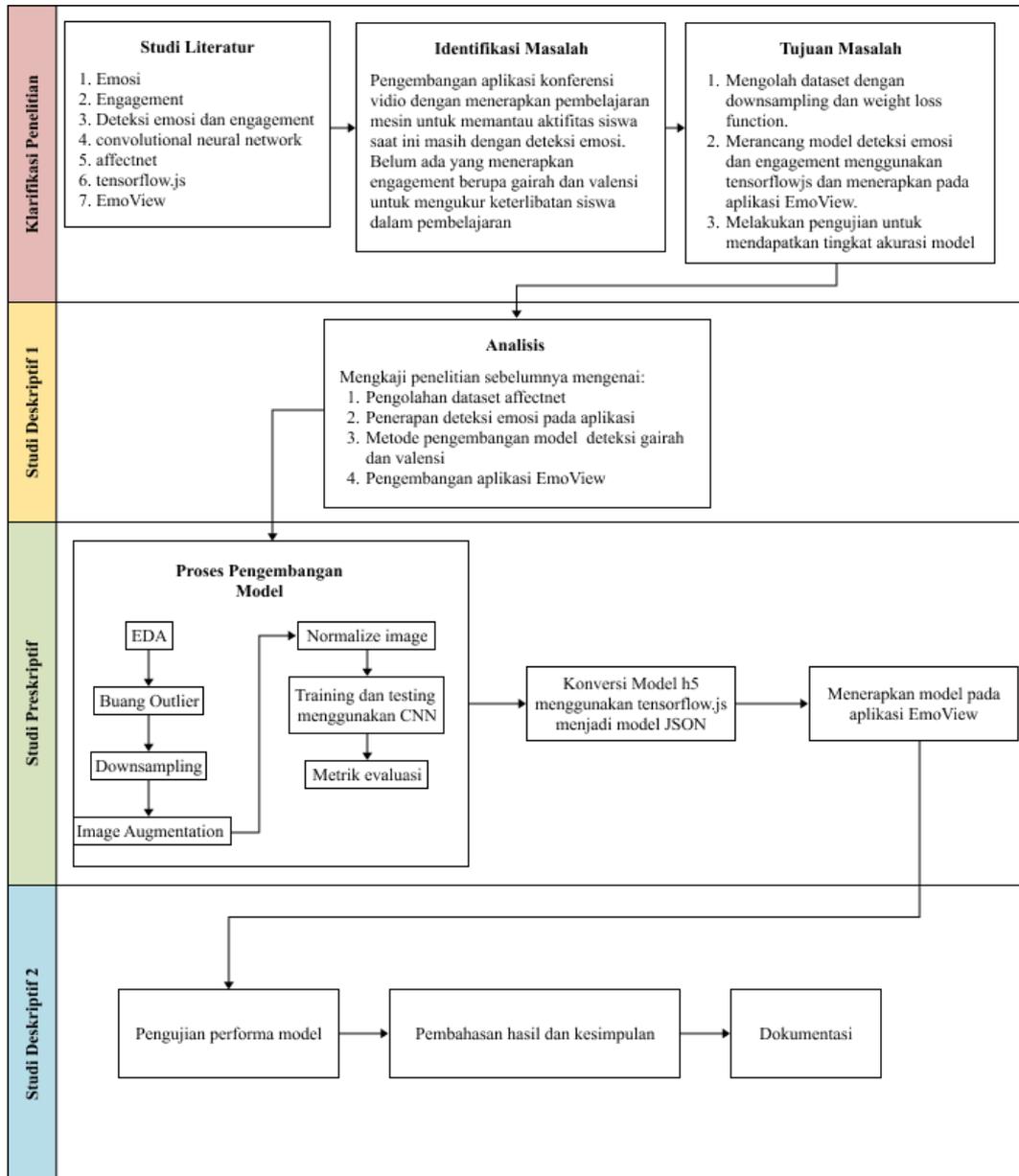


BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *Design Research Methodology* (DRM). DRM adalah metode penelitian yang bertujuan untuk membuat produk yang baru kemudian menguji produk tersebut apakah telah sesuai tujuannya (Lucienne T.M. Blessing, 2009). DRM terdiri dari empat tahap yaitu klarifikasi penelitian, studi deskriptif 1, studi preskriptif, dan studi deskriptif 2. Berikut adalah desain penelitian berdasarkan *framework* DRM



Gambar 3 1 Desain Penelitian

3.2 Klarifikasi Penelitian

Tahap klarifikasi penelitian memiliki tujuan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang permasalahan yang perlu diatasi. Dalam tahap ini, dilakukan tinjauan terhadap studi literatur yang relevan mengenai emosi, engagement yang berupa gairah dan valensi, deteksi emosi dan engagement, CNN, affectnet, tensorflowjs, dan EmoView. Setelah itu dilakukan identifikasi terhadap masalah terkait dengan pemantauan keterlibatan siswa dalam pembelajaran daring. Selain itu, dalam tahap klarifikasi ini, dilaksanakan identifikasi dan penetapan tujuan dari aplikasi yang akan dikembangkan.

3.3 Studi Deskriptif 1

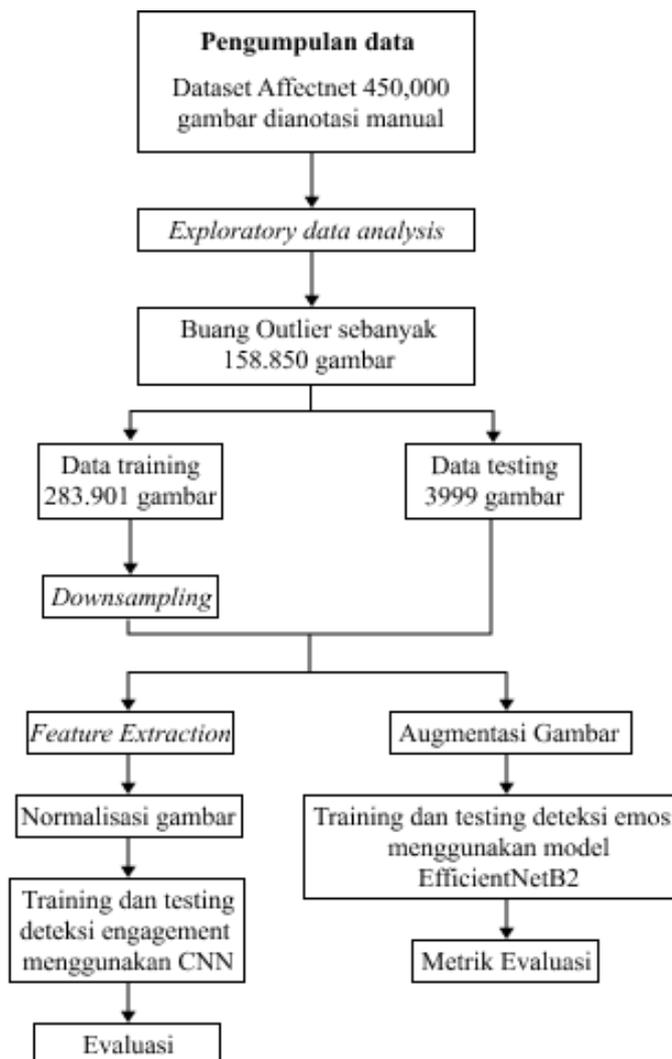
Tahap ini merupakan proses meninjau secara lebih mendalam pada penelitian terdahulu yang berkaitan dengan pengembangan model deteksi emosi dan engagement yang berupa gairah dan valensi pada aplikasi pembelajaran daring. Pada tahap ini akan dilakukan perbandingan terhadap penelitian-penelitian yang sudah ada untuk melihat dimana letak kelebihan dan kekurangan masing-masing penelitian. Tujuannya adalah untuk memahami faktor mana yang harus ditangani untuk diberikan solusi agar menghasilkan model referensi untuk penelitian selanjutnya.

3.4 Studi Preskriptif

Pada tahap studi preskriptif ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan implementasi metode dan *support* yang akan digunakan untuk menyelesaikan masalah dan membantu penelitian. Pada tahap studi preskriptif akan dilaksanakan 3 tahap untuk mengimplementasikan model deteksi emosi dan engagement pada aplikasi EmoView yaitu pengembangan model, konversi model menggunakan tensorflowjs, dan penerapan model pada aplikasi EmoView

3.4.1 Pengembangan Model

Pada pengembangan model deteksi emosi dan deteksi engagement (gairah dan valensi) dilakukan dengan beberapa tahap yang dapat dilihat pada gambar 3.2. Adapun fokus utama dalam pengembangan model ini adalah menciptakan model yang dapat mendeteksi emosi dan engagement yang berupa gairah dan valensi pada dataset affectnet menggunakan model pretrained dan CNN yang dikembangkan oleh peneliti.



Gambar 3.2 Proses Pengembangan Model Deteksi Emosi Dan Engagement

Tahap pengembangan model deteksi emosi dan prediksi keterlibatan yang berupa valensi dan gairah pada gambar 3.2 dimulai dengan pengumpulan data affectnet. Setelah itu kategori yang tidak dibutuhkan dieliminasi, kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi. Pada data pelatihan akan diterapkan metode *downsampling* untuk menyeimbangkan data agar tidak cenderung pada model mayoritas. Setelah itu diterapkan feature extraction dan normalisasi gambar untuk melatih model deteksi keterlibatan berupa valensi dan arousal. Sedangkan augmentasi gambar diterapkan untuk melatih model deteksi emosi. Setelah model di training performa dari model akan di evaluasi menggunakan metrik evaluasi.

3.4.2 Konversi Model Menggunakan Tensorflowjs

Konversi model menggunakan TensorFlow.js adalah proses mengubah model machine learning yang sudah dilatih dengan TensorFlow menjadi format yang kompatibel dengan TensorFlow.js. Ini memungkinkan untuk memanfaatkan model yang sudah ada dalam lingkungan JavaScript, yang berguna agar dapat melakukan inferensi (prediksi) pada sisi klien, seperti di peramban web atau dalam aplikasi JavaScript lainnya.

3.4.3 Penerapan Model Pada Aplikasi EmoView

Penerapan model deteksi emosi dan engagement pada aplikasi EmoView melibatkan beberapa tahapan penting yang melibatkan integrasi model ke dalam aplikasi yang telah ada sebelumnya. Pada aplikasi EmoView sebelumnya sumber pengenalan ekspresi yang berasal dari face api diganti Model yang telah di konversi menjadi format tensorflowjs. Model tersebut di deploy ke repository github agar dapat di import pada sumber kode ekstensi peramban yang akan menghubungkan model dengan aplikasi EmoView.

3.5 Studi Deskriptif 2

Pada tahap terakhir dari metode DRM yaitu studi deskriptif 2 bertujuan untuk mengukur tingkat keberhasilan dari temuan yang didapat pada penelitian yang telah dilakukan untuk dievaluasi dan ditarik kesimpulan. Pada tahap ini akan dilakukan pengujian terhadap data *testing* yang telah dibagi sebelumnya agar dapat diketahui nilai akurasi dari model yang telah dikembangkan dengan beberapa metrik evaluasi seperti *confusion matrix*, *recall*, dan *f-1 score*.

3.5.1 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi. Ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model Anda dalam mengklasifikasikan data.

Tabel 3.1
Confusion Matrix

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Observasi	Positif	TP	TN
	Negatif	FP	FN

Dapat dilihat pada tabel 3.1 Confusion matrix terdiri dari empat sel:

- True Positives (TP): Label data yang sebenarnya positif dan telah diklasifikasikan sebagai positif oleh model.
- True Negatives (TN): Label data yang sebenarnya negatif dan telah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model.
- False Positives (FP): Label data yang sebenarnya negatif, tetapi telah salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model (kesalahan Tipe I).
- False Negatives (FN): Label data yang sebenarnya positif, tetapi telah salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model (kesalahan Tipe II).

Confusion matrix membantu dalam menghitung akurasi, presisi, recall, dan F-1 score model klasifikasi emosi. Confusion matrix dapat digunakan untuk menggambarkan eror dari hasil klasifikasi model dengan memasukkan nilai TP, TN, FP, dan FN ke dalam tabel confusion matrix seperti yang ada pada tabel 3.1

3.5.2 Akurasi

Akurasi adalah metrik pengukuran sejauh mana model yang telah dikembangkan dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Tingkat akurasi dari sebuah model pembelajaran mesin juga dapat diukur menggunakan rumus sebagai berikut

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

3.5.3 Recall

Recall merupakan metrik yang digunakan untuk membandingkan antara TP (*True Positive*) dengan label data yang sebenarnya. Recall dapat dihitung menggunakan rumus

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

3.5.4 Precision

Precision adalah perbandingan antara TP (*True Positive*) dengan semua hasil prediksi yang bernilai positif. Precision dapat diukur menggunakan rumus

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

3.5.5 F-1 score

F-1 score adalah metrik yang menggabungkan akurasi dan recall ke dalam satu skor tunggal. Ini berguna ketika Anda perlu mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan recall. F-1 score dihitung dengan rumus:

$$f - 1 \text{ score} = \frac{2(\text{precision} \cdot \text{recall})}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

3.5.6 Mean Absolut Error (MAE)

Mean Absolut Error (MAE) merupakan salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa dari sebuah model dengan hasil output nilai kontinu. Nilai MAE diambil dari rata-rata selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi. Semakin kecil nilai MAE semakin bagus kualitas model. MAE dapat dihitung menggunakan rumus:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (5)$$

Dengan y_t sebagai nilai sebenarnya dan \hat{y}_t sebagai nilai hasil prediksi.

3.5.7 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan teknik evaluasi model dengan menghitung rata-rata dari selisih kuadrat nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi. Semakin kecil nilai dari MSE maka semakin baik model tersebut. Berikut rumus untuk menghitung MSE:

$$MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{n} \quad (6)$$

3.5.8 Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah akar dari MSE yang merupakan hasil dari akar kuadrat dari rata-rata selisih kuadrat antara hasil sebenarnya dengan hasil dari prediksi. Semakin kecil nilai dari RMSE semakin baik kualitas dari model yang di kembangkan. RMSE dapat dihitung dengan rumus:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (7)$$

3.6 Partisipan

Partisipan yang terlibat dalam penelitian ini memiliki tugas untuk melakukan instalasi ekstensi peramban pada perangkat masing-masing dan mengaktifkan recognition selama pembelajaran berlangsung melalui google meet. Menurut penelitian yang dilakukan oleh (Rößler dkk., 2021) butuh 35 orang untuk berpartisipasi dalam mencoba penerapan deteksi emosi pada aplikasi konferensi video. Adapun untuk kriteria partisipan yang terlibat dalam penelitian ini yaitu mahasiswa UPI Cibiru angkatan 2021 yang telah terbiasa dalam menggunakan google meet saat pembelajaran daring berlangsung.

3.7 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada rentang Mei 2023 – November 2023 dengan pengujian yang dilakukan secara daring.

3.8 Lingkungan Komputasi

Penelitian ini dikerjakan dalam lingkungan komputasi sebagai berikut:

- 1) Perangkat Keras
 - i) Prosesor Intel core i5-10300H
 - ii) RAM 8 GB DDR4
 - iii) VGA Nvidia Geforce 1650
 - iv) SSD 1TB
- 2) Perangkat Lunak
 - i) Sistem operasi Windows 11
 - ii) Tensorflow
 - iii) Python
 - iv) Javascripts
 - v) Chrome
 - vi) Google Collaboratory dengan T4-GPU, 15gb RAMGPU, 25gb RAM
 - vii) OpenCV
 - viii) Scikit-learn