BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah proses klasifikasi tingkat kecemasan berdasarkan data *Beck Anxiety Inventory* (BAI) menggunakan pendekatan *machine learning* melalui evaluasi perbandingan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Penelitian difokuskan pada kemampuan kedua algoritma dalam mengelompokkan tingkat kecemasan responden ke dalam beberapa kategori, yaitu minimal, ringan, sedang, dan berat berdasarkan skor BAI.

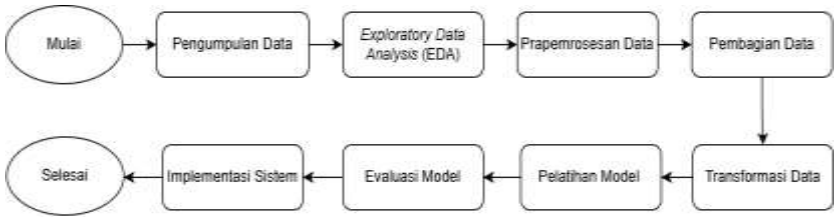
Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data hasil pengisian kuesioner *Beck Anxiety Inventory* (BAI) yang terdiri dari 21 indikator gejala kecemasan, baik gejala fisik maupun kognitif. Setiap indikator memiliki skala penilaian 0 hingga 3 yang menunjukkan tingkat intensitas gejala yang dialami responden selama satu minggu terakhir. Total skor dari seluruh item digunakan sebagai dasar penentuan label tingkat kecemasan, yaitu skor 0-7 kategori minimal, 8-15 kategori ringan, 16-25 kategori sedang, dan 26-63 kategori berat.

Untuk memastikan kesesuaian penggunaan kategori tersebut, penelitian ini juga melalui proses konsultasi dan validasi bersama Hafnia Rahma Alifa, M.Psi., Psikolog selaku profesional psikolog klinis. Validasi dilakukan untuk memastikan bahwa label tingkat kecemasan yang digunakan telah sesuai dengan interpretasi dalam kajian psikologi klinis, sehingga proses pengelompokan data dapat digunakan sebagai dasar yang relevan dalam pengembangan model klasifikasi *machine learning.* Selain itu, proses validasi juga bertujuan untuk memastikan bahwa variabel atau indikator yang digunakan dalam penelitian memiliki keterkaitan dan relevansi dalam mengukur tingkat kecemasan sesuai dengan standar *Beck Anxiety Inventory* (BAI).

Penelitian ini dilaksanakan pada September 2025 hingga April 2026, yang mencakup serangkaian kegiatan mulai dari studi literatur, persiapan dan pemrosesan data, perancangan metode, pelatihan serta pengujian model, hingga analisis hasil dan penyusunan laporan akhir.

3.2 Prosedur Penelitian

Alur penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini, ditampilkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Prosedur Penelitian

Setiap tahapan yang ditampilkan mencerminkan proses yang dilalui untuk membangun model klasifikasi tingkat kecemasan berdasarkan data *Beck Anxiety Inventory* menggunakan algoritma *machine learning*. Pada Gambar 3.1 menunjukkan proses diawali dengan pengumpulan data, kemudian dilanjutkan ke tahap *exploratory data analysis* (EDA). Selanjutnya dilakukan tahap pra-pemrosesan untuk membersihkan serta mempersiapkan data agar siap digunakan. Setelah itu, data dipisahkan menjadi data latih dan data uji pada tahap pembagian data. Berikutnya dilakukan transformasi data, kemudian model dibangun melalui tahap pelatihan, dan diakhiri dengan evaluasi kinerja model serta implementasi sistem.

3.2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses memperoleh data mentah yang nantinya akan digunakan sebagai bahan utama dalam proses penelitian. sebagai bahan utama dalam penelitian. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari *platform Figshare* dengan judul *Beck Anxiety Inventory Questionnaire Responses*. Dataset tersebut berisi 1.903 data responden yang memuat hasil pengisian kuesioner *Beck Anxiety Inventory* (BAI).

Dataset BAI terdiri dari 21 item pertanyaan yang merepresentasikan gejala kecemasan fisik maupun kognitif yang dialami responden dalam kurun waktu satu minggu terakhir. Setiap item memiliki rentang penilaian skala 0 hingga 3 sesuai tingkat intensitas gejala yang dirasakan. Seluruh data pada dataset ini digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi tingkat kecemasan menggunakan algoritma *machine learning*.

Pemilihan dataset dilakukan berdasarkan kesesuaiannya dengan tujuan penelitian, yaitu melakukan klasifikasi tingkat kecemasan berdasarkan standar pengukuran *Beck Anxiety Inventory* (BAI). Selain memiliki jumlah data yang cukup untuk proses pelatihan model, dataset ini juga menggunakan instrumen psikologis yang telah tervalidasi dan banyak digunakan dalam penelitian klinis maupun komputasional terkait kecemasan. Oleh karena itu, dataset ini dinilai relevan untuk digunakan dalam proses pengembangan dan evaluasi model klasifikasi tingkat kecemasan menggunakan metode SVM dan XGBoost.

Untuk memberikan gambaran mengenai dataset yang digunakan, tampilan sebagian dataset disajikan pada Gambar 3.2.

	jenis_kelamin	kelompok_usia	kesemutan	merasa_panas	kaki_goyah	tidak_bisa_rileks	takut_hal_buruk_terjadi	pusing/kepala_ringan	jantung_berdebar
0	Female	15-19	3	1	1	1	2	1	2
1	Female	20-24	1	0	0	3	0	0	0
2	Male	25-29	0	3	3	0	1	2	0
3	Female	20-24	1	1	0	0	2	0	0
4	Male	15-19	1	1	3	1	0	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1898	Female	20-24	1	1	0	1	2	0	0
1899	Male	25-29	0	2	1	0	1	1	2
1900	Female	20-24	1	0	0	0	1	0	1
1901	Male	25-29	3	2	0	0	2	0	0
1902	Male	25-30	1	1	1	1	3	0	1

1903 rows × 25 columns

Gambar 3.2 *Beck Anxiety Inventory Questionnaire Responses*

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas atribut demografis dan 21 item pertanyaan *Beck Anxiety Inventory* (BAI) yang digunakan untuk mengukur gejala kecemasan responden. Setiap atribut merepresentasikan gejala fisik maupun kognitif yang berkaitan dengan tingkat kecemasan individu. Adapun atribut yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Atribut pada Dataset

No.	Atribut
1.	Jenis Kelamin
2.	Kelompok Usia
3.	Mati Rasa/Kesemutan
4.	Merasa Panas
5.	Kaki Goyah
6.	Tidak Bisa Rileks
7.	Takut Hal Buruk akan Terjadi
8.	Pusing/Kepala Ringan

No.	Atribut
9.	Jantung Berdebar
10.	Tidak Stabil
11.	Sangat Takut
12.	Gugup
13.	Merasa Tercekik
14.	Tangan Gemetar
15.	Takut Kehilangan Kendali
16.	Kesulitan Bernapas
17.	Merasa Takut
18.	Gangguan Pencernaan
19.	Perasaan Hampir Pingsan
20.	Wajah Memerah
21.	Keringat Panas/Dingin
22.	Skor BAI

Pada dataset yang digunakan, tingkat kecemasan direpresentasikan melalui skor total *Beck Anxiety Inventory* (BAI) yang diperoleh dari penjumlahan seluruh item pertanyaan. Setiap item memiliki rentang nilai 0 hingga 3 yang menunjukkan tingkat intensitas gejala kecemasan yang dialami responden selama satu minggu terakhir. Dengan demikian, total skor BAI berada pada rentang 0 hingga 63.

Dalam penelitian ini, skor total BAI selanjutnya dikategorikan ke dalam kelas tingkat kecemasan berdasarkan standar interpretasi *Beck Anxiety Inventory* (BAI). Proses kategorisasi dilakukan untuk menyesuaikan variabel target dengan kebutuhan algoritma klasifikasi *machine learning*. Kategori tingkat kecemasan yang digunakan terdiri dari kategori minimal dengan skor 0–7, ringan dengan skor 8–15, sedang dengan skor 16–25, dan berat dengan skor 26–63. Pengelompokan tersebut digunakan sebagai label kelas dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi.

Berdasarkan standar BAI, tingkat kecemasan diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori yang disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Kategori Tingkat Kecemasan Berdasarkan BAI

Skor	Tingkat Kecemasan
0-7	Minimal
8-15	Ringan
16-25	Sedang
26-63	Berat

Penggunaan kategori berbasis standar BAI bertujuan untuk memastikan bahwa proses klasifikasi memiliki landasan yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

3.2.2 Analisis Data Eksploratif (*Exoploratory Data Analysis*)

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan tahap awal yang dilakukan untuk memahami karakteristik dan struktur data sebelum memasuki proses pemodelan. Tahap ini bertujuan untuk memperoleh gambaran umum mengenai pola, kecenderungan, distribusi, serta potensi permasalahan dalam data, seperti keberadaan nilai hilang, data tidak konsisten, atau outlier yang dapat memengaruhi kualitas analisis. Pada proses EDA, beberapa kegiatan utama yang dilakukan meliputi:

1. Pemeriksaan Struktur dan Tipe Data

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui jumlah data, jumlah atribut, serta tipe data pada setiap variabel. Variabel kemudian dikelompokkan ke dalam tipe numerik dan kategorikal sebagai dasar penentuan teknik pengolahan data pada tahap selanjutnya. Berikut merupakan contoh pemeriksaan tipe data.

Tabel 3.3 Contoh Pemeriksaan Struktur dan Tipe Data

RangeIndex: 2000 *entries*
Data columns: 3 *columns*

No.	Variabel	Tipe Data
1.	Usia	*integer*
2.	Jenis Kelamin	*object*
3.	Gugup	*integer*

Berdasarkan Tabel 3.3, menunjukkan bahwa dataset memiliki 2000 baris dan 3 kolom dengan kombinasi tipe data yang beragam. Oleh karena itu, diperlukan

proses *encoding* untuk data kategorikal dan standardisasi untuk data numerik agar dapat digunakan dalam pemodelan.

2. Analisis Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif digunakan sebagai metode untuk menganalisis karakteristik dasar dari variabel numerik. Tahap ini melibatkan perhitungan nilai-nilai statistik seperti minimum, maksimum, *mean*, *median*, dan standar deviasi.

Tabel 3.4 Contoh Analisis Statistik Deskriptif

Variabel	Mean	Std	Min	Max
Jenis Kelamin	28	4	20	35
Usia	7	1	5	9

Berdasarkan Tabel 3.4, terlihat bahwa setiap variabel memiliki nilai rata-rata dan variasi yang berbeda. Beberapa variabel menunjukkan rentang nilai yang cukup luas, yang menandakan adanya perbedaan karakteristik antar data.

3. Identifikasi *Missing Value* dan Duplikasi Data

Sebelum melakukan pemodelan, dilakukan pemeriksaan terhadap kualitas data, khususnya untuk mengidentifikasi adanya *missing value* dan duplikasi data. Pemeriksaan *missing value* dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat data yang hilang pada setiap atribut. Data yang tidak lengkap dapat memengaruhi hasil analisis dan performa model, sehingga perlu dilakukan penanganan yang tepat. Adapun contoh *missing value* disajikan pada tabel berikut.

Tabel 3.5 Contoh *Missing Value* pada Data

Usia	Gender	Gugup	Merasa Takut
25	L	1	1
30	P	-	2
28	L	3	-

Berdasarkan Tabel 3.5, terdapat nilai yang hilang pada atribut durasi tidur dan tingkat stres. Penanganan *missing value* dapat dilakukan dengan metode imputasi, seperti mengganti nilai kosong dengan rata-rata (*mean*), *median*, atau metode lainnya sesuai dengan kebutuhan. Adapun contoh penanganan *missing value* pada tabel berikut.

Tabel 3. 6 Contoh Penanganan *Missing Value* pada Data

Usia	Gender	Gugup	Merasa Takut
25	L	1	1
30	P	3	2
28	L	3	1

Berdasarkan Tabel 3.6, penanganan *missing value* telah dilakukan dengan metode imputasi, seperti mengganti nilai kosong dengan rata-rata (*mean*).

Selain *missing value*, dilakukan juga pemeriksaan terhadap kemungkinan adanya data duplikat. Data yang duplikat dapat menyebabkan model belajar dari data yang sama secara berulang sehingga berpotensi menimbulkan bias. Contoh duplikasi data ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 3.7 Contoh Duplikasi Data

Usia	Gender	Gugup
25	L	3
25	L	3
30	P	1

Berdasarkan Tabel 3.7, terlihat bahwa terdapat data yang memiliki nilai identik. Oleh karena itu, salah satu data yang duplikat perlu dihapus agar dataset menjadi lebih bersih dan representatif. Adapun contoh penanganan duplikasi data pada tabel berikut.

Tabel 3. 8 Contoh Penanganan Duplikasi Data

Usia	Gender	Gugup
25	L	3
30	P	1

Berdasarkan Tabel 3.8, terlihat bahwa duplikasi data ditangani dengan menghapus data duplikat tersebut agar dataset menjadi lebih bersih dan representatif.

4. Analisis Korelasi Antar-variabel

Analisis korelasi dilakukan untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan antar-variabel numerik. Tahapan ini membantu mengidentifikasi variabel yang memiliki keterkaitan kuat dengan variabel target, yaitu Tingkat Kecemasan, sehingga berpotensi memberikan kontribusi signifikan terhadap model klasifikasi. Hasil analisis korelasi diperlukan untuk pemahaman pola hubungan dalam dataset.

Tabel 3.9 Contoh Korelasi Antar-variabel

Variabel	**Tingkat Kecemasan**
Merasa Takut	-0.45
Gugup	-0.30
Jantung Berdebar	0.65
Gangguan Pencernaan	0.40
Gemetar	0.50

Pada Tabel 3.9, menggambarkan bagaimana analisis korelasi digunakan untuk memahami hubungan antar variabel. Contohnya pada variabel jantung berdebar memiliki korelasi positif cukup kuat terhadap tingkat kecemasan.

5. Pemeriksaan Distribusi Variabel Target

Distribusi variabel target (Tingkat Kecemasan) diperiksa untuk mengetahui keseimbangan jumlah sampel pada setiap kategori kecemasan. Ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) dapat mengakibatkan model lebih banyak mengklasifikasikan data ke dalam kelas mayoritas, sehingga performa klasifikasi menjadi tidak optimal. Berikut merupakan contoh distribusi jumlah data berdasarkan skor BAI.

Tabel 3.10 Contoh Pemeriksaan Distribusi Target

Skor BAI	**Jumlah Data**
5	150
10	200
20	300
30	350
40	110

Berdasarkan Tabel 3.10, dapat diketahui bahwa jumlah data pada setiap skor BAI memiliki distribusi yang berbeda-beda. Skor BAI dengan jumlah data tertinggi terdapat pada skor 30 dengan total 350 data, sedangkan jumlah data terendah terdapat pada skor 40 sebanyak 110 data. Variasi jumlah data pada masing-masing skor menunjukkan adanya perbedaan tingkat kecemasan yang dialami.

3.2.3 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data (*data preprocessing*) dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam proses pelatihan model berada dalam kondisi optimal sebelum digunakan dalam pelatihan model menggunakan algoritma *machine learning*. Dataset mentah sering kali mengandung isu seperti nilai kosong, format variabel yang tidak seragam, skala fitur yang berbeda, hingga variabel kategorikal yang belum dapat dibaca oleh algoritma. Oleh karena itu, tahap pra-pemrosesan ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut agar sesuai dengan format yang dapat diproses oleh model. Adapun tahapan pra-pemrosesan data yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Pemisahan Fitur dan Label

Tahap pemisahan fitur dan label dilakukan untuk menentukan variabel *input* (*features*) dan variabel target (label) yang akan digunakan dalam proses pemodelan. Fitur merupakan atribut-atribut yang digunakan sebagai dasar dalam melakukan klasifikasi, sedangkan label merupakan variabel yang menjadi tujuan klasifikasi model.

Pada penelitian ini, fitur yang digunakan terdiri dari indikator gejala kecemasan pada 21 item BAI. Sementara itu, variabel target yang digunakan adalah Tingkat Kecemasan yang telah ditransformasikan ke dalam bentuk kategori tingkat kecemasan.

2. Pelabelan Data

Transformasi label dilakukan untuk mengubah variabel target Tingkat Kecemasan yang semula berbentuk skala numerik (1–10) menjadi kategori tingkat kecemasan yang bersifat diskrit. Proses ini diperlukan karena penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi, sehingga diperlukan label dalam bentuk kelas.

Transformasi dilakukan dengan mengacu pada standar interpretasi *Beck Anxiety Inventory* (BAI) yang umum digunakan dalam keilmuan psikologi. Berdasarkan standar tersebut, tingkat kecemasan dikategorikan sebagai berikut.

Tabel 3.11 Deskripsi Label Berdasarkan Skor BAI

Skor BAI	Label
0-7	Kecemasan Minimal
8-15	Kecemasan Ringan
16-25	Kecemasan Sedang
26-63	Kecemasan Berat

Berdasarkan Tabel 3.11, label dikelompokkan ke dalam empat kategori berdasarkan skor BAI dan jumlah intensitas pada indikator atau gejala kecemasan, yaitu kecemasan minimal, ringan, sedang, dan berat. Proses pengelompokan ini bertujuan untuk menyederhanakan variasi data numerik menjadi kelas yang lebih representatif, sehingga memudahkan model dalam mempelajari pola klasifikasi. Hasil dari proses ini disimpan dalam variabel baru sebagai label klasifikasi yang digunakan dalam pelatihan model.

3.2.4 Pembagian Data

Tahap pembagian data (*data splitting*) diterapkan untuk memisahkan dataset ke dalam dua subset utama, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih menggunakan sebagian data, kemudian dievaluasi menggunakan data yang tidak termasuk dalam proses pelatihan sebelumnya, sehingga kinerja model dapat dinilai secara objektif. Pada penelitian ini, proses pembagian data menggunakan rasio 80% sebagai *training data* dan 20% sebagai *testing data*. Berikut merupakan contoh pembagian data dengan rasio 80:20.

Tabel 3.12 Contoh Pembagian Data

Jenis Data	Jumlah Data	Persentase
Training Data	1600	80%
Testing Data	400	20%
Total	2000	100%

Berdasarkan Tabel 3.12, sebanyak 1600 data digunakan sebagai data pelatihan untuk membantu model dalam mempelajari pola hubungan antar variabel. Sementara itu, 400 data digunakan sebagai data pengujian untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data baru.

3.2.5 Transformasi Data

Tahapan transformasi data bertujuan untuk mengonversi data ke dalam format yang sesuai agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma *machine learning*. Transformasi ini diperlukan karena tidak semua data dalam bentuk awal dapat langsung digunakan dalam proses pelatihan model, terutama pada algoritma seperti SVM dan XGBoost, yang memerlukan *input* berupa data numerik dengan skala yang sebanding. Pada tahap ini dilakukan beberapa proses transformasi sebagai berikut.

1. *Encoding* Variabel Kategorikal

Encoding variabel kategorikal dilakukan untuk mengubah data berbentuk kategori menjadi nilai numerik agar dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Variabel seperti jenis kelamin, profesi, kebiasaan merokok, dan lainnya tidak dapat langsung digunakan dalam bentuk teks. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan metode *Label Encoding*, yaitu mengonversi setiap kategori menjadi nilai bilangan bulat yang unik. Berikut merupakan contoh data kategorikal sebelum dilakukan proses *encoding.*

Tabel 3.13 Contoh Data Sebelum Proses *Encoding*

Gender	Kelompok Usia
L	15-19
P	20-25
L	26-30

Berdasarkan Tabel 3.13, variabel masih berbentuk kategori (teks), sehingga belum dapat digunakan secara langsung dalam proses pemodelan. Adapun contoh setelah data diubah menjadi nilai numerik sebagai berikut.

Tabel 3.14 Contoh Data Setelah Proses *Encoding*

Gender	Kelompok Usia
0	0
1	1
0	2

Pada Tabel 3.14, setiap kategori telah dikonversi menjadi angka unik. Dengan demikian, data sudah dalam bentuk numerik dan dapat digunakan sebagai *input* pada model *machine learning*.

2. Standardisasi Fitur Numerik

Standardisasi fitur numerik dilakukan untuk menyamakan skala antar variabel agar tidak terjadi dominasi oleh fitur yang memiliki rentang nilai lebih besar. Dalam dataset ini terdapat berbagai variabel numerik seperti usia, durasi tidur, dan detak jantung yang memiliki satuan dan skala berbeda. Oleh karena itu, digunakan metode *StandardScaler* yang mentransformasikan data sehingga memiliki rata-rata (*mean*) 0 dan standar deviasi 1. Berikut merupakan contoh data numerik sebelum dilakukan proses standardisasi.

Tabel 3.15 Contoh Data Sebelum Proses Standardisasi

Usia	Merasa Panas	Jantung Berdebar
25	1	2
30	1	1
28	3	2

Berdasarkan Tabel 3.15, terlihat bahwa setiap variabel memiliki rentang nilai yang berbeda, sehingga berpotensi memengaruhi kinerja model. Adapun contoh setelah dilakukan proses standardisasi menggunakan *StandardScaler* sebagai berikut.

Tabel 3.16 Contoh Data Setelah Proses Standardisasi

Usia	Merasa Panas	Jantung Berdebar
-0.8	0.0	-1.2
1.2	-1.2	1.2
0.0	1.2	0.0

Berdasarkan Tabel 3.16, nilai setiap variabel telah berada pada skala yang seragam, yaitu dengan rata-rata mendekati 0 dan standar deviasi 1. Dengan demikian, setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses pelatihan model.

3.2.6 Pelatihan Model

Tahap pelatihan model (*model training*) merupakan proses di mana algoritma *machine learning* mempelajari pola hubungan antara variabel yang digunakan dengan tingkat kecemasan berdasarkan data yang telah diproses pada tahap pra-pemrosesan. dan pembagian data. Pada penelitian ini digunakan dua algoritma, yaitu SVM dan XGBoost, dengan tujuan membandingkan performa kedua model dalam melakukan klasifikasi tingkat kecemasan. Masing-masing algoritma memiliki mekanisme pembelajaran yang berbeda, sehingga pelatihan dilakukan secara terpisah untuk memperoleh model yang paling optimal.

1. *Support Vector Machine* (SVM)

Dalam penelitian ini, algoritma Support Vector Machine diimplementasikan menggunakan fungsi kernel RBF. Pemilihan kernel ini didasarkan pada kemampuannya dalam membangun model pada hubungan non-linier antar fitur, yang umum ditemui pada data *Beck Anxiety Inventory*. Kernel ini mengubah representasi data ke dalam ruang fitur berdimensi lebih tinggi sehingga memungkinkan pembentukan *hyperplane* pemisah yang optimal antar kategori kecemasan.

Proses pelatihan dilakukan dengan menyesuaikan dua *hyperparameter* utama, yaitu C (*regularization parameter*) dan gamma (*kernel* coefficient). Parameter C mengatur tingkat toleransi model terhadap kesalahan klasifikasi pada data pelatihan, sedangkan gamma menentukan sejauh mana satu titik data memengaruhi bentuk batas keputusan. Penyetelan nilai kedua parameter tersebut dilakukan secara eksperimental sehingga model mampu menemukan margin keputusan yang paling sesuai untuk memisahkan kelas kecemasan minimal, ringan, dan sedang/tinggi.

Setelah konfigurasi optimal diperoleh, model SVM dilatih menggunakan data pelatihan dan selanjutnya disiapkan untuk mengevaluasi performa prediksi pada

data pengujian. Keunggulan *kernel* RBF dalam menangkap pola non-linear diharapkan dapat menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil.

2. *Extreme Gradient Boosting* (XG-*Boost*)

Pada penelitian ini, algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) digunakan sebagai salah satu model pembanding untuk melakukan klasifikasi tingkat kecemasan. XGBoost merupakan algoritma *ensemble* berbasis pohon keputusan yang dibangun dengan teknik *gradient boosting*, yaitu proses pembelajaran bertahap yang menggabungkan sejumlah *weak learners* berupa pohon keputusan tipe CART (*Classification and Regression Trees*). Setiap pohon baru dibentuk untuk memperbaiki kesalahan (*residual error*) yang dihasilkan oleh pohon sebelumnya, sehingga model akhir merupakan kombinasi dari banyak pohon yang bekerja secara kolektif. XGBoost dipilih Karena memiliki kemampuan yang unggul dalam mengolah dan menangani data kompleks, menyediakan mekanisme regularisasi bawaan, dan mampu memberikan performa tinggi pada tugas klasifikasi *multiclass*.

Proses pelatihan XGBoost mencakup penyesuaian beberapa *hyperparameter* penting, seperti *learning rate*, *max_depth*, *n_estimators*, serta parameter regularisasi seperti *lambda* dan *gamma*. *Learning rate* digunakan untuk mengontrol laju pembelajaran model pada setiap iterasi, sementara *max_depth* menentukan kedalaman maksimum pohon yang dibangun. Parameter *n_estimators* menentukan jumlah total pohon keputusan yang digunakan dalam model. Adapun regularisasi berfungsi mengendalikan kompleksitas model agar tidak terjadi *overfitting*.

Selama pelatihan, *XGBoost* juga menerapkan teknik seperti *tree pruning*, pembobotan gradien, dan pemilihan fitur berdasarkan nilai *gain* untuk memastikan bahwa setiap pohon yang ditambahkan memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan akurasi model.

3.2.7 Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan setelah proses pelatihan algoritma SVM dan XGBoost selesai menggunakan data latih. Evaluasi bertujuan untuk mengukur seberapa baik model dapat melakukan prediksi terhadap data pengujian yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, sehingga hasil pengujian dapat mencerminkan kemampuan generalisasi model secara lebih objektif. Pada penelitian ini, beberapa

metrik evaluasi digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat kecemasan pada setiap kelas secara lebih menyeluruh. Adapun metrik yang digunakan dijelaskan sebagai berikut.

1. *Confusion Matrix*

Confusion matrix digunakan untuk memvisualisasikan hasil prediksi yang benar dan keliru pada setiap kelas kecemasan. Pada kasus *multiclass* dengan empat kelas, *confusion matrix* berbentuk matriks berukuran 4×4, di mana setiap baris menunjukkan kelas sebenarnya, sedangkan setiap kolom menunjukkan hasil prediksi model.

2. *Accuracy*

Accuracy digunakan untuk menilai seberapa akurat kinerja model dalam melakukan prediksi secara keseluruhan. Metrik ini menggambarkan perbandingan antara jumlah data yang terklasifikasi dengan benar dan keseluruhan data yang digunakan.

Nilai akurasi yang tinggi mengindikasikan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan data secara umum. Namun, pada kasus *multiclass*, *accuracy* perlu dikombinasikan dengan metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score.*

3. *Precision*

Precision menggambarkan proporsi prediksi positif yang sangat sesuai dengan kondisi aktual. *Precision* yang tinggi diartikan sebagai tingkat kesalahan pada model yang rendah dalam mengklasifikasikan suatu kelas sebagai positif.

4. *Recall*

Recall merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang termasuk ke dalam suatu kelas tertentu. Rumus untuk menghitung *recall* adalah sebagai berikut.

Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada kelas tertentu dengan baik. Sebaliknya, nilai *recall* yang rendah menunjukkan bahwa model masih sering melewatkan data yang seharusnya terdeteksi (*false negative*).

5. *F1-Score*

F1-score digunakan untuk mengintegrasikan nilai *precision* dan *recall* ke dalam satu nilai yang seimbang. *F1-score* akan menghasilkan nilai tinggi apabila *precision* dan *recall* sama-sama bernilai tinggi. Sebaliknya, jika salah satu nilai rendah, maka *F1-score* juga akan menurun.

6. Analisis Performa Model

Pada penelitian ini, terdapat tahap analisis performa model. Tahap ini bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua algoritma yang diterapkan berdasarkan hasil evaluasi yang telah diperoleh.

Analisis performa model dilakukan dengan mengkaji hasil evaluasi secara menyeluruh, baik dari sisi ketepatan klasifikasi secara umum maupun performa pada setiap kategori kecemasan. Perbandingan dilakukan dengan memperhatikan nilai *classification report* dan pola kesalahan yang divisualisasikan dengan *confusion matrix.*

3.2.8 Implementasi Sistem

Tahap implementasi sistem merupakan proses penerapan model klasifikasi ke dalam sebuah aplikasi berbasis web yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Pada penelitian ini, implementasi dilakukan menggunakan *framework Streamlit* dengan bahasa pemrograman *Python*. Sistem ini dirancang untuk memprediksi tingkat kecemasan berdasarkan data *Beck Anxiety Inventory* yang diinput oleh pengguna melalui antarmuka interaktif.

Data yang dimasukkan pengguna selanjutnya diproses melalui tahapan yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu *encoding* variabel kategorikal dan normalisasi fitur numerik. Data yang telah diproses kemudian digunakan sebagai *input* untuk model *machine learning* yang telah dilatih, yaitu SVM atau XGBoost, untuk menghasilkan prediksi tingkat kecemasan dalam kategori minimal, ringan, sedang, atau berat. Hasil prediksi tersebut ditampilkan secara langsung kepada pengguna, sehingga sistem ini dapat digunakan sebagai alat bantu prediksi tingkat kecemasan.