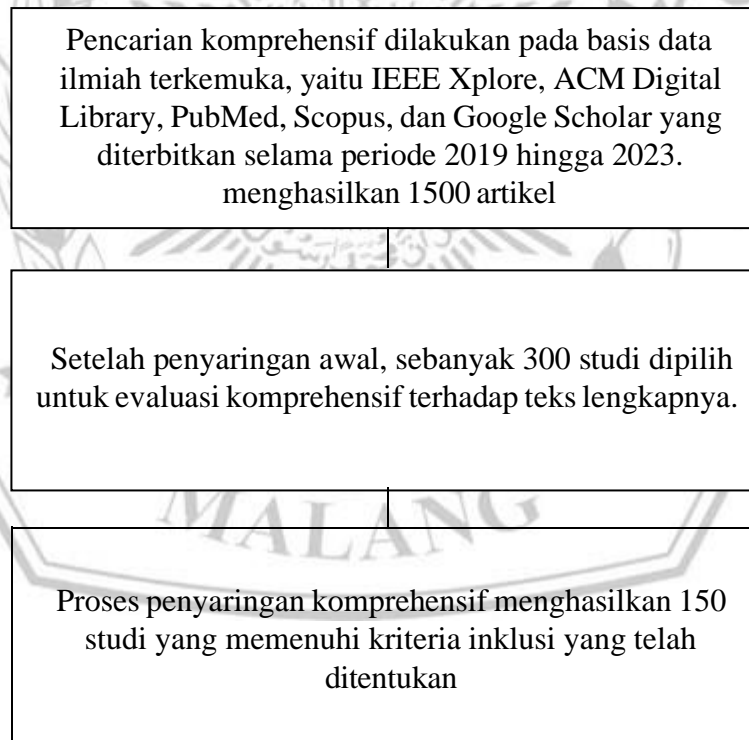


BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Metodologi Pencarian Literatur

Pemanfaatan Proses pencarian literatur menghasilkan sejumlah besar penelitian terkait yang berkaitan dengan pengenalan emosi menggunakan teknologi EEG. Pada awalnya, satu set komprehensif yang terdiri dari 1.500 artikel diambil dari basis data yang telah ditentukan, dengan menggunakan kata kunci yang dipilih dan parameter temporal. Setelah menghilangkan makalah duplikat, judul dan abstrak dari publikasi yang tersisa dinilai untuk menentukan relevansinya dengan topik tinjauan. Setelah penyaringan awal, sebanyak 300 studi dipilih untuk evaluasi komprehensif terhadap teks lengkapnya. Proses penyaringan komprehensif menghasilkan 150 studi yang memenuhi kriteria inklusi yang telah ditentukan dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Prosedur Penyaringan dan pemilihan artikel

3.2 Dataset untuk pengenalan emosi berbasis EEG

Bidang penelitian identifikasi emosi berbasis EEG ditingkatkan dengan adanya berbagai macam dataset. Kumpulan data DEAP, yang merupakan singkatan dari Database untuk Analisis Emosi menggunakan Sinyal Fisiologis, dikenal sebagai dataset utama dalam subjek khusus ini [23] [24]. Kumpulan data DEAP terdiri dari rekaman electroencephalogram (EEG) yang diperoleh dari 32 saluran, bersama dengan sinyal fisiologis perifer tambahan [25]. Rekaman ini dikumpulkan saat peserta melihat serangkaian 40 klip video yang dirancang untuk membangkitkan berbagai respons emosional [25] [26]. Dataset DEAP mencakup berbagai emosi, termasuk kebahagiaan, kesedihan, kemarahan, dan ketakutan, berdasarkan data yang dikumpulkan dari ukuran sampel lebih dari 30 partisipan [27] [28].

Dataset ini memiliki tingkat kekayaan yang tinggi karena struktur multi-modal, menawarkan peneliti perspektif penuh pada electroencephalogram (EEG) dan reaksi fisiologis selama peristiwa emosional [29]. Namun demikian, keterbatasan potensial dari penelitian ini termasuk ukuran sampel yang sangat kecil dan rentang emosi yang sempit yang diteliti, yang berpotensi membatasi penerapan hasil pada populasi yang beragam dan berbagai kondisi emosional.

Salah satu kumpulan data tambahan yang penting adalah kumpulan data SEED (Sustained Emotionally Engaging Driving), yang telah dikurasi secara khusus untuk tujuan memeriksa reaksi emosional dalam konteks aktivitas mengemudi. Dataset SEED terdiri dari rekaman electroencephalogram (EEG) dari total 15 saluran, serta sinyal fisiologis [30]. Rekaman ini diperoleh ketika partisipan terpapar rangsangan emosional dalam skenario mengemudi yang disimulasikan [31]. Dataset ini mencakup berbagai emosi, termasuk kemarahan, kegembiraan, kesedihan, dan kondisi netral [32]. Validitas ekologisnya membuatnya sangat dapat diterapkan untuk pengenalan emosi dalam skenario dunia nyata [32].

Namun demikian, terbatasnya jumlah saluran dalam rekaman electroencephalogram (EEG) dapat membatasi identifikasi pola yang didorong oleh emosi yang tersebar di berbagai wilayah otak. Meskipun dataset ini menyediakan sumber daya yang bagus untuk melakukan penelitian tentang pengenalan emosi, penting untuk mengetahui keterbatasannya.

Dataset SEED menunjukkan ukuran sampel yang terbatas, yang berpotensi membahayakan ketahanan dan penerapan model identifikasi emosi [33]. Selain itu, perlu dicatat bahwa dataset DEAP dan SEED mungkin menunjukkan keterbatasan dalam hal mencakup berbagai emosi secara komprehensif, sehingga berpotensi mengecualikan kondisi emosi yang rumit [34] [35]. Selain itu, perlu dicatat bahwa konfigurasi eksperimental yang digunakan dalam set data ini mungkin tidak secara akurat mereplikasi pertemuan emosional yang asli di dunia nyata, yang berpotensi membatasi generalisasi temuan ke konteks praktis [36]

Terlepas dari kendala-kendala ini, kehadiran dataset yang dipelihara dengan cermat seperti DEAP dan SEED telah memberikan dampak yang substansial terhadap perkembangan deteksi emosi berbasis EEG dan telah memberikan standar penting untuk menilai kemampuan teknik pengenalan emosi [27]. Ketika para peneliti terus menyelidiki dataset baru dan meningkatkan dataset yang sudah ada sebelumnya, potensi algoritme pendeteksian emosi untuk mencapai akurasi dan komprehensifitas yang lebih tinggi menunjukkan harapan yang cukup besar.

Tabel 1. memberikan ringkasan terperinci tentang kumpulan data yang digunakan dalam penelitian yang berfokus pada pengenalan emosi menggunakan teknologi elektroensefalografi (EEG). Data yang disajikan dalam tabel dengan jelas menunjukkan kemajuan besar yang dibuat di lapangan terkait akuisisi dataset yang bervariasi yang mencakup berbagai pengalaman emosional dan konfigurasi eksperimental. Salah satu tren yang paling menonjol yang teridentifikasi adalah penggabungan data multimodal dalam penelitian tentang identifikasi emosi. Berbagai kumpulan data, seperti SEMAINE dan AffectNet, mencakup data electroencephalogram (EEG) bersama dengan modalitas tambahan seperti audio, video, dan sinyal fisiologis. Fenomena ini menggarisbawahi pentingnya menggunakan beberapa sumber informasi untuk memperoleh pemahaman menyeluruh tentang reaksi emosional. Algoritme pengenalan emosi yang memanfaatkan data multimodal dapat menunjukkan peningkatan akurasi dan generalisasi karena kapasitasnya untuk menangkap ekspresi emosional dan respons fisiologis yang lebih luas. Pola yang disebutkan di atas menyoroti pentingnya menggunakan pendekatan fusi multimodal dan menekankan perlunya penelitian tambahan di bidang khusus ini. Selain itu, tabel yang disajikan menyoroti bahwa kumpulan data tertentu, seperti DEAP dan SEED, memiliki keunggulan yang signifikan sebagai tolok ukur dalam bidang identifikasi emosi. Namun, penting

untuk diketahui bahwa ada kekurangan dalam aksesibilitas dataset yang luas dan terstandarisasi yang secara eksplisit dirancang untuk tujuan melakukan penelitian dalam domain pengenalan emosi. Penemuan ini menyiratkan arah yang menjanjikan untuk penyelidikan akademis di masa depan, di mana perhatian dapat diarahkan pada kurasi set data yang lebih luas dan terstandarisasi. Dataset ini akan berfungsi untuk memfasilitasi kemajuan dan penilaian model-model canggih untuk pengenalan emosi.

Tabel 1 Ringkasan Dataset Pengenalan Emosi Berbasis EEG

Dataset	Number of Subjects	Emotions Covered	Experimental Setups	Strengths	Limitations	Impact on Research Outcomes
Authors / Citations						
DEAP	32	Happiness, Sadness, Anger, Fear, etc.	Video clips elicit emotions.	Large and diverse dataset, Multi-modal data (EEG and physiological), Real emotional experiences	A limited number of emotions covered May not fully represent the entire emotional spectrum.	The benchmark for emotion recognition models
Arevalillo-Herráez et al. [37], Cabrera et al. [24], Arjun et al. [38], H. A. Gonzalez et al. [39]						
SEED	15	Anger, Joy, Sadness, and Neutral	Simulated driving scenarios	Ecologically valid emotional experiences, Real-time EEG during task	A limited number of subjects; Fewer EEG channels used	Realistic emotion recognition in driving scenarios

	Emsawas et al. [6], Martínez-Tejada et al. [40], P. Chumchu et al. [41], K. Koyamada et al. [42]					
SEMAINE	120+	Neutral, Anger, Sadness, Joy, etc.	Multimodal dialogues with virtual agents	Naturalistic emotional experiences, Multimodal data (EEG, audio, and video)	A limited number of EEG channels, Complex experimental setup	Integration of multimodal data in emotion recognition
	Košir et al. [43], Adebisi & Veluvolu [44], W. Konlakorn [45]					
EmoReact	32	Various emotions	Audio-visual stimuli	Real-life emotional responses, Diverse emotional stimuli	A limited number of subjects, Not fully representative of all emotional states	Understanding emotional reactions in natural environments
	Zeng et al. [28], A. Lopez-Rincon [46], P. Barros and A. Sciutti [47]					
AffectNet	NA	Valence and Arousal	Images with labeled valence and arousal	Large-scale facial expression dataset, Useful for emotion classification	Lack of direct EEG data; Focus on facial expressions only	A complementary resource for multimodal emotion recognition
	A. V. Savchenko [48], A. H. Farzaneh and X. Qi [49]					
Affective Brain-Computer	9	Happiness, Sadness	Various emotional imagery tasks	Real-time emotion classification Utilises motor	A small number of subjects and limited	Potential for brain-computer interface applications

Interface (aBCI)				imagery and EEG.	emotions covered	
Zhao et al. [36], Zhang et al. [50], W. L. Zheng et al. [51], Z. Lan et al. [52]						
Emotiv EPOC	NA	Various emotions	User-defined tasks	Portable and wireless EEG headset, Ease of use	Limited research studies using this device	Potential for practical and real-world applications
Ehrlich et al. [53], H. Jang et al.[54]						
BCI2000	NA	Various emotions	Customizable experimental setups	The open-source platform, Customizable for emotion recognition research	Not a dedicated emotion recognition dataset	Tool for developing custom emotion recognition experiments
Zhang et al. [50], J. E. Pierce and J. Péron [55], A. Khosla at al. [35]						

3.3 Model Emosi

Ranah pengenalan emosi dengan menggunakan elektroensefalografi (EEG) telah mengamati beragam metodologi yang berusaha untuk mengubah sinyal EEG menjadi kondisi emosi yang signifikan. Teknik pemrosesan sinyal sangat penting dalam meningkatkan kualitas data elektroensefalogram (EEG) yang belum diproses untuk tujuan pengenalan emosi [56]. Metodologi pemrosesan sinyal yang sering digunakan meliputi penyaringan untuk tujuan pengurangan noise dan artefak, koreksi garis dasar untuk memberikan titik referensi, dan penghilangan artefak untuk mengurangi artefak mata dan otot. Selain itu, pemanfaatan teknik analisis domain waktu dan domain frekuensi digunakan untuk mengekstrak aspek-aspek yang relevan dari sinyal elektroensefalogram (EEG) [57].

Sifat temporal dari aktivitas otak, seperti amplitudo rata-rata dan varians, secara efektif ditangkap oleh fitur domain waktu [16]. Di sisi lain, fitur domain frekuensi terutama memeriksa kerapatan spektral daya dari pita frekuensi tertentu yang terkait dengan kondisi emosional [58]. Selain itu, pemanfaatan metode analisis frekuensi-waktu, seperti Short-Time Fourier Transform (STFT) dan Continuous Wavelet Transform (CWT), memungkinkan para peneliti untuk menyelidiki aspek temporal dan spektral dari reaksi emosional.

3.4 Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur memiliki arti penting dalam bidang pengenalan emosi berbasis EEG, karena berfungsi untuk mengubah data EEG yang belum diproses menjadi representasi yang ringkas dan bermakna. Berbagai teknik telah digunakan untuk mengekstrak variabel yang terkait dengan emosi dari sinyal electroencephalogram (EEG) [32] [59]. Metode yang sering digunakan untuk ekstraksi fitur mencakup metrik statistik seperti rata-rata, median, dan standar deviasi, dengan properti spektral seperti kerapatan spektral daya, entropi spektral, dan asimetri spektral [47].

Selain itu, metrik koneksi, seperti koherensi dan nilai penguncian fase, telah digunakan untuk menangkap interaksi di antara area otak yang berbeda selama pemrosesan emosi [18]. Fitur frekuensi-waktu, yang diperoleh melalui proses analisis frekuensi-waktu, telah menarik perhatian yang signifikan di kalangan akademis karena kapasitasnya untuk menangkap karakteristik temporal dan spektral [15]. Kinerja sistem pengenalan emosi sangat dipengaruhi oleh pemilihan metode ekstraksi fitur, dan para peneliti sering melakukan eksperimen menggunakan beberapa set fitur untuk mengidentifikasi kombinasi yang paling efektif dengan daya diskriminasi yang tinggi.

3.5 Pemrosesan sinyal

pemrosesan sinyal yang umum digunakan untuk menambah data electroencephalogram (EEG) yang belum diproses, termasuk pemfilteran, penghilangan artefak, dan analisis frekuensi-waktu. Studi ini menyelidiki berbagai teknik untuk mengekstraksi karakteristik dari sinyal EEG untuk memberikan representasi yang bermakna. Teknik-teknik ini mencakup ukuran statistik, fitur spektral, dan fitur frekuensi waktu.

3.6 Algoritma Machine Learning

Teknik pembelajaran mesin digunakan secara luas di bidang pengenalan emosi berbasis EEG untuk tujuan mengkategorikan sinyal EEG ke dalam kondisi emosi yang berbeda. Tantangan kategorisasi emosi telah menyaksikan pemanfaatan yang signifikan dari teknik pembelajaran yang diawasi, termasuk Support Vector Machines (SVM), k-Nearest Neighbours (k-NN), dan Random Forests [18] [56]. Algoritme yang disebutkan di atas memperoleh pengetahuan dari data pelatihan beranotasi dan kemudian menghasilkan prakiraan berdasarkan properti EEG yang tidak teramati [19]. Metodologi pembelajaran mendalam, termasuk Convolutional Neural Networks (CNN) dan Recurrent Neural Networks (RNN), telah menunjukkan hasil yang menggembirakan di bidang pengenalan emosi, terutama dalam menangkap koneksi hirarkis dan temporal secara efektif di dalam sinyal EEG [21]. Evaluasi berbagai algoritma pembelajaran mesin sering kali melibatkan penggunaan ukuran seperti akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan skor F1 [22]. Ketika memilih algoritma untuk aplikasi real-time, sangat penting untuk menganalisis dengan cermat pertukaran antara akurasi dan kompleksitas komputasi.

3.7 Hasil Analisis

Hal ini menyoroti perlunya studi dan pengujian yang berkelanjutan untuk menentukan metodologi yang paling optimal. Kemajuan pengenalan emosi berbasis EEG sedang berlangsung, dan Penggabungan metode inovatif, seperti deep learning dan fuzzy, memiliki potensi untuk meningkatkan ketepatan dan keandalan sistem pendeteksi emosi dalam skenario praktis.