

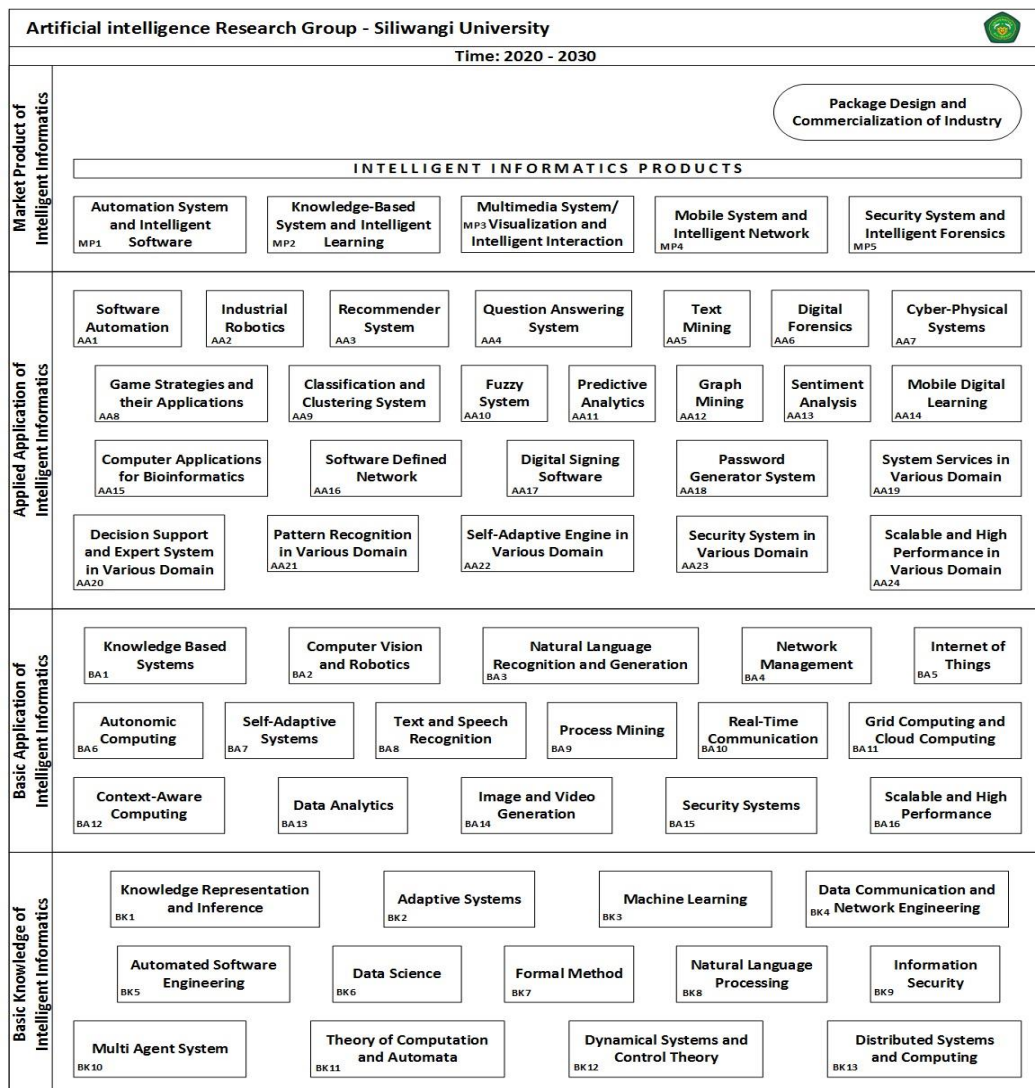
## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Peta Jalan (*Roadmap*) Penelitian

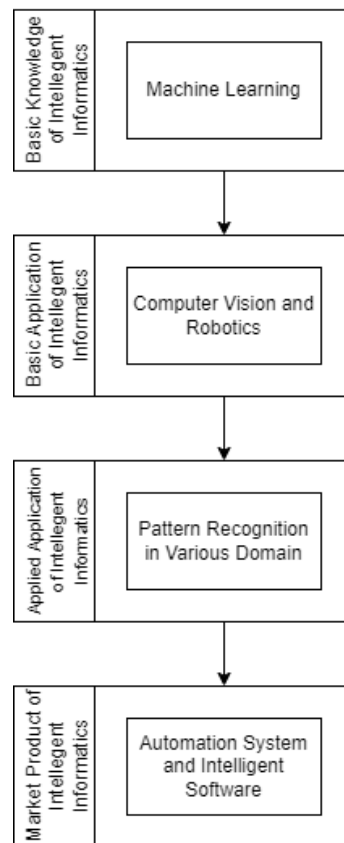
Secara umum roadmap dari penelitian ini sejalan dengan peta jalan penelitian Universitas Siliwangi pada sub bidang *artificial intelligence*.

*Roadmap* penelitian tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Peta Jalan Penelitian *Artificial Intelligence Research Group* (AIS, 2020)

Topik penelitian yang digunakan pada penelitian ini berkaitan dengan *Computer Vision and Robotics* yang merupakan cabang selanjutnya dari bidang *Machine Learning*. Secara lebih jelas peta jalan penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Peta Jalan Penelitian

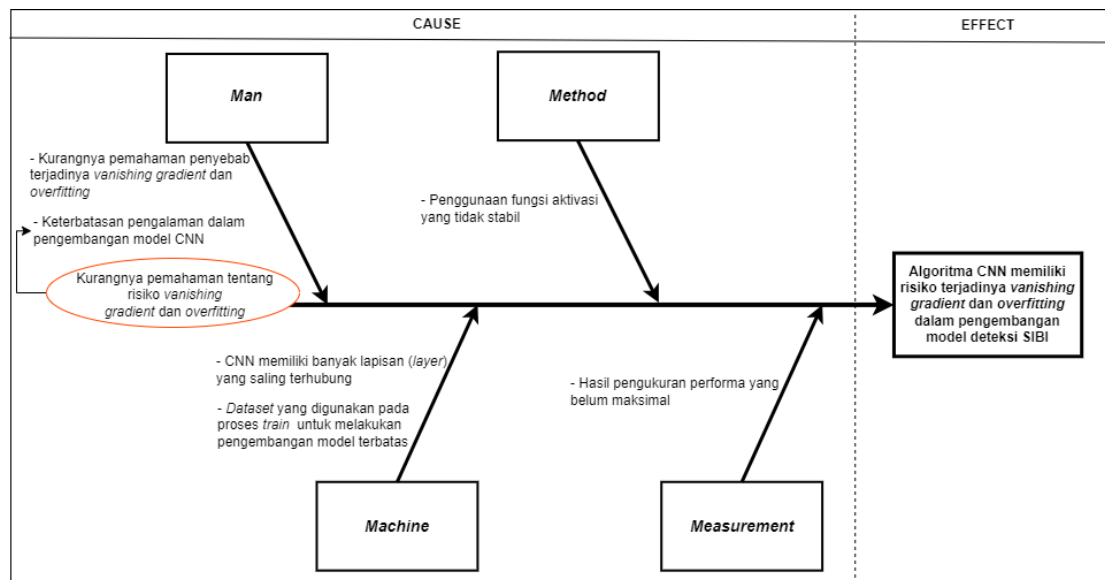
Bagian pertama dari peta jalan penelitian ini adalah pemilihan *Machine Learning* yang merupakan ranah dari *Basic Knowledge of Intelligent Informatics*, kemudian *Computer Vision and Robotics* yang merupakan ranah dari *Basic Application of Intelligent Informatics*, kemudian *Pattern Recognition in Various Domain* yang merupakan ranah dari *Applied Application of Intelligent Informatics*,

dan yang terakhir adalah *Automation System and Intelligent Software* yang merupakan ranah dari *Market Product of Intellegent Informatics*.

### 3.2 *Fishbone Diagram*

*Fishbone diagram* atau diagram tulang ikan digunakan untuk mengidentifikasi sebab (*cause*) akibat (*effect*) dan kemudian menganalisis masalah tersebut dalam sesi *brainstorming* (Widodo et al., 2022). Masalah akan dikategorikan menjadi berbagai kategori yang relevan, yaitu *man*, *method*, *machine*, dan *measurement*. Setiap kategori mempunyai sebab-sebab yang perlu diuraikan melalui evaluasi model yang akan dikembangkan (Pratama & Razaq, 2023).

Berdasarkan analisis untuk mengidentifikasi faktor-faktor permasalahan yang menyebabkan terjadinya *vanishing gradient* dan *overfitting* pada algoritma CNN untuk proses pengembangan model deteksi Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI), dari hasil analisis yang telah dilakukan, hasilnya dipetakan ke dalam *fishbone diagram* yang berlandaskan menurut Dr. Kaoru Ishikawa. Tujuan untuk menemukan, mengklasifikasikan, dan mengilustrasikan banyak penyebab terjadinya *vanishing gradient* dan *overfitting* pada algoritma CNN (Pratama & Razaq, 2023). *Fishbone diagram* penelitian ini akan ditampilkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Analisis Fishbone Diagram Sebab (*Cause*) Akibat (*Effect*)

Berdasarkan analisis *fishbone diagram* pada Gambar 3.3, faktor-faktor yang dapat diidentifikasi sebagai penyebab terjadinya *vanishing gradient* dan *overfitting* pada model CNN yang dikembangkan adalah sebagai berikut:

1. *Man* (Manusia)

Kurangnya pemahaman penyebab terjadinya *vanishing gradient* dan *overfitting* pada model yang akan dikembangkan dan keterbatasan pengalaman dalam pengembangan model CNN khususnya dalam pemahaman tentang risiko *vanishing gradient* dan *overfitting*.

2. *Machine* (Mesin)

Algoritma CNN memiliki banyak lapisan (*tra*) yang saling terhubung dan *dataset* yang digunakan pada saat proses *train* model deteksi terbatas.

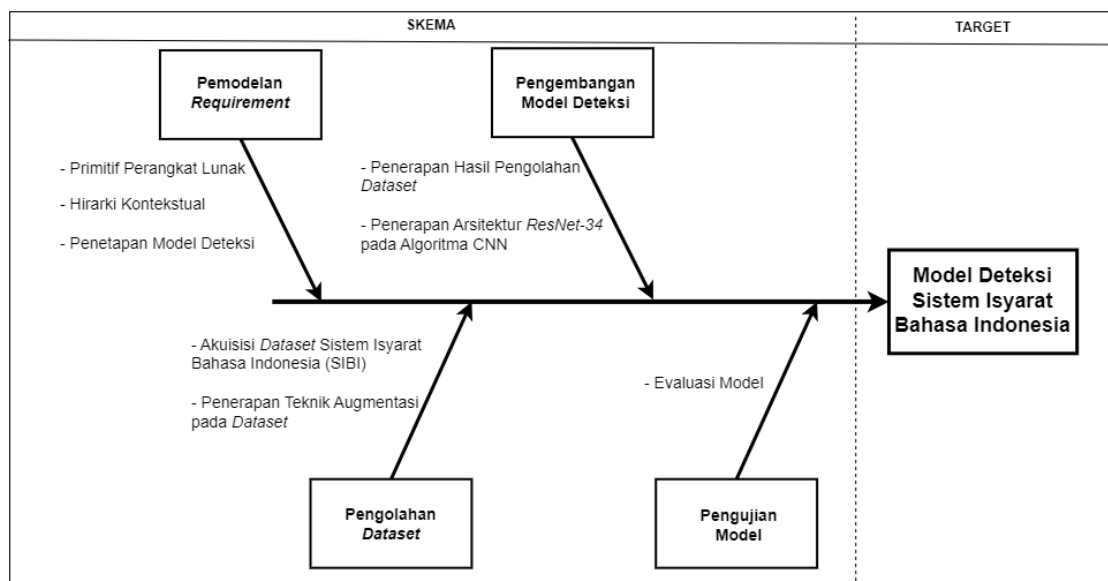
3. *Method* (Metode)

Penggunaan fungsi aktivasi yang tidak sesuai mengakibatkan fungsi aktivasi menjadi tidak stabil.

4. *Measurement* (Pengukuran)

Hasil pengukuran performa yang dilakukan belum maksimal.

Setelah mengetahui sebab dan akibat yang dihasilkan dari *fishbone diagram*, untuk menunjang penelitian yang akan dilakukan maka diperlukan *roadmap* penelitian yang dipetakan dalam bentuk *fishbone diagram* berisi skema atau tahapan dan target capaian penelitian. Pembuatan *roadmap* penelitian ini berlandaskan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Pamungkas & Khalida, 2019). *Fishbone* skema dan target penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Analisis *Fishbone Diagram* Skema dan Target Penelitian

Berdasarkan analisis *fishbone diagram* pada Gambar 3.4, skema atau tahapan yang dilakukan untuk mencapai target penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Pemodelan Requirement*

Tahapan pemodelan *requirement* mencakup primitif perangkat lunak, hirarki kontekstual dan penetapan model deteksi.

## 2. Pengolahan *Dataset*

Tahapan pengolahan *dataset* mencakup proses akuisisi atau pengumpulan *dataset* Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang di ambil dari *Kaggle* dan penerapan teknik augmentasi pada *dataset*.

## 3. Pengembangan Model Deteksi

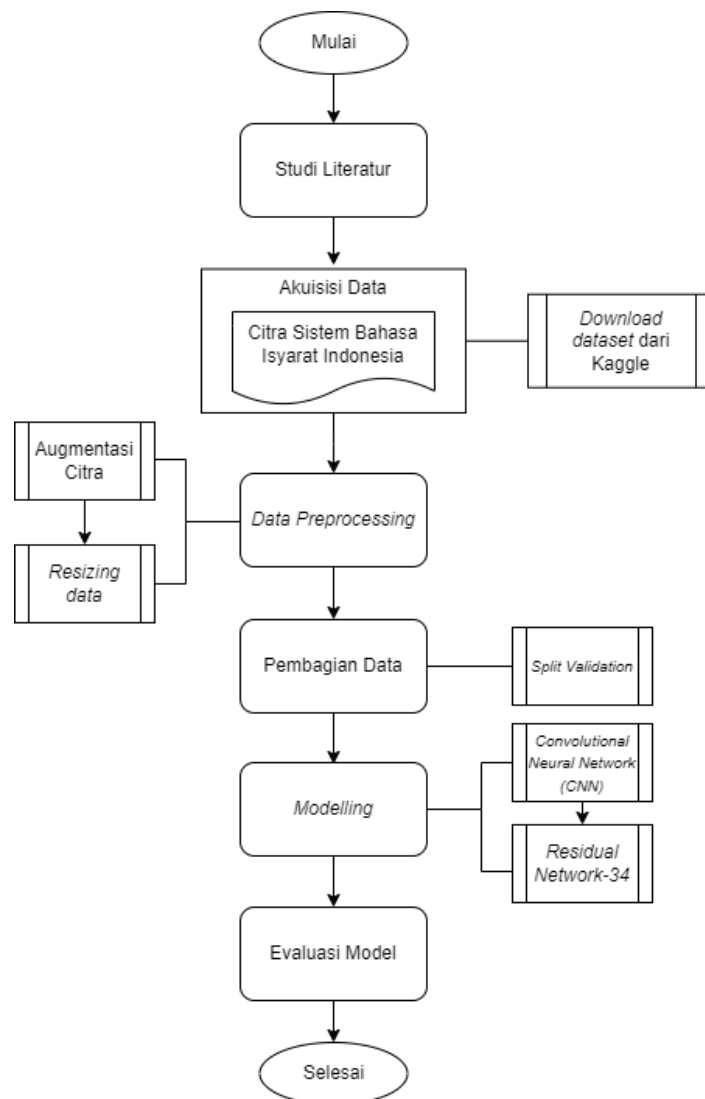
Tahapan pengembangan model deteksi mencakup penerapan hasil pengolahan *dataset* dan penerapan arsitektur *ResNet-34* pada algoritma CNN.

## 4. Pengujian Model

Pengujian model mencakup evaluasi model yang di kembangkan.

### **3.3 Tahapan Penelitian**

Tahapan penelitian adalah serangkaian langkah atau prosedur yang diikuti dalam melakukan penelitian (Sanusi et al., 2023). Tahapan ini memberikan pedoman dan mengatur setiap tahapan dari awal hingga akhir penelitian, memastikan seluruh tahapan dilakukan secara terstruktur. Tahapan penelitian yang akan dilakukan berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Sanjaya & Ayub, 2020), secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 3.3 menunjukkan bagan alir dari penelitian ini.



Gambar 3.5 Bagan Tahapan Penelitian

### 3.3.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan melakukan eksplorasi jurnal penelitian dan pekerjaan terkait. Pencarian selanjutnya adalah memilih *technical paper* terindeks dan relevan sehingga hasilnya dapat menciptakan lingkungan *state of the art* yang mendukung jalannya penelitian ini.

### 3.3.3 Akuisisi Data

Pengumpulan data yang diambil adalah *dataset* berupa citra digital Sistem Bahasa Isyarat Indonesia yang berasal dari *Kaggle* yang di unggah oleh Alvin Bintang pada tahun 2022 dengan jumlah total *dataset* sebanyak 5280 citra, yang dibagi menjadi 24 kelas yang merupakan abjad alfabet A-Y tanpa abjad J dan Z. Setiap kelas tersebut berisi 220 citra Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI).

### 3.3.3 Data Preprocessing

Pemrosesan awal data diperlukan untuk mengubah data gambar mentah ke dalam format yang sesuai dengan metode penelitian yang akan diterapkan. Tujuan dari proses *preprocessing* adalah untuk memudahkan ekstraksi fitur (Sanusi et al., 2023). Tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan berlandaskan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Sanjaya & Ayub, 2020), terdapat dua proses *preprocessing* yang dilakukan yaitu proses augmentasi citra dan *resize* citra.

#### 1. Augmentasi Data Citra

Teknik augmentasi yang digunakan berlandaskan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Sasongko et al., 2023) dan (Gunardi, 2023) dengan menggunakan teknik *rotation*, *shear horizontal* dan *vertical*, *grayscale*, *saturation*, *brightness* dan *exposure*. Teknik ini menggunakan 12 data citra dari setiap kelas yang ada, yang menghasilkan jumlah *dataset* akhir sebanyak 7582 *dataset*.



## 2. *Resizing Data*

Teknik ini digunakan untuk mengubah ukuran gambar dengan memperkecil dimensinya baik secara vertikal maupun horizontal, dalam *dataset* yang telah ada, citra di *resize* dari ukuran yang bervariasi. Dalam penelitian ini, semua citra dengan berbagai ukuran, yaitu *512x512 pixel*, *256x256 pixel*, *128x128 pixel*, dan *64x64 pixel*, disesuaikan berlandaskan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Ramadhanti et al., 2024) dengan menggunakan ukuran *224x224 pixel*. Hal ini bertujuan untuk mempercepat dan mempermudah proses perhitungan.

### 3.3.4 **Pembagian Data (*Split Validation*)**

*Dataset* yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dibagi menjadi data uji, dan data latih. Proses pembagian *dataset* berlandaskan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Maulana Baihaqi et al., 2021) menggunakan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, Pembagian data dilakukan menggunakan fungsi *split\_indices* dari *library FastAI*.

#### 1. Data Uji

Data uji atau data *testing* merupakan data yang digunakan dalam tahap pengujian pada model. Data uji yang digunakan pada penelitian ini diambil sebanyak 20% dari total *dataset*, dengan hasil akhir *dataset* uji sebanyak 1526 data.

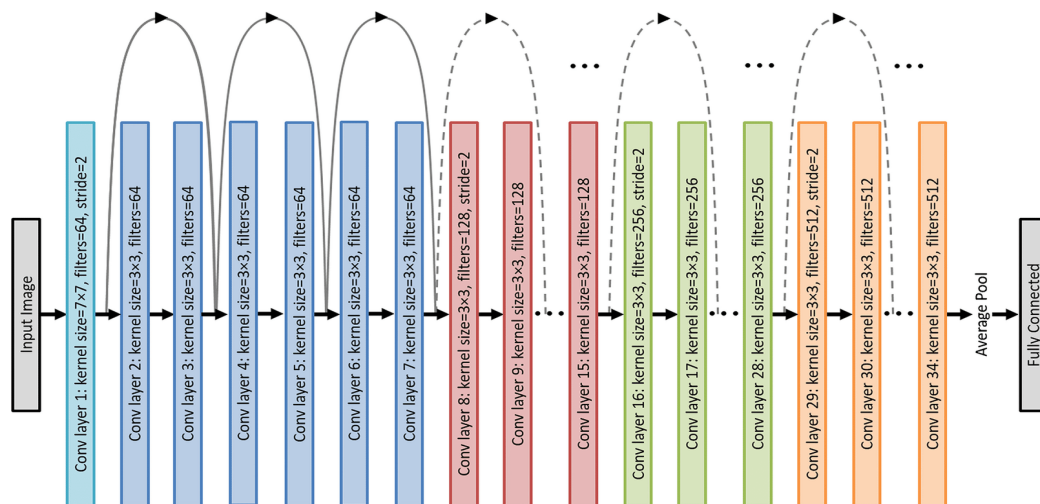
#### 2. Data Latih

Data latih atau data *train* adalah data yang digunakan pada tahap *training* model. Data latih yang digunakan pada penelitian ini diambil secara acak dari

*dataset* sebanyak 80% dari total *dataset*, dengan hasil akhir *dataset* latihan sebanyak 6056 data.

### 3.3.5 Modelling

Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah *ResNet-34*, versi spesifik dari arsitektur *ResNet* yang terdiri dari 34 lapisan. Mirip dengan varian *ResNet* lainnya, *ResNet-34* menggunakan blok sisa untuk mengatasi masalah hilangnya gradien di jaringan saraf yang sangat dalam. (Hendri Candra Mayana & Desmarita Leni, 2023). Pada *ResNet-34*, setiap blok sisa terdiri dari dua lapisan konvolusi dengan ukuran *filter* 3x3. Blok-blok ini memanfaatkan koneksi pintasan untuk menghubungkan *input* langsung ke *output*. (Korfiatis et al., 2017).



Gambar 3.6 Diagram skema arsitektur *ResNet-34* (Tsai & Kleinman, 2022)

Dalam proses pendeteksian sistem bahasa isyarat Indonesia, *ResNet-34* memproses gambar gerakan tangan dengan menggunakan serangkaian lapisan konvolusi dan lapisan *max-pooling* untuk mengekstrak fitur-fitur utama. Fitur-fitur ini kemudian disederhanakan dan melewati beberapa lapisan yang terhubung sepenuhnya untuk menghasilkan probabilitas kelas yang mungkin untuk gambar

tersebut (Mhapsekar et al., 2020). *ResNet-34* terdiri dari 34 lapisan, termasuk lapisan konvolusi, *normalisasi batch*, dan fungsi aktivasi seperti ReLU (*Rectified Linear Unit*). Arsitekturnya juga menggunakan konsep *skip connection*, yang memungkinkan informasi mengalir langsung dari lapisan *input* ke lapisan *output* dalam blok konvolusi. Pendekatan ini membantu mengurangi penurunan kinerja pada model dengan banyak lapisan (Ahmad et al., 2020).

### 3.3.6 Evaluasi Model

Evaluasi model diperlukan untuk mengidentifikasi kombinasi model terbaik. Hal ini dapat dicapai dengan menggunakan matriks, dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti hasil akurasi dari *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah alat evaluasi *visual* yang digunakan dalam machine learning untuk menilai performa model klasifikasi (Ridhovan & Suharso, 2022). Dalam *confusion matrix*, kolom mewakili hasil kelas yang diprediksi, dan baris mewakili hasil kelas sebenarnya. Susunan ini memungkinkan penghitungan semua kemungkinan kasus masalah klasifikasi (Xu et al., 2020). Dalam *confusion matrix* terdapat beberapa jenis yaitu presisi, *recall*, dan *F1 score*. Akurasi dan *confusion matrix* dapat dibentuk seperti pada Persamaan (3), (4), (5), dan (6) (Ridhovan & Suharso, 2022)

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{True Positive} + \text{True Negative} + \text{True Positive} + \text{True Negative}} \quad (3)$$

Akurasi adalah rasio prediksi benar terhadap keseluruhan data.

$$\text{Presisi} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \quad (4)$$

Presisi adalah perbandingan nilai prediksi benar positif dibandingkan dengan total hasil dengan prediksi positif.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (5)$$

*Recall* adalah perbandingan nilai prediksi benar positif dengan seluruh data yang benar positif.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Recall \times Presisi}{Recall + Presisi} \quad (6)$$

*F1 score* merupakan perbandingan rata-rata nilai presisi dan *recall* yang dibebankan.