[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] 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.

[5] 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.

[9] 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.

[8] 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.

[7] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 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.

[13] 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.

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 (Science Direct file ke 5).

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% (Science Direct file ke 6).

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 (Science Direct file ke 7).