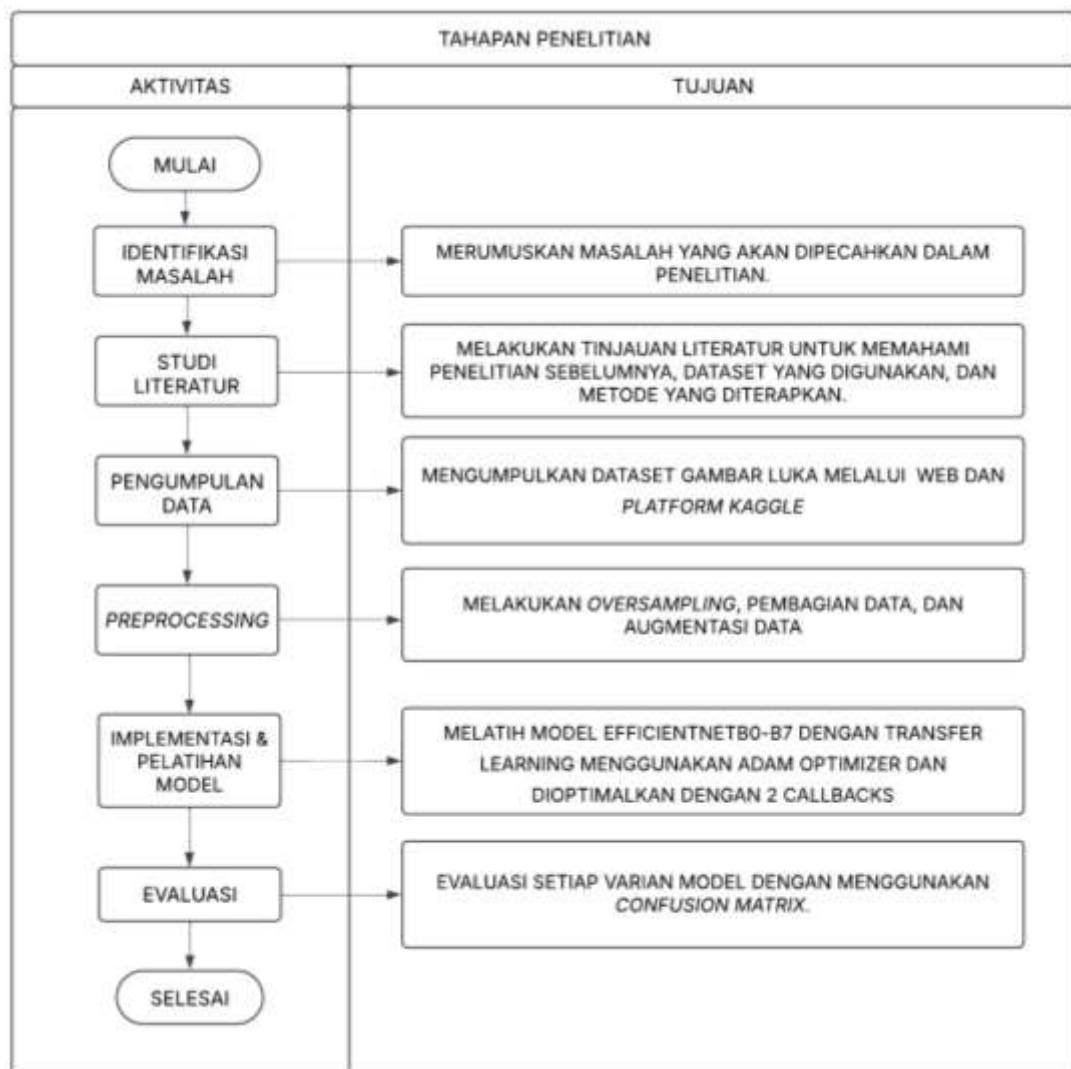


## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang akan dilakukan disajikan pada Gambar 3.1 serta diuraikan secara rinci dimulai dari identifikasi masalah hingga tahap evaluasi model.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

### 3.1.1 Identifikasi Masalah

Tahap identifikasi masalah bertujuan untuk merumuskan permasalahan utama yang akan diselesaikan melalui penelitian ini. Berdasarkan hasil tinjauan literatur dan analisis awal, diketahui bahwa perlunya evaluasi performa seluruh varian *EfficientNet*, mulai dari *EfficientNetB0* hingga *EfficientNetB7*. Meskipun arsitektur ini dikenal memiliki kinerja tinggi pada berbagai tugas klasifikasi citra, setiap variannya memiliki tingkat kompleksitas berbeda yang dapat memengaruhi hasil akhir. Model yang terlalu sederhana berisiko mengalami *underfitting*, sedangkan model yang sangat kompleks lebih rentan terhadap *overfitting*, terutama ketika data terbatas. Untuk itu, penelitian ini mengarah pada perbandingan performa seluruh varian *EfficientNet* guna menentukan arsitektur yang paling sesuai dalam mengklasifikasikan enam jenis luka luar. Penilaian dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada data uji.

### 3.1.2 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mengkaji teknik klasifikasi citra digital pada berbagai jenis penyakit atau luka kulit menggunakan *metode Convolutional Neural Network* (CNN). Selain itu, kajian juga mencakup penelitian terkait penerapan model *EfficientNetB0* hingga *EfficientNetB7* sebagai metode klasifikasi, teknik augmentasi data, serta metode evaluasi performa model klasifikasi.

### 3.1.3 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses *web crawling* menggunakan ekstensi *Google Chrome ImageDownloader*, serta dari sumber terbuka *Kaggle* (Wound Dataset, 2023). Kumpulan data tersebut mencakup enam kategori luka, yaitu *abrasions* (lecet), *bruises* (memar), *burns* (bakar), *cut* (sayat), *laceration* (robek), dan *stab wound* (tusuk). Seluruh gambar yang digunakan sudah disertai label sesuai dengan jenis luka masing-masing.

### 3.1.4 Data Preprocessing

Tahap data *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan dan memanipulasi data yang diperlukan dalam proses pelatihan model. Tahapan ini sangat penting untuk mencapai distribusi data yang seimbang serta mencegah model mengalami bias terhadap kelas tertentu.

#### a. Oversampling

Tahap *oversampling* dilakukan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan jumlah gambar di setiap label kelas luka. Tujuan utama teknik ini adalah menghindari bias pada model klasifikasi yang mungkin cenderung ke kelas mayoritas, sekaligus memastikan model dapat mempelajari pola dari seluruh jenis luka secara merata. Metode *oversampling* diterapkan dengan menggandakan atau menduplikasi gambar secara acak dari kelas yang jumlahnya lebih sedikit atau minoritas. Duplikasi ini dilakukan hingga jumlah gambar di semua kelas sama dengan jumlah gambar pada kelas mayoritas. Secara keseluruhan, tahapan ini menghasilkan dataset dengan distribusi gambar yang seimbang di seluruh kelas luka.

### **b. Pembagian Data**

Setelah proses *oversampling* selesai, data kemudian dipisahkan menjadi tiga subset utama, yaitu *training set*, *validation set*, dan *testing set*. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan setiap subset memiliki representasi yang seimbang dari masing-masing kelas luka. Secara fungsi, *training set* digunakan untuk melatih model, *validation set* digunakan untuk menilai performa dan penyesuaian parameter selama pelatihan, sementara *testing set* digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### **c. Augmentasi Data**

Tahap augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi citra pada data pelatihan secara buatan tanpa perlu menambah jumlah gambar asli secara fisik. Tujuannya yang utama adalah untuk mencegah *overfitting* dan memperkuat kemampuan model agar dapat mengenali pola luka dalam berbagai kondisi visual. Untuk memperkaya variasi, diterapkan lima jenis transformasi pada data pelatihan yaitu rotasi sebesar 30 derajat untuk mensimulasikan sudut pengambilan gambar yang berbeda, pergeseran horizontal (*width shift range*) dan vertikal (*height shift range*) masing-masing sebesar 0.2 untuk menggeser posisi objek, transformasi *zoom* sebesar 0.2, serta pembalikan horizontal (*horizontal flip*) untuk mencerminkan citra. Selain itu, semua citra yang dihasilkan melalui proses augmentasi juga dinormalisasi menggunakan  $rescale = 1./255$  agar nilai piksel berada pada rentang 0 hingga 1, yang berfungsi meningkatkan stabilitas pelatihan.

### 3.1.5 Implementasi dan Pelatihan Model

Tahap implementasi dan pelatihan model dilakukan menggunakan pendekatan Transfer Learning dengan memanfaatkan arsitektur *EfficientNetB0* hingga *EfficientNetB7*, yang sebelumnya telah dilatih menggunakan dataset *ImageNet*.



Gambar 3. 2 Alur Proses Model

Proses klasifikasi dimulai dengan tahap *Input Citra*, di mana citra luka luar yang menjadi data penelitian disesuaikan ukurannya menjadi resolusi 224 x 224 piksel dengan format warna RGB (3x kanal) agar sesuai dengan standar masukan model. Setelah tahap prapemrosesan, citra masuk ke dalam fase *transfer learning* menggunakan arsitektur *EfficientNet* yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset *ImageNet* untuk mengekstraksi fitur visual secara hierarkis. Pada blok awal yang disebut *Stem Convolution*, model melakukan ekstraksi fitur dasar seperti tepi luka, variasi warna kulit, dan tekstur awal melalui operasi *Conv 3x3*, *Batch Normalization*, serta fungsi aktivasi *Swish*. Aliran data kemudian berlanjut ke berbagai blok *Mobile Inverted Bottleneck Convolution* (MBConv) untuk menangkap informasi yang lebih spesifik. Pada tingkat *Low-Level Features*, model

mendeteksi perbedaan tekstur antara kulit normal dan area luka, sementara pada tingkat *Mid-Level Features*, model mulai mengenali pola bentuk luka yang lebih khas seperti pola sayatan, robekan, atau lecet. Selanjutnya, pada tahap *High-Level Features*, ekstraksi fitur mencapai abstraksi maksimal untuk menangkap karakteristik medis yang lebih kompleks, mencakup analisis kedalaman luka, indikasi inflamasi, hingga struktur jaringan yang terdampak. Memasuki fase Klasifikasi, kumpulan *feature map* yang telah diekstraksi diubah menjadi vektor fitur global yang lebih ringkas menggunakan lapisan *Global Average Pooling* (GAP). Vektor ini kemudian diproses melalui *Dense Layer* yang dikombinasikan dengan *Dropout* guna menggabungkan seluruh fitur penting sekaligus mencegah terjadinya *overfitting* sebelum tahap pengambilan keputusan akhir. Sebagai tahap penutup, lapisan Output (Softmax) akan menghitung probabilitas untuk menentukan klasifikasi citra ke dalam enam kategori luka luar yang menjadi objek penelitian, yaitu luka sayat, luka robek, luka lecet, luka bakar, luka memar, dan luka tusuk.

### 3.1.6 Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk menilai kinerja setiap varian *EfficientNet* mulai dari *EfficientNetB0* hingga *EfficientNetB7* terhadap data yang belum pernah dilihat model, yaitu pada data uji dan data validasi. *Confusion Matrix* berfungsi sebagai alat analisis yang mengidentifikasi tingkat kesalahan dalam klasifikasi. Beberapa metrik evaluasi seperti *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score* digunakan untuk mengukur performa model dalam klasifikasi luka luar secara otomatis. Perhitungan *Confusion Matrix* dilakukan menggunakan rumus akurasi,

presisi, *recall*, dan *f1-score* yang masing-masing ditunjukkan pada Persamaan (3.1) hingga Persamaan (3.4).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (3.1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.3)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (3.4)$$

Keterangan :

TP: Jumlah data aktual yang sebenarnya benar dan diprediksi benar

TN: Jumlah data aktual yang sebenarnya salah dan diprediksi salah

FP: Jumlah data aktual yang sebenarnya benar dan diprediksi salah

FN: Jumlah data aktual yang sebenarnya salah dan diprediksi benar