**LITERATURE REVIEW  
METODOLOGI PENELITIAN**

**Identifikasi Emosi melalui Elektroensephalogram**

Disusun untuk memenuhi tugas kelompok pada mata kuliah Metodologi Penelitian



**KELOMPOK 1 :**

Novia Putri Syahida 3411181137

Nursilva Aulianisa Putri 3411181089

Rafi Azizi Muchtar 3411181123

Iman Muhdi 3411181173

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA**

**FAKULTAS SAINS DAN INFORMATIKA**

**UNIVERSITAS JENDERAL ACHMAD YANI**

**2021**

# **PENCARIAN LITERATUR**

## **Keyword yang digunakan untuk pencarian**

Berdasarkan proses pencarian melalui berbagai situs pencarian jurnal online, maka diperoleh penggunaan keyword serta jumlah pencarian yang didapatkan sebagai berikut :

1. Keyword : EEG Emotion

Sumber : Science Direct

Hasil pencarian : 18.130 Result

1. Keyword : EEG Emotion

Sumber : IEEE Xplore

Hasil pencarian : 1.073 Result

1. Keyword : EEG Emotion

Sumber : IOP Science

Hasil pencarian : 141 Result

## **Hasil pencarian dalam bentuk tabel**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Database (IEEE Explorer /  Science Direct /  Google Scholar /  Spinger / Iop Publishing) | Jumlah hasil pencarian yang muncul | Jumlah hasil filter setelah membaca abstrak | Referensi (dalam sitasi) hasil filter |
| Science Direct | 18.130 | 14 | [1] [7] [9] |
| IEEE Xplore | 1.073 | 43 | [2] [3] [4] [5] [6] [10] [11] [12] |
| IOP Science | 141 |  | [8] |

## **Jumlah Paper tiap tahun dalam keyword terkait dalam bentuk grafik (jumlah vs tahun)**

# **LITERATUR REVIEW**

## **Karakteristik data yang digunakan**

### **Berikan sumber data (jika disebut dituliskan, jika merekam sendiri tuliskan)**

[1] Perolehan data EEG didapatkan melalui proses perekaman terhadap 10 sukarelawan pada rentang usia antara 24 – 33 tahun terhadap penempatan 10 – 20 elektroda.

[2] Perolehan data EEG pada penelitian ini didapatkan melalui proses perekaman terhadap 10 orang subjek berusia antara 20 – 25 tahun. Sebelum dilakukan proses perekaman, subjek diminta agar tidur cukup antara 7 – 9 jam dan melakukan olahraga ringan dan sudah makan terlebih dahulu.

[3] Pada penelitian ini, sumber data yang digunakan diambil berdasaarkan dataset DEAP and DREAMER, dimana dataset DEAP direkam berdasarkan sinyal EEG dengan 32 kanal dan 8 kanal peripheral fisiologis berdasarkan 32 orang subjek. Sementara itu, dataset DREAMER diperoleh berdasarkan perekaman terhadap 23 orang subjek yang terdiri atas 14 laki – laki da 9 perempuan. Perekaman sinyal EEG dilakukan dengan menggunakan 14 elektroda.

[4] Perolehan data EEG didapatkan dari 12 peserta (7 laki-laki dan 5 perempuan dengan rentang usia 18 sampai 38 tahun). Data diambil dari kuesioner laporan diri yang diberikan sebelum memulai percobaan. Kondisi umum peserta tidak memiliki riwayat penyakit kronis seperti stroke, gagal jantung, diabetes dan penyakit kronis lainnya.

[5] Perolehan data EEG didapatkan dari 32 peserta (16 wanita dan 16 pria berusia antara 19 dan 32 tahun). Sinyal EEG direkam di atas kulit kepala menurut Sistem Internasional 10−20.

[6] Perolehan data EEG didapatkan dari peserta yang terdiri atas 30 mahasiswa sarjana atau pascasarjana yang sehat, laki-laki, tidak kidal (rentang usia: 19-26, rata-rata = 23, SD = 1,73 tahun) tanpa penyakit neurologis atau gangguan kejiwaan ikut serta dalam percobaan. Semua peserta diminta untuk tidak mengambil tembakau atau kafein selama 24 jam sebelum percobaan.

[7] Data diperoleh dari 4 dataset sinyal EEG Emosi yang tersedia untuk umum yaitu DEAP, SEED, DREAMER dan AMIGOS. DEAP (Dataset for Emotion Analysis using Physiological Signals) dikumpulkan dari 32 peserta (16 laki-laki dan 16 perempuan) berusia antara 19 dan 37 (usia rata-rata 26,9 tahun) menggunakan perangkat EEG BioSemi Active Two, SJTU emotion EEG Dataset (SEED) dikumpulkan dari 15 peserta (7 laki-laki dan 8 perempuan) menggunakan perangkat EEG ESI Neuro Scan System, DREAMER dikumpulkan dari 23 peserta (14 laki-laki dan 9 perempuan) berusia antara 22 dan 33 tahun menggunakan perangkat EEG Emotiv EPOC, AMIGOS dikumpulkan dari 40 peserta menggunakan perangkat EEG Emotiv Epoc.

[8] Data diperoleh dari DEAP (Dataset for Emotion Analysis using Physiological Signals) yang dikumpulkan dari 32 peserta (16 laki-laki dan 16 perempuan) berusia antara 19 dan 37 (usia rata-rata 26,9 tahun) menggunakan perangkat EEG BioSemi Active Two.

[9] Data diperoleh dari perekaman sinyal EEG menggunakan wireless EEG headset (Mind Wave) terhadap 10 orang dewasa (5 perempuan dan 5 laki-laki) berusia 23 – 26 tahun. Dari total 10 orang, 2 subjek dieliminasi karena kebisingan dan artefak yang berlebihan (seperti menyentuh dahi atau mata), maka data diperoleh dari 8 subjek.

[10] Perolehan data didapatkan dari dataset DEAP (Dataset for Emotion Analysis using Physiological Signals) dengan 32 partisipan (16 pria dan 16 wanita) yang dilakukan rekaman terhadap reaksi dalam menonton 40 video musik yang telah dipilih sebelumnya.

[11] Perolehan data pada penelitian didapatkan dari dataset DEAP (Dataset for Emotion Analysis using Physiological Signals) dengan 32 partisipan (16 pria dan 16 wanita) yang dilakukan rekaman terhadap reaksi dalam menonton 40 video berdurasi 1 menit yang telah dipilih sebelumnya. Penelitian ini menggunakan perangkat EEG BioSemi Active Two menggunakan standar system posisi elektroda 10/20. Selain rating dari partisipan, terdapat sebuah rekaman physiological dan video berisikan sebuah muka dari partisipan.

[12] Pada penelitian ini, data diperoleh dari rekaman EEG 25 partisipan dengan kondisi sehat ( 13 wanita dan 12 pria ) menggunakan perangkat Brain Vision BrainAmp EEG dengan menggunakan stimulus 60 data gambar dan 60 data suara yang dapat merangsang berbagai emosi. Terdapat dataset IAPS (International Affective Picture System) dengan 48 gambar dan dataset IADS (International Affective Digitized Sounds) dengan 48 suara untuk stimulus. Sehingga 12 data gambar dan data suara lainnya dibuat manual untuk melakukan perbandingan terhadap data IAPS dan IADS.

### **Jumlah kelas dan sebutkan kelas yang digunakan**

[1] Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan sinyal kedalam 3 kelas, yaitu Fear (takut) , Sadness (sedih) , dan Fun (senang).

[2] Penelitian ini berfokus terhadap klasifikasi dengan penggunaan 3 kelas, yaitu Excited, Relax, dan Sad.

[3] Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan data kedalam 2 kategori dalam 3 kelas, yaitu valence low / high, arousal low / high, serta dominance low / high.

[4] Penelitian ini memiliki 2 kelas, yaitu emosi senang dan emosi sedih.

[5] Penelitian ini memiliki 4 kelas utama dan 2 kelas masing-masing untuk status valence dan arousal yaitu, High Valence/High Arousal (Senang/Gembira), High Valence/Low Arousal (Santai/Tenang), Low Valence/High Arousal (Marah/Takut) dan Low Valence/Low Arousal (Sedih/Depresi).

[6] Penelitian ini memiliki 8 jumlah kelas yang dikategorikan berdasarkan tiga kategori emosional positif (kegembiraan, hiburan, dan kelembutan), empat kategori emosional negatif (marah, sedih, takut, dan jijik) dan keadaan netral.

[7] Penelitian ini dilakukan terhadap 2 kelas kategori emosi yaitu Valence dan Arousal.

[8] Pada penelitian ini kelas yang diambil adalah 3 model emosial yaitu arousal, valence dan dominance.

[9] Pada penelitian ini kelas yang ditargetkan adalah netral, positif dan negative.

[10] Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan data kedalam 2 kategori dalam 4 kelas yaitu valence (low/high), dominance (low/high), arousal (low/high) dan liking (low/high).

[11] Pada penelitian ini terdapat 5 kelas emosi berdasarkan rating 1-9 yaitu valence, arousal, dominance, liking dan familiarity (rating 1-5)

[12] Pada penelitian ini terdapat 6 kelas emosi yaitu valence (Bahagia dan tidak Bahagia), Arousal (Tenang dan Kegirangan), dan Dominance (mendominasi dan pengendalian emosi).

### **Dimensi data misalnya ukuran tiap frame & fps (video), lokasi (curah hujan), durasi waktu satu set data, waktu prediksi (curah hujan), kanal (sinyal EEG), stimulasi (jika ada, khusus sinyal EEG).**

[1] Pada penelitian ini, data input yang digunakan adalah citra gambar spektogram yang diperoleh dari sinyal otak menggunakan kanal Fp1. Penempatan elektroda dipasang pada dahi bagian Frontal Polar – belahan kiri dengan sampling rate 512 Hz. Stimulasi yang diberikan selama proses perekaman yaitu peserta disajikan video yang telah di edit khusus dengan total durasi 224 detik. Dalam sample video tersebut, terdapat beberapa adegan sedih, lucu dan menakutkan untuk membuat respons emosional peserta. Proses perekaman berlangsung bersamaan pada saat video stimulasi disetel yang direkam melalui laptop dengan jarak 30 cm dari partisipan. Proses perekaman dilakukan pada ruangan terisolasi dengan aturan dimana peserta tidak diperbolehkan untuk melakukan gerakan tubuh apapun.

[2] Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data sinyal EEG pada kanal AF3, T7, T8 dan AF4 dengan pemberian stimulus berupa lagu instrumental yang dapat membangkitkan gelombang beta atau keadaan terkesitasi (excited) selama 3 menit. Pada sesi selanjutnya subjek diberikan waktu istirahat selama 30 menit dengan stumulus berupa suara yang dapat menghasilkan gelombang alpha untuk menghasilkan kondisi emosi rileks. Pada sesi selanjutnya subjek diberikan stimulus berupa suara yang dapat membangkitkan gelombang theta untuk menghasilkan kondisi emosi sedih pada peserta.

[3] Pada penelitian ini dilakukan identifikasi terhadap sinyal EEG multi – kanal dengan 2 macam stimulus yang berbeda pada masing masing dataset. Pada dataset DEAP, stimulus yang diberikan pada subjek adalah dengan menonton video berdurasi 41 menit video music. Sementara itu, pada dataset DREAMER, stimulus yang diberikan adalah dengan menonton 18 klip film berdurasi antara 65 -393 detik.

[4] Penelitian ini menggunakan dimensi data yang terdiri dari 4 kanal dan frekuensi sampling sebesar 256 Hz maka didapatkan panjang data sebesar 46.080 (256 Hz \* 3 menit \* 60 detik), sehingga total dimensi data adalah 4 kanal x 46.080 titik data. Stimulus yang diberikan kepada objek merupakan sebuah video lucu selama 12 menit kemudian dilanjut dengan video sedih selama 6 menit.

[5] Penelitian ini menggunakan dimensi data yang terdiri dari 4 kanal dengan posisi kanal ini menurut Sistem 10-20 terdapat pada Fp1, Fp2, F3, dan F4. Stilumus yang diberikan kepada objek adalah sebuah video musik dengan durasi selama 41 menit.

[6] Penelitian ini menggunakan dimensi data kanal sebanyak 14 kanal yang diekstraksi dalam 5 pita frekuensi, yaitu delta (1-4Hz), theta (4-8Hz), alfa (8-12Hz), beta (13-30Hz), dan gamma (31-45Hz). Stimulus yang diberikan kepada objek adalah sebuah klip film Cina dengan resolusi yang sama (720 × 576) yang disajikan secara acak pada layar LCD 15 inci.

[7] Penelitian ini menggunakan kanal sebanyak 14-62 kanal yang berbeda – beda tergantung pada datasetnya. DEAP menggunakan 32 kanal dan sampling rate 512Hz, subjek diberi stimulus 40 klip video music berdurasi 1 menit. SEED menggunakan 62 kanal san sampling rate 1000Hz, subjek diberi stimulus 5 klip film yang menggambarkan emosi. DREAMER menggunakan 14 kanal dan sampling rate 128Hz, subjek diberi stimulus 18 klip film untuk memunculkan 9 emosi yang berbeda. AMIGOS menggunakan 14 kanal dan sampling rate 128Hz, subjek diberi stimulus 16 klip video pendek. Setiap kanal didekomposisi menjadi 5 pita frekuensi yaitu delta (0–4 Hz), theta (4–8 Hz), alfa (8–16 Hz), beta (16–32 Hz), dan gamma (32–64 Hz).

[8] Pada penelitian ini, menggunakan 14 kanal, subjek diberi stimulus 40 klip video music berdurasi 1 menit. Dalam 1 kali percobaan, rekaman EEG berdurasi 1 menit disegmentasi menjadi 4 segmen sehingga dimensi data setiap subjek adalah 40 video \* 4 segmen = 160 data. Adapun untuk seluruh subjek yang diuji coba, total data yang diproses sebanyak 32 subjek \* 160data = 5120 data.

[9] Pada penelitian ini subjek diberi stimulus berupa kelompok gambar makanan berlabel emosional yaitu netral, positif dan negative. Pada setiap percobaan, 10 detik pertama subjek diberikan 5 gambar uji relaksasi yang tidak terkait dengan emosi, selanjutnya diberikan 15 gambar secara berurutan dengan total durasi 120 detik.

[10] Pada penelitian ini, partisipan diberikan stimulus berupa 40 video musik. Setiap 3 detik setelah menonton hal tersebut, partisipan melakukan pelaporan mengenai hal-hal yang dirasakan dengan quisioner yang memiliki nilai dari 1-9 dengan 4 tingkat berupa valensi, gairah, dominasi dan kesukaan. Sinyal EEG direkam di atas kulit kepala menurut Sistem Internasional 10−20.

[11] Pada penelitian ini memiliki 32 kanal dengan frekuensi 512 Hz yang terasoiasi dengan DEAP yaitu Fp1, F3, FC1, AF3, F7, FC5, T7, C3, CP1, CP5, O1, Oz, O2, P7, P3, Pz, PO3, PO4, P4, P8, CP6, CP2, C4, T8, F4, F8, AF4, Fp2, FC6, FC2, Cz and Fz. Sehingga pada formatnya video x channel x data = 40x40x8064 data.

[12] Pada penelitian ini menggunakan 32 kanal, partisipan diberikan stimulus menggunakan gambar selama 22 menit, dimana pada 1 gambar dan 1 menit awal partisipan harus memusatkan focus, 6 detik setelahnya diberikan sebuah stimulasi dan 14 detik kemudian partisipan melakukan penilaian tentang stimulus tersebut dengan range 1-9. Setelah melakukan penilaian terdapat 1 detik black screen untuk melanjutkan ke gambar kedua hingga 60 gambar selesai dilihat oleh partisipan. Total data yang diperoleh sebanyak 25 partisipan\*60gambar = 1500 data.

## **Metode – metode yang digunakan (Uraikan tiap bagian metode : ekstraksi dan identifikasi)**

### **Pra proses**

[1] Pada penelitian ini, setelah melalui tahap perolehan data melalui perekaman sinyal, selanjutnya tahap pra - proses dilakukan untuk memperoleh data input dalam bentuk citra gambar spektogram. Perolehan data input tersebut didapatkan dengan menganalisis data sinyal EEG berdasarkan frekuensi dan waktu. Pada tahap awal, sinyal disegmentasi kedalam 3 bagian sesuai dengan kelas yaitu takut, sedih dan senang. Sinyal yang sudah disegmentasi selanjutnya dipetakan kedalam fungsi 2 dimensi yang terdiri atas waktu dan frekuensi agar dapat memperoleh informasi pada sinyal. Selanjutnya, dilakukan tahap ekstraksi informasi dengan menggunakan penerapan metode Short Time Fourier Transform (STFT). Hasil perhitungan koefisien pada penerapan metode STFT tersebut selanjutnya di kuadratkan untuk memperoleh ukuran citra spektogram sebagai input pada proses pembelajaran.

[2] Pada penelitian ini, setelah memperoleh data perekaman sinyal EEG pada 10 subjek, selanjutnya data sinyal tersebut disegmentasi setiap 10 detik. Kemudian proses ekstraksi dilakukan untuk memisahkan antara gelombang Alpha, Beta, dan Theta dengan menggunakan metode Wavelet. Pada tahap selanjutnya, masing masing gelombang diidentifikasi menggunakan Learning Vector Quantization.

[3] Pada penelitian ini, tahap pra proses dilakukan dalam 2 tahap, dimana pada tahap pertama sinyal EEG mentah dipotong kedalam M1 segmen dengan panjang yang sama pada kedua dataset. Pada tahap kedua, dilakukan penambahan elemen pada setiap segmen dan menghitung rata rata untuk mendapatkan nilai x yang mewakili keadaan emosi subjek tanpa stimulus apapun. Selanjutnya dilakukan penggabungan antara sinyal eksperimental kedalam matriks baru bernama Y dengan ukuran yang sama.

[4] Pada penelitian ini, tahap pra proses dilakukan dalam empat langkah, yaitu penyaringan menggunakan filter bandpass Finite Impulse Response (FIR), penghilangan artefak, segmentasi data, dan dekomposisi pita frekuensi. Pada langkah pertama, data EEG disaring dengan rentang frekuensi 1 Hz-50 Hz untuk menjaga pita frekuensi alfa dan beta. Langkah kedua, melakukan Independent Component Analysis (ICA) terhadap data artefak gerak seperti aktivitas otot dan komponen kedipan mata yang bertujuan untuk mendapatkan data EEG yang lebih jelas yang hanya berisi aktivitas otak. Langkah ketiga, melakukan segmentasi data EEG 3 menit dari rekaman EEG terbaru pada setiap video stimulasi. Pada langkah terakhir, menguraikan data menjadi dua pita frekuensi yang dikenal untuk pengenalan emosi berdasarkan penelitian sebelumnya, yaitu pita alfa dan beta menggunakan filter bandpass Chebyshev tipe-II dengan menggambarkan batas rendah dan frekuensi batas tinggi, untuk alfa adalah 8-12 Hz dan pita beta dari 12-30 Hz.

[5] Pada penelitian ini, tahap pra proses dilakukan dengan data masing-masing subjek yang dipotong ke dalam time window 2 detik di mana masing-masing harus diklasifikasikan ke dalam satu emosi berlabel. Artefak mata dihilangkan dengan teknik blind source separation dan filter frekuensi bandpass dari 4.0-45.0Hz.

[6] Pada penelitian ini, tahap pra proses data dilakukan dengan menghilangkan artefak dalam proses perekaman EEG untuk menjaga stabilitas sinyal dan mempertahankan segmen data yang efektif. Data EEG berkelanjutan di filter dengan filter band pass (1-45Hz) untuk menghilangkan tren linier dan meminimalkan pengenalan artefak. Untuk menghilangkan artefak Electrooculography (EOG), dilakukan Independent Component Analysis (ICA) untuk menguraikan seluruh dataset pelatihan sinyal EEG menjadi 14 independent components (ICs). 14 IC yang dihitung dicirikan oleh topografi dan Power Spectral Density (PSD) yang diperiksa secara visual dan dinilai oleh dua ahli sebagai artefak EOG atau komponen sinyal EEG.

[7] Pra-proses dilakukan menggunakan transformasi wavelet diskrit (DWT) dengan mother wavelet 'db5' mendekomposisi setiap kanal (1 kali percobaan/1 peserta) menjadi lima pita frekuensi. Kemudian memertakan setiap fitur dengan TOPO-FM dan HOLO-FM. TOPO-FM menggunakan setiap karakteristik sinyal EEG secara terpisah, kemudian memetakannnya ke dalam peta fitur dua dimensi untuk masing-masing dari lima pita frekuensi. Setelah itu ruang kosong pada matriks diinterpolasi, dan peta warna “jet” diterapkan untuk membentuk peta topografi lengkap dari fitur tertentu. Sedangkan HOLO-FM menghitung karakteristik setiap pita frekuensi pada setiap kanal dan dipetakan ke dalam area spasial, kemudian memetakan objek tiga dimensi ke dalam bidang, dan menampilkannya sebagai gambar dua dimensi.

[8] Pada penelitian ini pra-proses dilakukan dengan mengekstraksi 14 kanal (AF3, F3, F7, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F8, F4, dan AF4) dari 32 kanal yang berasal dari sumber data. Setiap kanal memiliki 40 rekaman EEG berdurasi 1 menit, rekaman tersebut disegmentasi dengan menghilangkan 20 detik pertama karena memungkinkan emosi pada detik tersebut adalah perubahan mood dari video sebelumnya, bukan emosi sebenarnya dari video yang sedang ditonton. 40 detik selanjutnya disegmentasi menjadi 4 segmen berdurasi 10 detik.

[9] Pada penelitian ini, praproses dilakukan menggunakan Transformasi Wavelet Stasioner (SWT) untuk menghilangkan noise dari EEG mentah, kemudian menggunakan Transformasi Wavelet untuk menguraikan sinyal EEG yang telah diproses sebelumnya dan mengekstrak empat pita frekuensi yaitu Alfa (8- 16 Hz), Beta Rendah (16-24 Hz) , Beta Tinggi (24-32Hz) dan Gamma (32-40 Hz).

[10] Pada penelitian ini, setelah mendapatkan data sinyal EEG dengan 32 kanal dan pita frekuensi 512 Hz, dilakukan down-sampling hingga frekuensi 128 Hz. Kemudian baseline dan artefak dari sinyal EEG tersebut dihapus untuk dapat diproses lebih lanjut pada fitur ekstraksi.

[11] Pada penelitian ini, hasil mentah dari data sinyal EEG dengan frekuensi 512 Hz dilakukan down sampling pertama hingga mencapai 128 Hz, kemudian untuk menghilangkan frekuensi atas (4-45 Hz) diterapkan filter bandpass. Artefak EOG juga dihapus maka tahapan selanjutnya dilakukan reshape dan dekomposisi dimana 40 kanal EEG data, hanya diambil 32 kanal saja dan dilakukan penghapusan pada 3 detik pertama pada baseline data Hasil dari reshape tersebut dilakukan dekomposisi menjadi 5 sub bands frekuensi (Delta, Theta, Alpha, Beta, dan Gamma). Setiap partisipan memiliki 800 sample dan total dari data gambar virtual yaitu sebanyak 25.600 sampel.

[12] Pada penelitian ini, 1500 data yang diperoleh dilakukan filterisasi 0.7 Hz low pass filter, 250 Hz high pass filter, 50 Hz notch filter. Hasil filterisasi tersebut kemudian dilanjutkan untuk melakukan dekomposisi menggunakan EMD (Empirical Mode Decomposition). agar dapat menghasilkan IMF(Intrinsic Mode Functions).

### **Metode ekstraksi sinyal, penanganan kanal, dan identifikasi (khusus sinyal EEG), metode identifikasi arah spasial dan arah temporal (video, dapat disederhanakan), metode prediksi (cuaca)**

[1] Proses ekstraksi sinyal yang pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode Short Time Fourier Transform (STFT) yang ditinjau berdasarkan informasi waktu diskrit pada sinyal. Tahap transformasi tersebut dihitung menggunakan persamaan Discrete Time Fourier (DTFT). Output yang diperoleh pada proses ekstraksi selanjutnya dijadikan input pada metode CNN dengan lapisan klasifikasi menggunakan Multi Layer Perceptron.

[2] Pada penelitian ini, proses ekstraksi sinyal dilakukan dengan menggunakan metode Transformasi Wavelet Diskrit pada rentang frekuensi (5 - 32 Hz) terhadap sinyal EEG yang mengandung gelombang Alpha, Beta, dan Theta. Proses tansformasi tersebut dilakukan dengan menerapkan fungsi Symlet2 dengan empat koefisien pada filter low pass dan hight pass. Dalam proses ekstraksi ini, untuk dapat memperoleh gelombang Theta dilakukan dengan melalui 5 tahap dengan mendekati rentang frekuensi 5 – 8 Hz yang menghasilkan 8 titik. Selanjutnya, untuk menghasilkan sinyal Alpha dilakukan ekstraksi pada rentang 9 – 14 Hz yang menghasilkan 12 titik. Sementara itu, untuk memperoleh gelombang Beta dilakukan dengan mengekstraksi gelombang pada rentang 15 – 31 Hz yang menghasilkan 36 titik. Selanjutnya, setelah melakukan ekstraksi menggunakan Wavelet, proses dilanjutkan dengan mereduksi 128 titik menjadi 56 titik. Dengan penggunaan 3 jenis gelombang, maka total input yang digunakan pada LVQ berjumlah 1680 data. Tahap identifikasi dilakukan berdasarkan hasil ekstraksi wavelet terhadap 3 gelombang setiap 10 detik pada setiap kanal dengan mempertimbangkan keadaan emosi pada kanal simetris dan asimetris. Sehingga dengan menggunakan 10 detik data, jumlah titik yang digunakan berjumlah 560 titik.

[3] Pada penelitian ini, dataset yang digunakan tidak dilakukan tahap ekstraksi fitur. Hal tersebut dikarenakan penggunaan dataset Multi Level Features (MLF) - Capsnet sudah dilakukan ekstraksi terlebih dahulu, sehingga data mentah yang digunakan dapat dijadikan dijadikan input proses setelah melalui tahap segmentasi dan filtering. Sementara itu, tahap klasifikasi dilakukan dengan menerapkan metode CNN terhadap 32 kanal pada 8 unit konvolusi dengan filter berukuran 9 x 9 dan 6 x 6 serta nilai pergeseran (stride) bernilai 1. Selanjutnya, tahapan dilanjutkan dengan menggabungkan feature maps hasil konvolusi pada setiap kanal sehingga diperoleh 512 feature maps. Pada layer selanjutnya diterapkan metode bottleneck dengan menggunakan 256 kernel konvolusi untuk mereduksi jumlah kanal.

[4] Dalam penelitian ini terdapat tiga ekstraksi fitur dari metode time domain method, yaitu Mean, Standar Deviasi dan Number of Peaks. Mean didefinisikan sebagai nilai rata-rata dari setiap rekaman EEG di kanal. Fitur Mean merupakan salah satu fitur yang digunakan untuk mengukur karakteristik sinyal EEG. Standar Deviasi (STD) didefinisikan sebagai jumlah nilai akar dari rentang kuadrat antara rata-rata dan frekuensi tinggi hingga terendah / mendekati nol. Standar deviasi juga merupakan salah satu ukuran statistik yang dapat digunakan untuk mengukur karakteristik suatu sinyal EEG. Number Of Peaks (NOP) didefinisikan sebagai number of signal peaks pada setiap rekaman EEG. Fitur NOP digunakan dengan asumsi bahwa setiap rekaman EEG peserta memiliki nilai perbedaan yang signifikan antara emosi senang dan sedih. Klasifikasi emosi dilakukan dengan pengklasifikasi Naive Bayes. Naive Bayes dikelompokkan dalam metode supervised (trained) yang membutuhkan label untuk memprediksi data sampel.

[5] Pada penelitian ini terdapat tiga metode ekstraksi yang digunakan untuk mendeteksi emosi pasien, yaitu Discrete Wavelet Transform (DWT), Wavelet Energy & Wavelet Entropy dan Statistical-Based Features. Untuk klasifikasi, tiga pengklasifikasi berbeda digunakan, diantaranya adalah Quadratic Discriminant Analysis (QDA), k-Nearest Neighbor dan Support Vector Machines.

[6] Pada penelitian ini, digunakan metode Short-Time Fourier Transform (STFT) untuk mengenali emosi diskrit secara real time dengan pendekatan sliding time window untuk ekstraksi fitur dan normalisasi berdasarkan analisis Time-Frequency (TF). Analisis TF mewakili sinyal EEG dalam domain spektral dua dimensi dan memberikan wawasan tentang frekuensi dan evolusi temporal fitur terkait energi dan daya yang dapat dikaitkan dengan aktivitas otak. SVM dengan fungsi kernel RBF dilatih dan digunakan untuk identifikasi artefak EOG dalam kumpulan data pengujian sinyal EEG. Dalam menghapus artefak EOG digunakan CORRMAP pada EEGLAB. Setelah klasifikasi otomatis, komponen yang diklasifikasikan sebagai artefak dibuang dari proses selanjutnya. Sisanya, diklasifikasikan sebagai komponen sinyal, diproyeksikan kembali untuk merekonstruksi sinyal EEG bebas artefak.

[7] Pada penelitian ini menggunakan metode CNN untuk ekstraksi fitur dan SVM untuk klasifikasi. Pada proses ekstraksi fitur, peta fitur TOPO-FM dan HOLO-FM berbentuk citra 2 dimensi, masing-masing peta fitur diekstraksi dengan metode CNN secara terpisah per-karakteristik sinyal EEG. Adapun CNN terdiri dari 5 layer yaitu layer input (input citra), layer konvolusi 1, layer max pooling dengan aktivasi ReLu, layer konvolusi 2 dan fully connected dengan aktivasi ReLu. Hasil representasi akhir dari fitur diklasifikasikan menggunakan metode SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF) untuk mendapatkan label emosi.

[8] Pada penelitian ini, ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Relief Based Algorithm (RBA) dan Principle Component Analysis (PCA). Kedua metode ini dibandingkan untuk mendapatkan metode mana yang dapat mengekstraksi fitur paling baik. Hasil dari ekstraksi fitur diklasifikasikan untuk mendapatkan label emosi menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), K-nearest neighbors (KNN), dan Decision Tree (DT).

[9] Pada penelitian ini fitur yang diekstraksi adalah frekuensi waktu/time-frequency (TF) kemudian klasidikasi menggunakan metode LSTM. Pita frekuensi sinyal EEG dari tiga kelompok tag emosi (netral, positif dan negatif) dibagi menjadi beberapa segmen sinyal yang overlapping sebesar 50% kemudian mengekstrak karakteristik statistik domain frekuensi waktu antara window yang berdekatan. Kemudian, fitur yang diekstraksi di setiap pita frekuensi dihubungkan sepanjang arah waktu untuk membentuk urutan fitur EEG, yang digunakan sebagai input bagi tahap klasifikasi. Selanjutnya, tahap klasifikasi menggunakan metode LSTM. Vektor masukan melewati 2 layer LSTM, kemudian layer max pooling, lalu masuk pada fully connected dengan fungsi aktivasi softmax untuk mendapatkan label emosi (netral, positif, negative).

[10] Pada penelitian ini terdapat data Sinyal EEG sebanyak 1280 data (32 partisipan yang menonton 40 video music) dengan 32 kanal yang dilakukan dekomposisi menggunakan EMD ( Empricial Mode Decomposition) untuk menganalisa non-linear dan non-stationary sinyal. EMD tersebut digunakan untuk menguraikan sinyal primer dan menghasilkan IMF (Intrinsic Mode Functions). Setelah menghasilkan IMF maka dilakukan pencarian IMF dominan yang akan dilakukan proses DWT (District Wavelet Transform) menggunakan db5 wavelet untuk melakukan lokalisasi waktu dan frekuensi ketika proses transformasi Fourier kehilangan informasi waktu disaat melakukan konversi dari sinyal menjadi domain frekuensi. Setelah proses DWT selesai maka dilakukan pengolahan pada koefisien DWT untuk mencari HOS (Higher Order Statistics) dari beberapa nilai yaitu perbedaan, skewness dan kurtosis untuk pembentuan fitur dari vector. Proses reduksi fitur menggunakan PCA (Principal Component Analysis) digunakan untuk mereduksi nilai vector 288 ke 160 dalam setiap trialnya, di setiap langkah proses dilakukan validasi silang dimana 1 partisipan digunakan untuk data test dan sisanya merupakan data training. Untuk mendapatkan akurasi dari proses tersebut, dibagi menjadi 2 tahapan yaitu dengan dan tanpa fitur reduksi PCA dengan variable TP (True Positive), TN ( True Negative), FP (False Positive) dan FN (False Negative).

[11] Proses virtualiasi gambar dilakukan dengan konfigurasi 32x32x3 berbentuk data tiga dimensi setara dengan gambar berwarna, hal tersebut berdasarkan PCC (Persons Correlation Coefficent) dengan 3 sub-bands yaitu Alpha, Beta dan Gamma tanpa menggunakan Betha maupun Tetha karena sub band tersebut merupakan posisi manusia dalam keadaan tidur pulas/berpikir di alam bawah sadar, Gambar virtual dengan ukuran 32x32x3 tersebut dijadikan input dari model CNN. Setiap partisipan memiliki 800 sample sinyal EEG sehingga gambar virtual dari setiap partisipan memiliki 25,600 sample. Dilakukan pembagian menjadi 2 protocol. Protocol 1 melakukan klasifikasi terhadap emosi positif dan negative dimana setiap partisipan menggunakan rating dari kelas valence dan arousal dengan nilai rating 1-5 (low sebagai negatif) dan 5-9 (high sebagai positif). Sedangkan pada protocol ke 2 dibagi menjadi 4 tingkat emosi yaitu bahagia (high valence dan high arousal), marah (low valence dan high arousal), sedih (low valence dan low arousal) dan rileks(high valence dan low arousal). Proses klasifikasi CNN menggunakan 64, 128 dan 256 filter dengan ukuran 3x3 pada setiap stridenya. Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu ReLU dengan pooling layer 2x2 matriks pada 1 stridenya. Proses optimisasi dan fungsi loss pada model CNN yang digunakan yaitu ‘Adam’ dan ‘Cross Entropy’. Sehingga data dibagi menjadi dua bagian yaitu 80% untuk training dan 20% untuk testing, epochs yang diberikan sebesar 50 dengan batch size sebanyak 20 dan learning rate 0,001. Total parameter pada model CNN ini yaitu 1,553,808 dan parameter yang dapat dilatih sebesar 1,533,418.

[12] Pada penelitian ini, setelah hasil pra-proses pada sinyal EEG dilakukan tahapan selanjutnya ada melakukan ekstraksi sinyal menggunakan EMD (Empirical Mode Decomposition) untuk menganalisa non-linear dan non-stationary dari sebuah sinyal EEG dimana hasil dari EMD ini menghasilkan lebih dari satu IMF. Sinyal IMF tersebut dilakukan pemilihan menggunakan metode (PSD)Periodogram dan Welch’s. Periodogram dan Welch’s berfungsi untuk memeriksa kerapatan spectrum frekuensi yang menyebar lebih luas di setiap IMF. Sehingga pada IMF1,IMF2 dan IMF3 memiliki akurasi tertinggi dibanding IMF lainnya. Proses esktraksi fitur yang digunakan yaitu mean, standar deviasi, skewness, kurtosis, root mean square, band power, median frequency, power sum, peak to peak, entropies, dan Hjorth parameter untuk menetapkan dan memaksimalkan perbedaan antara sinyal IMF. Proses klasifikasi menggunakan metode SVM (Support Vector Machine) pada sinyal yang telah difilter, IMF1, IMF2, IMF3 dan rata rata dari tiga IMF pertama. Sehingga kanal grup yang diberikan label yaitu arousal, valence dan dominance. 32 kanal dibagi menjadi 3 bagian yaitu 1-12 untuk bagian pertama, 13-21 bagian kedua dan 22-32 bagian ketiga.

## **Hasil yang diujikan yang meliputi semua eksperimen yang dilakukan penelitian dalam paper tersebut.**

[1] Pada penelitian ini, data yang diperoleh setiap peserta berjumlah 49 citra gambar spektogram. Total gambar yang diperoleh sebagai dataset adalah berjumlah 490 data dengan 80% dari data tersebut digunakan dalam pelatihan sementara sisanya digunakan dalam pengujian. Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan 20 epoch serta 26 iterasi pada setiap epoch dengan akurasi keseluruhan mencapai 84,69%. Akurasi klasifikasi yang diperoleh terhadap tiga kelas dengan meliputi takut, senang, dan sedih masing masing mencapai 100%, 83,3%, dan 68,8%.

[2] Penelitian ini melakukan pengujian terhadap semua data latih dengan mengoptimalkan penggunaan parameter pelatihan terhadap penerapan LVQ menggunakan learning rate 0,01 – 0,05 dengan pengurangan senilai 0,001 pada setiap epoch. Proses pembelajaran dilakukan hingga mencapai maximal epoch pada iterasi ke 10000. Perolehan akurasi terbaik terdapat pada penggunaan learning rate 0,05 dengan akurasi mencapai 87%.

[3] Tahap pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan 20 – 30 dataset terhadap 8 perbandingan metode dengan hasil akurasi terhadap perbandingan kelas valence, arousal dan dominance mencapai 94.59%, 95.26% dan 95.13%.

[4] Pada penelitian ini, didapatkan hasil dari kumpulan fitur sebagai input untuk klasifikasi emosi menggunakan metode Naive Bayes terhadap status emosi berdasarkan ketiga fitur satu per satu, kemudian digabungkan dengan fitur lainnya hingga semua fitur digunakan. Kemudian, bandingkan hasil akurasi klasifikasi untuk menemukan fitur terbaik dan pilihan frekuensi band sesuai akurasi. Hal ini menunjukkan bahwa hasil akurasi yang lebih tinggi diperoleh dari fitur Mean atau fitur yang memiliki elemen Mean, khususnya pada Beta dan kombinasi pita frekuensi Alpha dan Beta. Didapatkan akurasi tertinggi 87,5% menggunakan fitur Mean pada Beta atau kombinasi frekuensi Alpha dan Beta.

[5] Pada penelitian ini dilakukan evaluasi kinerja sistem, data EEG dibagi menjadi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Set pelatihan dan pengujian dipisahkan dari subjek yang berbeda untuk memastikan independensi antara kedua set. Dari hasil akurasi klasifikasi setiap keadaan emosi menggunakan 3 metode klasifikasi (QDA, KNN, SVM), performa terbaik diberikan oleh klasifikasi SVM yang menunjukkan nilai akurasi sebesar 83,87% dibandingkan klasifikasi lain yang hanya mendapatkan akurasi sebesar 75,53% untuk klasifikasi KNN dan 60,78% untuk klasifikasi QDA.

[6] Pada penelitian ini, pada skema klasifikasi tiga tingkat berdasarkan pengetahuan sebelumnya untuk membedakan delapan emosi yang berbeda pada saat yang sama. Pada tingkat pertama, dipisahkan high arousal dan emosi valenced dari netralitas dengan akurasi rata-rata 92,26% (SD = 0,17%). Pada tingkat kedua, high arousal dan emosi valenced diklasifikasikan lebih lanjut ke dalam kategori positif atau negatif dengan akurasi 86,63% (SD = 0,27%). Penurunan akurasi klasifikasi dapat dikaitkan dengan kemampuan penjelas yang lebih rendah dari dimensi valence dibandingkan dengan ruang koordinat valence-arousal. Pada tingkat ketiga, emosi positif diklasifikasikan menjadi kegembiraan, hiburan dan kelembutan dengan akurasi 86,43% (SD = 1,03%) (akurasi 33,33% secara acak). Singkatnya dalam mengenali high arousal didapatkan akurasi rata-rata 92,26% dan dalam mengenali dua kelas valence dari positif dan negatif didapatkan akurasi 86,63%.

[7] Pada penelitian ini, untuk penggunaan fitur TOPO-FM, dataset DEAP menghasilkan akurasi 76% pada valence dan arousal, dataset SEED menghasilkan akurasi 70% pada valence, dataset DREAMER menghasilkan 81% pada valence dan 84% pada arousal, dan dataset AMIGOS menghasilkan akurasi 80% pada valence dan 85% pada arousal. Sementara untuk penggunaan fitur HOLO-FM, dataset DEAP menghasilkan akurasi 76% pada valence dan 77% pada arousal, dataset SEED menghasilkan akurasi 88% pada valence, dataset DREAMER menghasilkan 80% pada valence dan 90% pada arousal, dan dataset AMIGOS menghasilkan akurasi 87% pada valence dan 90% pada arousal. Dari hasil tersebut dapat terlihat bahwa metode HOLOFM mengungguli TOPO-FM untuk semua dataset. Dataset DEAP menghasilkan akurasi yang sama untuk kedua metode, sementara SEED menghasilkan akurasi yang cukup jauh bagi kedua metode yaitu 18%. DREAMER dan AMIGOS membedakan nilai valence mereka masing-masing sekitar 7%, dan arousal 5%. Karena feature map dibuat dari fitur yang dihitung untuk setiap kanal, hasil ini menunjukkan bahwa perbedaan terbesar ada pada kumpulan data dengan lebih banyak kanal.

[8] Penelitian ini melakukan perbandingan metode ekstraksi fitur (RBA dan PCA) yang lebih baik untuk merepresentasikan fitur sinyal EEG. Hasil penelitian menunjukkan metode PCA lebih baik daripada RBA. Maka selanjutnya, dilakukan penghitungan berdasarkan fitur dengan metode PCA. Sistem yang dibuat mencapai akurasi klasifikasi terbaik secara keseluruhan sebesar 77,62%, 78,96% dan 77,60% masing-masing untuk valence, arousal, dan dominance.

[9] Model yang diusulkan pada penelitian ini menghasilkan rata-rata akurasi sebsar 93,09%. Hasil ini lebih baik dari klasifikasi dengan metode lain seperti KNN dengan 64,69%, NU-SVM dengan 67,98% dan Random Forest dengan 89,92%. Kemudian model diujikan pada Emotion State dataset dari 2 orang dewasa (1 laki-laki dan 1 perempuan) berumur 21 tahun yang menghasilkan data aktivitas gelombang otak selama 36 menit . Model menghasilkan akurasi 98,36%, mengungguli metode lain seperti Devo MLP dengan 96,11% dan LSTM dengan 96.86%.

[10] Pada penelitian ini, model yang dibangun menghasilkan sebuah akurasi berdasarkan fitur reduksi dari metode PCA yaitu sebesar 64.71% untuk Valence, 66.51% untuk Arousal, 66.88% untuk Dominance dan 70.52% untuk Liking. Setelah proses fitur reduksi tersebut selesai maka dilakukan percobaan untuk mengevaluasi performa F1 Score menghasilkan 74.94 untuk Valence, 76.68 untuk Arousal, 76.67 untuk Dominance dan 81.8356 untuk Liking.

[11] pada penelitian ini, memiliki tujuan untuk mengkonversi sinyal 1 dimensi menjadi 2 dimensi menggunakan gambar virtual dari PCC, pada proses klasifikasi terdapat dua buah protocol yaitu protocol 1 dengan jumlah emosi sebanyak 2 dan protocol 2 dengan jumlah emosi sebanyak 4, nilai akurasi (mean ± standar) protocol 1 yang dihasilkan pada class Valence  81.51±10,7% dan arousal 79.42±11.8%. Sedangkan pada protocol 2 menghasilkan akurasi (mean ± standar) class Valence 71.67±11.1% dan Arousal 70.18±13.15%. Semakin banyak jumlah emosi yang harus diklasifikasikan maka nilai dari akurasi klasifikasi tersebut semakin berkurang.

[12] Penelitian ini menggunakan Hjorth parameter, peak to peak, entropy, dan statistikal menghasilkan nilai kesuksesan pada kanal Fp2, F4, F8, FC4, FT8, T7, Cz, C4, T8, CPz, CP4, Pz dan O2 sebesar 74.60%, 81.90%, 74.73%, 82.20%, 76.13%, 75.40%, 71.10%, 77.13%, 73.07%, 74.93%, 76%, 70.60%, 73.67%, 75.60% dan 74.27%. Hasil pada penelitian ini yaitu nilai akurasi valence sebesar 83.02%, arousal sebesar 64.44%, dominance 64.14% menggunakan SVM. Sedangkan investigasi terhadap setiap grup valence menghasilkan nilai kesuksesan pada bagian pertama sebesar 83.1%, bagian kedua 83.4% dan bagian ketiga 83.1%.

# **DAFTAR REFERENSI**

[1] H. Donmez and N. Ozkurt, “Emotion Classification from EEG Signals in Convolutional Neural Networks,” *Proceedings - 2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference, ASYU 2019*, 2019, doi: 10.1109/ASYU48272.2019.8946364.

[2] E. C. Djamal and P. Lodaya, “Eeg based emotion monitoring using wavelet and learning vector quantization,” *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, vol. 2017-Decem, no. September, pp. 19–21, 2017, doi: 10.1109/EECSI.2017.8239090.

[3] Y. Liu *et al.*, “Multi-channel EEG-based emotion recognition via a multi-level features guided capsule network,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 123, no. July, p. 103927, 2020, doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.103927.

[4] N. Y. Oktavia, A. D. Wibawa, E. S. Pane, and M. H. Purnomo, “Human Emotion Classification Based on EEG Signals Using Naïve Bayes Method,” *Proceedings - 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: Industry 4.0: Retrospect, Prospect, and Challenges, iSemantic 2019*, pp. 319–324, 2019, doi: 10.1109/ISEMANTIC.2019.8884224.

[5] M. Ali, A. H. Mosa, F. Al Machot, and K. Kyamakya, “EEG-based emotion recognition approach for e-healthcare applications,” *International Conference on Ubiquitous and Future Networks, ICUFN*, vol. 2016-Augus, pp. 946–950, 2016, doi: 10.1109/ICUFN.2016.7536936.

[6] Y. J. Liu, M. Yu, G. Zhao, J. Song, Y. Ge, and Y. Shi, “Real-time movie-induced discrete emotion recognition from EEG signals,” *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 9, no. 4, pp. 550–562, 2018, doi: 10.1109/TAFFC.2017.2660485.

[7] A. Topic and M. Russo, “Emotion recognition based on EEG feature maps through deep learning network,” *Engineering Science and Technology, an International Journal*, no. xxxx, 2021, doi: 10.1016/j.jestch.2021.03.012.

[8] X. Cao, K. Zhao, and D. Xu, “Emotion Recognition of Single-electrode EEG based on Multi-feature Combination in Time-frequency Domain,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1827, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1827/1/012031.

[9] R. Nawaz, K. H. Cheah, H. Nisar, and V. V. Yap, “Comparison of different feature extraction methods for EEG-based emotion recognition,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 3, pp. 910–926, 2020, doi: 10.1016/j.bbe.2020.04.005.

[10] C. Shahnaz, S. Bin Masud, and S. M. S. Hasan, “Emotion recognition based on wavelet analysis of Empirical Mode Decomposed EEG signals responsive to music videos,” *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON*, pp. 424–427, 2017, doi: 10.1109/TENCON.2016.7848034.

[11] M. R. Islam and M. Ahmad, “Virtual Image from EEG to Recognize Appropriate Emotion using Convolutional Neural Network,” *1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology 2019, ICASERT 2019*, vol. 2019, no. Icasert, pp. 1–4, 2019, doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934760.

[12] T. Ergin, M. A. Ozdemir, and A. Akan, “Emotion recognition with multi-channel EEG signals using visual stimulus,” *TIPTEKNO 2019 - Tip Teknolojileri Kongresi*, pp. 1–4, 2019, doi: 10.1109/TIPTEKNO.2019.8895242.

# **PERAN ANGGOTA TIM**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nama** | **Peran** | **Progres Pengerjaan** |
| Novia Putri Syahida |  |  |
| Nursilva Aulianisa Putri |  |  |
| Rafi Azizi Muchtar |  |  |
| Iman Muhdi |  |  |