Salah satu pendekatan yang berkembang pesat dalam konteks human-computer interaction (HCI) adalah pemanfaatan sinyal visual manusia sebagai media interaksi, khususnya melalui analisis arah pandangan mata atau gaze estimation [1]. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk memahami fokus perhatian pengguna, sehingga dapat mendukung berbagai aplikasi seperti assistive technology, driver monitoring system, virtual reality, sistem pengawasan berbasis perhatian visual pada pelaksanaan ujian penerimaan mahasiswa baru di perguruan tinggi, serta sistem interaksi adaptif berbasis perhatian pengguna [2]. Pada konteks ujian penerimaan tersebut, kemampuan sistem untuk memantau arah pandangan peserta secara otomatis dapat menjadi salah satu indikator pendukung dalam menjaga integritas pelaksanaan ujian, khususnya ketika ujian dilakukan secara daring atau semi-daring tanpa pengawasan langsung dari pengawas manusia secara menyeluruh. Seiring meningkatnya kompleksitas aplikasi HCI, model gaze estimation dituntut untuk mampu memberikan prediksi yang akurat dan responsif secara real-time. Keterlambatan atau kesalahan dalam memprediksi arah pandangan mata dapat berdampak langsung pada kualitas interaksi pengguna dan efektivitas sistem. Oleh karena itu, pengembangan model gaze estimation yang andal dan efisien menjadi aspek krusial dalam mendukung penerapan teknologi ini pada skenario penggunaan nyata [3].

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan berbasis deep learning mendominasi pengembangan model gaze estimation karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual yang kompleks. Namun, peningkatan akurasi yang dicapai sering kali bergantung pada penggunaan arsitektur jaringan saraf yang besar dan kompleks. Model-model tersebut umumnya dirancang untuk lingkungan komputasi dengan sumber daya tinggi, seperti server atau cloud computing. Ketika diterapkan pada perangkat dengan keterbatasan komputasi, muncul permasalahan

berupa waktu inferensi yang tinggi, konsumsi memori besar, serta penurunan respons sistem [4]. Di sisi lain, paradigma edge computing berkembang sebagai solusi untuk mengurangi latensi dan meningkatkan privasi dengan memindahkan proses inferensi ke perangkat pengguna. Pendekatan ini sangat relevan untuk aplikasi HCI berbasis gaze yang menuntut respons cepat dan pemrosesan data secara lokal, termasuk pada skenario ujian penerimaan perguruan tinggi yang umumnya dilaksanakan menggunakan perangkat pribadi peserta seperti laptop dengan spesifikasi terbatas dan tersebar di berbagai lokasi, tanpa dukungan infrastruktur server terpusat yang seragam. Namun, keterbatasan daya komputasi dan memori pada platform edge computing menjadikan penerapan model deep learning berukuran besar sebagai tantangan tersendiri, khususnya untuk aplikasi visi komputer yang memerlukan pemrosesan citra secara kontinu [5].

Kondisi tersebut menunjukkan adanya kebutuhan akan model gaze estimation yang tidak hanya akurat, tetapi juga efisien secara komputasi agar dapat dijalankan pada platform edge. Meskipun sejumlah penelitian telah melaporkan performa gaze estimation dengan tingkat akurasi tinggi, sebagian besar penelitian masih berfokus pada peningkatan akurasi model di lingkungan eksperimental, sementara aspek efisiensi komputasi sebagai dasar implementasi pada edge computing belum menjadi fokus utama [3]. EfficientNet merupakan salah satu arsitektur convolutional neural network yang dirancang untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui strategi compound scaling. Arsitektur ini telah menunjukkan performa yang kompetitif pada berbagai tugas visi komputer dengan jumlah parameter yang relatif lebih kecil dibandingkan arsitektur konvensional. Meskipun demikian, pemanfaatan EfficientNet sebagai backbone dalam tugas gaze estimation, khususnya pada lingkungan edge computing, masih belum banyak dikaji secara komprehensif [6].

Berdasarkan hasil kajian penelitian terdahulu, masih terdapat kesenjangan penelitian (research gap) dalam pengembangan model gaze estimation untuk edge computing. Sebagian besar penelitian berfokus pada peningkatan akurasi menggunakan arsitektur CNN berukuran besar atau model hibrida, sedangkan kajian yang secara khusus mengevaluasi kelayakan implementasi EfficientNet-B0 berdasarkan keseimbangan antara akurasi prediksi dan efisiensi komputasi untuk

mendukung implementasi pada edge computing masih terbatas. Kesenjangan tersebut menjadi dasar dilakukannya penelitian ini.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini difokuskan pada analisis kelayakan implementasi model EfficientNet-B0 untuk gaze estimation pada edge computing dengan menggunakan dataset MPIIGaze normalized subset. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi keseimbangan antara akurasi prediksi dan efisiensi komputasi, khususnya waktu inferensi, sebagai indikator kelayakan implementasi model gaze estimation pada edge computing untuk mendukung aplikasi Human-Computer Interaction (HCI) berbasis real-time, termasuk pada skenario penerapan seperti pengawasan ujian penerimaan perguruan tinggi. [7].

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana kinerja model EfficientNet-B0 dalam melakukan gaze estimation berdasarkan nilai Validation Loss dan Mean Angular Error pada dataset MPIIGaze normalized subset?
2. Bagaimana kelayakan implementasi model EfficientNet-B0 pada edge computing berdasarkan Average Inference Time dan Frames Per Second (FPS)?

## 1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terfokus dan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai, maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian hanya berfokus pada pengembangan dan evaluasi model *gaze estimation* berbasis arsitektur *lightweight*, dengan prioritas pada efisiensi ukuran model dan kecepatan inferensi di platform *edge computing*. Model besar atau arsitektur kompleks tidak dibahas secara mendalam selain sebagai pembanding dasar.
2. Dataset yang digunakan terbatas pada MPIIGaze *normalized subset*, yang terdiri dari 15 subjek dengan total lebih dari 213.000 citra mata hasil normalisasi (*normalized eye images*) yang dikumpulkan dalam kondisi *in-the-wild*,

mencakup variasi arah pandangan, pencahayaan, dan lingkungan penggunaan sehari-hari. Seluruh proses pelatihan, validasi, dan evaluasi model dilakukan berdasarkan karakteristik dataset ini tanpa menguji generalisasi pada dataset *gaze estimation* lain.

3. Proses *preprocessing* dibatasi pada tahapan penggunaan citra mata yang telah dinormalisasi (*normalized eye image*) dari dataset *MPIIGaze normalized subset*, *resize* citra ke ukuran 36×60 piksel, normalisasi piksel, dan augmentasi data ringan berupa rotasi dan *brightness adjustment*, tanpa mengembangkan metode *preprocessing* lanjutan seperti *pipeline* berbasis 3D atau teknik augmentasi tingkat lanjut.
4. Evaluasi performa model dibatasi pada *Validation loss*, *Mean Angular Error*, *Average Inference Time*, dan *Frames Per Second* (FPS), tanpa membahas aspek lain seperti konsumsi daya, optimasi perangkat keras, maupun implementasi sistem *end-to-end* secara penuh.
5. Penelitian ini berfokus pada analisis kelayakan penerapan model pada platform *edge computing* berdasarkan karakteristik model dan hasil evaluasi performa (*Validation loss*, *Mean Angular Error*, *Average Inference Time*, dan FPS), tanpa melakukan implementasi langsung pada platform *edge computing* fisik.

#### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini disusun berdasarkan permasalahan yang telah dirumuskan, yaitu sebagai berikut:

1. Mengevaluasi kinerja model EfficientNet-B0 dalam melakukan gaze estimation berdasarkan nilai Validation Loss dan Mean Angular Error pada dataset MPIIGaze normalized subset.
2. Menganalisis kelayakan implementasi model EfficientNet-B0 pada edge computing berdasarkan Average Inference Time dan Frames Per Second (FPS).

#### 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

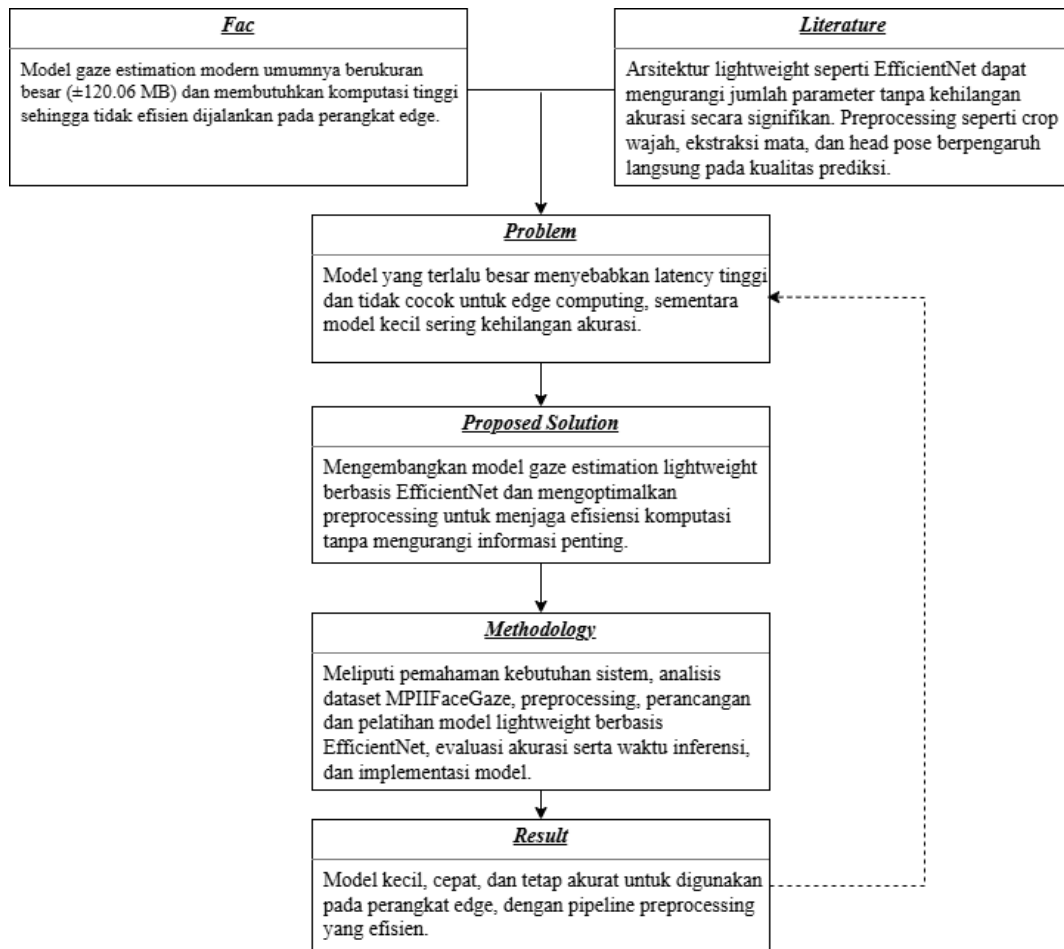
1. Memberikan kontribusi dalam pengembangan model *gaze estimation* yang efisien, sehingga dapat diterapkan pada platform *edge computing* dengan

keterbatasan sumber daya komputasi tanpa mengorbankan akurasi prediksi secara signifikan.

2. Memberikan referensi mengenai *pipeline preprocessing* citra mata yang meliputi normalisasi citra, *resize*, normalisasi piksel, dan augmentasi ringan untuk mendukung pengembangan model *gaze estimation* berbasis *deep learning*.
3. Mendukung penerapan teknologi *gaze estimation* yang layak secara *real-time* pada platform *edge computing* melalui penggunaan model yang ringan dan memiliki waktu inferensi yang efisien, sehingga berpotensi diaplikasikan pada berbagai skenario seperti *augmented reality*, *virtual reality*, *driver monitoring system*, dan *assistive technology*.
4. Menyediakan evaluasi performa model *gaze estimation* berbasis arsitektur *lightweight* di lingkungan *edge computing*, yang dapat menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya terkait pengembangan, optimasi, atau adaptasi model untuk perangkat dengan sumber daya terbatas.

### 1.6 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir pada penelitian ini disusun untuk menggambarkan alur pemikiran peneliti dalam merumuskan permasalahan hingga solusi yang diusulkan. Secara visual, kerangka berpikir penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.1.



**Gambar 1.1** Kerangka Berfikir

Berdasarkan Gambar 1.1, kerangka berpikir penelitian ini dimulai dari fakta bahwa model *gaze estimation* modern umumnya berukuran besar dan membutuhkan komputasi tinggi sehingga kurang efisien untuk dijalankan pada platform *edge computing*. Kajian literatur menunjukkan bahwa arsitektur *lightweight* seperti EfficientNet mampu mengurangi jumlah parameter model tanpa penurunan akurasi yang signifikan. Selain itu, tahapan *preprocessing* seperti penggunaan *normalized eye image*, *resize*, normalisasi piksel, dan augmentasi ringan memiliki pengaruh penting terhadap kualitas dan konsistensi prediksi arah pandang.

Permasalahan yang muncul adalah model berukuran besar menyebabkan waktu inferensi yang tinggi dan tidak cocok untuk *edge computing*, sedangkan model berukuran kecil sering mengalami penurunan akurasi. Untuk mengatasi

permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan model *gaze estimation lightweight* berbasis EfficientNet yang dikombinasikan dengan optimasi *pipeline* preprocessing. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan model yang efisien secara komputasi, memiliki waktu inferensi yang cepat, serta tetap mempertahankan tingkat akurasi yang baik sehingga layak diterapkan pada *platform edge computing* berdasarkan hasil evaluasi performa.

### **1.7 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan disusun untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai struktur pembahasan serta hubungan antarbagian dalam laporan penelitian. Susunan penulisan tugas akhir ini dijelaskan sebagai berikut:

#### **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini memuat latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, kerangka pemikiran, serta sistematika penulisan. Bab ini menjadi dasar dan arah penelitian yang akan dikembangkan pada bab-bab selanjutnya.

#### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini memuat teori-teori, konsep dasar, serta hasil penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan topik penelitian. Pembahasan pada bab ini digunakan sebagai dasar konseptual dalam penyusunan metode dan pengembangan sistem.

#### **BAB III METODOLOGI**

Bab ini memuat metode yang digunakan dalam penelitian, termasuk tahapan perancangan sistem, pengumpulan dan pengolahan data, serta teknik evaluasi. Metodologi yang dijelaskan pada bab ini menjadi dasar dalam pelaksanaan dan pengujian sistem pada Bab IV.

#### **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini memuat hasil implementasi sistem beserta analisis dan pembahasan terhadap kinerja model yang telah dikembangkan. Hasil tersebut kemudian dikaitkan dengan tujuan penelitian dan digunakan untuk menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan.

## **BAB V SIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini memuat kesimpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian serta saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

## **DAFTAR PUSTAKA**

Bagian ini memuat seluruh sumber referensi yang digunakan sebagai dasar teori, pendukung metodologi, dan rujukan dalam penyusunan penelitian.

