**REVIEW PAPER**

**IDENTIFIKASI EEG PASCA STROKE**

Diajukan untuk Memenuhi salah satu Tugas Mata Kuliah Metodelogi Penelitian

Disusun Oleh :

3411181151 Erik Fadliansyah

3411181025 Ayu Peraiyantika

3411181108 Chania Ayu Lestari

3411181143 Eprian Junan Setianto

AIG



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN INFORMATIKA  
UNIVERSITAS JENDERAL ACHMAD YANI  
2021**

## Pencarian Literatur

Dalam melakukan pencarian literatur, kami mencari beberapa informasi melalui database ScienceDirect, IEEE Xplore, dan Springer.

### Keyword

Keyword yang digunakan pada review paper ini ialah *EEG Post Stroke (Computer Science), EEG Stroke. BCI EEG, EEG after Stroke, Ischemic Stroke, EEG Motor Imagery Post Stroke Patients, EEG Based Winks, Motror Recovery After Stroke, Upper Limb Post Stroke.*

### Hasil Pencarian

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Database | Keyword | Jumlah Hasil Pencarian Yang Muncul | Jumlah Hasil Filter  Setelah Membaca  Abstrak | Referensi Hasil Filter |
| Science Direct | EEG Post Stroke | 208 | 5 | [1] [2] [3] [4] |
| Google Scholar |  | 4980 | 3 |  |
| IEEE Xplore |  | 203 | 2 |  |
| Springer |  | 2937 | 1 |  |

Jumlah hasil pencarian yang muncul pada database Sciene Direct mengenai EEG Post Stroke (Computer Sciene) berjumlah 208. Dari hasil membaca setiap Abstract terdapat 5 yang membahas EEG dan Stroke, ada beberapa paper yang membahas EEG namun objek terapannya bukan kepada penderita stroke ataupun pasien pasca stroke.

### Jumlah Paper tiap tahun

Dalam penyajian jumlah paper tiap tahun, kami menggunakan grafik. Pada grafik dibawah ini, menunjukkan jumlah paper per tahun yang muncul.

## Literatur Review

### Karakteristik Data

1. **Perolehan Data (Sumber Data)**

Sumber data diperoleh dari 80 pasien yang terdiri dari 2 kelompok. Kelompok 1 disebut sebagai kelompok control, berisikan 30 sukarelawan sehat yang dipilih berdasarkan rekam medis dan data anamnestik mereka. Dan 50 orang sukarelawan dalam kondisi stroke sedang yang di diagnosis untuk pertama kalinya dan dikonfirmasi oleh data neuroimaging.[1]

Penelitian dilakukan di Fakultas Teknologi Teknik Elektro, Universitas Malaysia Pahang. Sebelum melakukan investigasi, etika izin diperoleh dari komite etika penelitian institusional.[2]

Sinyal EEG dari 62 orang sebagai objek data yang direkam. Proporsi dari data stroke adalah 32 dan untuk data normal adalah 30. Rentang usia subjek data antara 29 sampai 72 tahun, 37 orang laki-laki dan 25 orang perempuan. Untuk setiap rekaman, petugas mengambil durasi selama 15 menit. [3]

Data diambil dari 3 pasien dengan jenis stroke Ischemic. Dimana pasien 1 berusia 73 tahun dengan kronis 1 tahun. Pasien 2 berusia 47 tahun dengan kronis 5 tahun, dan pasien 3 berusia 61 tahun dengan kronis 37 tahun. [4]

1. **Jumlah Kelas & Kelas Yang Digunakan**

Kelas dibagi menjadi 4 dimana terdiri dari Gerakan tangan kanan asli, gerakan tangan kiri asli, gerakan tangan kanan imajiner, gerakan tangan kiri imajiner.[1]

Kelas dibagi menjadi 3 berdasarkan kedipan, yaitu kedipan kanan, kedipan kiri, dan tidak ada kedipan.[2]

Kelas dibagi menjadi menjadi 2 yaitu kelas Normal (Sehat) dan Stroke.[3]

Kelas yang digunakan terdiri dari 2 yaitu Stroke tubuh bagian kanan atas, dan stroke tubuh bagian kiri atas.

1. **Dimensi Data ( Kanal / Stimulasi )**

Kanal yang digunakan terdiri dari 31, yaitu (O1, O2, P4, P3, C4, C3, F4, F3, Fp2, Fp1, T6, T5, T4, T3, F8, F7, Oz, Pz, Cz, Fz, Fpz, FT7, FC3, FCz, Fc4, FT8, TP7, CP3, CPz, CP4, TP8). [1]

Sinyal EEG berbasis kedipan dikumpulkan melalui perangkat Emotiv Insight 5 kanal. Posisi dari elektroda ditempatkan sesuai dengan sistem internasional 10-20, pada node AF3, AF4, T8, T7, dan Pz. Sinyal-sinyal dikumpulkan dari node AF3 dan AF4, di mana AF3 bertanggung jawab untuk mengumpulkan sinyal kedipan kiri, sedangkan AF4 bertanggung jawab atas sinyal kedipan kanan. Sinyal dikumpulkan dari lima subjek sehat tanpa riwayat penyakit neurologis apapun.[2]

Pada penelitian ini, hanya menggunakan 2 kanal EEG (C3 dan OZ), dan 2 kanal electrooculography (EOG kiri dan EOG kanan). Untuk setiap pengukuran EEG terdiri dari lima kondisi kejadian, antara lain ialah membuka mata tanpa rangsangan, mata tertutup tanpa rangsangan, dan mata tertutup dengan kilatan rangsangan cahaya dalam tiga varian frekuensi (5 Hz, 10 Hz, dan 15 Hz).[3]

Untuk percobaan dan tes kanal yang digunakan untuk bagian kiri yaitu ('FC3', 'FC1', 'C5', 'C3', 'C1', 'CP3', 'CP1') dan kanan ('FC2','FC4', 'C2 ', 'C4', 'C6', 'CP2', 'CP4'). [4]

1. **Pra Proses**

Menggunakan Wavelet untuk menganalisa setiap chanel EEG yang digunakan. Kemudian peneliti telah membagi rentang frekuensi total Hz ke dalam sub-rentang frekuensi: delta (1-4 Hz), theta (4–8 Hz), alfa (8–13 Hz), beta–1 (13–23 Hz), beta–2 (24–34 Hz), dan gamma (34–40 Hz). Untuk setiap kanal dilakukan perhitungan koefisien[1]

Data Pra proses menggunakan Continous Wavelet Transform (CWT). CWT menyediakan detail analisis domain waktu-frekuensi melalui resolusi waktu dan frekuensi tinggi. Sinyal EEG berbasis kedipan asli diubah menjadi scalogram yang merupakan nilai keseluruhan representasi dari koefisien CWT dari sinyal EEG. Skalogram yang dihasilkan diubah ukurannya menjadi 224 × 224 secara berurutan untuk masuk ke dalam model Transfer Learning (TL).[2]

Untuk membuat prosedur menjadi efisien dengan tujuan peneliti, maka peneliti menurunkan sampel data EEG dan Data EOG ke 64Hz. Setelah down sampling dari 62 data objek, diperoleh matriks 62x57600 untuk setiap channel. Pada sisi lain, label kelas direpresentasikan sebagai 0 untuk normal dan 1 untuk stroke. Data array untuk menyimpan label adalah 62xl.[3]

Untuk menghubungkan Partial Directed Coherence (PDC) dengan graph, operasi thresholding harus dilakukan pada matriks. Metode Otsu dipilih untuk tujuan ini, metode thresholding ini hanya meminimalkan varians. Langkah thresholding ini mengubah matriks PDC menjadi matriks konektivitas bernilai biner. Matriks konektivitas yang dihasilkan memiliki pita ritme sensorimotor (f = 8–30 Hz). [4]

1. **Ekstraksi Sinyal dan Identifikasi**

Untuk setiap titik waktu untuk setiap saluran EEG, peneliti menghitung fraksi energi yang disebabkan oleh osilasi di setiap rentang frekuensi yang dipertimbangkan. Selanjutnya, untuk setiap saluran perekaman EEG, karakteristik rata-rata diperkirakan untuk setiap rentang frekuensi untuk berbagai jenis aktivitas motorik interval waktu di mana karakteristiknya dirata-ratakan untuk setiap rentang frekuensi, i – menentukan jenis aktivitas motorik (gerakan nyata dengan tangan kanan atau kiri, gerakan imajiner dengan tangan kiri atau kanan), k – nomor urut aktivitas motorik, K adalah jumlah total gerakan jenis ini yang rata-rata dilakukan.[1]

Model Transfer Learning yang diimplementasikan dalam penelitian ini adalah ResNet50 V2 dengan ukuran 7×7× 1024 dari dimensi yang rata, ResNet101 V2 dan ResNet152 V2 di mana ukuran rata kedua model adalah 7 × 7 × 2048 bobot model TL dibekukan untuk mengekstrak fitur untuk tujuan klasifikasi. Dalam penelitian ini, Fully Connected Layer (FCL) yang melekat pada model CNN konvensional ditukar dengan classifier Support Vector Machine.[2]

Setelah data di pra proses, masuk ke dalam tahap ekstraksi. Sebagai masukan dari tahap ini adalah 4 saluran (C3, Oz, LEOG, dan REOG), 62x57600 data mentah. Hasil dari dari tahapan ini hanya ada 24 fitur untuk setiap objek data. Struktur data akhir untuk fitur dalam penelitian kami adalah 62x24.[3]

Untuk rentang frekuensi yang dipilih dan panjang jendela EEG untuk evaluasi, proses randomize dilakukan. Dalam proses ini, nilai PDC yang sesuai dengan rangkaian frekuensi yang dipilih secara acak dalam kisaran (30-64 Hz) dan panjang jendela yang dipilih secara acak (200-600 msec) digunakan untuk menghitung E-PDC untuk setiap percobaan. Sebanyak 100 uji coba acak dihasilkan dan dikorelasikan dengan FMUE (The Fugl – Meyer Upper Extremity Scale) dan kekuatan genggaman untuk setiap peserta. FMUE digunakan sebagai skala untuk pasien pasca stroke. [4]

### Hasil Pengujian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menilai karakteristik khusus pasien pasca stroke dari aktivitas otak bioelectrical dalam proses gerakan nyata dan gerakan imajiner. Saat pada bagian stage gerakan tangan nyata terdapat aktivitas beta frekuensi tinggi di wilayah sensorikmotor korteks dengan aktivasi berikutnya dari alpha irama di daerah oksipital dicatat. Untuk gerakan tangan imajiner, struktur frekuensi-spasial EEG menunjukkan karakter yang serupa, tetapi ritme alfa lebih jelas dan diamati di oksipital dan daerah parietal. Pada saat yang sama, area korteks motorik dan area lobus temporal menunjukkan peningkatan nyata dalam intensitas ritme beta. Sedangkan dalam rekaman EEG stage background pada pasien dengan gangguan motorik, ritme beta dengan aktivitas gamma memiliki nilai (30–45 Hz) yang mendominasi. Selain ritme beta, ritme alfa lemah di frontal dan posterior daerah otak dengan delta (0,5-3 Hz) dan ritme theta.[1]

Penelitian ini mengkaji keefektifan model Transfer Learning yaitu ResNet50 V2, ResNet101 V2, dan ResNet152 V2 dalam mengekstraksi fitur dari sinyal EEG berbasis kedipan yang dikonversi Continuous Wavelet Transform (CWT), sebelum klasifikasinya melalui pengklasifikasi Support Vector Machine (SVM) yang disetel dengan baik. Model Transfer Learning yang diberikan dipasangkan dengan pengklasifikasi SVM yang dioptimalkan. Untuk membandingkan kemanjuran yang diusulkan, model CNN konvensional, Fully Connected Layer (FCL) dengan lapisan dipertahankan juga dievaluasi. Fitur yang sama itu diekstraksi melalui model Transfer Learning dimasukkan ke dalam Fully Connected Layer dengan lapisan pertama terdiri dari 50 hidden neuron, dengan fungsi aktivasi ReLu. Dan nilai drop out 0,5. Outputnya kemudian dimasukkan ke hidden layer dengan tiga hidden neuron dengan fungsi aktivasi softmax. Di penelitian ini, algoritma optimasi Adam digunakan dengan epoch 50 dan ukuran batch sepuluh. Hasil dievaluasi melalui confussion matrix dan klasfikasi akurasi. Penggambaran akurasi dari ketiga model yang diklasifikasikan melalui pengklasifikasi CNN konvensional dan model SVM yang disesuaikan. Diamati bahwa akurasi SVM yang diperoleh lebih baik dibandingkan dengan saluran CNN konvensional. Selain itu, dapat dilihat bahwa set data pelatihan ResNet50 V2 mencapai akurasi sebesar 98%. Sedangkan, dua model Transfer Learning lainnya mencapai akurasi sebesar 100% dalam fase pelatihan. Melalui dataset validasi, bisa diamati bahwa ResNet152 V2 memperoleh akurasi 100%. Sedangkan, melalui kumpulan data uji, ketiganya mencapai 100%. Oleh karena itu, dapat digambarkan bahwa ResNet152 SVM yang dioptimalkan V2 dapat mengklasifikasikan sinyal EEG berbasis kedipan lebih baik setelah dievaluasi.[2]

Pada penelitian ini, peneliti melakukan kemampuan dari 10 Convolutional Neural Network (IOCNN) untuk membangun model klasifikasi yang dapat membedakan stroke EEG dan EOG dari data EEG dan data kontrol EOG. Untuk mempercepat pelatihan proses model, pengeliti menggunakan Batch Normalization. Eksperimen mengevaluasi lDCNN pada dua epochs yang berbeda (100 dan 200). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa deep learning pendekatan 1DCNN telah berhasil menjadi model terbaik untuk membedakan antara data stroke EEG ke EEG. data kontrol. Hasil parameter kinerja untuk setiap Epoch dan semua classifier komparator disertai dengan peningkatan kinerja nilai parameter lDCNN meningkat. Dari percobaan dengan epochs 100 dan epoch 200, didapatkan rata-rata akurasi adalah 0,829 dan 0,861 untuk masing-masing. Hasil ini mendapatkan peningkatan akurasi dibandingkan dengan pencapaian terbaik dari komparator (hanya 0,69, Naive Bayes). Urutan menurun berdasarkan kinerja berdasarkan akurasi rata-rata adalah lDCNN, Dari eksperimen pengklasifikasi sederhana Naive Bayes sukses menjadi kinerja terbaik untuk model arsitektur dasar. F-Score dari Naive Bayes hanya 0,725 di sisi lain F-Score dari lDCNN adalah 0,861. Dari parameter evaluasi secara keseluruhan, 1DCNN (baik 100 epoch dan 200 epoch) selalu mendapatkan hasil yang lebih baik daripada semua pengklasifikasi yang dibandingkan. Nilai terbaik parameter dicapai oleh lDCNN ketika maksimum epoch adalah 200. Nilai terbaik untuk akurasi, sensitivitas, spesifisitas, F-score, presisi, dan recall memiliki tingkat yang lebih tinggi dari 0,86. Dari hasil ini, terbukti bahwa EEG sangat potensial dan mungkin digunakan untuk membedakan seseorang dengan stroke dengan orang normal. [3]

Dalam penelitian ini, memperkenalkan EEG - PDC berbasi jaringan konektifitas derajat rata-rata (E-PDC) mengukur untuk menganalisis interaksi antara tubuh bagian kiri dan kanan atas pasca stroke. E-PDC menggunakan pendekatan graph dan Partial Directed Coherence (PDC) untuk mengukur konektivitas fungsional terarah antara korteks motorik. Aktifitas otak antara dua korteks motorik dihitung melalui PDC dan digunakan untuk membentuk graph. Diantara 3 pasien stroke, di mana satu individu menerima intervensi stimulasi otak non-invasif (NIBS) dan dua lainnya menerima intervensi palsu-NIBS. Berbeda dengan dua individu yang menerima NIBS palsu, individu yang menerima intervensi NIBS menunjukkan peningkatan E-PDC, yang sangat berkorelasi dengan peningkatan fungsi gerakan tangan setelah intervensi Fugl Meyer Upper Extremity Subscale (FMUE) dan kekuatan genggaman. Ini menyiratkan bahwa ukuran E-PDC yang diperkenalkan mengukur interaksi antara korteks motoric dapat digunakan untuk menjelaskan mekanisme yang mendasari dalam memulihkan fungsi tangan setelah stroke. [4]

## Daftar Referensi

[1] M. Zhuralvev, A. Runnova, and A. Kiselev, “Characteristics of post-stroke patients brain activity with real and Characteristics of post-stroke patients brain activity with real and imagined movements in the BCI - rehabilitation process,” *Procedia Computer Science*, vol. 169, no. 2019, pp. 677–685, 2020.

[2] J. Letchumy, M. Kumar, M. Rashid, R. Muazu, and M. A. Mohd, “The classification of EEG-based wink signals : A CWT-Transfer Learning pipeline,” *ICT Express*, no. xxxx, pp. 0–4, 2021.

[3] E. P. Giri, M. I. Fanany, A. M. Arymurthy, and S. K. Wijaya, “Ischemic stroke identification based on EEG and EOG using ID convolutional neural network and batch normalization,” *2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2016*, pp. 484–491, 2017.

[4] S. Eldeeb *et al.*, “Biomedical Signal Processing and Control EEG-based functional connectivity to analyze motor recovery after stroke : A pilot study,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 49, pp. 419–426, 2019.

## Peran Anggota Tim

1. Erik Fadliansyah (Ketua)

* Pengerjaan Review Literatur [1] [2] [3] [4]
* Pencarian Keyword (Science Direct)

1. Ayu Peraiyantika (Anggota)

* Pengerjaan Review Literatur

1. Chania Ayu Lestari (Anggota)

* Pengerjaan Review Literatur

1. Eprian Junan Setianto (Anggota)

* Pengerjaan Review Literatur