**MATA KULIAH**

**METODE PENELITIAN**

**LITERATUR REVIEW BRAIN COMPUTER INTERFACE**

**Disusun Oleh:**

**KELOMPOK 3**

**SATRIO ANANDA [3411181144]**

**INDIARTO AJI BEGAWAN [3411181114]**

**DIYAS ISHLAHUDDIN [3411181098]**

**RAHMAT M. RAMDANI [3411181095]**

**AIG**

****

**JURUSAN INFORMATIKA**

**FAKULTAS SAINS DAN INFORMATIKA**

**UNIVERSITAS JENDERAL ACHMAD YANI**

**2021**

**LITERATUR**

* 1. **Keyword yang digunakan untuk pencaharian**

Keyword yang kami gunakan untuk melakukan pencarian di beberapa portal jurnal adalah *Brain Computer Interface, Near-Infrared Spectroscopy, Multimodal Signal, Motor Imagery, dan Steady-state visual evoked potential, BCI - Motor Imagery, BCI – Emotion.*

* 1. **Hasil pencarian dalam bentuk tabel**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Database** | **Keyword** | **Jumlah hasil pencarian** | **Filter yang digunakan** | **Jumlah hasil filter setelah membaca abstrak** | **Referensi hasil filter** |
| Science Direct | *Brain Computer Interface* | 31.956 | - | 322 | [1][2][3] |
| Science Direct | *BCI - Motor Imagery* | 2,499 | Brain Computer Interfaces dan BCI Competition IV | 39 | [4][5][6] |
| Science Direct | *BCI - Emotion* | 4,745 | Computer Science | 109 | [7] |
| IEEE Xplore | *Brain Computer Interface* | 8.603 | Brain Computer Interfaces dan Journals | 875 | [8][9][10][11] |
| IEEE Xplore | *Near-Infrared Spectroscopy* | 2.702 | Brain | 548 | [12] |
| IEEE Xplore | *Near-Infrared Spectroscopy* | 2.702 | Biomedical Optical Imaging | 430 | - |
| IEEE Xplore | *Multimodal*  *Signal* | 4.556 | Learning (Artificial Intelligence) | 822 | [12] |
| IEEE Xplore | *Motor Imagery* | 1.947 | Brain-Computer Interfaces | 1.411 | [13][14] |
| IEEE Xplore | *Steady-State Visual Evoked Potentials* | 916 | Medical Signal Processing | 586 | [15] |
| Google scholar | Brain Computer Interface | 12.500 | Brain Computer Interface | 18 | [16][17][18][19][20][21][22] |

Berdasarkan hasil percarian dengan keyword Brain Computer Interface (BCI) menghasilkan jumlah penelitian yang sangat banyak contohnya pada Sciene Direct menghasilkan 31,956 dan google scholar menghasilkan 12.500, oleh karena itu dilakukan pencarian berdasarkan kebaruan jurnal, kemudian menggunakan filter yang disediakan oleh site tersebut, dengan berfocus pada subyek area atau hal yang berkaitan dengan machine learning, adapun hal lainnya jika paper tersebut muncul paling pertama dan relevan dengan machine ataupun berkaitan dengan BCI, dalam 3 jurnal pertama yang digunakan karena dalam membaca abstrak memiliki dataset yang sama dan dengan tahun yang berbeda-beda. Adapun pada paper ke 4 berfocus pada keyword BCI dan emotional, dalam paper 5 sampai dengan 9 digunakan karena memiliki bentuk struktur paper yang point-pointnya penjelasannya cukup jelas dan mudah dimengerti serta keyword yang relevan. Dan pada sisa paper lainnya berfocus pada judul dan metode yang sering digunakan.

* 1. **Jumlah paper tiap tahun dalam keyword terkait dalam bentuk grafik (jumlah vs tahun)**

Gambar 2 Jumlah paper mengenai Brain-Computer Interfaces di IEEEXplore, Sciense Direct, dan Google Scholar pada tahun 2011-2021

Sumber portal jurnal yang digunakan berjumlah tiga yaitu IEEEXplor, Science Direct, dan google Scholar. Jika dilihat jumlah jurnal yang dipulikasi di IEEE semakin meningkat setiap tahun dengan puncaknya di tahun 2019 dengan jumlah 896 buah. Rata-rata tiap tahunnya menghasilkan 635 jurnal dengan total dari tahun 2011 sampai 2021 berjumlah 6.981 buah jurnal. Google scholar yang merupakan search engine yang dapat mengakses jurnal di berbagai tempat menghasilkan nilai pencarian yang tinggi yaitu selalu diatas 3.000 buah. Rata-rata jurnal yang dapat ditemukan tiap tahunnya yaitu 5.469 buah dengan total jurnal mulai tahun 2011 sampai 2021 berjumlah 60.160 buah. Jurnal yang dipublikasi di Science Direct berjumlah 21.422 buah dalam kurun waktu tahun 2011 sampai 2021 dengan rata-rata 1.947 buah per tahun.

**LITERATUR REVIEW**

1. **Kebaharuan atau hal yang difokuskan pada paper.**

Penelitian ini menawarkan sebuah paradigma baru menggunakan region based P300 spellers dengan menggunakan audio, visual, dan hybrid audio visual stimulus. Struktur hybrid P300 speller merupakan struktur baru. Subjek akan berfokus dengan menerima asukan berdasarkan tiga buah tipe stimulus yang telah ditentukan. Penelitian menggunakan metode Linear Discriminant Analysis secara bertahap untuk klasifikasi yang mana mengandung sinyal P300 atau tidak. Menggunakan paradigma baru pada penelitian ini terdapat peningkatan sebesar 15.69% dan 66,99% berdasarkan stimulus visual dan audio[8].

Mengemudi saat mengantuk menjadi salah satu penyebab kecelakanan terbesar di dunia. Selama dua dekade, banyak penelitian yang berfokus pada deteksi kantuk menggunakan sinyal electroencephalogram (EEG) berbasis sistem brain-computer interface (BCI).terdapat salah satu metode untuk mendapatkan sinyal EEG dengan menggunakannya pada area kepala dengan sistem non-hair bearing (NHB) yang menjadi alternatif solusi untuk menghindari berbagai limitasi teknikal antara elektroda dengan kulit kepala yang dilapisi rambut. Penelitian ini merupakan kelanjutan dari beberapa penelitian terdahulu dengan menggunakan klasifikasi pada machine learning [9].

Brain-computer interface (BCI) bertujuan untuk mengukur dan menganalisa aktivitas otak dan mengkonversinya kedalam perintah komputer untuk mengendalikan perangkat eksterna. Penelitian ini mengusulkan metode pembelajaran pola secara invarian berbasis convolutional neural network (CNN) dan data sinyal EEG dari subjek berdasarkan P300 BCI. Metode CNN akan dilatih menggunakan data sinyal EEG dalam jumlah besar dari beberapa subjek, lalu mengekstraksi fitur-fitur dan membuat model prediksi untuk subjek baru. Dat diambil dari 200 subjek menggunakan P300-based spelling dengan menggunakan dua buah tipe amplifier yang berbeda. Hampiar sebagian besar subjek mengasilkan tingkat akurasi yang diatas nilai 85% [10].

Pengaruh pre-stimulus aktivitas otak pada hasil performa post-stimulus telah dianalisa di dalam beberapa penelitian terdahulu. Penelitian ini berfokus dalam bagaimana pengaturan mengenai brain–computer interface (BCI) berdasarkan modulasi dari sensorimotor rhythms (SMR). Tujuannya adalah untuk mengetahui bagaimana dan apa pengaruh aktivitas SMR terhadap hasil pengerjaan tugas yang dilakukan secara berurutan [11].

1. **Karakteristik data yang digunakan, meliputi:** 
   1. **Berikan sumber data.**

Sumber data BCI salah satunya berasal dari sebuah kompetisi yang sudah berjalan selama 4 kali Bernama BCI Competition, data yang diambil berasal dari kompetisi ke 4, tepatnya menggunakan dataset ke 2a dan 2b, data disediakan oleh Departemen Informatika Medis, Institut Teknik Biomedis, Universitas Teknologi Graz, didalamnya terdapat 9 subjek yang berpartisipasi dalam pengumpulan data, dan masing-masing diberi label sebagai A1-A9. Setiap percobaan memiliki dua sesi. Sesi pertama adalah sebagai pelatihan, dan yang kedua adalah pengujian. [1][2][3]. Selain itu dalam data BCI Competition ini terdapat validasi silang dengan sepuluh kelompok lain untuk meningkatkan akurasi pemodelan dengan dataset 2b [10]. Selain terdapat juga terdapat dataset SEED-IV dari perekaman 44 orang mahasiswa (22 Mahasiswi dan 22 Mahasiswa), untuk mendapatkan kelas emosi dengan menggunakan 168 klip video) [4]. Kemudian Adapun dataset yang didapatkan dari perekaman manual tanpa menggunakan dataset yang sudah ada, seperti data sinyal EEG yang didapatkan dari tujuh orang laki-laki dewasa berusia kurang lebih 27 tahun yang memiliki pendengaran dan pengelihatan yang baik dan tidak memiliki kelainan jiwa. [5], kemudian terdapat juga yang berasal dari sepuluh orang relawan yang sehat (dua orang perempuan dan delapan orang laki-laki) berusia 21 sampai dengan 26 tahun. Dimana partisipan memiliki pengelihatan yang sehat atau baik [6].

Dalam mendapatkan data sinyal EGG subyek dipasangkan dengan beberapa kanal, salah satunya ada yang menggunakan 22 kanal [1][2][3][10], dan Adapun yang menggunakan 32 kanal [7]. Selain itu sinyal EEG yang didapatkan tidak harus berasal daru subyek yang banyak, contohnya terdapat salah satu sumber yang hanya memiliki lima subyek dengan usia 30 tahun yang sehat dan tidak memiliki gangguan pergerakan otot [9], tetapi terdapat juga sinyal EEG yang memiliki jumlah subyek yang banyak, yaitu sebanyak 200 orang dengan usia 18 sampai 32 tahun. [8], Kemudian terdapat juga data sinya EEG yang berasal dari satu kelompok gender saja yaitu berasal dari 23 perempuan sehat (11 perempuan dengan usia rata-rata 26,7 tahun) berpartisipasi dalam Eksperimen BCI (kelompok MI-BCI) namun terdapat dua peserta dieliminasi karena mereka gagal di melakukan tugas citra motoric, 19 perempuan tersebut Menampilkan visual percobaan ejaan BCI (kelompok ERP-BCI) dan Semua peserta tidak kidal [11].

Salah Satu Sinyal EEG yang digunakan ialah untuk SMR-BCI, dengan banyak subyek yang mengikuti perekaman ialah 20 orang dan dengan hanya merekam satu kali sesi, Sesi ini termasuk tugas-tugas dan memberikan dasar untuk pemilihan peserta untuk percobaan fMRI. Pertama, okular (gerakan mata, berkedip) dan artefak EMG (kontraksi maksimum tangan) adalah diukur diikuti oleh 10 percobaan masing-masing 15 detik [12]. Selain penggunaan data terdapat pada subyek memiliki penyakit tangan yang kronis akibat stroke yang berasal dari Stroke Neurorehabilitation Clinic, Human Cortical Bagian Fisiologi Institut Nasional untuk Neurologis Gangguan dan Stroke (NINDS). Dengan rata-rata umur 50 tahun sebanyak 8 pasien [13]

* 1. **Jumlah kelas dan sebutkan kelas yang digunakan**

Jumlah kelas yang digunakan dalam setiap penelitian memiliki nilai yang berbeda-beda, salah satunya berisi kelas Tangan Kanan, Tangan Kiri [13], Kaki [11][12] dan Lidah [1][2][3]. Ada pun hanya menggunakan 2 kelas, menjadi arah kanan dan arah kiri dari BCI Competition IV 2b [10].

Dalam Penelitian lainnya dengan menggunakan Emotion memiliki kelas Netral, Frea, Sad dan Happy [4], Selain itu adapun yang menggunakan tiga kelas dengan isi kelas audio, visual dan audio-visual (Hybrid) [5]. Kemudian terdapat juga dengan 2 kelas yang berisikan hair-covered dan no-hair-bearing (NHB) [7], serta bergerak dan diam [9]. Dan dengan kelas terbanyak ialah sebanyak 40 yang merupakan abjad (A-Z), nomor (0-9) dan symbol [8].

Kemudian terdapat empat buah kelas yaitu AR-Pos1, AR-Pos2, AR-Pos3, dan AR-Pos4 yang merepresentasikan posisi target yang diletakkan sejarar lalu masing-masing target menjauh secara vertical dari titik tengah. Posisi target berupa layar dengan ukuran 1280 px x720 px yang memiliki kotak kecil berukuran 100px x 100px berjumlah empat buah. Kotak kecil tersebut berada dibagian tengah yang saling sejajar secara vertical dan horizontal tanpa bersentuhan. Posisi AR-Pos1 adalah pada saat kotak kecil berada dekat di tengah layer. Untuk posisi selanjutnya maka kotak kecil akan bergerak perlahan menjauh dari titik tengah ke arah tepi kanan dan kiri layer [6].

* 1. **Dimensi data misalnya ukuran tiap durasi waktu satu set data, kanal (sinyal EEG), stimulasi (jika ada, khusus sinyal EEG).**

Pada Dataset BCI Competition IV 2a Menggunakan 22 kanal EEG dan 3 kanal EOG dengan frekuensi sampling sebesar 250Hz, disegmentasi dengan waktu 2 detik menghasilkan 250Hz x 22 kanal x 2 detik = 11,000 titik data pada setiap segmen, dan total 9 subyek x 4 kelas x 2 perulangan = 64 set data. Stimulasi yang diberikan yaitu subyek disajikan video dan lagu pemula selama 2 detik untuk pergantian tampilan, pada video ditampilkan isyarat berupa panah menunjuk kearah kiri, kanan bawah atau atas. Subyek pada perekaman diposisikan duduk pada kursi yang nyaman didepan layar computer [1][2][3][10].

Pada dataset SEED IV menggunakan 62 channel ESI NeuroScan System dan setiap sinyal terpisah menjadi lima pita frekuensi. sehingga ukuran data adalah tiga dimensi matriks yang 64x62x5 = 19.840, dengan stimulasi yang diberikan ada 4 macam video yang menggambarkan kelas yaitu netral, sad, fear dan happy [4].

Penelitian ini menggunakan alat CleveMedBioRadio untuk menerima data EEG. Sinyal EEG memiliki tujuh buah kanal yaitu P7, P8, Pz, C3, C4, Cz, dan Fz yang memiliki sinyal dominan P300. Elektroda EEG diletakkan pada kulit kepala berdasarkan sistem internasinal 10/20. Data dari masing-masing kanal EEG diisolasi agar menghasilkan 400 sinyal poin dengan 800 ms jendela sinyal menggunakan sample frekuensi sebesar 500 Hz. Dari 400 poin dataset yang diterima, dilakukan pengurangan sinyal point menjadi 40 poin data yang menghasilkan total 280 poin dataset. Satu stimulasi berlangsung selama 400ms dengan 275ms untuk memberikan stimulus bagi mode audio, visual, dan audio-visual (hybrid) lalu dilanjutkan dengan 125 ms waktu istirahat sebagai waktu tunggu antar dua stimulai yang dinamakan inter stimulus interval time [5].

Dalam penelitian lainnya Sinyal EEG diberi label pada bagian awal dan akhir cahaya berkedip. Terdapat sembilan buah kanal yang digunakan yaitu Oz, O1, O2, Pz, POz, PO3, PO4, PO7, dan PO8 yang dipilih untuk melakukan SSVEP recognition [6].

Ada pun sinyal EEG diambil dengan sampling rate 500 Hz dengan 16 bit kuantisasi. Enam elektroda yaitu Fp1, Fp2, F7, F8, A1, dan A2 diletakan dibagian kepala yang kemudian akan dikenal dengan kanal NHB (Non Hair Bearing). Kanal F7 dan F8 mengukur aktifitas otak dibagian frontal dan kanal A1 dan A2 mengukur aktivitas otan pada area mastoid kanan dan kiri. Masing-masing sinyal EEG akan melalui pita dengan frekuensi 1-50 Hz agar menghilangkan arus frekuensi rendah DC san noise yang dihasilkan perangkat power di frekuensi 60 Hz. Data EEG yang telah di filter selanjutnya dilakukan downsampling ke frekuensi 250 Hz untuk mengurangi beban komputasional. Data tersebut kemudian dibersihkan menggunakan procedure Artifact Subspace Reconstruction (ASR) yang disediakan EGLAB [7].

Selain itu terdapat penelitian dengan Sinyal EEG yang direkam menggunakan 32 elektroda (FZ, FC5, FC1, FCZ, FC2, FC6, C3, Cz, C4, CP5, CP1, CP2, CP6, P3, Pz, P4, PO7, PO3, PO4, PO8, FC3, FC4, C5, C1, C2, C6, CP3, CPz, CP4, P1,dan P2) dari system actiCap yang ditempatkan pada system 10-10 internasional. Masing-masing sinyal kemudian diperkuat menggunakan BrainAmp amplifier lalu ditransmisikan menggunakan BrainVision recoreder software. Ground elektroda ditempatkan di sebelah kanan dan kiri lubang telinga. Sampling frekuansi yang digunakan adalah pada frekuensi 500 Hz [9].

Pada penelitian lainya terdapat eksperimen, dimana data EEG diambil dengan sampling rate sebesar 250 Hz dengan jumlah kanal sebanyak 30 buah yang menggunakan system 10-20 internasional. Seluruh elektroda memiliki impedensi dibaha 5k Ohm [8].

Terdapat juga data MRI diperoleh menggunakan 3T Siemens Tim Pemindai trio (Siemens Medical, Erlangen, Jerman) dilengkapi dengan kumparan kepala 32 saluran. Untuk T1 gambar anatomi diperoleh menggunakan 3D [11].

Pada penelitian ini data EEG diambil sampelnya pada 1000 Hz dengan a band-pass fi filter 0,05 Hz hingga 200 Hz dan di saring pada 50 Hz. Untuk elektromiografi (EMG) direkam dengan elektroda di kedua lengan dan kaki pilihan peserta. Gerakan mata dan kedipan mata direkam dengan elektroda ditempatkan di atas dan di bawah mata kanan untuk EOG / Electrooculography vertikal dan untuk EOG horizontal dengan elektroda ditempatkan di luar mata [12].

Pada penelitian ini aktivitas neuromagnetik direkam dari 8 pasien tersebut dengan menggunakan MEG array (VSM Medtech) digunakan untuk mengontrol BCI. Dari semua saluran MEG antialias dengan 200 Hz dan sampel digital pada 600 Hz [13].

1. **Metode-metode yang digunakan (uraikan tiap bagian metode: ekstraksi dan identifikasi)**
2. **Pra proses**

Tahap pra proses merupakan salah satu tahap terpenting dalam melakukan percobaan. Pada tahap ini data yang telah diseleksi kemudian kembai diseleksi ulang. Seleksi kedua ini berfungsi untuk membuang data yang sekiranya tidak diperlukan. Data yang dibuang ini diantaranya adalah data yang tidak valid, data yang tidak konsisten, dan data ganda. Terdapat banyak sekali metode untuk melakukan tahap pra proses ini seperti menggunakan pita frekuensi, filter frekuensi, dan masih banyak metode yang dapat digunakan menyesuaikan kebutuhan dan keluaran yang diinginkan pengguna.

Beberapa penelitian mengenai EEG menggunakan pita frekuensi theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), dan beta (13-30 Hz) untuk melakukan pra proses. Data sinyal yang didapat akan di-filter menjadi 2 pita frekuensi yaitu alpha dan beta, hal itu karena penggunaan pita frekuensi yang berbeda menunjukan respon yang berbeda pada setiap subjek untuk diklasifikasikan, dan penggunaan pira frekuensi alpha, beta dan gamma menunjukan respon terbaik dalam klasfikasi motor imagery. Ada pula yang menggunakan informasi EEG kemudian didistribusikan ke dalam frekuensi theta (4-8Hz), ˛alpha 1 (8-10Hz), ˛alpha 2 (10-13Hz), beta 1 (13-20Hz) dan beta 2 (20-30Hz) gelombang, untuk meningkatkan rasio signal-to- noise [6] [10] [15]. Setelah sinyal tersebut di-filter berdasarkan frekeunsi yang diinginkan maka data tersebut selanjutnya akan diklasifikasi kembali berdasarkan kebutuhan sinyal dari masing-masing eksperimen.

Selain itu ada pula yang menggunakan metode OVR-FBCSP, metode ini merupakan salah satu varian algoritma FBCSP yang dapat menangani Motor Imagery multi-kelas, didalamnya sinyal disaring dengan menggunakan filter bank dengan sembilan filter subbandpass, filter ini merupakan tipe II Chebyshev yang dimulai dari 4 Hz dan dengan subbandwidth 4 Hz (4-8 Hz, 8-12 Hz, dst.). menghasilkan 4 kelas OVR-FBCSP, dengan menggabungkan empat filter CSP one-versus-rest (OVR), digunakan untuk menghitung setiap output dari bank filter. dan pada bagian akhir sinyal yang ditransformasikan secara spasial [6].

Penelitian lain pula menggunakan metode fifth order Butterworth band pass filter untuk melakukan pra proses terhadap sinyal EEG yang diterimanya. Penggunaan fifth order Butterworth band pass filter yang memiliki 0.1 dan 35 Hz berguna untuk memotong frekuensi yang dapat mengganggu frekuensi utama yang ingin di uji. Filter ini digunakan untuk mengeliminasi noise sinyal elektrik yang ditimbilkan dari perangkat elektronik disekitar area pengujian dan menerima sinyal EEG yang memiliki frekuensi dominan pada otak [8][16]. Adapula penelitian yang menggunakan bandpass filter untuk memotong frekuensi 5 sampai 40 Hz supaya dapat menghilangkan noise sinyal dari komponen elektronik berarus DC dan noise sinyal ber-frekuensi tinggi dari benda-benda yang didalamnya memiliki perangkat power listrik[15] [16]. Untuk menghilangkan frekuensi rendah, data EEG yang telah diambil kemudian di filter pada frekuensi 0,5 – 10 Hz menggunakan filter fourth-order Butterworth yang merupakan filter infinite impulse response (IIR) [10][16]. Sinyal EEG di filter pada frekuensi 50 Hz untuk mengilangkan noise yang disebabkan kabel power kemudian dilanjutkan dengan high-pass filter pada frekuensi 0.5 Hz [13]. Empat buah pita filter digunakan untuk mendapatkan sinyal alpha dan beta pada frekuensi 5-10 Hz, 10-15 Hz, 15-20 Hz, dan 20-25 Hz [13].

Sinyal EEG juga sangat sensitive terhadap kedipan mata, pergerakan bola mata, dan pergerakan otot-otot pada seluruh bagian tubuh subjek maka dari itu digunakan proses winsorization untuk menghilangkan hal-hal yang dapat mengganggu data sinyal. Sebanyak 10% nilai ekstrem dalam sample sinya EEG dari masing-masing elektroda akan digantikan dengan nilai ekstrem dari sample masing-masing elektroda. Setelah dilakukan pra-proses dihasilkan adanya penambahan sekitar 17 dB signal to noise ratio (SNR) [8].

Disisi lain terdapat pula tahap pra proses yang tidak menggunakan pita filter dalam mengeliminiasi atau mengatur frekuensi dari sinyal EEG yang diterimanya. Salah satu cara yang digunakan adalah dengan membatasi ukuran data dari sinyal EEG, dimana ketika partisipan menonton setiap video, mereka akan diberikan petunjuk 5 detik di awal untuk memberi tahu mereka untuk dapat beremosi, Kemudian, para peserta menonton video klip standar emosi berdurasi 2 menit. Pada akhirnya, mereka punya waktu 45 detik untuk merekam emosi [7]. Ada pula penelitian yang menggunakan Sinyal EEG yang kemudian disegmentasi lalu diberi label pada saat awal dan akhir cahaya berpendar [15]. Penggunaan waktu delay pada saat sebelum penelitian dimulai juga dilakukan untuk mempersiapkan subjek sesaat sebelum memasuki tahap penelitian. Sebelum eksperimen dimulai, akan ada waktu persiapan selama 3000ms. Setelah waktu persiapan selesai maka masing-masing symbol akan menyala selama 100ms [10]. Pra proses juga dilakukan untuk menghilangkan kebisingan dan sinyal yang tidak diinginkan seperti gerakan mata, tubuh gerakan, dan kebisingan dari medan elektromagnetik [16]. Kebisingan ini akan berdampak besar pada sinyal otak dan akan mengurangi rasio sinyal terhadap noise [16]. Subjek juga tidak diperkenankan untuk berkedip, menelan atau mengunyah pada saat periode penelitian [13].

Pra-pemrosesan data dilakukan menggunakan kotak peralatan LIPSIA termasuk koreksi gerakan kepala, koreksi waktu irisan, umpan tinggi penyaringan (pada 1/100 s), dan penghalusan spasial (7 mm inti) [17]. Semua gambar didaftarkan bersama untuk individu Gambar struktur berbobot T1 [17]. Untuk normalisasi ke MNI ruang kami menggunakan matriks deformasi non-linier yang sama yang dihasilkan dari analisis DARTEL dari T1 gambar berbobot. Analisis CompCor dilakukan dengan menggunakan Kotak alat DPABI [17].

Untuk dataset yang menggunakan citra sebagai sumbernya maka terdapat metode yang berbeda dari penelitian yang lainnya. Semua gambar fungsional secara spasial disesuaikan dengan pemindaian pertama menggunakan kuadrat terkecil pendekatan dan transformasi spasial 6 parameter (benda kaku) [18]. Secara kronologis pemindaian pertama dipilih sebagai pemindaian referensi. Kemudian perbedaan waktu akuisisi gambar fungsional diperbaiki antara irisan dalam urutan menaik menggunakan irisan tengah sebagai referensi. Pada langkah selanjutnya, gambar anatomi didaftarkan bersama dengan rata-rata gambar fungsional menggunakan mutual yang dinormalisasi informasi sebagai fungsi biaya. Selain itu gambar anatomi adalah dinormalisasi ke template t1 standar yang disertakan dengan spm 8 (3 × 3 × 3mm) dan diatur ke template konsorsium internasional untuk pemetaan otak (icbm) [18]. Gambar fungsional kemudian dinormalisasi menggunakan parameter normalisasi anatomi. Akhirnya, semua gambar fungsional dihaluskan menggunakan gaussian kernel smoothing dengan lebar-penuh-pada-setengah-maksimum pada 8 × 8 × 8 mm [18].

Setiap sesi percobaan pasien melakukan 150 hingga 250 percobaan , untuk membantu mereka mencapai kontrol amplitudo ritme, dan sehingga mengontrol orthosis [19]. Representasi visual, dari kisaran yang dapat diterima amplitudo ritme untuk tindakan orthosis yang diinginkan [19]. Kursor layar (layar MEG untuk mengontrol signal) persegi kemudian akan mulai bergerak dengan kecepatan tetap dari kiri ke kanan di seluruh tampilan, dengan umpan balik kursor diperbarui setiap 300 ms [19].

Praproses yang dilakukan ialah downsampling menjadi 128 pada seluruh kanal (32 channel kanal), kemudian masuk pada tahap bandpass dan highpass filtering menggunakan Butterworth untuk memotong frekuensi menjadi 4-45Hz dan 3 Hz, selanjutnya pada dataset DEAP masuk dalam ICA dengan rasio tertinggi antara 30– 45 Hz dan pita penuh diatur ke nol [1].

Dalam pra proses penelitian ini dilakukan proses transformasi wavelate, dimana sinyal dibagi menjadi 2 pita terpisah yaitu Mu (8-14Hz) dan Beta (15-30Hz), namun sebelum itu sinyal telah difilter menggunakan bandpass sehingga hanya memiliki rentang frekuensi 8-30Hz, dalam wavelate informasi yang terkait dengan MI menjadi hal yang dianalisis dan diubah dari sinyal ke dalam domain waktu-frekuensi [2].

Dalam penelitian ini proses awal menggunakan filter moving average filter MAF yang berfungsi untuk mengubah format sinyak menjadi lebih mudah dan efektif, dalam filter ini memungkinkan untuk menganalisis percobaan dengan membuat bagian baru yang berisikan rata-rata bagian tersebut berdasarkan data keseluruhan dan dapat juga menghilangkan noise dalam frekuensi yang tinggi [3].

Sinyal EEG di filter menggunakan 4th order Chebyshev tipe 2 dengan frekuensi pita 0,5 – 50 Hz. Kemudian menghilangkan artifak yang tidak diperlukan menggunakan Independent Component Analysis (ICA) berbasis EOG. Data NIRS dan EEG masing -masing di downsampling ke frekuensi yang berbeda. Data NIRS di downsampling ke frekuensi 20 Hz, sedangkan data sinyal EEG di downsampling ke frekuensi 200 Hz. Untuk data NIRS, akan ada perubahan pemusatan menjadi oxy-NIRS dan deoxy-NIRS yang di kalkulasi menggunakan hukum Beer-Lambert dengan beberapa modifikasi. Masing-masing oxy-NIRS dan deoxy-NIRS di filter menggunakan filter 6th-order zero phase Butterworth dengan frekuensi pita 0.01 – 0.1 Hz [12].

Untuk analisis data maka digunakan MATLAB (MathWorks, Natick, MA, USA) dengan BBCI toolbox. Seluruh data EEG dilakukan downsampling ke frekuensi 100 Hz dan di filter pada frekuensi 0.5 – 30 Hz menggunakan Chebyshev filter untuk analisis offline. Untuk menghilangkan artifak fisiologis maka digunakan Independent Component Analysis (ICA) dengan menggunakan temporal decorrelation source separation algorithm. Dihitung juga korelasi antar komponen dan kanal EOG seperti Fp1, Fp2, F9, F10, dan EOG. Selain itu ditentukan juga nilai threshold (lebih dari dua standart deviasi) yng digunakan untuk menghilangkan komponen yang tidak perlu yang terkandung pada komponen EOG [14].

Data dari sesi kalibarasi di filter menggunakan frekuensi 45 Hz dan subspampling pada frekuensi 100 Hz. Lalu Local Average Reference (LAR) spatial filtering dipakai untuk meningkatkan sinyal yang diperlukan dan menurunkan noise yang muncul. Aktivitas pada masing-masing kanal di reduksi menggunakan rata-rata aktivitas pada delapan kanal terdekat (seperti pada kanal C3, maka akan menggunakan kanal terdekatnya yaitu kanal FC3, CFC5, CFC3, C5, C3, C1, CCP5, CCP3, dan CP3) [11].

Independent Component Analisis (ICA) adalah metode komputasi untuk memisahkan sinyal multivariat menjadi subkomponen aditif. Hal ini dilakukan dengan mengasumsikan bahwa subkomponen adalah sinyal non-Gaussian dan secara statistik independen satu sama lain. ICA adalah kasus khusus pemisahan sumber buta . Pada penelitian ini ICA memulihkan sinyal independen secara statistik dari sinyal hybrid linier menggunakan ukuran statistik orde tinggi. Artefak dan noise dalam sinyal EEG dapat dihilangkan oleh ICA. Sinyal EEG yang berisi EOG dan artefak yang berhubungan dengan EOG yang ada di saluran EEG dapat dihapus oleh ICA [20].

Elektroda terletak di dahi dan di hidung. Sinyal EEG difilter dengan band-pass antara 0,5 dan 100 Hz dengan frekuensi sampling dari 1000Hz. Impedansi setiap saluran disimpan di bawah 5kiloamper. Selain itu, filter yang didapat dengan 50 Hz digunakan untuk menghilangkan gangguan frekuensi daya selama akuisisi data terjadi. Pada tahap pra-pemrosesan, data mentah di down sampling atau diturunkan samplingnya pada 200 Hz dan kemudian disaring secara spasial CAR (common average reference) [21].

Pada peneletian tersebut EEG-zero-time windowing (E2ZTW) digunakan untuk mengekstrak karakteristik spektral dari yang sangat pendek pada segmen percobaan EEG. E2ZTW ini mengubah durasi pendek di setiap percobaan pada setiap saluran dengan fungsi yang bentuknya mirip dengan respons frekuensi resonator nol. Dalam penelitian ini menggunakan dua teknik ekstraksi spektrum yaitu : Diskrit Fourier Transformastion(DFT) dan fungsi penundaan grup. Fungsi penundaan grup digunakan untuk mengekstrak spektrum dengan sifat resolusi tinggi dan menyorot fitur formant dari spektrum [22].

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

Ekstraksi fitur menggunaakan CNN multi layer dimana sinyal akan masuk pada 4 CNN yang memiliki arsitektur yang berbeda, pada CNN pertama hanya memiliki satu pooling, pada CNN kedua memiliki dua pooling dan begitu pula seterusnya sampai CNN ke empat, dalam CNN konvolusi pertama dilakukan diseluruh sample waktu (temporal) dan konvolusi kedua dilakukan di semua saluran channel (sparsial). Hasil luaran dari seluruh CNN (1-4) akan gabungkan dengan congkat, kemudian masuk pada klassifikasi dengan 2 tipe yaitu dengan MultiLayer Perceptron dan tipe lainnya adalah menggunakan autoencoder, penamaan CNN yang menggunakan klasifikasi MPL dinamakan dengan MCNN dan penamaan CNN dengan klasifikasi autoencoder dinamakan dengan CCNN [4].

Metode ekstraksi sinyal menggunakan CNN, dimana dalam pengunaannya mencoba dengan 2 varian CNN, kedua varian arsitektur CNN yang digunakan diantaranya ialah Compact CNN dan Shallow CNN, metode ekstraksi sinyal ini merupakan ekstraski spasial dari sinyal EEG, kemudian hasil dari CNN akan menjadi nilai masuk pada metode selanjutnya yaitu LSTM (RNN) [2][3], metode LSTM (RNN) merupakan metode identifikasi untuk mendapatkan kelas dengan bantuan Fully Connected (FC) dan fungsi aktivasi softmax. Penamaan untuk penggunaan metode Compact CNN dan LSTM menjadi Series Compact Convolusional Recurent Nueral Network (SCCRNN) dan untuk Shallow CNN dan LSTM menjadi Series Shallow Convolusional Recurent Nueral Network (SSCRNN), Selain penggunaan kedua series tersebut terdapat kombinasi antara hasil luaran dari LSTM dan ekstarsi fitur dari CNN, keduanya dikombinasikan pada FC untuk diindetifikasi, kombinasi ini dinamakan dengan PSCCRNN dan PSSCRNN, dimana huruf P tersebut ialah parallel.

Metode Ekstraksi fitur spatial yang digunakan ialah CNN, namun penggunaan CNN [10] ini tidak sebatas hanya satu kali, hal ini karena hasil luaran dari CNN pertama (Ekstraksi spatial) akan masuk pada LSTM (RNN) [13] dan CNN ke dua. Dimana pada CNN kedua berfungsi untuk mencari kembali fitur spatial, dan pada LSTM berfungsi untuk mendapatkan fitur temporal. Kedua fitur yang telah didapatkan tersebut kemudian digabungkan dan masuk pada Fully Connected (FC) untuk diklasifikasikan, dalam FC terdapat fine tune training sebagai transfer learning. Penamaan keseluruhan metode ini ialah Hybrid Deep Neural Network – Transfer Learning (HDNN-TL) [3].

Dalam penelitian ini sinyal EEG hanya diambil fitur differential entropy (DE) karena menghasilkan akurasi yang baik pada saat proses. Selanjutnya masuk pada Liniear Dynamic System (LDS) untuk memperhalus proses. Kemudian masuk pada RNN (LSTM) untuk membantu prediksi hasil, hal ini karena penggunaan RNN lebih baik dari pada CNN dalam hal tersebut, CNN lebih baik pada bagian ekstrasi fitur yang dibutuhkan, implementasi LSTM ini adalah Bidirectional LSTM Networks (BiLSTM) dimana LSTM yang digunakan ialah tidak hanya mengirimkan urutan normal EEG tetapi juga urutan terbalik EEG ke metode pembelajaran, Atau dapat dikatakan dengan menggabungkan dua LSTM bersama-sama dan hasilnya disambungkan. Dimensi fitur luaraan BiLSTM cukup besar. dan harus dikurangi dimensi menjadi banyaknya jumlah kelas, dalam reduksi ini digunakan liniear transform dan aktivasi softmax untuk mendapatkan kelasnya [7].

Metode CNN digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur. Terdapat tiga buah layer convolutional dan dua buah layer fully connected. Ukuran data masukan adalah 30 x 25 matriks. Filter convolutional pertama memproses dengan 10 kernal ukuran 30 x 1 dengan stride 1 yang menghasilkan 10 fitur map dengan ukuran 1 x 25. Untuk layer convolutional kedua dan ketiga akan menggunakan 10 kernal dengan stride 1. Seluruh layer akan menggunakan fungsi aktivasi ReLU [10].

Untuk melakukan klasifikasi sinyal dan pemberian bobot untuk maka digunakan Stepwise Linear Discriminant Analysis (SWLDA). SWLDA merupakan ekstensi dari Fisher’s Linear Discriminant Analysis. SWLDA akan memberikan nilai akurasi klasifikasi sinyal yang tinggi menggunakan P300 untuk aplikasi BCI. SWLDA akan memilih fungsi diskriminan yang sesuai dengan menambahkan kanal yang spesifik dan informasi waktu domain amplitude kedalam persamaan linear. Koefisien dari fungsi diskriminan ditentukan menggunakan dataset latih. Penelitian ini menggunakan 400 poin dataset untuk proses klasifikasi [8].

Terdapat tiga buah metode klasifikasi yaitu Linear Discriminant Analysis (LDA), K Nearest Neighbors (kNN), dan Support Vector Machine (SVM). LDA akan memproyeksikan data kedalam hyperplanes untuk memaksimalkan pemisahan antara data dari kelas yang berbeda dan meminimalisasi variansi data yang berada di kelas yang yang sama. LDA sering digunakan untuk metode klasifikasi BCI karena memiliki permintaan komputasional yang rendan dan efisien [17]. Klasifikasi kNN akan menentukan kelas sample berdasarkan pilihan mayoritas dari sample k neighboring [9].

Algoritma FBCSP diaplikasikan kedalam sinyal pada amasing-masing filter pita frekuensi. Hal tersebut akan merancang filter spasial yang dapat menambahkan diferensiasi antara dua tipe pola EEG didalam variasi tersebut. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Linear Discriminant Analysis (LDA). Pada eksperimen pertama, percobaan dievaluasi menggunakan cross validation untuk masing-masing pendekatan, yaitu: VR+berdiri, VR+duduk, Layar+berdiri, dan laya+duduk. Pada eksperimen kedua, classifier dilatih menggunakan percobaan open-loop, lalu pada percobaan close-loop tiap epoch data diklasifikasi menjadi motor imaginery atau keadaan istirahat [13].

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah Discrete Wavelet Transform (DWT). Metode ini akan membantu dalam menganalisis sinyal dalam jangka domain waktu dan frekuensi. Lima statistik fitur, yaitu, Standar deviasi, Median, Mean, Minimum, dan Maksimum terintegrasi dengan DWT. Untuk melakukan klasifikasi tugas mental, seorang Artificial Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang digunakan. ANN sebagai metode klasifikasi nonlinier telah banyak digunakan dieksplorasi untuk aplikasi biomedis termasuk BCI berbasis EEG [16].

Canonical Correlation Analysis (CCA) mengekplorasi mengenai korelasi antara dua buah set data dalam motede multivariable statistical. Metode CCA memberikan performa pengenalan yang lebih baik dibanding dengan Power Spectral Density (PSD) analisis karena dapat memberikan optimisasi terhadap multiel kanal untuk memperbaiki signal to noise ratio (SNR). Karakteristik yang dikumpulkan sinyal EEG menggunakan PSD untuk memilih representasi dari respon SSVEP. Kanal dipilih untuk selanjutnya dianalisis menggunakan PSD. Selanjutnya fast fourier transform digunakan untuk mengkalkulasi power spektrum yang telah di pre proses oleh kanal Oz untuk waktu stimulasi selama empat detik [15].

Pada tingkatan ini, fitur-fiturnya kembali logaritmik kekuatan band, tetapi mereka dioptimalkan secara spasial menggunakan Filter CSP dan mengubah derivasi Laplace termasuk fleksibilitas spasial fitur. pengklasifikasian menggunakan LDA dengan penyusutan matriks kovarians dan dihitung ulang setelah setiap percobaan. Di tingkatan selanjutnya terdiri dari kekuatan pita logaritmik dari fixed Filter CSP yang diklasifikasikan dengan LDA yang diadaptasi dalam lingkungan untuk dapat menilai BCI kendali pengguna [17].

Pada penelitian ini (data individu) analisis statistik dari data fmri dilakukan dengan menggunakan model linier umum (GLM). Spasial parameter penataan kembali dari preprocessing digunakan sebagai tambahan regresi. Selain itu, fi high-pass Filter dengan cutoff 128 detik diterapkan untuk menghilangkan penyimpangan lambat dalam data. Korelasi serial dalam fmri deret waktu dicatat menggunakan model autoregresif [18].

Pada penelitian ini menggunakan alat MEG. MEG dipilih untuk bukti awal prinsip ini yaiu BCI pada stroke kronis karena non-invasif dan temporal. Dua fitur tambahan pada alat MEG membuatnya diinginkan relatif terhadap EEG. Medan magnet yang dihasilkan oleh aktivitas otak minimal terdistorsi oleh otak, membuat MEG sangat cocok untuk studi stroke. Selanjutnya, pengumpulan data MEG tidak memerlukan lampiran kulit kepala elektroda atau prosedsur pembersihan terkait yang digunakan untuk mengurangi elektroda impedansi. Karena itu membuat MEG menjadi alat ideal untuk perekaman online dan lokalisasi perubahan ritme kortikal dinamis pada otak [19].

Pada penelitian ini berfocus pada proses ekstrasi fitur dimana menggunakan locally-robust feature selection (LRFS) yang didalamnya terdapat 3 bagian untuk menentukan fitur yang akan digunakan, tahap pertama dalam melakukan ekstrasi fitur ialah evaluasi konsistensi fitur dengan menentukan terlebih dahulu model kepadatan fitur dari setiap subyek, kemudian hitung probabilitas kepadatan model dan mengubahnya menjadi sebuah vector. Tahap kedua ialah mencari fitur terkuat dengan menyortir fitur dengn algoritma individual ranking dan menemukan fitur yang optimal (terkuat). Selanjutnya tahap ketiga ialah menggabungkan fitur-fitur optimal untuk diklasifikasikan, dalam klasifikasi hanya menggunakan least square support vector machine (LSSVM) [1].

Dalam ekstraksi sinyal dan klasifikasi menggunakan Convolusional Neural Network, dalam CNN ini menggunakan beberapa arsitektur untuk diantaranya ialah vgg19, vgg16, alexnet dan lain-lainnya, penggunaan beberapa ini ialah berfungsi untuk transfer learning, kemudian klassifikasi pada CNN menggunakan fully connected layer dan fungsi aktivasi softmax untuk menentukan kelas apakah masuk dalam kiri atau kanan [2].

Metode yang digunakan dalam ekstraksi fitur penelitian ini ialah Hilbert Transform HT dan Hilbert Transform ditambah dengan jumlah derivative SDR. Dalam Transformasi Hilbert terdapat pergeseran sebesar 2 fase namun tanpa mengubah isi amplitudo sinyal tersebut. Kemudian hasil ekstraksi akan masuk dalam klassifikasi dengan menggunakan menggunakan SVM, dalam klasisfikasi ini menentukan hyperplane yang paling tepat pada kumpulan data pelatihan untuk memisahkan label kelas menjadi subkelompok [3].

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode CNN satu dimensi. Tiga data yang berbeda yaitu data EEG, oxy-NIRS dan deoxy-NIRS masing-masing memiliki ukuran (kanal x waktu) yang berbeda yaitu secara berturut-turut adalah 30 x 600, 36 x 30, dan 36 x 30. Data sinyal EEG dan NIRS kemudian akan masuk arsitektur CNN 1D. Pertama-tama data akan masuk kedalam convolutional layer yang berisikan batch-norm layer and a ReLU layer. Tahap convolutional layer akan diulang sebanyak enam kali dengan ukuran filter adalah 9 dan 3, ukuran stride adalah 4 dan 1, dan ukuran padding adalah 0 yang dipilih secara berbeda pada masing-masing layer. Setelah convolutional layer selesai, maka dilanjutkan kedalam layer pooling 1D, ReLu, dan diakhiri dengan layer softmax. Data EEG dan NIRS menggunakan arsitekru CNN yang sama, yang membedakan hanya ukuran masukan dan keluaran yang dihalkan pada masing-masing layer [12].

Pada saat eksperimen berlangsung, tiga buah kondisi stimulus dilakukan mulai dari waktu 233 – 800 ms. Pada waktu 0 – 233 ms, data yang dierima digunakan untuk sebagai basis koreksi untuk penelitian. Seluruh epoch yang dilakukan pada target dan non-target kemudian dirata-rata untuk melihat nilai rata-rata dari ERP. Untuk cklasifikasi offline, lima buah data dengan nilai diskrimininan tertinggi diambil berdasarkan penelitian yang telah dilakukan. Nilai rata-rata ERP diperoleh dari perkalian antara jumlah kanal dan jumlah jendela yang digunakan dengan kata lain jumlah fitur tersiri dari 315 buah dimensi (63 kanal x 5 kali jendela). Data sesi training dan tes digunakan untuk membuat klasifikasi Regularized Linear Discriminant Analysis dengan Shrinkage (S-RLDA) dari matriks kofarian [14].

Untuk setiap grup, data yang telah dilakukan pra proses lalu di filter menggunakan Common Spatial Patterns (CSP) yang telah dikalkulasi sebelumnya. Kemudian sequens dari fitur CSP didapatkan dari ekstraksi segmen yang dilakukan selama 1000 ms pada jendela dengan ukuran step sebesar 50 ms, den menghitung log-variance dari data CSP yang telah di filter di dalam segmen tersebut [11].

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

Hasil pengujian didapatkan bahwa penggunaan MCNN dalam klasifikasi mendapatkan nilai akurasi mencapai 75,7% dan 95,4%, hasil ini didapatkan dengan beberapa kali pengujian, pertama dalam menentukan penggunaan banyaknya CNN dalam penggabungan fitur, hasil yang dicapai adalah nilai akurasi terus meningkat pada CNN dengan pooling ke 4 (CNN-4), kemudian pengujian klasifikasi terhadap kombinasi penggabungan fitur, selain itu terdapat pengujian terhadap setiap subjek dan didapatkan bahwa nilai rata-rata terbaik ditunjukan oleh metode MCNN, sama hal nya dengan pengujian terhadap hasil klassifikasi dimana nilai tertinggi dimiliki oleh MCNN, namun walaupun menghasilkan nilai akurasi yang baik penggunaan MCNN ini memiliki waktu yang jauh lebih lama dari pada metode lainnya [4].

Hasil akurasi tertinggi didapatkan oleh series SCCRNN, dengan Membandingkan dua jenis CNN, hasil rata-rata Shallow CNN lebih rendah dari Compact CNN. Alasannya adalah kuantitas data pelatihan kecil, dan tidak mudah untuk mencapai solusi optimal untuk Shallow CNN. selain dengan metode-metode yang digunakan perbandingan juga dilakukan dengan CSP dan SVM namun hasil akurasi rata-rata yang didapatkan tidak lebih tinggi dibanding dengan metode-metode yang disusulkan, pengujian ini dilakukan secara langsung pada seluruh data namun dilakukan pada setiap subyek [5].

Dalam pengujian terdapat dilakukan perbandingan antara penggunaan HDNN-TL dan HDNN tanpa TL, hasilnya ialah HDDN-TL memberikan nilai pada pengujian yang lebih tinggi untuk tiap obyek, selain itu penggunaan banyaknya sampel cukup berpengaruh pada akurasi, dimana semakin banyak sampel yang digunakan menghasilkan akurasi yang semakin tinggi pada setiap obyek. walupun sudah menghasilkan nilai yang lebih baik dari HDNN tetapi masih terdapat nilai yang belum lebih baik dari penelitian sebelumnya tepatnya pada obyek ke 2, 3 ,4 ,5 dan 7[6].

Dari hasil yang diujikan terhadap data SEED IV, model yang dibentuk menghasilkan akurasi yang lebih baik dari banding 2 penelitian sebelumnya, hal ini karena penggunaan DE dan ekstrasi fitur menggunakan BiLSTM, hasil akhir yang diberikan ialah akurasi mencapai 84,21%, lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menggunakan KNN, SVM dan Logistic Regression (LR)[7].

Data yang didapat dari semua subjek dikumpulkan lalu dianalisis. Hasil klasifikasi dari delapan buah sequen disimpan dalam matrik untuk mendeteksi karakter huruf. Berdasarkan stage pertama dari P300, dihasilkan bahwa region pertama mendapatkan nilai tertinggi di anngka 4 yang mengandung huruf “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, dan “F”. lalu region dari stage pertama masuk kedalam stage kedua yang emiliki enam buah region. Berdasarkan stage kedua, didapatkan bahwa region ketiga mendapatkan nilai terbesar dengan nilai 5. Maka dari itu dapat disimpulkan bahwa huruf yang dipilih subjek adalah huruf “C”. Niai akurasi klasifikasi rate-rate dari mode visual, audio, dan audio-vidual (Hybrid) berturut-turut adalah 78.06%, 54.08%, dan 90.31%. Nilai akurasi klasifikasi dengan mode audio-visual menyentuh nilai 90%, mode visual menyentuh nilai 80%, sedangkan mode audio hanya menyentuh nilai 60% saja [8].

Secara keseluruhan, hasil yang didapat menunjukan peningkatan. Akurasi dari masing-masing kelas tidak terlalu jauh. Jika terdapat nilai threshold sebesar 90% maka jumlah subjek yang mencapai nilai threshold pada kelas AR-Pos2 lebih tinggi dibandingkan dengan posisi lainnya dalam seluruh waktu. Pada saat waktu uji diatas tiga detik, nilai akurasi yang diperoleh tidak meningkat secara signifikan. Secara keseluruhan, kelas AR-Pos2 mencatatkan rata-rata nilai akurasi sebesar 74.6% pada detik pertama, 89% pada detik kedua, 94,6% pada detik ketiga dan 95,6% pada detik keempat [15].

Berdasarkan hasil yang didapatsinyal EEG yang kuat berkorelasi dengan respon time muncul pada area frontal theta (korelasi negatif) dan area parietal-occipital alpha (korelasi positif) yang mengindikasikan bahwa informasi dapat diekstraksi dari area hair-covered dan NHB. Analisis statistic menunjukan diskriminatif fitur yang sangat kuat pada pita alpha pada area yang tertutupi rambut dan NHB. Meskipun demikian terdapat perbedaan spektrum pada NHB EEG antara short dan long respon time yang sedikit lebih lemah dibanding dengan yang ditutupi rambut [9].

Pada eksperiment pertama tidak dihasilkan perbedaan nilai yang signifikan. Variasi antara protocol yang berbeda menghasilkan nilai yang setara yang mana menunjukan bahwa test yang dilakukan Mauchy dapat dikonfirmasi benar. Shapiro-Wilk test dilakukan untuk menentukan apakan performa pada tiap protocol mengikuti normal distribusi dan hasilnya menunjukan bahwa semua grup mengikuti normal distribution. Pada eksperimen kedua didapatkan hasil persentase total, MI, dan istirahat. Untuk subjek S21 menghasilkan nilai total sebesar 82.3%, nilai MI sebesar 88.1%, dan nilai istirahat sebesar 76.5%. sedangkan untuk subjek S22 menghasilkan nilai total sebesar 84.6%, nilai MI sebesar 82.3%, dan nilai istirahat sebesar 86.9%[13].

Setelah dilakukan sepuluh kali percobaan menggunakan subjek yang sama menghasilkan nilai rata-rata tingkat akurasi sebesar 83,74 %. Nilai akurasi tertinggi mencapat nilai 89.19 % yang didapat pada percobaain kesepuluh sedangkan nilai akurasi terendah sebesar 18.10 % didapatkan pada percobaan pertama. Terdapat kenaikan nilai akurasi yang signifikan diawal percobaan tetapi mulai berkurang pada saat masuk percobaan keempat[10].

Pada percobaan-1, model diuji tanpa optimasi dan akurasi klasifikasi adalah 70%. Dalam percobaan-2 model diuji sementara sedang dioptimalkan menggunakan optimasi pencarian Grid metode dan hasil akurasi adalah 73%. Yang terakhir dua eksperimen yang dilakukan untuk mengevaluasi perilaku model pada dataset subjek tunggal. Percobaan-3 dilakukan pada dataset pelatihan dan eksperimen-4 dilakukan pada dataset evaluasi. Hasil dari percobaan-3 dan percobaan-4 disajikan dalam Tabel-1 dan Tabel-2, masing-masing. Bisa jadi disimpulkan dari hasil bahwa efisiensi model MLP yang dioptimalkan meningkat sebesar 3% dari yang besar dataset dibandingkan dengan model yang tidak dioptimalkan. Saya t dapat didedikasikan bahwa model yang dioptimalkan dapat dikerahkan dalam kontrol kursi roda BCI berbasis MI sistem untuk membantu para penyandang cacat untuk kehidupan sehari-hari mereka kegiatan[16].

Peningkatan pembobotan T1 MR-intensitas yang ditemukan untuk Kelompok MI-BCI mungkin karena lateralisasi MI-task (melatih tangan dan kaki kanan yang terkait dengan gerakan kursor ke kanan dan ke bawah, masing-masing). Gerakan tersebut 'berhasil' dengan itu hasil gerakan tangan kanan dalam gerakan kursor ke kanan di layer [17].

Data dari rekaman EEG untuk citra motorik aktivitas otak terkait yang digunakan untuk memilih peserta kelompok pengguna berkemampuan tinggi dan rendah. Sepuluh pengguna berkemampuan tinggi dan 10 rendah berpartisipasi dalam percobaan fMRI. Ke-20 peserta mencapai kinerja rata-rata 82,1% dalam tugas umpan balik EEG SMR-BCI. Tidak ada efek gender ditemukan dalam kinerja EEG dari semua 80 peserta. Kinerja rendah (64,2%) dan pengguna bakat tinggi (91,2%) berbeda secara signifikan terus menerus[18].

Tingkat keberhasilan dari pasien tersebut rata-rata berasal dari sesi percobaan dan pelatihan. Keberhasilan rata-rata pada percobaan terakhir adalah 72,48 % (rentang interkuartil median). Deret waktu untuk setiap individu diambil sampelnya kembali dan dinormalisasi hingga 20 sesi (modus sesi durasi di seluruh kelompok pasien) menggunakan linear interpolasi, sebelum dirata-ratakan. abu-abu daerah yang diarsir mewakili 95% CI dari estimasi median, yang dihitung menggunakan teknik bootstrap diulang 10.000 kali. Dengan begitu tingkat keberhasilan mengingkat[19].

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini ialah melakukan perbandingan lama waktu komputasi dan hasil nilai standar deviation. Penggunaan LRFS jika dibanding dengan local learning-based clustering (LLC) memiliki waktu dan standar deviation yang jauh lebih kecil dengan nilai , yang artinya memiliki waktu komputasi dan standar deviation yang lebih baik, kemudian pengujian akurasi juga dilakukan pada beberapa metode klasifikasi lainnya seperti KNN, Naïve Bayes, logistic regression dll, namun hasil akurasi nilai yang lebih baik didapatkan tetap dengan menggunakan LSSVM (metode yang diusulkan) dengan nilai 0.65 untuk arousal dan 0.67 untuk valence pada dataset DEAP, nilai 0.67 (arousal) dan 0.69 (valence) pada dataset MAHNOB-HCI[1].

Dalam pengujian dan pelatihan dilakukan transfer learning antara beberapa arsitektur CNN, transfer learning ini dilakukan untuk fitur-fitur yang digunakan setelah masuk dari filter Wavelate, dalam menentukan metode cnn mana yang lebih baik terdapat perbandingan hasil nilai menggunakan fungsi kappa dan didapatkan nilai tertinggi menggunakan vgg 19 dengan 91%, selanjutnya terdapat perbandingan akurasi akhir dengan penelitian terdahulu dengan perbandingn 5% lebih baik dan dengan nilai akurasi hasil 95,71% [2].

Pengujian dilakukan berdasarkan channel yang paling efektif, hasil akurasi uji rata-rata 80,35% untuk dataset 1, yaitu 22,42% lebih baik dari hasil seluruh channel, kemudian tertinggi dicapai untuk Subjek 17, Subjek 21 dan Subjek 28 pada 90%, terendah adalah Subjek 9, Subjek 12 dan Subjek 16 sebesar 73,34%, kemudian pada dataset lain Di sisi lain, untuk dataset 2, kami memperoleh CA uji 91,12%, yang 9,55% lebih baik dari hasilnya dari semua channel [3].

Hasil yang muncul merupakan komparasi dari eksperimen sebelumnya dengan metode yang digunakan pada eksperimen ini. Terdapat perbaikan nilai akurasi yang signifikan pada saat menggunakan metode di eksperimen ini. Pada tugas Motor Imagery, hasil dari EEG, oxy-NIRS, deoxy-NIRS, LF (Linear Fusion), TF (Tensor Fusion) and PF (Polynomial Fusion) berturut-turut bernilai (71.55%), (67.01%), (69.31%), (75.29%), (75.34%) dan (77.53%) (5th-order). Sedangkan pada tugas Mental Aritmatika menghasilkan nilai berturut-turut sebesar (81.60%), (86.28%), (84.42%), (89.68%), (87.44%) dan (90.19%)(3rd-order) [12].

Pada penelitian ini, terdapat tiga tipe RSVP spellers yang kemudian dilakukan komparasi mengenai nilai akurasi menggunakan metode yang telah diperbaharui. Nilai hasil yang keluarkan pada eksperimen di masing-masing tipe menunjukan nilai yang tergolong tinggi untuk tipe NM-RSVP, RM-RSVP, dan FM-RSVP speller yang berturut-turut mendapat hasil 79.06±6.45%, 90.60 ± 2.98%, dan 92.74 ± 2.55% [14].

Pada akhir penelitian, didapatkan nilai error dari klasifikasi yang mana menggunakan ukuran window sebesar 1000 ms. Data nilai erro yang dihasilkan berdasarkan 4 jendela engan estimasi 400 ms. Pada awal jendela (0 – 100 ms) nilai error mencapai nilai tertinggi dengan nilai 50% lalu berangsung angsur menurup sampai titit terendah di nilai 8 % pada jendela 2000 ms dan kemudian semakin naik dengan perlahan sampai pada akhir jendela menyentuh nilai error sebesar 20% di jendela 4000 ms [11].

Pada penelitian ini untuk metode ekstraksi fitur nya menggunakan Common spasial pattern (CSP) yang menggunakan filter spasial untuk memproyeksikan sinyal ke dalam ruang untuk memaksimalkan diferensiasi fitur varians, yang biasa digunakan dalam pemrosesan citra motor sinyal EEG spasial. Dengan membangun satu set matriks filter, akhir analisis CSP memproyeksikan dua kelas dengan cara memaksimalkan kelas varians salah satu sinyal dan meminimalkan varians akhir. Oleh karena itu, karakteristik varians (fitur CSP) meningkatkan perbedaan antara dua kelas sinyal. Fitur CSP dapat dianggap sebagai klasifikasi input dari pengklasifikasi untuk akurasi yang lebih tinggi [20].

Pada penelitian tersebut untuk menganalisis perbedaan kinerja klasifikasi saat menggunakan fitur ERD (event-related desynchronization/synchronization) atau SSSEP( steady-state somatosensory evoked potential) satu per satu, penelitian ini menggunakan FE untuk menggambarkan fitur ERD dan FS untuk menggambarkan fitur SSSEP. FE sesuai dengan pita frekuensi 8-12, 12-16, 16-20, 20-25, dan 25-30 Hz dan FS sesuai dengan pita frekuensi 30-32 Hz. Penelitian ini juga menggunakan FC untuk menggambarkan fitur gabungan, yang berisi semua pita frekuensi di atas. Untuk memastikan konsistensi dimensi fitur dari classier, kami menggunakan FC untuk ekstraksi fitur di bawah kondisi MI dan hybrid. Pada tahap pra-pemrosesan ini, data mentah di-down-sampling pada 200 Hz dan kemudian disaring secara spasial oleh CAR (common average reference) [21].

Pada penelitian tersebut menggunakan algoritma pola spasial umum (CSP) untuk mengekstrak fitur dan dua pengklasifikasi yang berbeda analisis diskriminan linier (LDA) dan jaringan saraf convolutional (CNN) untuk mengklasifikasikan fitur. Mengenai blok ekstraksi fitur, penelitian ini menggunakan CSP yang merupakan salah satu teknik transformasi yang paling efektif dan umum digunakan untuk mengekstrak ERD/ERS ( event-related desynchronization ) terkait dengan MI (Motor Imagery). Algoritma CSP memungkinkan maksimalisasi varians antara dua kelas, misalnya, varians antara sinyal MI kanan dan kiri. LDA bisa dibilang algoritma yang paling populer untuk klasifikasi MI dalam aplikasi BCI, karena memiliki kebutuhan komputasi yang relatif rendah dan biasanya memberikan hasil klasifikasi yang baik. Di sisi lain, CNN digunakan karena baru dan telah membuat kemajuan yang mengesankan dalam ekstraksi fitur dan pengenalan percobaan MI. Selanjutnya, CNN adalah kelas algoritma pembelajaran mesin yang dapat membuat prediksi dan melakukan pengurangan dimensi. Perbedaan utama antara CNN dan LDA adalah model deep learning (DL), seperti CNN, memiliki kapasitas belajar yang lebih tinggi dan jauh lebih fleksibel [22].

1. **Daftar Referensi**

[1] Z. Yin, L. Liu, J. Chen, B. Zhao, and Y. Wang, “Locally robust EEG feature selection for individual-independent emotion recognition,” *Expert Systems with Applications*, vol. 162, p. 113768, 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113768.

[2] P. Kant, S. H. Laskar, J. Hazarika, and R. Mahamune, “CWT Based Transfer Learning for Motor Imagery Classification for Brain computer Interfaces,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 345, no. July, p. 108886, 2020, doi: 10.1016/j.jneumeth.2020.108886.

[3] O. Aydemir and E. Ergün, “A robust and subject-specific sequential forward search method for effective channel selection in brain computer interfaces,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 313, pp. 60–67, 2019, doi: 10.1016/j.jneumeth.2018.12.004.

[4] S. U. Amin, M. Alsulaiman, G. Muhammad, M. A. Mekhtiche, and M. Shamim Hossain, “Deep Learning for EEG motor imagery classification based on multi-layer CNNs feature fusion,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 101, pp. 542–554, 2019, doi: 10.1016/j.future.2019.06.027.

[5] L. Wang, W. Huang, Z. Yang, and C. Zhang, “Biomedical Signal Processing and Control Temporal-spatial-frequency depth extraction of brain-computer interface based on mental tasks,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 58, p. 101845, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101845.

[6] R. Zhang, Q. Zong, L. Dou, X. Zhao, Y. Tang, and Z. Li, “Biomedical Signal Processing and Control Hybrid deep neural network using transfer learning for EEG motor imagery decoding,” vol. 63, no. August 2020, 2021.

[7] J. Yang, X. Huang, H. Wu, and X. Yang, “EEG-based emotion classification based on Bidirectional Long Short-Term Memory Network,” *Procedia Computer Science*, vol. 174, no. 2019, pp. 491–504, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.06.117.

[8] Z. Oralhan, “A New Paradigm for Region-Based P300 Speller in Brain Computer Interface,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 106618–106627, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2933049.

[9] C. S. Wei, Y. Te Wang, C. T. Lin, and T. P. Jung, “Toward Drowsiness Detection Using Non-hair-Bearing EEG-Based Brain-Computer Interfaces,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 400–406, 2018, doi: 10.1109/TNSRE.2018.2790359.

[10] W. Gao *et al.*, “Learning Invariant Patterns Based on a Convolutional Neural Network and Big Electroencephalography Data for Subject-Independent P300 Brain-Computer Interfaces,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, pp. 1–1, 2021, doi: 10.1109/tnsre.2021.3083548.

[11] C. L. Maeder, C. Sannelli, S. Haufe, and B. Blankertz, “Pre-stimulus sensorimotor rhythms influence brain-computer interface classification performance,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 20, no. 5, pp. 653–662, 2012, doi: 10.1109/TNSRE.2012.2205707.

[12] Z. Sun, Z. Huang, F. Duan, and Y. Liu, “A Novel Multimodal Approach for Hybrid Brain-Computer Interface,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 89909–89918, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994226.

[13] L. Ferrero, M. Ortiz, V. Quiles, E. Iáñez, and J. M. Azorín, “Improving motor imagery of gait on a brain–computer interface by means of virtual reality: A case of study,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 49121–49130, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3068929.

[14] D. O. Won, H. J. Hwang, D. M. Kim, K. R. Müller, and S. W. Lee, “Motion-Based Rapid Serial Visual Presentation for Gaze-Independent Brain-Computer Interfaces,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 334–343, 2018, doi: 10.1109/TNSRE.2017.2736600.

[15] X. Zhao, C. Liu, Z. Xu, L. Zhang, and R. Zhang, “SSVEP Stimulus Layout Effect on Accuracy of Brain-Computer Interfaces in Augmented Reality Glasses,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 5990–5998, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2963442.

[16] E. Mhmood, “Tikrit Journal of Pure Science,” *Tikrit Journal of Pure Science*, vol. 23, no. 9, pp. 1813–1662, 2018, [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.25130/tjps.23.2018.141.

[17] T. Nierhaus, C. Vidaurre, C. Sannelli, K. R. Mueller, and A. Villringer, “Immediate brain plasticity after one hour of brain–computer interface (BCI),” *Journal of Physiology*, vol. 599, no. 9, pp. 2435–2451, 2021, doi: 10.1113/JP278118.

[18] S. Halder *et al.*, “Neural mechanisms of brain-computer interface control,” *NeuroImage*, vol. 55, no. 4, pp. 1779–1790, 2011, doi: 10.1016/j.neuroimage.2011.01.021.

[19] E. Buch *et al.*, “Think to move: A neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke,” *Stroke*, vol. 39, no. 3, pp. 910–917, 2008, doi: 10.1161/STROKEAHA.107.505313.

[20] E. Dong, K. Zhou, J. Tong, and S. Du, “A novel hybrid kernel function relevance vector machine for multi-task motor imagery EEG classification,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 60, p. 101991, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101991.

[21] Z. Chen, Z. Wang, K. Wang, W. Yi, and H. Qi, “Recognizing Motor Imagery between Hand and Forearm in the Same Limb in a Hybrid Brain Computer Interface Paradigm: An Online Study,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 59631–59639, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2915614.

[22] K. Belwafi, S. Gannouni, and H. Aboalsamh, “An Effective Zeros-Time Windowing Strategy to Detect Sensorimotor Rhythms Related to Motor Imagery EEG Signals,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 152669–152679, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3017888.

**Kelompok**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nama** | **Paper yang di-review** | **Peran** |
| Satrio Ananda | [1]–[7] | Review paper Science Direct |
| Indiarto Aji Begawan | [8]–[15] | Review paper IEEE Xplore |
| Diyas Ishlahuddin | [16]–[22] | Review paper Google Scholar |
| Rahmat M. Ramdani |  |  |