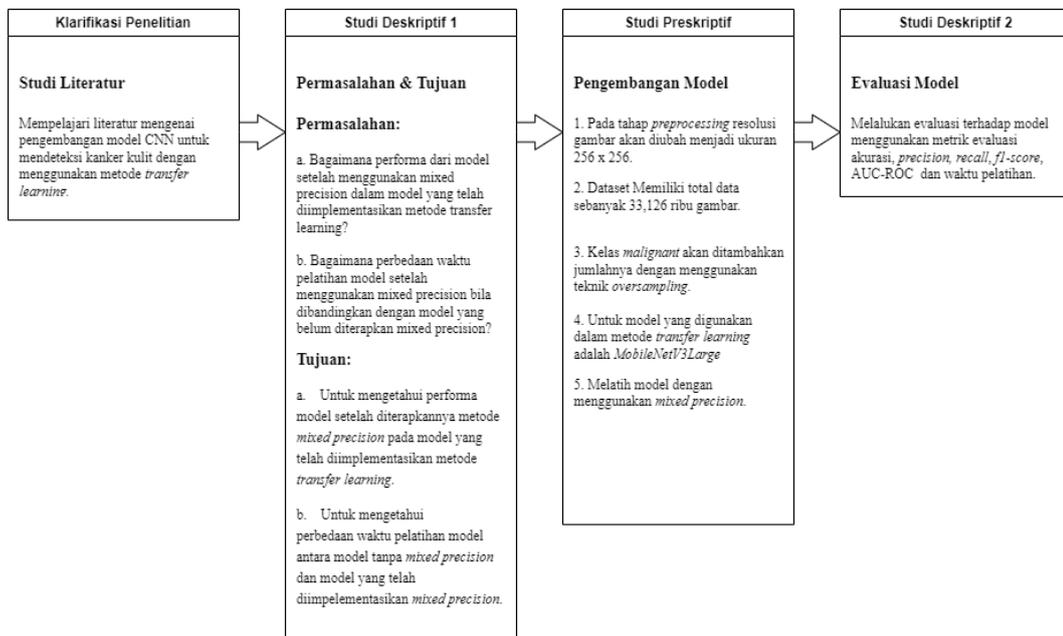


BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Desain penelitian merupakan sebuah kerangka kerja yang menjadi pedoman dalam melaksanakan penelitian. *Design Research Methodology* merupakan salah satu desain penelitian yang memiliki empat tahapan, seperti klarifikasi penelitian, lalu ada studi deskriptif 1, kemudian studi preskriptif, dan terakhir studi deskriptif 2 (Blessing & Chakrabarti, 2009). Pemilihan metode *design research methodology* sebagai desain penelitian karena fleksibel dan cocok dalam proses pengembangan model *image classification*. Gambar 3.1 adalah *design research methodology* yang telah dibuat untuk melaksanakan penelitian:



Gambar 3.1 Desain Penelitian

3.1.1 Klarifikasi Penelitian

Pada tahap ini dilakukannya studi literatur untuk memahami dan mengidentifikasi mengenai permasalahan klasifikasi penyakit kanker kulit pada

bagian tubuh manusia menggunakan arsitektur *convolutional neural network*. Berbagai artikel dan *systematic literature review* digunakan untuk memahami lebih dalam mengenai pengembangan model terdahulu dalam melakukan klasifikasi kanker kulit.

3.1.2 Studi Deskriptif 1

Ditahap berikutnya bertujuan untuk mencari keterbaruan yang dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi penyakit kanker kulit dari penelitian terdahulu. Hasil dari penelitian ini akan menjadi landasan penelitian yang ditulis dalam rumusan masalah.

3.1.3 Studi Preskriptif

Tahap selanjutnya adalah membuat langkah-langkah dalam membangun model untuk klasifikasi penyakit kanker kulit antara *benign* dan *malignant*. Model yang sudah dibuat akan dievaluasi dengan menggunakan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan AUG-ROC. Sebagai tambahan, variabel waktu dalam pelatihan model akan ditinjau untuk melihat perbedaan waktu dalam penerapan *mixed precision*.

3.1.3.1 Pengumpulan data

Untuk dataset yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah menggunakan data yang dikeluarkan oleh ISIC pada tahun 2020 dengan total sampel sebanyak 33.126 gambar. Dataset ISIC 2020 diambil dari berbagai sumber seperti Hospital Clinic de Barcelona, Medical University of Vienna, Memorial Sloan Kettering Cancer Center, Melanoma Institute Australia, University of Queensland, dan University of Athens Medical School. Selain itu, alasan menggunakan dataset ini adalah dikarenakan pernah dipakai pada penelitian terdahulu dan juga dalam kompetisi skala internasional.

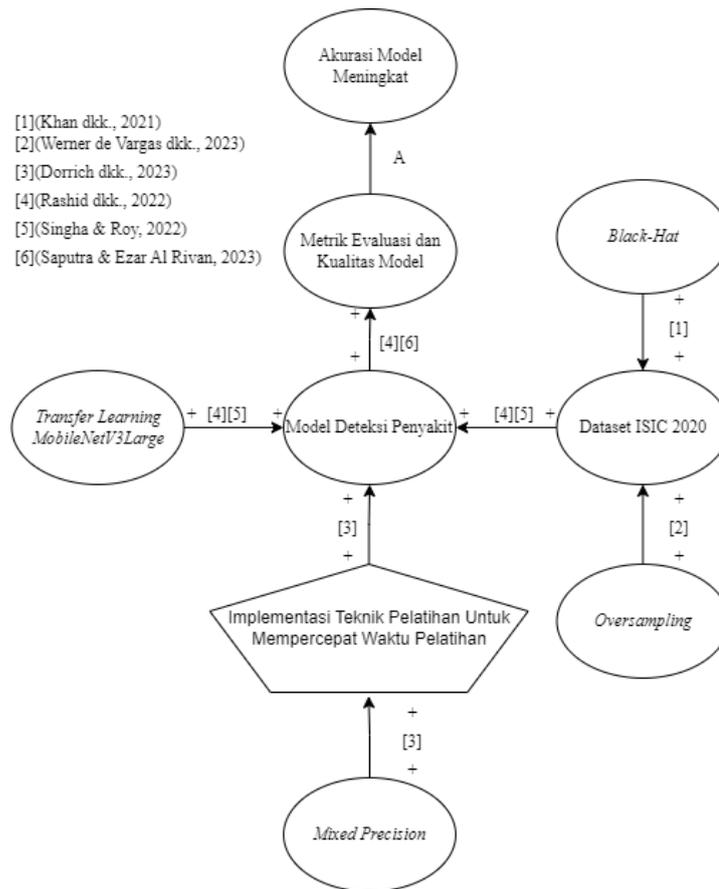
3.1.3.2 Populasi dan Sampel

Sampel terbagi menjadi 17.080 laki-laki dan 15.981 perempuan dengan memiliki penyakit kulit berbeda. Dalam dataset tersebut terdapat sepuluh jenis

penyakit kulit diantaranya *atypical melanocytic proliferation*, *cafe-au-lait macule*, *lentigo NOS*, *lichenoid keratosis*, melanoma, *seborrheic keratosis*, *solar lentigo*, dan *unknown*. Dari sembilan jenis penyakit tersebut terbagi lagi menjadi dua tipe yaitu *benign* dan *malignant*.

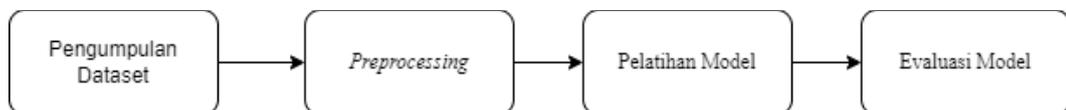
3.1.3.3 Model Dampak

Model dampak adalah suatu gambaran acuan yang digunakan untuk mencapai tujuan dan dampak dari penelitian terdahulu. Morfologi *black-hat* diterapkan untuk menemukan dan menghapus rambut yang menghalangi gambar dengan tujuan untuk membantu pelatihan model dalam mengenali penyakit. *Oversampling* menjadi teknik yang paling sering digunakan dan memiliki performa yang baik bagi model terbaik dalam mengatasi ketidakseimbangan data pada kelas (Werner de Vargas dkk., 2023). Lalu terdapat penelitian mengenai performa pelatihan model dengan menggunakan TPU dan *mixed precision* dapat meningkatkan kecepatan hingga 1.9 kali (Dorrich dkk., 2023). Gambar 3.2 merupakan gambaran dari model dampak:



Gambar 3.2 Model Dampak

3.1.3.4 Alur Pengembangan Model

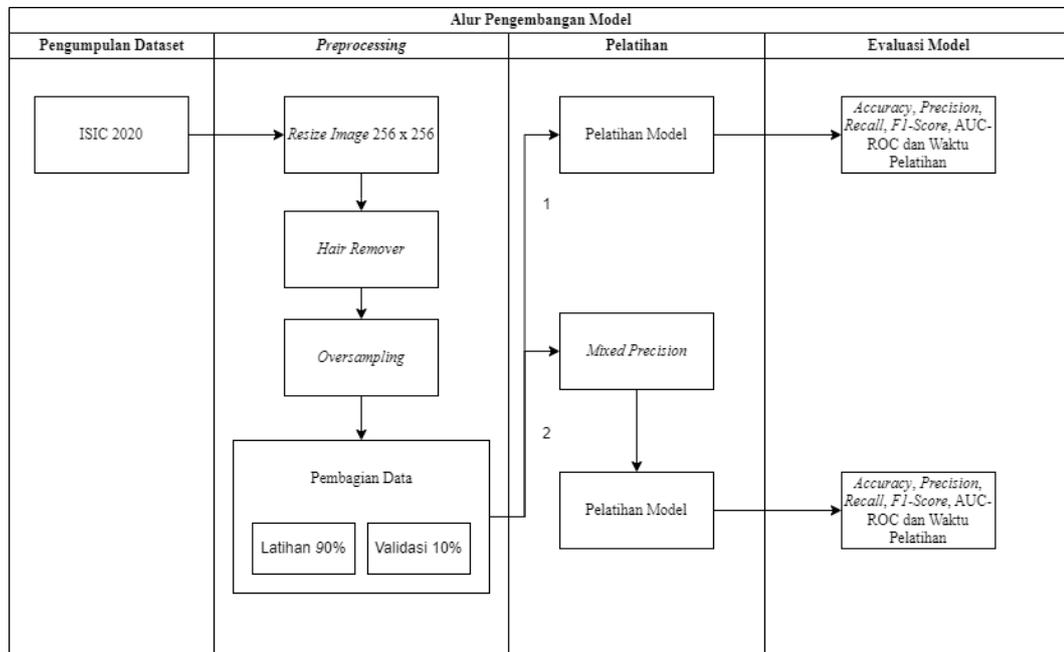


Gambar 3.3 Alur Pengembangan

Gambar 3.3 menampilkan alur pengerjaan dari pengembangan model klasifikasi kanker kulit. Pertama adalah pengumpulan dataset yang akan digunakan untuk pelatihan model. Kemudian *preprocessing* dataset dengan menggunakan morfologi *black-hat* dan *overasampling* dari kelas yang ada, lalu pada bagian ini juga data kelas akan terbagi menjadi latihan dan validasi. Setelah itu adalah pelatihan model dengan menggunakan *transfer learning* arsitektur

MobileNetV3Large. Dan terakhir adalah evaluasi performa model dengan seperti *accuracy, precision, recall, f1-score, AUC-ROC*, dan waktu pelatihan model.

3.1.3.5 Pengembangan Model Klasifikasi Kanker Kulit



Gambar 3.4 Tahapan pengembangan model klasifikasi kanker kulit

Gambar 3.4 menampilkan tahapan pengembangan model untuk klasifikasi kanker kulit, dimana pengembangan model akan dilakukan dua kali. Dengan pengembangan pertama tidak akan menggunakan *mixed precision*, kemudian pengembangan kedua akan menggunakan *mixed precision* dalam pelatihannya. Model yang menggunakan *mixed precision* dan model yang tidak menggunakan *mixed precision* akan dibandingkan dengan hipotesis bahwa model yang menerapkan *mixed precision* akan memiliki performa lebih baik dan waktu pelatihan yang lebih singkat.

3.1.3.6 Pra-Pemrosesan Data

Pada tahapan ini terdapat beberapa hal yang akan dilakukan. Pertama dataset akan disamakan rasio ukurannya menjadi 256 x 256, hal ini dilakukan lantaran dataset tersebut memiliki ukuran foto yang berbeda-beda. Kemudian setiap gambar pada masing-masing kelas akan diterapkan morfologi *black-hat* untuk

Raka Ryandra Guntara, 2024

KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN IMPLEMENTASI MIXED PRECISION

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu | perpustakaan.upi.edu

menghapus objek-objek yang menghalangi gambar. Lalu kelas *malignant* akan digandakan hingga mencapai 32.542 gambar dengan menerapkan teknik augmentasi yang dilakukan oleh Rashid dkk (2022) menggunakan *rotation_range* sebanyak 40° dengan tujuan untuk membolak-balik gambar, *width_shift_range* sebanyak 0.2 untuk menggeser gambar berdasarkan lebar gambar, *shear_range* untuk meregangkan gambar sebanyak 0.2, *horizontal_flip* untuk membuat versi cermin dari gambar dan *brightness_range* untuk mengubah kecerahan gambar dari 0.5 hingga 1.5. Setelah jumlah gambar pada kelas *malignant* sama dengan kelas *benign*, maka Langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data latihan sebesar 90% dan validasi sebesar 10%. Tabel 3.1 menampilkan pembagian dataset yang akan digunakan dalam pelatihan model dengan rasio perbandingan 90% untuk latihan dan 10% untuk validasi:

Tabel 3.1
Pembagian Dataset

Kelas	Latihan	Validasi
<i>Benign</i>	29.288	3.254
<i>Malignant</i>	29.288	3.254
Total	58.576	6.508

Setelah data terbagi menjadi latihan dan validasi, maka selanjutnya adalah melakukan augmentasi gambar pada data latihan menggunakan transformasi dan pengaturan yang sama seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Rashid dkk (2022) dengan augmentasi pelatihan yang dilakukan diantaranya adalah *rotation_range* sebanyak 25° , kemudian menerapkan *width_shift_range* dan *height_shift_range* sebanyak masing-masing 0.1 untuk menggeser lebar dan tinggi pada gambar, *shear_range* sebanyak 0.2, lalu *zoom_range* sebesar 0.2, *brightness_range* untuk mengubah kecerahan gambar dari 0.5 hingga 1.5. kemudian menerapkan *channel_shift_range* untuk menggeser piksel warna pada gambar sejauh 0.05, dan terakhir menerapkan *fill_mode* terdekat untuk mengisi

Raka Ryandra Guntara, 2024

KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN IMPLEMENTASI MIXED PRECISION

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu | perpustakaan.upi.edu

piksel baru setelah augmentasi. Tabel 3.2 merupakan rangkuman transformasi dan pengaturan dari augmentasi yang dilakukan pada saat pelatihan:

Tabel 3.2
Augmentasi Pelatihan

Transformasi	Pengaturan
<i>rotation_range</i>	25°
<i>width_shift_range</i>	0.1
<i>height_shift_range</i>	0.1
<i>shear_range</i>	0.2
<i>zoom_range</i>	0.2
<i>brightness_range</i>	0.5 – 1.5
<i>channel_shift_range</i>	0.05
<i>fill_mode</i>	terdekat

3.1.3.7 Pelatihan Model

Kemudian adalah membuat dua model dengan menggunakan pendekatan berbeda. Pada model pertama akan dilatih dengan *transfer learning* memanfaatkan arsitektur *MobileNetV3Large* tanpa menggunakan *mixed precision*. Lalu pada pelatihan model kedua akan menggunakan *transfer learning* arsitektur *MobileNetV3Large* dan menerapkan MP. Parameter yang akan digunakan dalam pelatihan adalah menerapkan optimisasi adam dengan *learning rate* 0.001 dan pelatihan akan dijalankan sebanyak 20 *epoch* hal ini mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Poornima dkk (2021) yang membandingkan pelatihan berbagai jenis model dengan jumlah *epoch* yang bervariasi. Pelatihan akan dijalankan pada Google Collab dengan memanfaatkan GPU T4. Tabel 3.3 adalah rangkuman *library* yang digunakan dalam pengembangan model diantaranya:

Tabel 3.3
Rangkuman Perpustakaan

Perpustakaan	Keterangan
Tensorflow	TensorFlow digunakan untuk mengembangkan model, dengan menyediakan alat dan perpustakaan untuk membangun dan melatih model.
Matplotlib	Matplotlib digunakan untuk membuat visualisasi data dalam bentuk grafik, plot, histogram, dan lainnya.
Numpy	Numpy dipakai untuk memberikan dukungan dalam penggunaan <i>array</i> dan metrik multidimensi.
Pandas	Pandas digunakan untuk membersihkan, memanipulasi, dan menganalisis data.
Sklearn	Sklearn digunakan untuk membuat laporan performa model.
Os	Os digunakan untuk mengolah file dan folder.
Random	Random digunakan pada saat <i>preprocessing</i> ketika ingin mengambil atau memindahkan file secara acak.
Google.Colab	<i>Library</i> ini dipakai untuk menyambungkan Google Colab dengan Google Drive.
Zipfile	Zipfile digunakan untuk meng-unzip folder .zip
Shutil	Shutil digunakan untuk mengatur folder seperti memindahkan atau menghapus.
Cv2	Cv2 Digunakan untuk pemrosesan gambar.
Seaborn	Seaborn dipakai bersamaan dengan matplotlib untuk membuat visualisasi data.
ImageDataGenerator	ImageDataGenerator dipakai pada saat <i>preprocessing</i> ketika ingin melakukan augmentasi pada gambar.
Mixed_precision	Perpustakaan ini digunakan ketika akan melatih model sehingga pelatihan dapat digunakan pada <i>float16</i> dan <i>float32</i> .

3.1.4 Studi Deskriptif 2

Setelah pengembangan model selesai, selanjutnya adalah melakukan evaluasi dari model yang telah dikembangkan.

3.1.4.1 Evaluasi Model Klasifikasi Kanker Kulit

Instrumen penelitian merupakan alat ukur dari kegiatan penelitian yang akan berlangsung. Dalam penelitian kali ini instrumen penelitian untuk pengembangan model adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan AUC-ROC. Kemudian untuk membantu mengevaluasi kinerja model akan menggunakan CM dan waktu pelatihan dari masing-masing model. Beberapa metrik evaluasi tersebut dapat diukur dengan menggunakan *library* Sklearn

3.1.4.1.1 Accuracy

Mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar secara keseluruhan. Berikut ini adalah rumus dari *accuracy*:

$$accuracy = \frac{true\ positive + true\ negative}{true\ positive + false\ positive + false\ negative + true\ negative} \quad (1)$$

3.1.4.1.2 Precision

Bertujuan untuk mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi kelas positif. Ini mengukur dari semua prediksi positif yang dilakukan oleh model, berapa persentase yang benar. Berikut ini adalah rumus dari *precision*:

$$precision = \frac{true\ positive}{true\ positive + false\ positive} \quad (2)$$

3.1.4.1.3 Recall

Mengukur seberapa baik model dapat menemukan kembali (mendeteksi) semua *instance* kelas yang sebenarnya. Ini mengukur dari semua *instance* kelas positif yang ada, berapa persen yang berhasil ditemukan oleh model. Rumusnya adalah:

$$recall = \frac{true\ positive}{true\ positive + false\ negative} \quad (3)$$

3.1.4.1.4 *F1-Score*

Merupakan rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*. *F1-score* memberikan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Hal ini berguna ketika kelas positif dan negatif tidak seimbang secara signifikan. Berikut ini adalah rumus dari *f1-score*:

$$F1 - score = \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (4)$$

3.1.4.1.5 AUC-ROC

Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC-ROC) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Metrik ini mengukur nilai AUC yang berkisar antara 0 dan 1. Semakin dekat kurva dengan nilai 1, maka model tersebut mampu untuk memisahkan kelas positif dari kelas negatif.

3.1.4.1.6 *Confusion Matrix*

CM digunakan untuk membantu mengevaluasi kinerja model yang dapat meninjau dua kelas atau lebih. Terdapat empat elemen didalam *confusion matrix* diantaranya:

- *True Positive* (TP): Jumlah kelas yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif.
- *True Negative* (TN): Jumlah kelas yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif.
- *False Positive* (FP): Jumlah kelas yang diklasifikasikan salah sebagai positif.
- *False Negative* (FN): Jumlah kelas yang diklasifikasikan salah sebagai negatif.

Dengan menggunakan *confusion matrix*, kita dapat menilai suatu model dalam membedakan masing-masing kelas. Tabel 3.3 akan digunakan untuk menjadi arahan dalam menggunakan *confusion matrix*:

Tabel 3.4
Confusion Matrix

<i>Binary</i>		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sebenarnya	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

3.1.4.1.7 Waktu

Waktu yang dievaluasi dari penelitian ini dihitung berdasarkan masing-masing *epoch* dari pelatihan model, kemudian waktu dari masing-masing *epoch* akan diakumulasi untuk mendapatkan waktu total dari pelatihan. Berikut ini ada rumus untuk menghitung persentase kecepatan dari model:

$$\text{Persentase Kecepatan} = \left(\frac{\text{Waktu Model 1} - \text{Waktu Model 2}}{\text{Waktu Model 1}} \right) \times 100\% \quad (5)$$

3.2 Alat dan Bahan

Berikut ini adalah alat dan bahan yang akan digunakan dalam penelitian untuk mengembangkan model klasifikasi kanker kulit diantaranya:

- Google Chrome
- Google Collaboratory dengan GPU T4
- Python
- Tensorflow
- Sistem Operasi Windows 11
- Python *libraries*