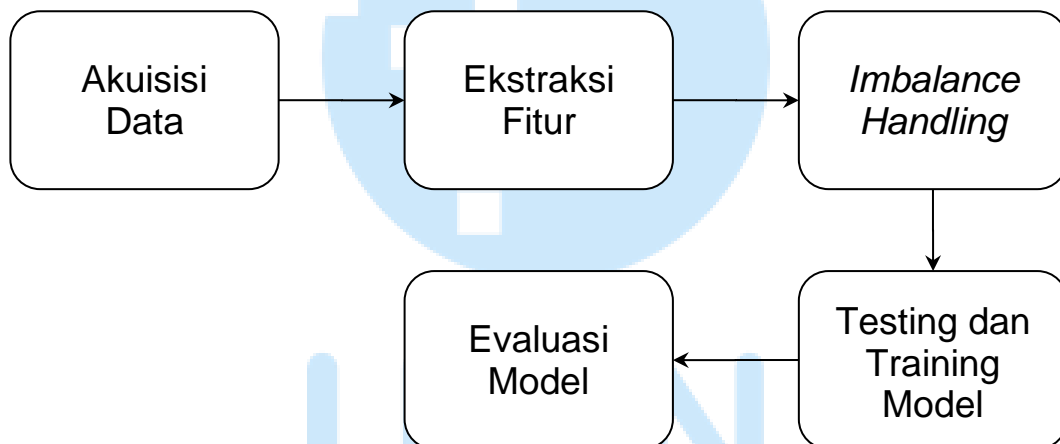


BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1. Perancangan Sistem

Pada penelitian ini metode penelitian yang dilakukan penulis terdiri dari beberapa langkah atau tahapan, yang pertama adalah dengan melakukan studi literatur, lalu berdasarkan studi literatur tersebut akan dilakukan analisis masalah yang muncul, selanjutnya akan melakukan perancangan model, dan terakhir akan dilakukan tahap uji coba dari hasil perancangan atau implementasi metode penelitian.



Gambar 3. 1 Gambar Langkah-Langkah Penelitian

3.1.1 Akuisisi Data

Tahap awal perancangan adalah akuisisi data audio. Data yang dikumpulkan didapatkan dari berbagai macam sumber online. Secara total ada lima dataset yang digabungkan menjadi satu. Semua dataset ditemukan dengan melakukan *google search*. Masing-masing data ditemukan di website berikut:

1. figshare.com
2. kaggle.com
3. data.mendeley.com

Data yang di akuisisi dibagi menjadi dua label, ambulans dan *other*/bukan ambulance. Data ambulans terdiri dari suara sirine ambulans, sedangkan data *other*

terdiri dari berbagai macam audio, seperti sirine truk pemadam bakar, sirine polisi, dan berbagai macam noise di jalan.

3.1.2 Data Imbalance

Jumlah file audio tidak sama untuk kedua label, audio ambulans lebih banyak daripada *other*. Audio ambulans berjumlah 2.484, sedangkan pada file *other* hanya 2.265. Karena alasan ini, salah satu dataset perlu dipotong. Teknik ini disebut *undersampling*. Karena audio *other* lebih kecil, maka audio ambulans akan dipotong sejumlah 163, agar jumlah audio ambulans menjadi 2.265 sehingga jumlah data pada audio ambulans yang sebelumnya berjumlah 2.484 menjadi 2.265.

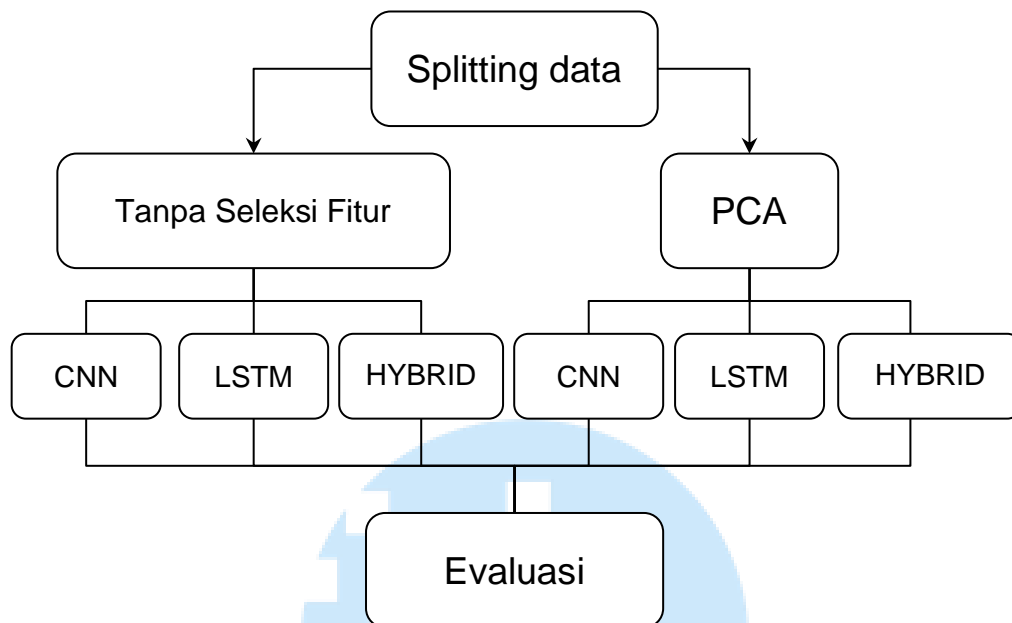
Undersampling digunakan karena dataset memiliki distribusi yang tidak seimbang, dengan jumlah suara sirine ambulans lebih banyak dibanding suara lainnya. Metode ini mengurangi risiko model menjadi bias terhadap kelas mayoritas. Meskipun *weighting* juga dapat digunakan, *undersampling* lebih sederhana untuk diterapkan dan mengurangi kompleksitas model tanpa memerlukan penyesuaian parameter tambahan.

3.1.3 Ekstraksi Fitur

Tahapan selanjutnya adalah mengekstrak fitur-fitur penting dari data audio yang telah diproses. Metode yang digunakan adalah *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), yang mampu mengkonversi sinyal suara menjadi representasi yang lebih dapat dipahami oleh algoritma *machine learning*.

3.1.4 Training dan Testing Model

MFCC akan diekstrak dari dataset dan kemudian membuat dua versi darinya, satu yang telah melalui PCA dan satu lagi yang tidak. Dataset baru akan dibagi lagi menjadi data training dan testing, 80% data training dan 20% data testing. Data training akan dimasukkan ketiga model, CNN, LSTM, dan Hybrid CNN-LSTM. Hasil kedua dataset pada ketiga model akan kemudian di analisis. Akan dibagi lagi berdasarkan epoch untuk melihat apakah ada perbedaannya.



Gambar 3. 2 Gambar Proses Training dan Testing Model

Dalam penelitian ini rumus matriks yang digunakan untuk menghitung akurasi dalam konteks evaluasi model klasifikasi adalah berdasarkan Confusion Matrix. Confusion matrix mengukur kinerja model berdasarkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kelas. Akurasi dihitung dengan rumus berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Keterangan:

TP (True Positive) = jumlah prediksi benar untuk kelas positif.

TN (True Negative) = jumlah prediksi benar untuk kelas negatif.

FP (False Positive) = jumlah prediksi salah untuk kelas positif (misalnya, model memprediksi positif padahal sebenarnya negatif).

FN (False Negative) = jumlah prediksi salah untuk kelas negatif (misalnya, model memprediksi negatif padahal sebenarnya positif).

3.1.5 Evaluasi Model

Untuk menganalisis ketiga model tersebut, perbandingan akan dilakukan pada akurasinya. Dataset training dan testing akan dibandingkan satu sama lain dan masing-masing model. Model yang paling bagus adalah model dengan akurasi training dan testing paling tinggi. Metrik yang digunakan untuk evaluasi setiap model adalah akurasi dan kecepatan training.

Berdasarkan hasil pengujian sistem pada sub bab sebelumnya, berikut ini adalah analisis menyeluruh terhadap hasil pengujian sistem deteksi suara sirene ambulans berbasis 1D *Convolutional Neural Network* (CNN).

a. Peningkatan Akurasi Model

Berdasarkan hasil pelatihan model yang dilakukan selama lima epoch, terlihat bahwa akurasi model terus meningkat secara konsisten di setiap epoch. Grafik akurasi menunjukkan stabilitas dengan akurasi akhir mendekati 90%. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil memahami pola suara sirene dengan baik, meskipun terdapat variasi pada dataset.

b. Penurunan Loss yang Stabil

Grafik loss model menunjukkan tren penurunan yang konsisten selama pelatihan. Pada akhir pelatihan, nilai loss yang rendah mencerminkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan prediksi. Hal ini menunjukkan keberhasilan dalam memilih loss function yang sesuai (*categorical crossentropy*) untuk tugas klasifikasi suara.

c. Evaluasi Akurasi pada Data Pengujian

Hasil evaluasi pada data pengujian menunjukkan akurasi sebesar 85–90%. Akurasi ini mencerminkan bahwa model dapat menggeneralisasi dengan baik, yaitu mengenali pola suara sirene pada data baru yang tidak digunakan selama pelatihan. Namun, masih terdapat ruang untuk peningkatan, terutama untuk memperbaiki kinerja pada dataset dengan *noise* yang tinggi.