

## BAB II

### KAJIAN LITERATUR

#### 2.1. Tinjauan Pustaka

Bagian ini memuat dasar-dasar teori serta tinjauan pustaka yang mendukung dan berkaitan erat dengan topik penelitian yang dilakukan.

##### 2.1.1. Quarter-Life Crises (QLC)

*Quarter-life crises* merupakan fase perkembangan psikologis yang umumnya terjadi pada individu berusia antara 20 hingga 30 tahun. Pada masa ini, individu kerap mengalami tekanan emosional akibat ketidakpastian dalam menentukan arah hidup, karier, dan hubungan personal. Hasyim et al. (2024) mengungkapkan bahwa QLC berkaitan erat dengan keraguan diri, tekanan sosial, dan perbandingan sosial yang berlebihan [4]. Dalam konteks budaya Indonesia, tekanan sosial untuk segera menikah, mendapatkan pekerjaan tetap, atau mencapai standar hidup tertentu turut memperparah kondisi ini [10]. Studi dari Argasiam dan Putri (2023) juga menyatakan bahwa faktor-faktor seperti resiliensi dan dukungan sosial memiliki peran penting dalam menentukan seberapa kuat individu dapat mengatasi tekanan selama fase QLC [10]. Dukungan dari keluarga, teman sebaya, serta lingkungan sosial dapat menurunkan tingkat stres dan mencegah terjadinya gangguan mental yang lebih serius [11].

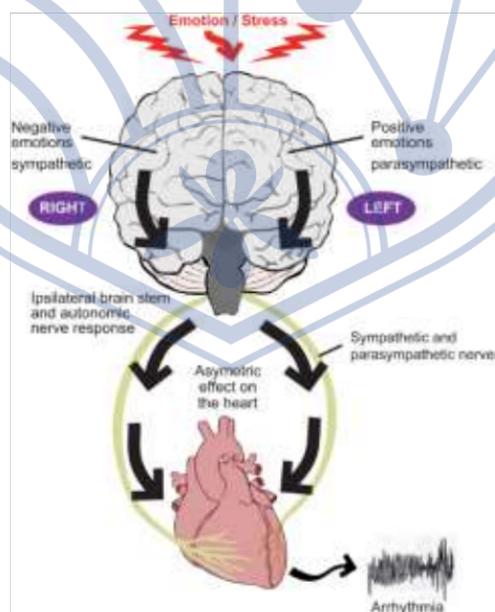
Penelitian Solmi et al. (2022) menunjukkan bahwa 62.5% individu mengalami gangguan mental pertama kali sebelum usia 25 tahun. Ini memperkuat bahwa usia *quarter-life* merupakan fase rentan untuk gangguan kesehatan mental, termasuk stres, sehingga intervensi dini menjadi sangat krusial [12]. Fase ini sesuai dengan tahap perkembangan psikososial "*Intimacy vs Isolation*" dari Erikson (1968), yang menekankan bahwa individu usia dewasa awal menghadapi tantangan untuk membentuk hubungan intim yang stabil, atau berisiko mengalami isolasi emosional.

Approximate Age	Psychosocial Crisis/Task	Virtue Developed
Infant - 18 months	Trust vs Mistrust	Hope
18 months - 3 years	Autonomy vs Shame/Doubt	Will
3 - 5 years	Initiative vs Guilt	Purpose
5 - 13 years	Industry vs Inferiority	Competency
13 - 21 years	Identity vs Confusion	Fidelity
21 - 39 years	Intimacy vs Isolation	Love
40 - 65 years	Generativity vs Stagnation	Care

Gambar 2.1 Erikson's Stages of Psychosocial Development

### 2.1.2. Stres dan Dampaknya terhadap Kesehatan Mental

Stres adalah respons tubuh terhadap tekanan atau tuntutan yang dapat bersumber dari berbagai aspek kehidupan. *World Health Organization* (WHO, 2024) menyatakan bahwa stres kronis pada usia muda dapat memicu gangguan mental serius apabila tidak ditangani secara dini dan tepat [5]. Kondisi ini dapat berdampak pada penurunan kualitas hidup, munculnya gejala psikosomatik, hingga depresi dan kecemasan berat. Sebuah studi oleh Ege et al. (2024) juga menunjukkan bahwa tekanan yang dialami oleh individu dalam sistem organisasi pelayanan publik selama masa krisis dapat mempengaruhi kesehatan mental dan efektivitas pelaksanaan kebijakan di lapangan [13]. Selain itu, berdasarkan meta-analisis oleh Solmi et al. (2022), gangguan yang berhubungan dengan stres memiliki median usia onset di usia 30 tahun, yang bertepatan dengan akhir fase *quarter-life*, memperkuat urgensi deteksi dini stres pada periode ini [12]. Stres kronis tidak hanya meningkatkan beban emosional, tetapi juga berdampak terhadap sistem tubuh lainnya, terutama sistem kardiovaskular. Studi menunjukkan bahwa emosi kuat dan tekanan mental dapat memicu aritmia ventrikel yang parah dan berisiko fatal. Mekanisme biologis yang mendasari hubungan ini melibatkan pemrosesan emosional di korteks otak, pengaruh sistem saraf otonom, serta perubahan aktivitas listrik pada otot jantung. Integrasi kompleks antara otak dan jantung ini mencerminkan bagaimana stres memengaruhi kesehatan secara keseluruhan melalui jalur fisiologis dan neurologis yang saling berkaitan [14]. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap level stres menjadi hal yang sangat penting dalam manajemen kesehatan mental.



Gambar 2.2 Dampak Stres pada Otak Manusia

### 2.1.3. Depression, Anxiety, and Stress Scale (DASS-42)

DASS-42 adalah instrumen psikometri yang dirancang untuk mengukur tiga aspek psikologis utama: depresi, kecemasan, dan stres. Alat ukur ini terdiri dari 42 item, masing-masing dibagi ke dalam tiga skala dengan 14 item per dimensi. Dalam konteks penelitian ini, hanya dimensi stres yang digunakan sebagai fokus prediksi. Validitas dan reliabilitas DASS-42 dalam konteks Indonesia telah dibuktikan dalam beberapa studi, termasuk yang dilakukan oleh Komariah et al. (2023), di mana alat ini digunakan untuk mengukur efektivitas intervensi terhadap stres mahasiswa selama pandemi [15].

Keterangan:

- 0 : Tidak ada atau tidak pernah
- 1 : Sesuai dengan yang dialami sampai tingkat tertentu, atau kadang-kadang
- 2 : Sering
- 3 : Sangat sesuai dengan yang dialami, atau hampir setiap saat

Tabel 2.1 Kuesioner DASS-42

No	Aspek Penilaian
1	Menjadi marah karena hal-hal kecil/sepele
2	Mulut terasa kering
3	Tidak dapat melihat hal yang positif dari suatu kejadian
4	Merasakan gangguan dalam bernapas (napas cepat, sulit bernafas)
5	Merasa sepertinya tidak kuat lagi untuk melakukan suatu kegiatan
6	Cenderung bereaksi berlebihan pada situasi
7	Kelemahan pada anggota tubuh
8	Kesulitan untuk relaksasi/bersantai
9	Cemas yang berlebihan dalam suatu situasi namun bisa lega jika hal/situasi itu berakhir
10	Pesimis
11	Mudah merasa kesal
12	Merasa banyak menghabiskan energi karena cemas
13	Merasa sedih dan depresi
14	Tidak sabaran

15	Kelelahan
16	Kehilangan minat pada banyak hal (misal: makan, ambulasi, sosialisasi)
17	Merasa diri tidak layak
18	Mudah tersinggung
19	Berkeringat (misal: tangan berkeringat) tanpa stimulasi oleh cuaca maupun latihan fisik
20	Ketakutan tanpa alasan yang jelas
21	Merasa hidup tidak berharga
22	Sulit untuk beristirahat
23	Kesulitan dalam menelan
24	Tidak dapat menikmati hal-hal yang saya lakukan
25	Perubahan kegiatan jantung dan denyut nadi tanpa stimulasi oleh latihan fisik
26	Merasa hilang harapan dan putus asa
27	Mudah marah
28	Mudah panik
29	Kesulitan untuk tenang setelah sesuatu yang mengganggu
30	Takut diri terhambat oleh tugas-tugas yang tidak biasa dilakukan
31	Sulit untuk antusias pada banyak hal
32	Sulit mentoleransi gangguan-gangguan terhadap hal yang sedang dilakukan
33	Berada pada keadaan tegang
34	Merasa tidak berharga
35	Tidak dapat memaklumi hal apapun yang menghalangi anda untuk menyelesaikan hal yang sedang anda lakukan
36	Ketakutan
37	Tidak ada harapan untuk masa depan
38	Merasa hidup tidak berarti
39	Mudah gelisah
40	Khawatir dengan situasi saat diri anda mungkin menjadi panik dan mempermalukan diri sendiri

41	Gemetar
42	Sulit untuk meningkatkan inisiatif dalam melakukan sesuatu

Tabel 2.2 Distribusi Butir Pertanyaan DASS-42 Berdasarkan Skala

Skala	Nomor Pertanyaan
Depresi	3, 5, 10, 13, 16, 17, 21, 24, 26, 31, 34, 37, 38, 42
Kecemasan	2, 4, 7, 9, 15, 19, 20, 23, 25, 28, 30, 36, 40, 41
Stres	1, 6, 8, 11, 12, 14, 18, 22, 27, 29, 32, 33, 35, 39

Tabel 2.3 Indikator Penilaian

Tingkat	Depresi	Kecemasan	Stres
Normal	0-9	0-7	0-14
Ringan	10-13	8-9	15-18
Sedang	14-20	10-14	19-25
Parah	21-27	15-19	26-33
Sangat parah	>28	>20	>34

Setelah pengisian kuesioner DASS-42, responden akan memperoleh skor numerik untuk masing-masing dimensi, termasuk stres. Skor ini mencerminkan intensitas kondisi stres yang dialami individu dan digunakan sebagai label (target) dalam model prediksi. Nilai ini nantinya akan dipetakan ke dalam skala prediksi stres dari 1 hingga 10.

#### 2.1.4. Atribut-Atribut Tambahan dalam Prediksi Stres

Untuk meningkatkan akurasi prediksi, penelitian ini juga memanfaatkan atribut tambahan selain skor DASS-42, yang bertujuan memberikan gambaran lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang dapat mempengaruhi tingkat stres pada individu usia *quarter-life crisis* (QLC). Beberapa atribut yang digunakan antara lain:

##### 1. TIPI1 - TIPI10 (*Ten Item Personality Inventory*)

TIPI merupakan sepuluh item dari *Ten Item Personality Inventory* (TIPI) yang digunakan untuk mengukur lima dimensi kepribadian utama (*Big Five*):

- a. *Extraversion* untuk mengukur sejauh mana seseorang cenderung aktif, ceria, dan suka berinteraksi dengan orang lain.

- b. *Agreeableness* untuk mengukur tingkat kerjasama, kepercayaan, dan empati terhadap orang lain.
- c. *Conscientiousness* untuk mengukur kedisiplinan, organisasi, dan perhatian terhadap detail.
- d. *Emotional Stability (Neuroticism)* untuk mengukur sejauh mana seseorang cenderung mengalami kecemasan, ketegangan, dan perasaan tidak stabil.
- e. *Openness* untuk mengukur tingkat keterbukaan terhadap pengalaman baru, kreativitas, dan keinginan untuk mengeksplorasi hal-hal baru.

Tabel 2.4 Big Five Personality Traits

Big Five Personality Traits	Pertanyaan
<i>Extraversion</i>	1. Saya cenderung menyenangi aktivitas sosial. (Ekstroversi)
	2. Saya lebih suka menghabiskan waktu sendiri. (Introversi)
<i>Agreeableness</i>	3. Saya sering berusaha untuk lebih sabar dengan orang lain. ( <i>Agreeable</i> )
	4. Saya lebih sering bertindak dengan cara yang bersaing atau berkonflik. ( <i>Disagreeable</i> )
<i>Conscientiousness</i>	5. Saya cenderung sangat terorganisir. (Disiplin)
	6. Saya cenderung kurang terorganisir. (Kurang disiplin)
<i>Emotional Stability</i>	7. Saya sering merasa cemas. (Neurotik)
	8. Saya cenderung tenang dan jarang merasa cemas. (Emosional stabil)
<i>Openness</i>	9. Saya cenderung tertarik pada ide-ide baru dan cara berpikir yang berbeda. (Keterbukaan)
	10. Saya lebih suka hal-hal yang familiar dan tradisional. (Kurang terbuka)

Tabel 2.5 Skala Big Five Personality Traits

Skala	Deskripsi
1	Sangat Tidak Setuju
2	Tidak Setuju
3	Agak Tidak Setuju
4	Netral
5	Agak Setuju
6	Setuju
7	Sangat Setuju

Setiap dimensi kepribadian diukur melalui sepuluh item yang terdapat pada TIPI, dengan skala Likert 1-7. Skor dari setiap dimensi akan dijumlahkan dan digunakan untuk mengklasifikasikan individu pada masing-masing dimensi kepribadian. Kepribadian yang diukur melalui TIPI memiliki pengaruh yang signifikan terhadap bagaimana individu mengelola stres. Misalnya, individu dengan neurotisisme tinggi (rendah dalam stabilitas emosional) lebih rentan terhadap stres dalam fase QLC yang penuh ketidakpastian, sedangkan individu dengan extraversion tinggi mungkin lebih mampu mengelola stres melalui interaksi sosial dan dukungan dari orang lain [16].

## 2. VCL1 - VCL16 (Vocabulary Check List)

VCL digunakan untuk mengukur kemampuan kognitif individu, khususnya dalam penguasaan kosakata, yang dapat mencerminkan kemampuan kognitif secara umum, seperti pemrosesan informasi dan kemampuan verbal. VCL terdiri dari 16 item kata, di mana individu diminta untuk mengenali atau memilih kata-kata yang dikenal dan sesuai dengan penguasaan kosakata mereka. Skor dihitung berdasarkan jumlah kata yang benar atau dikenal. Kemampuan kognitif yang lebih baik memungkinkan individu untuk lebih efisien dalam menghadapi stres dengan menggunakan strategi koping yang lebih adaptif. Individu dengan skor tinggi pada VCL kemungkinan memiliki ketahanan terhadap stres yang lebih baik karena kemampuan mereka untuk menyusun dan memproses informasi lebih efektif, yang penting dalam situasi penuh tekanan seperti QLC [17].

## 3. Demografi:

- a. *Age*: Usia 20–30 tahun.
- b. *Gender*: Jenis kelamin.
- c. *Education*: Tingkat pendidikan.
- d. *Urban*: Tempat tinggal (kota/desa).
- e. *Married*: Status pernikahan.
- f. *Familysize*: Jumlah anggota keluarga.
- g. *Religion*: Kepercayaan yang di anut.

Faktor-faktor ini mencerminkan berbagai aspek kehidupan individu yang dapat mempengaruhi tingkat stres. Sebagai contoh, individu yang belum menikah atau tinggal di lingkungan yang kurang mendukung dapat lebih rentan terhadap stres selama QLC. Begitu pula, individu yang tinggal di perkotaan atau memiliki pendidikan yang lebih rendah mungkin menghadapi tantangan yang lebih besar dalam mengelola stress [18].

### 2.1.5. Machine Learning dalam Prediksi Kesehatan Mental

Machine learning (ML) merupakan metode pembelajaran komputer untuk mengenali pola dari data. Dalam konteks kesehatan mental, ML telah digunakan untuk memprediksi gejala psikologis berdasarkan data kuisisioner seperti DASS-42 [6]. Studi oleh Singh et al. (2022) menunjukkan efektivitas berbagai algoritma ML dalam memprediksi depresi, kecemasan, dan stres, dengan hasil bahwa XGBoost termasuk yang paling akurat [7].

### 2.1.6. Algoritma XGBoost dalam Prediksi Stres

XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) merupakan algoritma ensemble yang efisien dan efektif untuk prediksi. Keunggulannya termasuk kemampuannya menangani data tidak seimbang, *overfitting* yang rendah, serta interpretabilitas tinggi [8]. Dalam konteks prediksi stres, XGBoost bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan secara bertahap. Setiap pohon dibentuk untuk memperbaiki kesalahan dari pohon sebelumnya, dan hasil akhir merupakan kombinasi dari semua pohon yang dibentuk, dengan bobot yang dioptimalkan selama proses pelatihan. Keunggulan lainnya adalah XGBoost memiliki fitur regularisasi yang membantu menghindari *overfitting*, serta mendukung paralelisasi proses pelatihan untuk mempercepat komputasi. Dalam konteks data psikologis dan perilaku, yang sering bersifat kompleks, tidak linier, dan rentan terhadap bias, XGBoost merupakan pilihan tepat karena kemampuannya mengidentifikasi interaksi non-linier antar variabel seperti kepribadian, tekanan hidup, dan variabel demografi tanpa asumsi distribusi data tertentu.

Rumus objektif:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \dots\dots\dots (1)$$

Dengan regularisasi:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \dots\dots\dots (2)$$

Selain itu, Bhatt et al. (2023) dalam penelitiannya pada prediksi penyakit jantung juga menegaskan keunggulan XGBoost dibanding algoritma lain seperti Decision Tree dan Random Forest. Dalam studi tersebut, XGBoost menunjukkan performa akurasi sebesar 87.02% dan AUC 0.95, yang merupakan salah satu performa tertinggi di antara model yang

diuji [19]. Hal ini memperkuat bahwa XGBoost sangat efektif dalam menangani dataset medis dan psikologis untuk tujuan prediksi.

Dengan mempertimbangkan performa tersebut, penelitian ini memilih XGBoost sebagai algoritma utama dalam prediksi tingkat stres pada individu usia *quarter-life*. Kemampuan XGBoost dalam menangani data yang tidak seimbang dan variabel kompleks menjadikannya pilihan yang tepat untuk membangun model prediktif yang akurat dan reliabel.

### 2.1.7. Evaluasi Model Prediksi: MAE, RMSE, dan R-squared

Dalam mengevaluasi kinerja model prediksi regresi seperti yang digunakan dalam penelitian ini, tiga metrik evaluasi utama yang digunakan adalah *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Coefficient of Determination* (R-squared).

1. **MAE** mengukur rata-rata dari nilai absolut kesalahan prediksi, memberikan gambaran sejauh mana hasil prediksi mendekati nilai sebenarnya. Metrik ini mudah dipahami dan tidak terlalu terpengaruh oleh nilai ekstrem.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \dots\dots\dots (3)$$

2. **RMSE** memberikan bobot yang lebih besar pada kesalahan besar karena menggunakan kuadrat dari selisih prediksi terhadap nilai aktual, menjadikannya lebih sensitif terhadap outlier dan cocok digunakan jika kesalahan besar perlu diperhatikan secara khusus.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \dots\dots\dots (4)$$

3. **R-squared** atau koefisien determinasi menunjukkan seberapa besar variasi dalam variabel target dapat dijelaskan oleh model. Nilai R-squared mendekati 1 menandakan model yang sangat baik dalam menjelaskan data.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots (5)$$

R-squared lebih informatif dibandingkan metrik lainnya dalam konteks evaluasi regresi, karena mempertimbangkan distribusi nilai aktual dan memberikan interpretasi yang lebih komprehensif. Oleh karena itu, penggunaan kombinasi MAE, RMSE, dan R-squared direkomendasikan dalam penelitian regresi prediktif, termasuk prediksi tingkat stres berbasis DASS-42 [20].

### 2.1.8. Kategorisasi Level Stres

Setelah proses prediksi menghasilkan skor stres berdasarkan data kuesioner DASS-42, dilakukan tahap *post-processing* untuk mengelompokkan skor tersebut ke dalam kategori Level Stres 1 hingga 10. Langkah ini bertujuan untuk membuat hasil prediksi lebih granular, sehingga memudahkan analisis risiko stres pada individu.

Pada skala DASS-42, subskala stres terdiri dari 14 item pertanyaan, masing-masing dinilai pada skala 0–3, sehingga menghasilkan skor stres total antara 0 hingga 42. Untuk mengklasifikasikan skor ini secara lebih terperinci, rentang skor dibagi menjadi 10 kategori level stres. Proses pembagiannya dilakukan dengan metode proporsional berdasarkan prinsip pembagian rentang ordinal, di mana:

$$\text{Rentang Setiap Level} = \frac{42}{10} \approx 4.2 \dots\dots\dots(6)$$

Karena skor DASS hanya berupa angka bulat, maka dilakukan pendekatan pembulatan sehingga setiap Level mencakup rentang 4 hingga 5 skor.

Tabel 2.6 Skala Stres Level

Skor Stres	Level Stres
0-4	1
5-8	2
9-12	3
13-16	4
17-20	5
21-24	6
25-28	7
29-32	8
33-36	9
37-42	10

Kategorisasi ini memperkuat sensitivitas analisis dengan membedakan lebih banyak tingkatan stres, dibandingkan skala konvensional yang biasanya hanya membagi ke dalam tiga kategori utama (rendah, sedang, tinggi). Pendekatan ini konsisten dengan rekomendasi dalam literatur psikometri, di mana penggunaan lebih banyak kategori ordinal dapat meningkatkan akurasi deteksi risiko psikologis [4].

## 2.2. Penelitian Terdahulu

Berbagai studi sebelumnya telah meneliti prediksi tingkat stres, depresi, dan kecemasan menggunakan algoritma machine learning berbasis data kuesioner seperti DASS-21 dan DASS-42. Secara umum, penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa machine learning mampu mencapai tingkat akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan kondisi psikologis berdasarkan data self-report. Penelitian terdahulu terdapat pada Tabel 2.7 berikut.

Tabel 2.7 Beberapa Peneliti Terdahulu

<b>Nama Peneliti</b>	<b>Judul Penelitian</b>	<b>Dataset</b>	<b>Metode Penelitian</b>	<b>Hasil Penelitian</b>
Anu Priya, Shruti Garg, Neha Prerna Tigga	<i>Predicting Anxiety, Depression and Stress in Modern Life using Machine Learning Algorithms</i>	Data survei DASS-21 yang dikumpulkan dari individu bekerja dan tidak bekerja di berbagai komunitas budaya	Menerapkan 5 algoritme klasifikasi ( <i>Decision Tree, K-NN, Naïve Bayes, Random Forest, SVM</i> ) untuk memprediksi tingkat keparahan kecemasan, depresi, dan stres (normal, ringan, sedang, berat, sangat berat)	<i>Naïve Bayes</i> mencapai akurasi tertinggi, namun <i>Random Forest</i> terpilih sebagai model terbaik berdasarkan skor F1 (mengatasi ketidakseimbangan kelas). Seluruh model memiliki spesifisitas ~90% atau lebih dalam mendeteksi kasus negatif (orang tanpa gangguan)
Wai Lim Ku, Hua Min	<i>Evaluating Machine Learning Stability in Predicting Depression and</i>	Dataset UNSA (University of Nice Sophia Antipolis) – data survei kesehatan mental mahasiswa (MDD dan GAD) yang	Membandingkan 5 algoritme (CNN, XGBoost, <i>Random Forest, Regresi Logistik, Naïve</i>	CNN terbukti paling stabil; pada data dengan noise (kesalahan jawab), model CNN mampu mempertahankan

	<i>Anxiety Amidst Subjective Response Errors</i>	cukup luas. Dataset ini mencakup data biomedis, demografis, serta hasil kuesioner, dengan skenario penambahan error untuk mensimulasikan bias respon.	<i>Bayes</i> ) dalam memprediksi diagnosis MDD dan GAD. Berbagai tingkat kesalahan respon subjektif disimulasikan dengan mengacak jawaban pada 17 fitur survei untuk menguji ketahanan tiap model terhadap data bias	akurasi, skor kappa, dan presisi positif yang tinggi untuk prediksi MDD dan GAD, melampaui model-model lainnya
Srishti Singh, Harsh Gupta, Prashant Singh, Arun P. Agrawal	<i>Comparative Analysis of Machine Learning Models to Predict Depression, Anxiety and Stress</i>	Dataset survei DASS-42 beserta data demografis yang dikumpulkan dari partisipan di seluruh dunia secara daring	Menguji 6 model ML ( <i>Random Forest, Decision Tree, SVM, AdaBoost, CatBoost, XGBoost</i> ) untuk mengklasifikasi tingkat depresi, kecemasan, dan stres ke dalam lima kategori (normal, ringan, sedang, berat, sangat berat)	<i>Support Vector Machine (SVM)</i> menghasilkan performa terbaik dengan F1-score 94%, 95%, dan 91% masing-masing untuk prediksi depresi, kecemasan, dan stres
Farah F. Hasyim, Hari Setyowibowo, Fredrick D. Purba	<i>Factors Contributing to Quarter Life Crises on Early Adulthood : A Systematic Literature Review</i>	Tidak menggunakan dataset primer; merupakan tinjauan sistematis terhadap 14 studi (2013–2023) tentang <i>quarter-life crises</i> yang memenuhi kriteria inklusi	Metode <i>Systematic Literature Review (SLR)</i> dengan protokol PRISMA: pencarian beberapa database (Semantic Scholar, Elsevier, Taylor	Ditemukan 12 faktor internal dan 10 faktor eksternal yang berkontribusi terhadap <i>quarter-life crises</i> . Tiga faktor internal paling umum adalah komitmen terhadap tujuan, religiositas/spiritualitas, dan kecemasan.

			& Francis, PubMed) menghasilkan 3100 publikasi, diseleksi (screening) sehingga 14 studi terpilih untuk dianalisis lebih lanjut	Sedangkan tiga faktor eksternal utamanya ialah hubungan/relasi sosial, usia, dan jenis kelamin
Suleyman A. Sulak, Nigmet Koklu	<i>Analysis of Depression, Anxiety, Stress Scale (DASS-42) With Methods of Data Mining</i>	Data DASS-42 dari 680 mahasiswa (Fakultas Pendidikan, Univ. Necmettin Erbakan, Turki) yang mengisi kuesioner DASS-42 (42 butir pertanyaan, 14 butir per aspek depresi/kecemasan/stres)	Menggunakan <i>software</i> WEKA untuk menerapkan algoritma <i>Naïve Bayes</i> (NB), <i>Artificial Neural Network</i> (ANN), Regresi Logistik (LR), <i>Support Vector Machine</i> (SVM), dan <i>Random Forest</i> (RF) dalam menganalisis dataset DASS-42 tersebut	Algoritme ANN memberikan kinerja terbaik, dengan tingkat akurasi ( <i>distinctiveness score</i> ) yang sangat tinggi pada setiap subskala DASS-42: depresi 99,26%, kecemasan 98,67%, dan stres 97,35%. Penelitian ini menunjukkan keunggulan teknik data mining (khususnya ANN) dalam mengungkap pola kompleks pada data psikologis.

Meskipun beberapa penelitian terdahulu, seperti yang dilakukan oleh Srishti Singh et al. (2023), menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan performa terbaik berdasarkan F1-score dalam memprediksi tingkat depresi, kecemasan, dan stres, pemilihan algoritma XGBoost dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa pertimbangan teknis dan karakteristik dataset yang digunakan.

Algoritma XGBoost memiliki keunggulan dalam menangani dataset dengan jumlah fitur yang relatif besar dan kompleks, serta mampu mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dengan lebih efektif dibandingkan SVM. Dalam kasus prediksi tingkat stres berbasis DASS-42, dimana terdapat banyak variabel dari 42 item pertanyaan, serta kemungkinan distribusi kelas stres yang tidak seimbang, penggunaan XGBoost memberikan keunggulan dalam hal pembobotan ulang kelas minoritas dan penerapan regularisasi untuk menghindari *overfitting*. XGBoost juga menawarkan efisiensi komputasi yang sangat tinggi melalui

teknik *boosting* paralel dan *pruning* cerdas (*tree pruning*), yang membuatnya lebih *scalable* untuk eksperimen berulang dengan *tuning parameter*. Ini menjadi penting mengingat dalam penelitian ini, model prediksi tidak hanya fokus pada klasifikasi sederhana, tetapi juga bertujuan menghasilkan granularitas prediksi hingga 10 level stres, sehingga memerlukan ketepatan yang tinggi dengan kompleksitas data yang bertambah. Penelitian lain yang membandingkan performa model dalam konteks prediksi kesehatan mental, seperti yang dilakukan oleh Wai Lim Ku dan Hua Min (2023), menunjukkan bahwa model berbasis *boosting*, seperti XGBoost, meskipun sedikit lebih sensitif terhadap *noise* dibanding CNN, tetap menunjukkan ketahanan performa yang kuat dibandingkan dengan model tradisional seperti SVM dalam kondisi bias atau ketidakakuratan respon subjektif.

Berdasarkan telaah literatur, sebagian besar penelitian prediksi stres dengan *machine learning* hanya menggunakan skala DASS-21 atau DASS-42 sebagai satu-satunya sumber data, dan klasifikasi hasilnya dibatasi pada tiga sampai lima kategori. Tidak ditemukan studi sebelumnya yang secara eksplisit menargetkan kelompok usia *quarter-life* dengan klasifikasi granular dan pemanfaatan atribut psikologis tambahan seperti TIPI dan VCL. Dengan demikian, penelitian ini menempati posisi unik yang mengisi celah metodologis dan demografis dalam studi prediksi stres di Indonesia.

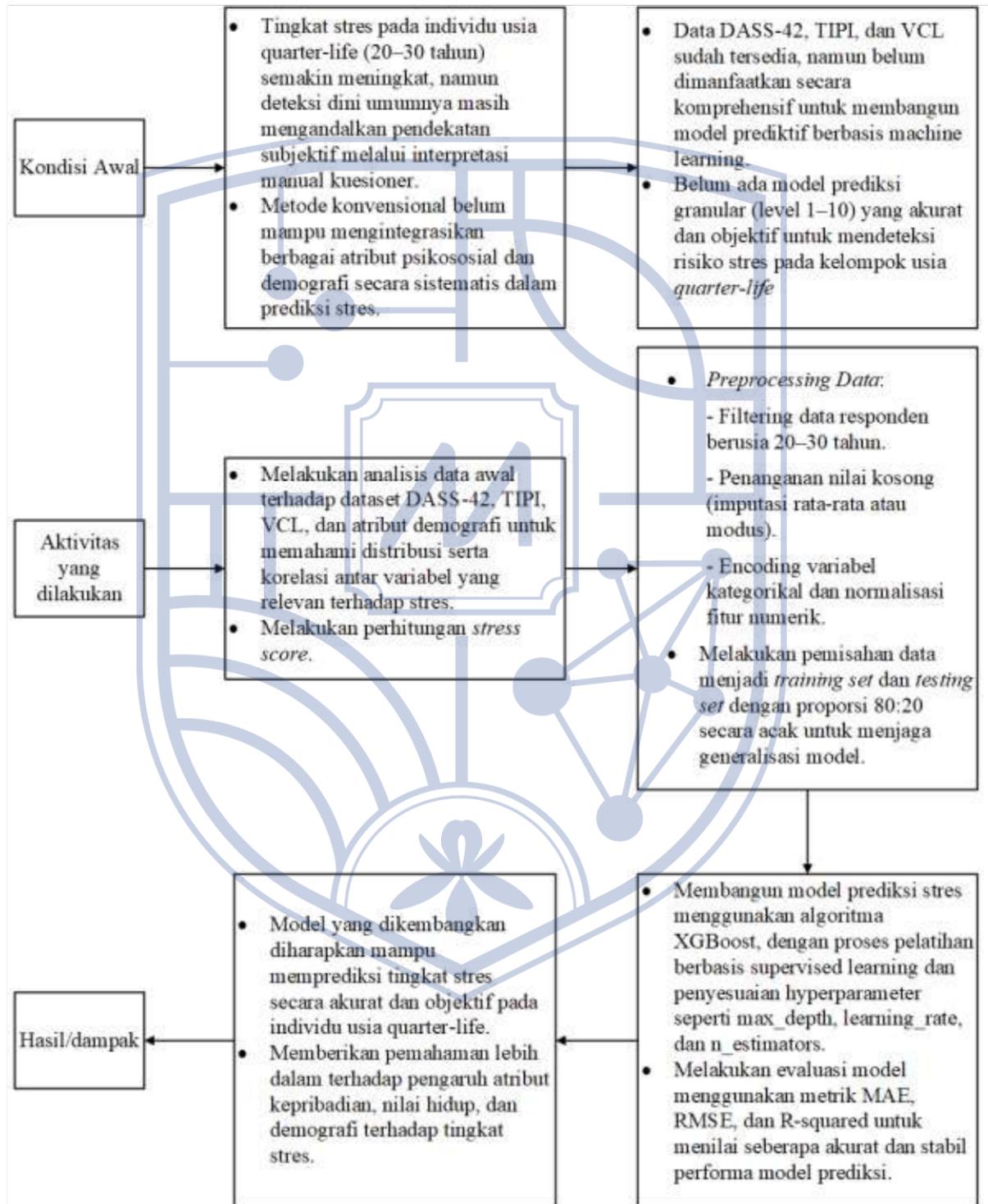
### 2.3. Kerangka Berpikir Penyelesaian Masalah

Kerangka ini menunjukkan alur penyelesaian masalah penelitian melalui pendekatan yang diusulkan serta menggambarkan dampak yang dihasilkan dari penerapan solusi tersebut.

Berdasarkan Gambar 2.3, dimulai dari identifikasi masalah stres yang umum terjadi pada usia 20–30 tahun, penelitian ini mengkaji relevansi fase *quarter-life crises* sebagai latar belakang psikososial yang memicu stres. Selanjutnya, digunakan data kuesioner DASS-42 yang secara khusus mengukur intensitas stres, diperkaya dengan atribut kepribadian (TIPI), nilai hidup (VCL), dan faktor demografis.

Pada tahap akhir, pendekatan ini diharapkan mengatasi keterbatasan metode konvensional dalam mendeteksi stres yang bersifat subjektif dengan menghadirkan pendekatan objektif berbasis *machine learning*. Algoritma XGBoost dipilih sebagai metode utama karena kemampuannya menangani data kompleks dan tidak seimbang secara efisien. Dengan demikian, data yang telah diproses akan dimasukkan ke dalam model prediksi, menghasilkan skor stres yang kemudian diklasifikasikan ke dalam 10 level granular. Hasil ini diharapkan dapat mendukung deteksi dini, pengambilan keputusan intervensi, serta

perencanaan manajemen stres yang lebih akurat. Konsepnya seperti pada Gambar 2.3 berikut.



Gambar 2.3 Kerangka Konseptual