**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 potentials.

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

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Database** | **Keyword** | **Jumlah hasil pencarian yang muncul** | **Filter yang digunakan** | **Jumlah hasil filter setelah membaca abstrak** | **Referensi hasil filter** |
| Science Direct | Brain Computer Interface | 31.956 | - | 322 | [1][2][3] |
| IEEE Xplore | Brain Computer Interface | 8.603 | Brain Computer Interfaces dan Journals | 875 | [4][5][6][7][8] |
| IEEE Xplore | Near-Infrared Spectroscopy | 2.702 | Brain | 548 | - |
| IEEE Xplore | Near-Infrared Spectroscopy | 2.702 | Biomedical Optical Imaging | 430 | - |
| IEEE Xplore | Multimodal  Signal | 4.556 | learning (artificial intelligence) | 822 | - |
| IEEE Xplore | Motor Imagery | 1.947 | Brain-Computer Interfaces | 1.411 | - |
| IEEE Xplore | Steady-State Visual Evoked Potentials | 916 | medical signal processing | 586 | - |
| Google scholar | Brain Computer Interface | 12.500 | Brain Computer Interface | 18 | [9][10][11] |

* 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 IEEEXplore, 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.

**LITERATUR REVIEW**

1. **Karakteristik data yang digunakan, meliputi:** 
   1. **Berikan sumber data (jika disebut dituliskan, jika merekam sendiri tuliskan).**

[1] Sumber data Berasal dari sebuah kompetisi yang sudah berjalan selama 4 kali Bernama BCI Competition, data yang diambil berasal dari kompetisi ke 4, tepatnya menggunakan data set ke 2b

[2] Sumber data Berasal dari sebuah kompetisi yang sudah berjalan selama 4 kali Bernama BCI Competition, data yang diambil berasal dari kompetisi ke 4, tepatnya menggunakan data set ke 2b

[3] Sumber data Berasal dari sebuah kompetisi yang sudah berjalan selama 4 kali Bernama BCI Competition, data yang diambil berasal dari kompetisi ke 4, tepatnya menggunakan data set ke 2b

[4] Data EEG 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] Data EEG diperolah dari sepuluh orang relawan yang sehat (dua orang perempuan dan delapan orang laki-laki) berusia 21 sampai dengan 26 tahun. Seluruh partisipan memiliki pengelihatan yang sehat. Masing-masing partisipan telah membacan dan menyelesaikan formulis kesanggupan terhadap penelitian tersebut. Sinyal EEG direkam dalam kabin yang terlindungi.

[6] Aktivitas EEG msing-masing subjek direkam menggunakan 32 kanal menggunakan elektroda.

[7] Data bersumber dari lima subjek yang berusia sekitar 30 tahun yang sehat dan tidak memiliki gangguan pergerakan otot. Seluruh subjek telah mengetahui menggenai BCI.

[8] Data berasal dari 200 orang relawan berusia 18 sampai 32 tahun yang direkam menggunakan EEG.

[9] Dalam peneltian ini digunakan dataset yang termasuk dalam dataset Kompetisi BCI IV/2b dan terdiri dari dua bagian, masing-masing berisi 160 jalur untuk satu subjek. Validasi silang dengan sepuluh kelompok diadopsi untuk meningkatkan akurasi pemodelan dengan dataset dari semua mata pelajaran (1440 percobaan) dan single mata pelajaran (160 jalur).

[10] Data berasal dari 23 perempuan sehat (11 perempuan dengan usia rata-rata 26,7 tahun) berpartisipasi dalam Eksperimen BCI (kelompok MI-BCI). Dua peserta dieliminasi dari analisis selanjutnya, karena mereka gagal di melakukan tugas citra motorik. Dengan demikian, 21 perempuan disertakan untuk analisis lebih lanjut. Sembilan belas perempuan sehat (19 perempuan, usia rata-rata 27,2 tahun) menampilkan visual percobaan ejaan BCI (kelompok ERP-BCI). Semua peserta tidak kidal dan memberikan persetujuan tertulis kepada berpartisipasi dalam percobaan.

[11] Terdapat 20 individu yang dipilih dari sampel. Data EEG untuk SMR-BCI percobaan direkam dalam satu 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 di mana istirahat EEG direkam dan para peserta memiliki mata terbuka dan tertutup sesuai dengan isyarat pendengaran.

[12]Ada 8 pasien dengan penyakit tangan yang kronis akibat stroke direkrut dari Stroke Neurorehabilitation Clinic, Human Cortical Bagian Fisiologi Institut Nasional untuk Neurologis Gangguan dan Stroke (NINDS). Dengan rata-rata umur 50 tahun.

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

[1] Terdapat 4 kelas pada data BCI Competition 2a, dengan isi kelas diantaranya ialah Tangan Kanan, Tangan Kiri, Kaki dan Lidah

[2] Terdapat 4 kelas pada data BCI Competition 2a, dengan isi kelas diantaranya ialah Tangan Kanan, Tangan Kiri, Kaki dan Lidah

[3] Terdapat 4 kelas pada data BCI Competition 2a, dengan isi kelas diantaranya ialah Tangan Kanan, Tangan Kiri, Kaki dan Lidah

[4]Kelas yang digunakan pada penelitian ini berjumlah tiga buah yaitu audio, visual dan audio-visual (Hybrid)

[5]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] Penelitian ini menggunakan dua buah kelas yaitu hair-covered dan no-hair-bearing (NHB).

[7] Terdapat dua buah kelas yang digunakan pada penelitian ini yaitu imaginasi bergerak dan diam. Subjek akan dipantau apakah merasakan sensasi bergerak dengan hanya melihat visualisasi terowongan yang maju atau hanya merasa diam.

[8] Kelas yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 40 buah yang berisikan abjad A sampai Z, nomor 0 sampai 9, dan beberapa simbol.

[9] Terdapat 2 kelas pada penelitian ini yaitu untuk mengontrol arah kanan dan arah kiri kursi roda listrik menggunakan sinyal otak citra motor.

[10] Terdapat 3 kelas yaitu gerakan tangan kanan, tangan kiri, dan kaki yang ditunjukkan dengan gerakan visual.

[11] Terdapat 3 kelas yaitu panah mengarah ke kiri untuk tangan kiri dan kanan untuk citra motor tangan kanan, dan ke bawah untuk gambar gerakan kaki.

[12]Terdapat 2 kelas pada penelitian ini yaitu untuk menggerakan tangan ke arah kanan dan tangan ke arah kiri.

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

[1] Menggunakan 22 kanal 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.

[2] Menggunakan 22 kanal 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.

[3] Menggunakan 22 kanal 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.

[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] Sinyal EEG dibeli label pada saat 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] Sinyal EEG diambilng 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] Sinyal EEG 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.

[8] Salama eksperimen, 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.

[9] Mengenai dataset yang digunakan dalam penelitian ini, yang milik dataset Kompetisi BCI IV/2b terdiri dari: dua bagian, bagian pelatihan dan bagian evaluasi karenanya, masing-masing terdiri dari 160 jalur. pertama dua eksperimen, kumpulan data dari subjek tunggal digabungkan untuk menghasilkan kumpulan data besar untuk keseluruhan mata pelajaran, untuk menguji kemampuan generalisasi dari modelnya. Namun, dua percobaan kedua dilakukan dengan dataset subjek tunggal untuk menguji kemampuan model saat diterapkan pada single mata pelajaran.

[10] 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] 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.

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

[1] Melakukan filter data 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.

[2] Informasi EEG yang berguna didistribusikan atau poto dalam 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, sinyal EEG disaring oleh filter band-pass Butterworth.

[3] Pada tahap pra proses terdapat penggunaan 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, ...). 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.

[4] Penelitian menggunakan fifth order Butterworth band pass filter yang memiliki 0.1 dan 35 Hz pemotong frekuensi. Filter ini digunakan untuk mengeliminasi noise sinyal elektrik dan menerima sinyal EEG yang memiliki frekuensi dominan pada otak. 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).

[5] Sinyal EEG disegmentasi lalu diberi label pada saat awal dan akhir cahaya berpendar. Nilai kecenderungan yang berada di data yang telah disegmentasi dihilngkan dan data di filter menggunakan bandpass filter untuk memotong frekuensi 5 sampai 40 Hz supaya dapat menghilangkan noise dari komponen DC dan frekuensi tinggi dari benda-benda yang didalamnya terdapat noise dari jalur power.

[6] Pada penelitian ini menggunakan sinyal pada frekuensi theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), dan beta (13-30 Hz) yang kemudian akan dikasifikasi berdasarkan data yang ada.

[7] Sinyal EEG di filter pada frekuensi 50 Hz untuk mengilangkan noise yang disebabkan kabel power. Lalu dilanjutkan dengan high-pass filter pada frekuensi 0.5 Hz. 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. Subjek tidak diperkenankan untuk berkedip, menelan atau mengunyah pada saat periode penelitian.

[8] 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). Sebelum eksperimen dimulai, akan ada waktu persiapan selama 3000ms. Setelah waktu persiapan selesai maka masing-masing symbol akan menyala selama 100ms.

[9] Pra proses yang dilakukan adalah untuk menghilangkan kebisingan dan sinyal yang tidak diinginkan seperti gerakan mata, tubuh gerakan, dan kebisingan dari medan elektromagnetik. Kebisingan ini akan berdampak besar pada sinyal otak dan akan mengurangi rasio sinyal terhadap noise. Karena itu, sinyal disaring menggunakan Butterworth band -pass filter untuk mengekstrak sinyal otak di dalam alfa dan rentang beta.

[10] 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). Semua gambar didaftarkan bersama untuk individu Gambar struktur berbobot T1. 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 .

[11] Untuk langkah-langkah preprocessing. Semua gambar fungsional secara spasial disesuaikan dengan pemindaian pertama menggunakan kuadrat terkecil pendekatan dan transformasi spasial 6 parameter. Itu dilakukan 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 3 ) dan diatur ke template konsorsium internasional untuk pemetaan otak (icbm). 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 3 .

[12]Setiap sesi percobaan pasien melakukan 150 hingga 250 percobaan , untuk membantu mereka mencapai kontrol amplitudo ritme, dan sehingga mengontrol orthosis. Representasi visual , dari kisaran yang dapat diterima amplitudo ritme untuk tindakan orthosis yang diinginkan. 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 md.

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

[1] 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.

[2] 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), 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.

[3] Metode Ekstraksi fitur spatial yang digunakan ialah CNN, namun penggunaan CNN ini tidak sebatas hanya satu kali, hal ini karena hasil luaran dari CNN pertama (Ekstraksi spatial) akan masuk pada LSTM (RNN) 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)

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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. Klasifikasi kNN akan menentukan kelas sample berdasarkan pilihan mayoritas dari sample k neighboring.

[7] 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.

[8] Penelitian ini menggunakan metode CNN 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.

[9] 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.

[10] 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 dan dihitung ulang setelah setiap percobaan. Di tingkatan selanjutnya terdiri dari kekuatan pita logaritmik dari Filter CSP yang diklasifikasikan dengan LDA yang diadaptasi dalam lingkungan untuk dapat menilai BCI kendali pengguna.

[11] Pada penelitian ini analisis statistik dari data fmri dilakukan dengan menggunakan model linier umum (GLM). Spasial parameter penataan kembali dari preprocessing digunakan sebagai tambahan regresi. Korelasi serial dalam fmri deret waktu dicatat menggunakan model autoregresif.

[12]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 prosedur 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.

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

[1] 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5]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.

[6]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.

[7]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%.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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 layar.

[11] 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.

[12]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.

1. **Daftar Referensi**

[1] 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 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.

**Kelompok**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nama** | **Paper yang di-review** | **Peran** |
| Satrio Ananda | [1]–[3] | Review paper Science Direct |
| Indiarto Aji Begawan | [4][5][6][7][8] | Review paper IEEE Xplore |
| Diyas Islahuddin | [9][10][11][12] | Review paper Google Scholar |
| Rahmat M. Ramdani |  |  |