# *HYBRID CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* UNTUK DETEKSI EPILEPSI BERBASIS *SHORT TIME FOURIER TRANSFORM*

**SKRIPSI**

**Oleh :**
**AMALIA AMRIADI**
**NIM. 210605110103**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**
**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**
**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM**
**MALANG**
**2025**

# *HYBRID CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* UNTUK DETEKSI EPILEPSI BERBASIS *SHORT TIME FOURIER TRANSFORM*

**SKRIPSI**

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

**Oleh :**
**AMALIA AMRIADI**
**NIM. 210605110103**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**
**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**
**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG**
**2025**

## HALAMAN PERSETUJUAN

***HYBRID CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* UNTUK DETEKSI EPILEPSI BERBASIS *SHORT TIME FOURIER TRANSFORM***

**SKRIPSI**

**Oleh :**
**AMALIA AMRIADI**
**NIM. 210605110103**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 5 Juni 2025

| Pembimbing I, | Pembimbing II, |
|---|---|
| Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom | Prof. Dr. Suhartono, M.Kom |
| NIP. 19770103 201101 1 004 | NIP. 19680519 200312 1 001 |

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

## HALAMAN PENGESAHAN

## *HYBRID CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* UNTUK DETEKSI EPILEPSI BERBASIS *SHORT TIME FOURIER TRANSFORM*

**SKRIPSI**

**Oleh :**
**AMALIA AMRIADI**
**NIM. 210605110103**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer ( S.Kom )
Tanggal: 17 Juni 2025

**Susunan Dewan Penguji**

| | | |
|---|---|---|
| Ketua Penguji | : Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T<br>NIP. 19860301 202321 1 016 | ( ) |
| Anggota Penguji I | : Tri Mukti Lestari, M.Kom<br>NIP. 19911108 202012 2 005 | ( ) |
| Anggota Penguji II | : Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom<br>NIP. 19770103 201101 1 004 | ( ) |
| Anggota Penguji III | : Prof. Dr. Suhartono, M.Kom<br>NIP. 19680519 200312 1 001 | ( ) |

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

| | |
|---|---|
| Nama | : Amalia Amriadi |
| NIM | : 210605110103 |
| Fakultas / Program Studi | : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika |
| Judul Skripsi | : *Hybrid Convolutional Neural Network* Dan *Support Vector Machine* Untuk Deteksi Epilepsi Berbasis *Short Time Fourier Transform* |

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 17 Juni 2025
Yang membuat pernyataan,

Amalia Amriadi
NIM. 210605110103

## MOTTO

*"Gagal bukan akhir dari segalanya. Semakin kau berusaha, maka akan semakin dekat dengan keberhasilan"*

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT atas
segala rahmat dan kemudahan-Nya, sehingga skripsi ini dapat
terselesaikan dengan baik. Karya ini penulis persembahkan kepada:

Ibu tercinta dan Ayah tercinta, Nita Yulianti dan Amriadi,
Yang selalu mengalirkan kasih sayang, ketulusan doa yang tak terhitung
jumlahnya, dan dukungan penuh baik materi maupun non materi.

Adik terkasih, Bela Aulia Amriadi dan Muhammad Sandi Amriadi
Yang menjadi salah satu motivasi dan dorongan untuk terus maju
hingga skripsi ini terselesaikan.

Segenap keluarga besar,
Yang selalu mengiringi perjalanan penulis dengan doa dan dukungan.

Seluruh keluarga besar Aster Teknik Informatika angkatan 2021,
Yang telah berjuang bersama dari awal hingga akhir.

Dan teruntuk diri sendiri,
Terima kasih telah berjuang dan bertahan hingga di titik ini.

# KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

*Alhamdulillahirabbilalamin*, segala puji dan syukur senantiasa penulis panjatkan kepada Allah subhanahu wa ta'ala atas berkat Rahmat, serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "*Hybrid Convolutional Neural Network* Dan *Support Vector Machine* Untuk Deteksi Epilepsi Berbasis *Short Time Fourier Transform*" dengan baik dan lancar.

Penulis mengucapkan rasa terima kasih yang begitu besar kepada seluruh pihak yang memberikan dukungan dan motivasi kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini. Ucapan terima kasih ini penulis disampaikan kepada:

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom, selaku dosen pembimbing I yang dengan tulus dan sabar dalam memberikan bimbingan, masukan, serta membantu penulis dalam mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.
5. Prof. Dr. Suhartono, M.Kom, selaku dosen pembimbing II yang senantiasa memberikan masukan dan bimbingan untuk penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

6. Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T, selaku penguji I dan Tri Mukti Lestari, M.Kom, selaku penguji II yang telah berkenan menguji, memberikan kritik, ilmu, dan saran serta memberikan masukan yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
7. Segenap dosen, laboran, dan jajaran staf Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan dukungan selama penulis menjalani studi.
8. Kedua orang tua dan kedua adik tercinta, Bapak Amriadi, Ibu Nita Yulianti, Bela Aulia Amriadi, dan Muhammad Sandi Amriadi untuk segenap doa, cinta, dan dukungan yang mengiringi setiap langkah penulis dalam menyelesaikan studi ini. Terima kasih telah menjadi kekuatan terbesar bagi penulis dalam setiap perjalanan. Semoga Allah senantiasa melimpahkan segalanya bagi kalian.
9. Segenap keluarga besar Sadarang atas doa, cinta, harapan, dan dukungan yang turut menyertai perjalanan penulis dalam menyelesaikan studi ini.
10. Teman seperjuangan, Syadit Isra Arjuna dan Nabila Mahdiya Putri yang setia berjuang bersama, menemani, memberikan saran, bantuan, dan dukungan selama menjalani studi ini hingga akhir.
11. Teman seperantauan, Faiza Rustanti, Laily Aulia Rahmi, Firda Diana Fudri yang setia menemani perjalanan penulis dalam suka maupun duka

di rantauan. Terima kasih telah tulus menjadi tempat untuk pulang dan berkeluh kesah untuk penulis.

12. Teman-teman penulis, Putri Purnamasari, Ilham Romadhon Ali Umri, Roudlotul Hannah, Nurjihan Nabilah Ramadhani, An Nisa' Puja Karimah Attamimi, Dika Afladhia Napiri, Muhammad Haikal Akbar Attaufieqy dan semua teman-teman yang berkenan menjadi teman baik bagi penulis dan memberikan segala bantuan selama menjalani studi.
13. Keluarga besar UKM Paduan Suara Gema Gita Bahana yang senantiasa memberikan rasa kekeluargaan, ilmu, dan dukungan selama menjalani studi. Terima kasih telah menerima dan memberikan kehangatan untuk penulis.
14. Keluarga besar "*Imtiyaz Generation"* yang senantiasa memberikan dukungan dan bantuan dalam setiap proses yang telah dilewati oleh penulis.
15. Seluruh saudara Teknik Informatika khususnya angkatan 2021 "Aster" atas segala ilmu, bantuan, pengalaman, dan semangat yang telah dibagi bersama.
16. Teman-teman KKM 178 Desa Tawangrejeni Kecamatan Turen 2023 yang telah memberikan rasa kekeluargaan, pengalaman, dan kenangan berharga. Terima kasih telah tulus menerima dan menemani suka duka selama berkegiatan di desa.
17. Seluruh pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung sejak awal perkuliahan hingga akhir penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini masih perlu disempurnakan. Maka dari itu penulis menerima saran, kritik, dan masukan yang bersifat membangun untuk meningkatkan kualitas dan pengembangan lebih lanjut terhadap penelitian ini. Penulis percaya bahwa proses pembelajaran tidak memiliki garis akhir dan setiap masukan dapat menjadi langkah berharga dalam perjalanan akademik dan pengembangan ilmu pengetahuan. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat nyata bagi pembaca, peneliti selanjutnya, maupun pihak-pihak terkait. Serta semoga penelitian ini memberikan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan dapat bermanfaat di masa mendatang.

*Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.*

Malang, 17 Juni 2025

Penulis

## DAFTAR ISI

**HALAMAN PENGAJUAN** ..... **ii**
**HALAMAN PERSETUJUAN** ..... **iii**
**HALAMAN PENGESAHAN** ..... **iv**
**PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN** ..... **v**
**MOTTO** ..... **vi**
**HALAMAN PERSEMBAHAN** ..... **vii**
**KATA PENGANTAR** ..... **viii**
**DAFTAR ISI** ..... **xii**
**DAFTAR GAMBAR** ..... **xiv**
**DAFTAR TABEL** ..... **xv**
**ABSTRAK** ..... **xvi**
**ABSTRACT** ..... **xvii**
**الملخص** ..... **xviii**
**BAB I PENDAHULUAN** ..... **1**
1.1 Latar Belakang ..... 1
1.2 Rumusan Masalah ..... 4
1.3 Batasan Masalah ..... 4
1.4 Tujuan Penelitian ..... 4
1.5 Manfaat Penelitian ..... 5
**BAB II STUDI PUSTAKA** ..... **6**
2.1 Penelitian Terdahulu ..... 6
2.2 Epilepsi dan Sinyal EEG ..... 12
2.2.1 Definisi Epilepsi ..... 12
2.2.2 *Electroencephalography* (EEG) ..... 13
2.3 *Short Time Fourier Transform* (STFT) ..... 14
2.4 *Convolutional Neural Network* (CNN) ..... 15
2.5 *Support Vector Machine* (SVM) ..... 16
**BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI** ..... **19**
3.1 Prosedur Penelitian ..... 19
3.2 Pengumpulan Data ..... 19
3.3 Desain Sistem ..... 21
3.3.1 Pra-pemrosesan Sinyal menggunakan STFT ..... 22
3.3.2 Spektogram ..... 24
3.3.3 Arsitektur CNN sebagai Alat Ekstraksi Fitur ..... 26
3.3.4 *Support Vector Machine* sebagai Alat Klasifikasi ..... 28
3.4 Skenario Uji Coba ..... 34
3.4.1 Pengelompokan dataset ..... 35
3.4.2 Pengujian Parameter Sistem ..... 36
3.5 Evaluasi Kinerja Sistem ..... 37
**BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN** ..... **40**
4.1 Hasil *Training* Model ..... 40
4.1.1 *Pre-processing* STFT ..... 42
4.1.2 *Training* CNN ..... 44

4.1.3 *Training* SVM ..... 45
4.2 Hasil *Testing* Model ..... 47
4.3 Hasil *Testing* Seluruh Skenario ..... 48
4.3.1 Skenario 1, 2, dan 3 ..... 49
4.3.2 Skenario 4 dan 5 ..... 53
4.3.3 Skenario 6 ..... 56
4.4 Evaluasi Model ..... 61
4.5 Integrasi Islam ..... 66
**BAB V KESIMPULAN DAN SARAN ..... 70**
5.1 Kesimpulan ..... 70
5.2 Saran ..... 71
**DAFTAR PUSTAKA**

# DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Hasil rekaman EEG aktivitas otak normal (kiri) dan aktivitas epileptik (kanan) (Major & Thiele, 2007) ..... 13
Gambar 3.1 Prosedur Penelitian ..... 19
Gambar 3.2 Potongan data EEG *Bonn University* ..... 21
Gambar 3.3 Desain sistem *training hybrid* CNN-SVM menggunakan input citra STFT ..... 22
Gambar 3.4 Spektogram EEG (Bai & Fuglerud, 2018) ..... 25
Gambar 3.5 Arsitektur CNN yang diusulkan ..... 26
Gambar 3.6 Visualisasi reduksi fitur CNN menggunakan PCA ..... 29
Gambar 3.7 *Flowchart* SVM menggunakan algoritma SMO ..... 32
Gambar 4.1 Spektogram kelas epilepsi hasil STFT ..... 43
Gambar 4.2 Ringkasan arsitektur model CNN untuk ekstraksi fitur EEG ..... 45
Gambar 4.3 *Confusion Matrix* tahap *training* pada skenario keenam ..... 46
Gambar 4.4 *Confusion Matrix* skenario 1 ..... 50
Gambar 4.5 *Confusion Matrix* skenario 2 ..... 51
Gambar 4.6 *Confusion Matrix* skenario 3 ..... 53
Gambar 4.7 *Confusion Matrix* skenario 4 ..... 54
Gambar 4.8 *Confusion Matrix* skenario 5 ..... 56
Gambar 4.9 *Confusion Matrix* skenario 6 ..... 57
Gambar 4.10 *Confusion Matrix* Skenario 6 pada model tanpa STFT ..... 59
Gambar 4.11 Akurasi *testing* skenario ..... 63

# DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait ..... 10
Tabel 3.1 Keterangan Sub Dataset ..... 20
Tabel 3.2 Pembagian label pada data ..... 33
Tabel 3.3 Label *confusion matrix* pada tiap kelas ..... 35
Tabel 3.4 Skenario dataset ..... 35
Tabel 3.5 Parameter yang diuji ..... 36
Tabel 4.1 Rincian Pembagian Data *Training* dan *Testing* ..... 41
Tabel 4.2 Hasil Uji Coba *Training* pada Skenario ..... 47
Tabel 4.3 Label *Confusion matrix* ..... 48
Tabel 4.4 Hasil Uji Coba *Testing* pada Skenario ..... 65

# ABSTRAK

Amriadi, Amalia. 2025. ***Hybrid Convolutional Neural Network* Dan *Support Vector Machine* Untuk Deteksi Epilepsi Berbasis *Short Time Fourier Transform.*** Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom (II) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom.

**Kata Kunci**: Epilepsi, *Short-Time Fourier Transform* (STFT), *Convolutional Neural Network* (CNN), *Support Vector Machine* (SVM), Deteksi Kejang

Deteksi dini epilepsi berperan penting dalam mempercepat diagnosis serta menentukan langkah penanganan yang sesuai. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi epilepsi berbasis sinyal EEG menggunakan pendekatan *hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Sinyal EEG diolah menggunakan Short-Time Fourier Transform (STFT) untuk mengubah data menjadi representasi dalam domain waktu-frekuensi. Representasi ini memberikan informasi frekuensi yang terkait dengan waktu, sehingga memungkinkan model untuk mengenali pola sinyal epilepsi secara lebih efektif. Fitur hasil ekstraksi STFT selanjutnya diproses oleh CNN untuk ekstraksi fitur otomatis, kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM. Pengujian dilakukan pada beberapa skenario, dan hasil terbaik diperoleh pada Skenario 6, dimana model hybrid CNN-SVM mencapai akurasi sebesar 68%, presisi 67.5%, recall 90%, dan spesifisitas 35%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa meskipun recall dan akurasi tergolong cukup baik, model masih memiliki kelemahan dalam aspek presisi dan spesifisitas. Hal ini mengindikasikan potensi kesalahan klasifikasi, terutama pada kasus non-epilepsi yang terdeteksi sebagai epilepsi (*false positive*). Secara keseluruhan, penggunaan STFT terbukti efektif dalam membantu proses ekstraksi fitur dari sinyal EEG dan mendukung peningkatan performa klasifikasi. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan hybrid CNN-SVM berpotensi digunakan dalam sistem deteksi epilepsi otomatis, meskipun masih diperlukan optimasi lanjutan, seperti penanganan ketidakseimbangan kelas dan penyesuaian parameter, untuk meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

# ABSTRACT

Amriadi, Amalia. 2025. **Hybrid Convolutional Neural Network and Support Vector Machine for Epilepsy Detection Based on Short Time Fourier Transform.** Thesis. Department of Computer Science, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University, Malang. Advisors: (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom (II) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom.

Early detection of epilepsy plays an important role in accelerating diagnosis and determining appropriate treatment measures. This study aims to develop an epilepsy detection system based on EEG signals using a hybrid approach combining Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM). EEG signals are processed using Short-Time Fourier Transform (STFT) to convert the data into a time-frequency domain representation. This representation provides frequency information related to time, enabling the model to recognize epilepsy signal patterns more effectively. The features extracted from STFT are then processed by CNN for automatic feature extraction and classified using SVM. Testing was conducted across several scenarios, with the best results achieved in Scenario 6, where the hybrid CNN-SVM model achieved an accuracy of 68%, precision of 67.5%, recall of 90%, and specificity of 35%. These results indicate that although recall and accuracy are quite good, the model still has weaknesses in terms of precision and specificity. This suggests the potential for classification errors, particularly in cases where non-epilepsy is detected as epilepsy (false positives). Overall, the use of STFT has proven effective in assisting the feature extraction process from EEG signals and supporting improved classification performance. This study shows that the hybrid CNN-SVM approach has potential for use in automatic epilepsy detection systems, although further optimization is still needed, such as addressing class imbalance and parameter tuning, to improve the overall model performance.

**Key words**: Epilepsy, Short-Time Fourier Transform (STFT), Convolutional Neural Network (CNN), Support Vector Machine (SVM), Seizure Detection

# الملخص

أمريادي، أماليا 2025. الشبكة العصبية التلافيفية الهجينة وآلة الدعم المتجهية للكشف عن الصرع باستخدام تحويل فوريه قصير المدى. الأطروحة. برنامج دراسة الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرف: (١) الدكتور إيروان بودي سانتوسو، ماجستير (٢) الدكتور سوهارتونو سارجانا .ماجستير

**الكلمات المفتاحية:** الصرع، تحويل فوريه قصير المدى (STFT)، الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)، آلة الدعم المتجهي (SVM)،كشف عن النوبات

الكشف المبكر عن الصرع يلعب دورًا مهمًا في تسريع التشخيص وتحديد الإجراءات العلاجية المناسبة. تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نظام للكشف عن الصرع قائم على إشارات EEG باستخدام نهج هجين يجمع بين الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) وآلة الدعم المتجهية (SVM). يتم معالجة إشارات EEG باستخدام تحويل فوريه قصير المدى (STFT) لتحويل البيانات إلى تمثيل في مجال الزمن–التردد. يوفر هذا التمثيل معلومات عن التردد المرتبطة بالزمن، مما يسمح للنموذج بالتعرف على أنماط إشارات الصرع بشكل أكثر فعالية. يتم معالجة ميزات النتائج المستخرجة من STFT بواسطة CNN لاستخراج الميزات تلقائيًا، ثم يتم تصنيفها باستخدام SVM. تم إجراء الاختبار على عدة سيناريوهات، وحصلنا على أفضل النتائج في السيناريو 6، حيث حقق النموذج الهجين CNN-SVM دقة بنسبة 68٪، ودقة بنسبة 67.5٪، واسترجاع بنسبة 90٪، وخصوصية بنسبة 35٪. تشير هذه النتائج إلى أنه على الرغم من أن الاسترجاع والدقة يعتبران جيدين إلى حد ما، إلا أن النموذج لا يزال يعاني من ضعف في الدقة والنوعية. وهذا يشير إلى احتمال حدوث أخطاء في التصنيف، خاصة في حالات عدم الإصابة بالصرع التي تم الكشف عنها على أنها صرع (إيجابية كاذبة). بشكل عام، أثبت استخدام STFT فعاليته في المساعدة في عملية استخراج الميزات من إشارات EEG ودعم تحسين أداء التصنيف. تشير هذه الدراسة إلى أن نهج CNN-SVM الهجين يمكن استخدامه في أنظمة الكشف التلقائي عن الصرع، على الرغم من الحاجة إلى مزيد من التحسينات، مثل معالجة عدم التوازن بين الفئات وتعديل المعلمات، لتحسين أداء النموذج بشكل عام.

# BAB I

# PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Epilepsi merupakan gangguan pada otak yang ditandai dengan kecenderungan berkelanjutan yang akan memicu kejang epilepsi, serta dampak neurobiologis, kognitif, psikologis, dan sosial akibat kondisi tersebut (Fisher dkk., 2005). Penderita tentunya mengalami kesulitan jika gejala kejang sedang kambuh saat beraktivitas. Hal tersebut tentunya membutuhkan kesabaran yang luar biasa bagi penderita dalam menghadapi penyakit ini. Untuk itu, perlu bagi manusia untuk selalu mengingat bahwa penyakit merupakan ujian dari Allah dan jika kita bersabar maka akan mendapatkan balasan yang baik dari-Nya. Sebagaimana yang telah difirmankan oleh Allah SWT dalam Surah Al-Baqarah ayat 155 yang berbunyi:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوْعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْاَمْوَالِ وَالْاَنْفُسِ وَالثَّمَرٰتِۗ وَبَشِّرِ الصّٰبِرِيْنَ

*"Kami pasti akan mengujimu dengan sedikit ketakutan dan kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Sampaikanlah (wahai Nabi Muhammad,) kabar gembira kepada orang-orang sabar." (QS. Al-Baqarah: 155).*

Di samping itu, penyakit epilepsi sesungguhnya telah ada sejak zaman Nabi Muhammad SAW dan diceritakan dalam sebuah hadis yang diriwayatkan oleh Ibnu 'Abbas RA. Hadis ini menceritakan seorang wanita yang mendatangi Nabi Muhammad SAW karena menderita penyakit ayan (epilepsi).

عَنْ عَطَاءِ بْنِ أَبِي رَبَاحٍ قَالَ: قَالَ لِي ابْنُ عَبَّاسٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُمَا: أَلَا أُرِيكَ امْرَأَةً مِنْ أَهْلِ الْجَنَّةِ؟ قُلْتُ: بَلَى، قَالَ: هَذِهِ الْمَرْأَةُ السَّوْدَاءُ أَتَتْ النَّبِيَّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَتْ: إِنِّي أُصْرَعُ وَإِنِّي أَتَكَشَّفُ فَادْعُ اللَّهَ لِي قَالَ:

إِنْ شِئْتِ صَبَرْتِ وَلَكِ الْجَنَّةُ وَإِنْ شِئْتِ دَعَوْتُ اللَّهَ أَنْ يُعَافِيَكِ قَالَتْ: أَصْبِرُ قَالَتْ: فَإِنِّي أَتَكَشَّفُ فَادْعُ اللَّهَ أَنْ لَا أَتَكَشَّفَ فَدَعَا لَهَا

*"Ibnu 'Abbas radhiyallahu 'anhuma bertanya kepadaku: 'Maukah aku perlihatkan kepadamu salah satu wanita penghuni Surga?' Aku menjawab: 'Tentu.' Beliau berkata: 'Inilah seorang wanita kulit hitam yang suatu hari datang kepada Nabi shallallahu'alaihi wasallam lalu berkata: 'Sesungguhnya aku terkena penyakit ayan dan auratku terbuka (saat kambuh –pent), maka sudilah kiranya engkau berdoa untukku kepada Allah (agar Allah memberikan kesembuhan kepadaku –pent)' Beliau bersabda: 'Jika kamu mau kamu sabar maka kamu akan mendapatkan Surga. Dan jika kamu mau aku akan berdoa kepada Allah agar Allah memberikan kesembuhan kepadamu.' Wanita itu menjawab: 'Aku akan bersabar.' Lalu dia berkata lagi: 'Akan tetapi auratku tersingkap (ketika kambuh –pent), maka sudilah kiranya engkau berdoa untukku kepada Allah agar auratku tidak tersingkap (saat kambuh –pent).' Lalu Nabi shallallahu 'alaihi wasallam berdoa untuk wanita tadi agar tidak tersingkap."* (HR. Muslim, no. 4673).

Diagnosa efektif pada penyakit epilepsi umumnya dilakukan menggunakan alat perekaman aktivitas otak, yakni *Electroencephalography* (EEG) (Acharya dkk., 2013). Dalam praktiknya, proses analisis sinyal EEG untuk mendeteksi epilepsi sering kali membutuhkan waktu dan keahlian khusus (Acharya dkk., 2013). Hasil pemeriksaan pun tidak selalu akurat karena kompleksitas sinyal EEG yang tinggi, yang sering kali mengandung informasi yang tersembunyi dan sulit diinterpretasikan (Benbadis dkk., 2020). Oleh karena itu, diperlukan metode yang lebih efisien dan akurat dalam menganalisis sinyal EEG untuk membantu diagnosa epilepsi.

Pada penelitian sebelumnya, metode *Short Time Fourier Transform* (STFT) telah terbukti memberikan hasil yang baik dalam ekstraksi fitur untuk mendeteksi penyakit epilepsi melalui sinyal EEG. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa metode STFT dengan model *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu menangkap informasi frekuensi yang dinamis dari sinyal EEG (Santoso dkk.,

2021). Begitu pula pada penelitian lain, STFT memberikan hasil cukup baik dalam memprediksi aktivitas kejang menggunakan model Bi-LSTM dan CNN (Beeraka dkk., 2022). Sementara itu, metode *Support Vector Machine* (SVM) juga telah menghasilkan performa yang sangat baik dalam mendeteksi penyakit epilepsi berdasarkan sinyal EEG, seperti pada penelitian yang telah dilakukan oleh (Eviyanti dkk., 2022). Pada penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa SVM sangat efektif dalam memisahkan sinyal EEG yang dibagi menjadi sinyal epilepsi dan non-epilepsi (Yazid dkk., 2021). Selain itu, SVM memiliki keunggulan untuk menangani dataset kecil dengan baik (Rafid Ahmad dkk., 2020) serta mempertahankan akurasi meskipun dengan panjang sinyal yang pendek (Yazid dkk., 2021). Akan tetapi, masih ada potensi untuk peningkatan performa klasifikasi menggunakan SVM yaitu dengan menambahkan metode CNN. Keterbatasan dataset sedikit banyak berpengaruh terhadap performa CNN, sehingga penggunaan *hybrid* CNN dengan SVM bisa menjadi solusi untuk mengatasi persoalan keterbatasan data dan meningkatkan performa SVM (Luo dkk., 2019).

Berdasarkan kelemahan dan potensi dari penelitian sebelumnya, maka pada penelitian ini diusulkan *hybrid* CNN dan SVM berbasis citra STFT untuk meningkatkan performa dalam mendeteksi epilepsi dari sinyal EEG. STFT pada penelitian ini digunakan untuk mengonversi sinyal EEG ke dalam bentuk citra frekuensi-waktu. CNN akan berperan sebagai pengekstraksi fitur dari citra hasil STFT. CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah CNN yang di desain khusus untuk ekstraksi fitur dengan memperhatikan rendahnya parameter (Santoso dkk., 2021). Sementara itu, SVM pada penelitian ini berperan dalam mengklasifikasikan

fitur-fitur yang telah diekstraksi oleh CNN untuk mendeteksi dan membedakan antara kejang epilepsi dan kondisi lain. Kombinasi ketiga metode ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam mendeteksi penyakit epilepsi. Dengan begitu, proses diagnosa epilepsi dapat dilakukan oleh dokter dengan lebih cepat dan akurat, sehingga dapat memberikan penanganan lebih dini dan tepat bagi pasien.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana pengaruh STFT dalam peningkatan performa klasifikasi epilepsi?
2. Bagaimana performa *hybrid* CNN dan SVM dalam klasifikasi epilepsi berdasarkan input dari hasil STFT?

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan yang digunakan dalam penelitian ini di antaranya:

1. Penelitian ini hanya menggunakan dataset EEG dari Bonn *University* (Andrzejak dkk., 2001).
2. Penelitian hanya mencakup analisis pola sinyal EEG dari kondisi normal dan kondisi epilepsi tanpa mempertimbangkan variasi kondisi pasien lainnya.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Untuk mengetahui pengaruh penggunaan STFT dalam peningkatan performa klasifikasi epilepsi.

2. Untuk mengklasifikasikan epilepsi menggunakan *hybrid* CNN dan SVM serta mengetahui performa yang dihasilkan.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Membantu dokter dalam proses diagnosis epilepsi dengan lebih cepat dan akurat, khususnya dalam klasifikasi sinyal EEG, sehingga dapat meningkatkan efektivitas penanganan.
2. Mempercepat deteksi gejala epilepsi pada pasien, sehingga memungkinkan penanganan yang lebih dini dan tepat.

# BAB II

# STUDI PUSTAKA

## 2.1 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu telah banyak membahas penggunaan berbagai metode *machine learning* dalam mendeteksi penyakit epilepsi. Salah satunya ditunjukkan dalam penelitian sebelumnya sebagaimana tercantum pada Tabel 2.1. Metode klasifikasi sinyal EEG epilepsi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah diusulkan untuk meningkatkan kinerja klasifikasi sinyal EEG (Santoso dkk., 2021). Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan data dan meningkatkan kinerja klasifikasi dengan membagi sinyal EEG menjadi beberapa segmen tanpa tumpang tindih, lalu mengubahnya menjadi citra spektrum menggunakan transformasi *Short-Time Fourier Transform* (STFT). Citra spektrum ini kemudian digunakan sebagai masukan untuk CNN dalam proses pelatihan dan pengujian. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat mencapai akurasi dengan rata-rata sangat baik pada berbagai skenario dataset dan lebih tinggi dibandingkan dengan metode lain yang menggunakan pendekatan konvensional.

Sejalan dengan pendekatan berbasis *deep learning*, penelitian sebelumnya juga menggunakan model *deep learning* untuk meningkatkan akurasi deteksi kejang epilepsi (Beeraka dkk., 2022). Penelitian ini lebih berfokus pada pemanfaatan STFT untuk analisis waktu-frekuensi sinyal EEG yang bersifat non-stasioner dan dinamis. Setelah melakukan ekstraksi fitur sub-band, penelitian ini

menerapkan dua model *deep learning*, yaitu CNN dan Bi-LSTM untuk mengklasifikasikan sinyal EEG. Berdasarkan dataset yang digunakan, model CNN dan Bi-LSTM masing-masing mencapai akurasi rata-rata cukup baik dalam mendeteksi kejang.

Selanjutnya penelitian yang berfokus pada eksplorasi penggunaan transformasi STFT dalam analisis sinyal EEG untuk mendeteksi kejang epilepsi disajikan dalam Tabel 2.1 (Ramos-Aguilar dkk., 2019). Penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan parameter STFT seperti jenis jendela, panjang jendela, dan tingkat *overlapping*, karena parameter-parameter ini sangat mempengaruhi kualitas resolusi spektrum yang dihasilkan. Penelitian ini menunjukkan bahwa variasi parameter STFT mengubah tampilan spektral sinyal EEG, sehingga berdampak pada keakuratan ekstraksi fitur dan hasil klasifikasi. Hasil dari percobaan ini Tabel 2.1 menunjukkan bahwa jendela *Gaussian* dengan menggunakan SVM sebagai alat klasifikasi memberikan performa terbaik dengan *overlapping* 48% dalam mengimbangi resolusi waktu dan frekuensi, diikuti oleh jendela *Blackman* dan *Hanning*.

Penelitian sebelumnya mengembangkan model pembelajaran mesin berbasis CNN untuk membedakan kejang epilepsi dengan kejang non-epilepsi psikogenik melalui analisis gambar plot EEG (Fussner dkk., 2024). Studi ini menggunakan pendekatan alternatif dari metode yang umumnya berfokus pada analisis sinyal mentah, dengan tujuan untuk meniru proses peninjauan visual yang dilakukan oleh ahli *epileptologi*. Dengan menggunakan model MobileNetV2 dan teknik transfer *learning*, model ini dilatih menggunakan 5359 gambar plot EEG dari

dua *Epilepsy Monitoring Unit* (EMU) yang berbeda. Tabel 2.1 terkait hasil penelitian menunjukkan akurasi cukup baik pada data latih dan uji dengan *Area Under the Curve* (AUC) masing-masing sebesar 0,92 dan 0,94. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN tidak hanya efektif dalam menganalisis pola visual EEG, tetapi juga mampu bekerja dengan baik meskipun menggunakan perangkat lunak visualisasi EEG yang digunakan.

Penelitian lain mengusulkan metode prediksi kejang epilepsi berbasis *Mean Amplitude Spectrum* (MAS) dari sinyal EEG dengan menggunakan CNN dan SVM (Hu dkk., 2019). Pendekatan ini memanfaatkan spektrum amplitudo rata-rata untuk menggambarkan karakteristik EEG, yang kemudian diolah melalui CNN untuk mengekstraksi fitur, diikuti oleh SVM untuk klasifikasi keadaan epilepsi. Dalam penelitian ini, sinyal EEG dibagi menjadi beberapa sub-interval *pre-ictal*, yang memungkinkan algoritma memprediksi seberapa dekat kejang epilepsi akan terjadi. Dengan pembagian interval *pre-ictal* menjadi beberapa bagian pada data EEG, berdasarkan Tabel 2.1 metode ini mencapai akurasi klasifikasi yang baik.

Penelitian sebelumnya mengembangkan pendekatan untuk mendeteksi epilepsi menggunakan model *deep learning* berbasis transfer *learning*, yakni *MobileNet*, *GoogleNet*, dan *Inception ResNet*, dengan input berupa citra spektogram dari sinyal EEG(Edderbali dkk., 2024). Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan sinyal otak normal dan epilepsi secara otomatis menggunakan citra spektogram yang dihasilkan dari *file* EEG EDF (*European* Data Format). Dalam studi ini, peneliti mengevaluasi efektivitas berbagai model transfer *learning* yang digabungkan dengan tujuh jenis pengklasifikasi, termasuk SVM,

KNN, dan *Discriminant*. Dari hasil pengujian, kombinasi *MobileNet* dengan SVM memberikan hasil terbaik dengan *precision* 97.18% dan F1-score 96.50%.

Penelitian sebelumnya mengusulkan sistem deteksi kejang epilepsi menggunakan sinyal EEG dari kulit kepala berbasis model *hybrid* CNN-SVM (Saidi dkk., 2021). Metode ini memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan ekstraksi fitur otomatis dari sinyal EEG, diikuti oleh *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi kejang epilepsi. Sebelum ekstraksi fitur, sinyal EEG diolah menjadi bentuk matriks 2D melalui *Short-Time Fourier Transform* (STFT), yang memungkinkan CNN mengekstrak fitur dalam domain waktu dan frekuensi. Hasil pengujian pada Tabel 2.1 menunjukkan bahwa model *hybrid* CNN-SVM memberikan akurasi deteksi kejang yang cukup tinggi dengan peningkatan yang signifikan dalam sensitivitas dan *Area Under Curve* (AUC).

Penelitian sebelumnya mengusulkan metode sederhana namun akurat untuk mendeteksi epilepsi dari sinyal EEG dengan menggunakan kombinasi antara *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan dua fitur baru, yaitu *Local Binary Pattern Transition Histogram* (LBPTH) dan *Local Binary Pattern Mean Absolute Deviation* (LBPMAD) (Yazid dkk., 2021). Pendekatan ini bertujuan untuk menyederhanakan ekstraksi fitur dengan meminimalkan ukuran vektor fitur hingga hanya berjumlah 18 fitur per sinyal. Metode ini mampu mencapai akurasi yang sangat baik dalam klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan k-*Nearest Neighbor* (KNN), baik untuk mendeteksi *iktal* epilepsi terhadap sinyal non-*iktal* secara individual maupun kombinasi. Salah satu kekuatan

utama dari metode ini adalah kemampuannya untuk bekerja dengan sinyal masukan pendek (hanya 512 titik data) tanpa mengorbankan tingkat akurasi yang tinggi.

Penelitian sebelumnya juga berfokus pada prediksi kejang epilepsi menggunakan teknik SVM dan regularisasi (Rafid Ahmad dkk., 2020). Metode ini menggunakan dataset yang terdiri dari rekaman EEG dari pasien anak-anak yang mengalami epilepsi *intractable*. Penelitian ini mengklasifikasikan sinyal EEG ke dalam periode *preictal*/*ictal* dan *interictal* dengan memanfaatkan tiga fitur utama yaitu sudut fase, amplitudo, dan kerapatan spektral daya yang diekstraksi melalui *Fast Fourier Transform* (FFT). Dalam proses klasifikasinya, SVM dipilih karena kemampuannya menangani sinyal EEG yang tidak stasioner. Regularisasi dilakukan melalui teknik jendela (*windowing*) untuk mengurangi pengaruh artefak yang dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu mencapai akurasi tinggi dengan rata-rata waktu prediksi awal sekitar 25 menit sebelum terjadinya kejang. Namun, tingkat *False Alarm Rate* (FAR) yang diperoleh sebesar 0,46 per jam menunjukkan bahwa metode ini masih memiliki tingkat FAR yang relatif tinggi dibandingkan beberapa studi lainnya.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

| No. | Peneliti | Metode | Dataset | Hasil | Perbedaan |
|---|---|---|---|---|---|
| 1. | (Santoso dkk., 2021) | *Short-Time Fourier Transform* (STFT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) | EEG *Bonn University* | Rata-rata akurasi: 99.4 – 100% | Penambahan metode SVM |
| 2. | (Beeraka dkk., 2022) | STFT dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) | EEG *Bonn University* | Rata-rata akurasi: 93.9% dan 97.2% | Penambahan metode SVM |
| 3. | (Ramos-Aguilar dkk., 2019) | STFT dan SVM | EEG *Bonn University* | Akurasi: 99% pada *subset* A dan E dataset (200 data) | Menggunakan semua subset dataset |
| | | | | | Penambahan metode CNN |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 4. | (Fussner dkk., 2024) | CNN dengan transfer learning MobileNetV2 | EMU *academic medical centers* di Houston | Akurasi: 87.3% menggunakan data dari 2 *site* | Menggunakan EEG *Bonn University* |
| | | | | | Penambahan metode STFT dan SVM |
| 5. | (Hu dkk., 2019) | *Fast Fourier Transform* (FFT), *Mean Amplitude Spectrum* (MAS), CNN, dan SVM | CHB-MIT EEG | Akurasi: 86.25% untuk dataset pada 23 pasien | Menggunakan EEG *Bonn University* |
| | | | | | Menggunakan single-channel EEG |
| | | | | | Penggunaan metode STFT |
| 6. | (Edderbali dkk., 2024) | SVM dan MobileNetV2 | EMU *American University of Beirut* | Akurasi: 96.53% menggunakan 280 gambar spektogram | Menggunakan EEG *Bonn University* |
| | | | | | Penambahan metode STFT |
| | | | | | Penggunaan CNN tanpa transfer learning |
| 7. | (Saidi dkk., 2021) | STFT, CNN, dan SVM | CHB-MIT EEG | Akurasi: 90% menggunakan data dari 7 pasien | Menggunakan EEG *Bonn University* |
| | | | | | Menggunakan single-channel EEG |
| | | | | | Penambahan 1 layer convolution |
| | | | | | Penggunaan kernel RBFpada SVM |
| 8. | (Yazid dkk., 2021) | DWT, *Local Binary Pattern Transition Histogram* (LBPTH), *Local Binary Pattern Mean Absolute Deviation* (LBPMAD), dan SVM | EEG Bonn University | Akurasi: 99.6% menggunakan 7 kelompok gabungan pada *subset* dari dataset | Penggunaan metode STFT |
| | | | | | Penambahan metode CNN |
| | | | | | Pengelompokan subset menjadi 6 kelompok |
| 9. | (Rafid Ahmad dkk., 2020) | *Fast Fourier Transform* (FFT) dan SVM | CHB-MIT *Scalp* EEG *Database* | Akurasi: 100% menggunakan data dari 10 pasien | Penggunaan metode STFT |
| | | | | | Penambahan metode CNN |
| | | | | | Menggunakan single-channel EEG |

## 2.2 Epilepsi dan Sinyal EEG

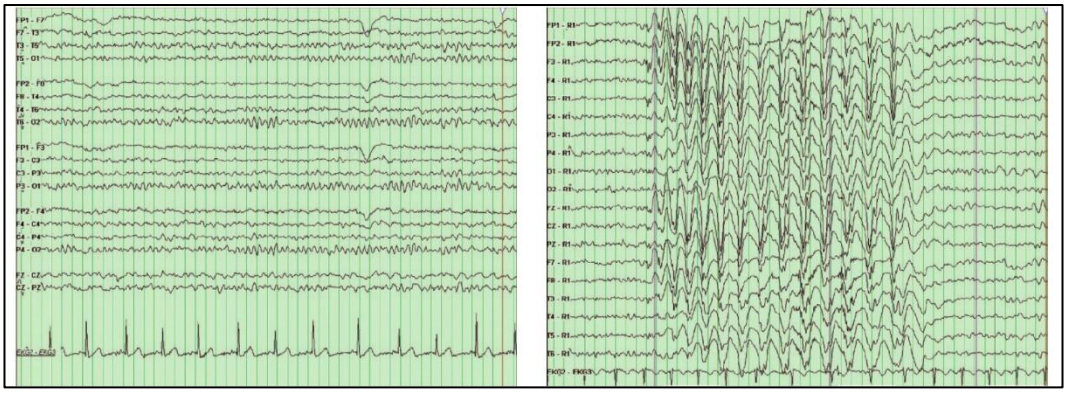
### 2.2.1 Definisi Epilepsi

Epilepsi adalah gangguan otak yang ditandai oleh kecenderungan berulang untuk memicu kejang, serta menimbulkan efek pada aspek neurobiologis, kognitif, psikologis, dan sosial (Fisher dkk., 2005). Kejang epilepsi ini terjadi akibat gangguan pada sistem elektrofisiologis otak, yang mengakibatkan pelepasan listrik secara mendadak dan berlebihan pada sekelompok neuron di korteks serebral (Acharya dkk., 2013). Epilepsi dapat berkembang secara bertahap, dengan gejala dan kejang yang bervariasi tergantung pada bagian otak yang terkena. Pada tahap awal, kejang mungkin terjadi dalam bentuk ringan, seperti kehilangan kesadaran singkat atau sensasi aneh, sebelum berkembang menjadi kejang yang lebih serius.

Salah satu faktor risiko utama yang dapat menyebabkan seseorang menderita epilepsi adalah gangguan pada struktur otak. Gangguan ini dapat disebabkan oleh cedera otak traumatis, stroke, tumor otak, atau infeksi seperti meningitis. Selain faktor utama, beberapa kondisi lain juga dapat meningkatkan risiko epilepsi. Misalnya, kelainan perkembangan otak seperti *cerebral palsy* dan kelainan metabolisme bawaan. Gaya hidup yang tidak sehat, seperti konsumsi alkohol berlebihan, kurang tidur, dan stres, juga dapat memicu timbulnya kejang pada individu yang rentan. Pencegahan cedera kepala dengan penggunaan helm saat bersepeda atau berkendara dapat mengurangi risiko cedera otak yang dapat menyebabkan epilepsi. Menghindari konsumsi alkohol secara berlebihan, menjaga kesehatan mental, dan memastikan lingkungan yang aman untuk mencegah cedera juga dapat membantu.

### 2.2.2 *Electroencephalography* (EEG)

*Electroencephalography* adalah teknik yang digunakan untuk merekam aktivitas listrik di otak. Alat ini terdiri dari sejumlah elektroda yang dipasang di kulit kepala pasien untuk mendeteksi sinyal listrik yang dihasilkan oleh aktivitas neuron. Rekaman EEG menghasilkan pola gelombang otak yang dapat dianalisis untuk berbagai tujuan klinis, termasuk diagnosis epilepsi. EEG memiliki peran penting dalam mendeteksi dan mendiagnosis epilepsi karena epilepsi ditandai oleh aktivitas listrik abnormal pada otak. Pada Gambar 2.1 terlihat bahwa pola gelombang otak yang ditangkap oleh EEG pada penderita epilepsi berbeda dari aktivitas otak normal dan dapat memberikan informasi mengenai jenis kejang serta lokasi asal aktivitas epileptik dalam otak.



Gambar 2.1 Hasil rekaman EEG aktivitas otak normal (kiri) dan aktivitas epileptik (kanan) (Major & Thiele, 2007)

Selain untuk diagnosis, EEG juga dapat digunakan untuk memantau perkembangan pasien dan mengevaluasi efektivitas pengobatan, terutama dalam menilai respons pasien terhadap terapi antiepilepsi. Dalam diagnosis epilepsi, dokter biasanya akan meminta pasien untuk menjalani rekaman EEG selama periode waktu tertentu, termasuk saat terjaga maupun tidur, karena beberapa

aktivitas epileptik lebih mudah terdeteksi pada kondisi tertentu. Pemeriksaan ini juga dapat diulang secara berkala untuk memantau perubahan pola gelombang otak dari waktu ke waktu. Selain itu, tes provokasi, seperti hiperventilasi atau rangsangan cahaya (fotostimulasi), sering digunakan selama pemeriksaan EEG untuk memicu respons epileptik dan membantu diagnosis. Metode ini sangat berguna untuk mendeteksi aktivitas epileptik yang tidak muncul pada rekaman EEG standar, sehingga meningkatkan akurasi diagnosis.

## 2.3 *Short Time Fourier Transform* (STFT)

*Short Time Fourier Transform* (STFT) adalah salah satu metode analisis sinyal yang dapat mengambil sinyal dalam domain waktu-frekuensi menggunakan spektogram (Alalayah dkk., 2023). STFT merupakan pengembangan dari *Fourier Transform* (FT) yang hanya mampu menggambarkan sinyal dalam domain frekuensi, tanpa memberikan informasi tentang bagaimana frekuensi tersebut berubah seiring waktu. STFT memperbaiki keterbatasan ini dengan menggunakan jendela waktu pendek untuk melakukan transformasi *Fourier* secara lokal pada interval waktu tertentu, sehingga memungkinkan analisis perubahan frekuensi sepanjang waktu. Dalam STFT, sinyal waktu dibagi menjadi segmen-segmen kecil yang tumpang tindih, lalu pada setiap segmen, transformasi *Fourier* dihitung untuk memperoleh representasi frekuensi sinyal pada interval waktu tersebut. Proses ini menghasilkan spektogram yang menunjukkan intensitas frekuensi pada setiap interval waktu untuk mengamati perubahan spektrum frekuensi sinyal seiring waktu. Pemilihan fungsi jendela dan panjang jendela merupakan faktor penting dalam STFT (Beeraka dkk., 2022). Jendela yang pendek akan memberikan resolusi

waktu yang baik tetapi resolusi frekuensi yang rendah, sedangkan jendela yang lebih panjang memberikan resolusi frekuensi yang baik tetapi mengurangi resolusi waktu. Oleh karena itu, dalam aplikasi deteksi epilepsi, panjang jendela harus dipilih dengan hati-hati untuk menangkap pola frekuensi dari sinyal EEG yang berubah dengan cepat selama aktivitas epileptik.

## 2.4 *Convolutional Neural Network* (CNN)

*Convolutional Neural Network* adalah salah satu arsitektur *deep learning* yang digunakan secara luas untuk tugas-tugas klasifikasi citra, termasuk dalam bidang analisis sinyal EEG (Santoso dkk., 2021). CNN pada penelitian ini dirancang untuk mengotomatisasi ekstraksi fitur dari input berbentuk citra, seperti spektogram yang dihasilkan dari sinyal EEG (Saidi dkk., 2021). Keunggulan CNN dalam mendeteksi pola lokal dari citra spektrum (Ramos-Aguilar dkk., 2019) membuatnya sangat efektif dalam ekstraksi fitur untuk tugas klasifikasi sinyal EEG. CNN bekerja dengan memanfaatkan lapisan konvolusi untuk mengekstraksi pola-pola penting dari data input berupa gambar (citra spektrum). Arsitektur CNN umumnya terdiri dari beberapa lapisan dasar seperti lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan fully connected (Türk & Özerdem, 2019). Berikut penjelasan mengenai lapisan-lapisan dasar pada CNN:

1. Lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*)

   Lapisan konvolusi adalah inti dari CNN yang bertugas mengekstraksi fitur dari data input. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa lapisan konvolusi pada CNN menggunakan kernel dengan ukuran tertentu untuk mengekstraksi fitur spasial dari scalogram EEG (Türk & Özerdem, 2019). Setelah konvolusi dilakukan,

hasilnya adalah peta fitur yang menunjukkan adanya pola-pola penting yang berhasil terdeteksi dalam data.

2. Lapisan *Pooling* (*Pooling Layer*)

   Lapisan *pooling* melakukan *down-sampling* dengan cara mengambil nilai maksimum (*max pooling*) atau rata-rata (*average pooling*) dari setiap wilayah dalam peta fitur. *Max pooling* digunakan untuk mengambil nilai tertinggi dari masing-masing wilayah, yang berarti hanya fitur yang paling dominan yang dipertahankan (Türk & Özerdem, 2019). Proses ini sangat penting untuk menjaga struktur spasial dasar dari data dan mencegah model mengalami *overfitting*.

3. Lapisan *Fully Connected* (*Fully Connected Layer*)

   Pada tahap akhir, lapisan *fully connected* menghasilkan output akhir berupa prediksi kelas dengan menggunakan aktivasi non-linear seperti *softmax* untuk menghasilkan probabilitas. Lapisan *fully connected* di CNN mereka bekerja mirip dengan jaringan saraf tiruan biasa (ANN), dimana neuron-neuron menghitung dan menggabungkan fitur yang dihasilkan sebelumnya untuk membuat keputusan klasifikasi yang optimal (Türk & Özerdem, 2019).

## 2.5 *Support Vector Machine* (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu metode pembelajaran mesin yang andal untuk tugas klasifikasi data (Shamsudin dkk., 2023). SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan data menjadi beberapa kelas dengan margin maksimum. Dalam konteks klasifikasi biner, seperti membedakan antara sinyal EEG normal dan sinyal epileptik, SVM berusaha

menemukan garis atau bidang (*hyperplane*) yang dapat memisahkan data dari kedua kelas dengan akurasi setinggi mungkin. SVM menggunakan konsep margin untuk melakukan pemisahan. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dan data titik terdekat dari kedua kelas. Tujuan utama SVM adalah memaksimalkan margin ini, sehingga pemisahan antara dua kelas menjadi lebih jelas dan dapat mengurangi kemungkinan kesalahan klasifikasi. Data titik yang berada tepat pada batas margin ini disebut sebagai *support vectors*, karena titik-titik inilah yang menentukan posisi dan orientasi *hyperplane*. Dalam ruang dua dimensi, SVM mencoba menemukan garis lurus yang memisahkan titik data dari dua kelas. Namun, dalam kasus yang lebih kompleks dimana data tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM menggunakan *kernel* untuk memetakan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi dimana pemisahan dapat dilakukan. Fungsi *kernel* yang umum digunakan meliputi (Hafshejani & Moberfard, 2023):

1. *Gaussian Kernel*

   Memetakan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi, sehingga memungkinkan pemisahan data yang tidak linier. *Kernel* ini sangat efektif untuk data dengan distribusi kompleks, seperti sinyal EEG. *Gaussian kernel* juga dikenal sebagai *Radial Basis Function* (RBF) *kernel* dan sering digunakan karena kemampuannya dalam menangani pola yang sulit dipisahkan secara linier.

2. *Polynomial Kernel*

   Memungkinkan pemisahan non-linear dengan derajat polinomial tertentu. Kernel ini sering digunakan ketika hubungan antar fitur bersifat polinomial dan

memungkinkan untuk menangkap interaksi yang lebih kompleks antara fitur-fitur dalam dataset.

3. *Trigonometric Kernel*

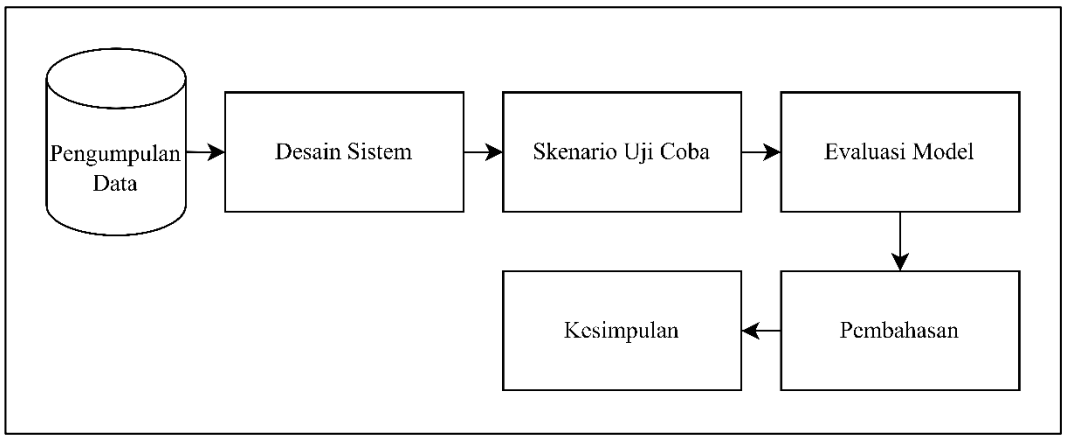
   Menggunakan fungsi trigonometri untuk memetakan data ke dalam ruang yang berbeda. *Kernel* ini dapat menangkap pola yang kompleks dan periodik dalam data. *Trigonometric kernel* dapat menjadi alternatif yang efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama ketika pola dalam dataset memiliki sifat periodik atau osilasi tertentu.

# BAB III

# DESAIN DAN IMPLEMENTASI

## 3.1 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian yang diusulkan pada penelitian ini bertujuan untuk memberi gambaran terkait alur penelitian yang akan dilakukan. Tahap awal akan dimulai dengan pengumpulan data. Selanjutnya dalam desain sistem, sinyal EEG akan melalui beberapa tahap penelitian sehingga dapat diklasifikasikan ke dalam kategori epilepsi dan non-epilepsi. Tahap skenario uji coba dan evaluasi model juga akan dilakukan untuk memaksimalkan hasil dari penelitian ini. Prosedur penelitian yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 3.1




Gambar 3.1 Prosedur Penelitian

## 3.2 Pengumpulan Data

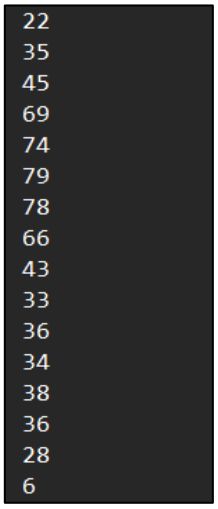
Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengambilan data EEG. Data EEG yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari *database Bonn University* yang terdiri atas 500 data (Andrzejak dkk., 2001). Dataset tersebut dibagi atas 5 set dan tiap set terdiri atas 100 *single-channel* sinyal EEG yang direkam dalam durasi

waktu 23.6 detik. Kelima set tersebut tersimpan dalam folder dengan nama Z, O, N, F, dan S. Namun, untuk memudahkan penyebutan tiap set selanjutnya akan disebut secara berurut sebagai A, B, C, D, dan, E.

Tabel 3.1 Keterangan Sub Dataset

| No. | Sub Dataset | Label | Keterangan |
|---|---|---|---|
| 1. | A | Sehat | Mata terbuka |
| 2. | B | Sehat | Mata terbuka |
| 3. | C | Penderita epilepsi | Bebas Kejang dan area non-epileptogenik |
| 4. | D | Penderita epilepsi | Bebas Kejang dan area epileptogenik |
| 5. | E | Penderita epilepsi | Sedang mengalami kejang |

Berdasarkan Tabel 3.1, data pada Set A dan B mewakili sinyal EEG dari sukarelawan sehat yang diambil dalam keadaan mata relawan terbuka (Set A) dan tertutup (Set B). Sementara Data pada Set C, D, dan E merupakan sinyal dari pasien penderita epilepsi yang diambil ketika pasien bebas kejang(Set C dan D) dan pada saat mengalami kejang(Set E). Data pada Set C diambil pada area otak yang bukan penghasil kejang (non-epileptogenik), sedangkan data pada Set D diambil pada area otak yang menghasilkan kejang (epileptogenik) (Tran dkk., 2022). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah keseluruhan data yang akan dikelompokkan menjadi 2 kategori kelas, yaitu epilepsi dan non-epilepsi. Contoh potongan data dari salah satu *single-channel* EEG dapat dilihat pada Gambar 3.2.

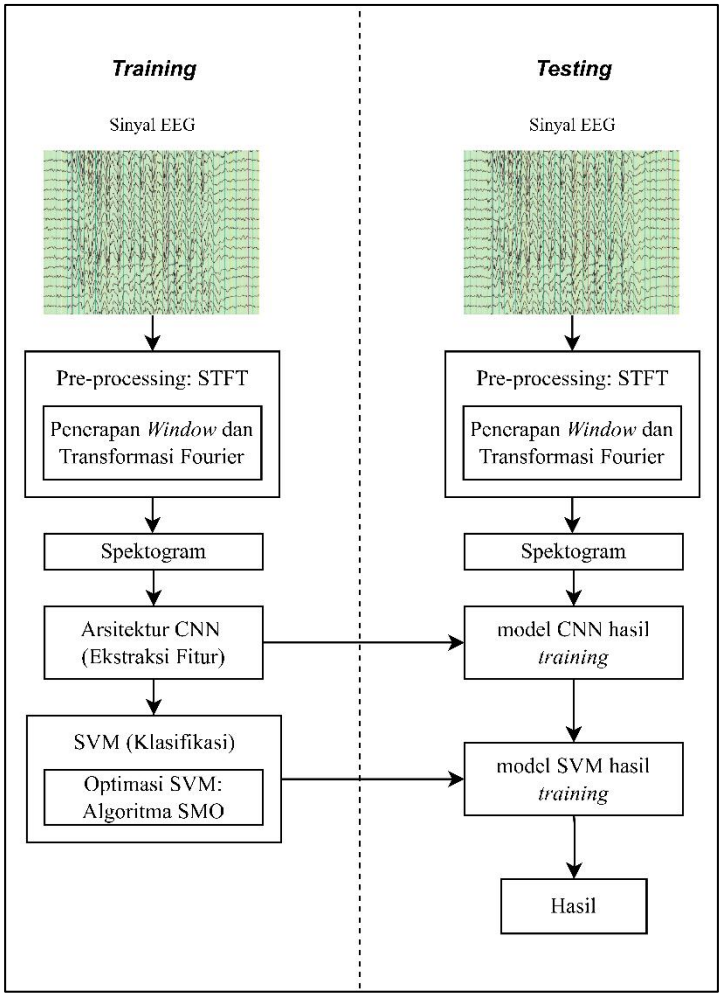



Gambar 3.2 Potongan data EEG *Bonn University*

### 3.3 Desain Sistem

Pada desain sistem yang diusulkan dalam penelitian ini, model hybrid *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) diimplementasikan terhadap input spektogram hasil dari STFT untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sinyal EEG ke dalam dua kategori, yaitu epilepsi dan non-epilepsi. STFT pada penelitian ini digunakan untuk mengubah data sinyal EEG menjadi bentuk citra spektogram. STFT dapat mengambil informasi frekuensi dari sinyal EEG (Santoso dkk., 2021). Sementara itu, SVM dalam hal klasifikasi cukup unggul dalam mengatasi dataset yang kecil dengan baik (Rafid Ahmad dkk., 2020). Performa model SVM sendiri masih memiliki keterbatasan sehingga membutuhkan model yang lebih canggih seperti CNN. Proses implementasi model *hybrid* CNN dan SVM ini mencakup beberapa langkah utama: input citra spektogram(STFT), model CNN sebagai alat ekstraksi fitur, serta penyusunan SVM sebagai alat klasifikasi. Proses pada sistem dalam penelitian ini akan dilakukan dalam dua tahap yaitu *training* dan *testing.* Model CNN dan SVM yang dilatih pada tahap *training*

selanjutnya akan disimpan untuk digunakan pada tahap *testing.* Pada proses *training* SVM, dilakukan pencarian nilai bobot terbaik menggunakan optimasi *Sequential Minimal Optimization* (SMO). Desain sistem yang di usulkan untuk penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3.




Gambar 3.3 Desain sistem *training hybrid* CNN-SVM menggunakan input citra STFT

### 3.3.1 Pra-pemrosesan Sinyal menggunakan STFT

Pada tahap ini, sinyal EEG diubah menjadi representasi domain waktu-frekuensi menggunakan *Short Time Fourier Transform* (STFT). STFT akan menghasilkan spektogram yang menunjukkan perubahan frekuensi sinyal dari

waktu ke waktu. Transformasi ini memungkinkan sistem untuk menangkap pola frekuensi yang khas dari aktivitas epileptik dan non-epileptik. Selain itu, potensi STFT yang cukup baik dalam membantu model memprediksi kejang menjadi dasar penggunaan metode STFT dalam penelitian ini (Beeraka dkk., 2022; Santoso dkk., 2021). Hasil STFT berupa citra spektogram kemudian akan menjadi input untuk proses selanjutnya dalam CNN. Alur STFT yang diimplementasikan dalam sistem deteksi epilepsi dapat dilihat pada gambar 3.3.

Proses STFT dalam sistem ini dimulai dari proses input sinyal EEG yang masih berupa angka. Setelah itu, pada sinyal tersebut diterapkan fungsi jendela seperti jendela *Blackman* untuk membatasi sinyal pada interval waktu tertentu, mengurangi efek kebocoran frekuensi, dan menjaga keakuratan hasil analisis. Selanjutnya, pada setiap sinyal yang telah melalui proses jendela, diterapkan *Transformasi Fourier* untuk menguraikan sinyal ke dalam komponen frekuensinya. Pada penelitian ini, STFT akan menggunakan *library* SciPy karena memiliki modul *scipy.signal*. modul tersebut mengandung banyak fungsi berguna yang relevan dengan analisis sinyal dan sistem (Lovejoy & Wickert, 2015). Hasil dari *Transformasi Fourier* pada tiap sinyal ini kemudian digabungkan untuk membentuk sebuah spektogram, yaitu representasi dua dimensi yang menunjukkan intensitas dari setiap frekuensi sebagai fungsi waktu. Spektogram ini menjadi visualisasi waktu-frekuensi yang memungkinkan analisis lebih lanjut pada pola frekuensi sinyal EEG seiring waktu. Spektogram ini selanjutnya akan memberikan gambaran visual tentang distribusi frekuensi sepanjang waktu dan menjadi input untuk *Convolutional Neural Network* (CNN) pada tahapan berikutnya. Contoh

spektogram dari sinyal EEG dalam kondisi epilepsi dan non-epilepsi dapat terlihat berbeda dalam pola frekuensi, yang akan membantu CNN mengidentifikasi karakteristik unik dari masing-masing kondisi. STFT menguraikan sinyal waktu kontinu $x(t)$ menjadi komponen-komponen frekuensinya pada jendela waktu tertentu. Rumus umum dari STFT untuk suatu sinyal $x(t)$ dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.1:

$$STFT(v,u) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t-u)e^{-jvt}dt) \quad (3.1)$$

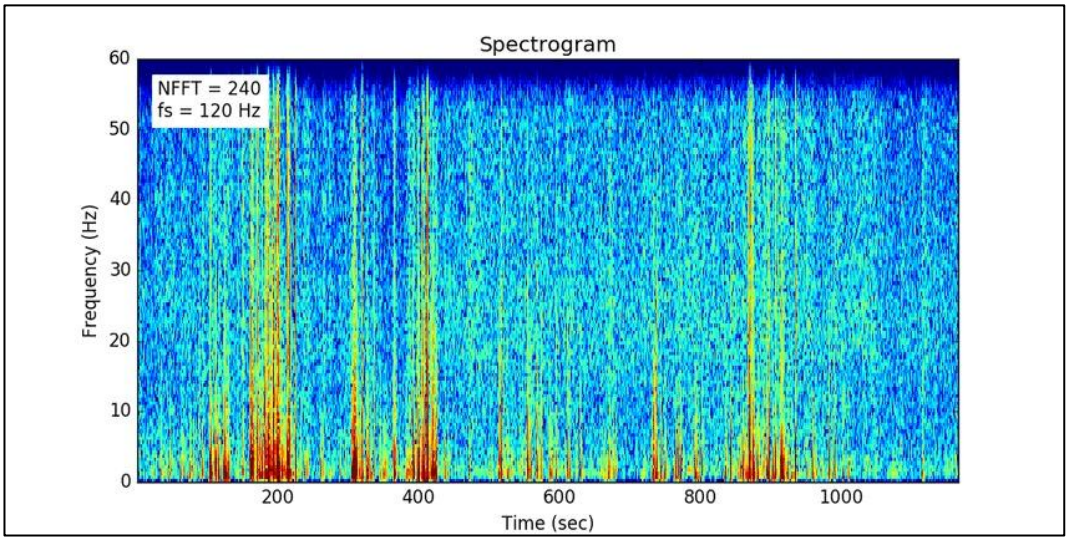
Keterangan:
$STFT(v,u)$ = representasi STFT dari sinyal $x(t)$ dalam domain waktu-frekuensi.
$w(t-u)$ = fungsi jendela yang menentukan interval waktu yang akan dianalisis.
$e^{-jvt}$ = kernel Transformasi *Fourier*.
$u$ = waktu pusat jendela analisis.
$v$ = frekuensi angular ($v = 2\pi f$).
$t$ = variabel waktu.

Pemilihan fungsi jendela $w(t)$ sangat penting karena akan memengaruhi resolusi waktu-frekuensi dari hasil STFT. Jendela yang lebih pendek memberikan resolusi waktu yang tinggi namun resolusi frekuensi yang rendah. Sebaliknya, jendela yang lebih panjang menghasilkan resolusi frekuensi yang tinggi, tetapi mengorbankan resolusi waktu. Dalam penelitian ini, pemilihan fungsi jendela *Blackman* diharapkan mampu menangkap pola frekuensi EEG yang signifikan terkait aktivitas epileptik.

### 3.3.2 Spektogram

Spektogram adalah representasi visual dari spektrum frekuensi suatu sinyal yang berubah seiring waktu. Dalam konteks penelitian ini, spektogram digunakan untuk menggambarkan distribusi frekuensi sinyal EEG dalam domain waktu-

frekuensi. Proses ini sangat penting karena sinyal EEG bersifat non-stasioner, yang berarti pola frekuensinya dapat berubah-ubah dalam periode waktu tertentu. Dengan menggunakan spektogram, informasi tentang pola perubahan frekuensi dalam sinyal EEG dapat divisualisasikan dengan lebih jelas, sehingga memudahkan proses analisis dan deteksi pola epileptik. Gambar 3.4 menunjukkan contoh spektogram yang dihasilkan dari sinyal EEG, dimana sumbu horizontal mewakili waktu, sumbu vertikal menunjukkan frekuensi, dan intensitas warna mencerminkan kekuatan sinyal pada frekuensi tertentu.



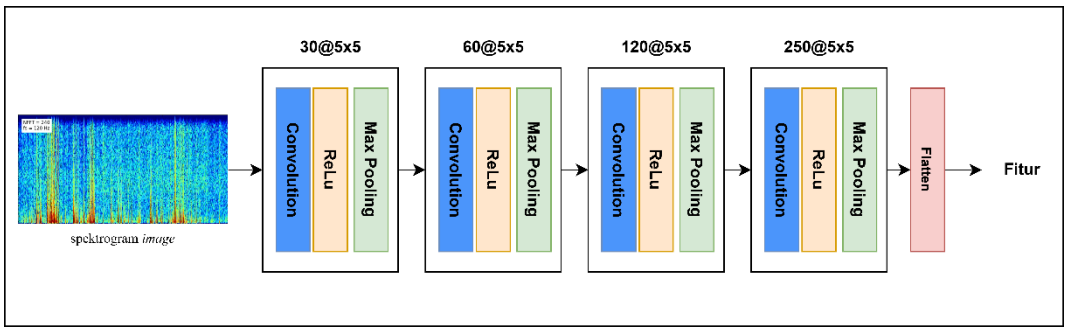

Gambar 3.4 Spektogram EEG (Bai & Fuglerud, 2018)

Spektogram pada penelitian ini akan dihasilkan melalui penerapan *Short-Time Fourier Transform* (STFT) pada sinyal EEG. STFT membagi sinyal EEG menjadi segmen-segmen kecil dengan jendela waktu tertentu, kemudian menghitung spektrum frekuensi dari masing-masing segmen tersebut. Hasilnya adalah representasi dua dimensi yang menunjukkan intensitas frekuensi terhadap waktu dalam bentuk warna atau tingkat kecerahan tertentu. Selanjutnya, spektogram digunakan sebagai input untuk model *Convolutional Neural Network*

(CNN) dalam tahap ekstraksi fitur. Dengan memanfaatkan spektogram, CNN dapat mengidentifikasi pola spesifik yang terkait dengan aktivitas epilepsi dan non-epilepsi.

### 3.3.3 Arsitektur CNN sebagai Alat Ekstraksi Fitur

CNN yang digunakan dalam penelitian ini merupakan CNN sederhana yang didesain khusus sebagai ekstraksi fitur dengan beberapa lapisan konvolusi untuk menangkap pola frekuensi yang muncul pada citra spektogram hasil transformasi STFT. Hasil dari CNN ini akan berupa vektor fitur dari setiap citra spektogram yang akan menjadi input bagi tahap klasifikasi pada SVM. Arsitektur CNN umumnya terdiri atas tiga lapisan konvolusi utama, yang diikuti oleh lapisan *pooling* dan lapisan *fully connected*. Setiap lapisan konvolusi menggunakan filter dengan ukuran yang diatur untuk mengekstraksi pola visual dari data input spektogram. Pada penelitian ini diusulkan CNN dengan 4 lapisan konvolusi yang bertujuan untuk mengekstraksi pola-pola yang relevan pada berbagai tingkat kedalaman dari citra spektogram yang dapat dilihat pada Gambar 3.5.




Gambar 3.5 Arsitektur CNN yang diusulkan

Arsitektur CNN yang diusulkan dalam penelitian ini terdiri dari empat lapisan konvolusi yang dirancang untuk mengekstraksi fitur bertingkat dari sinyal

EEG, sehingga memungkinkan identifikasi pola terkait kondisi epileptik dan non-epileptik. Lapisan pertama pada penelitian ini menggunakan 30 filter, lapisan kedua menggunakan 60 filter, lapisan ketiga menggunakan 120 filter (Santoso dkk., 2021), dan lapisan terakhir menggunakan 250 filter dengan ukuran 5x5 pada setiap filter yang berfungsi untuk menangkap fitur dasar pada citra hasil dari STFT. Setiap filter tersebut akan menggunakan fungsi aktivasi ReLU yang secara efektif mendeteksi pola awal dari sinyal EEG. Setelah proses konvolusi di tiap lapisan, diterapkan *max-pooling* dengan ukuran 4x4 untuk mengurangi dimensi spasial dan kompleksitas komputasi, sambil mempertahankan fitur yang signifikan. Selain itu, *batch normalization* juga dilakukan pada setiap lapisan untuk menstabilkan distribusi data di setiap iterasi pelatihan. Selanjutnya hasil dari konvolusi terakhir akan diubah dimensinya dari bentuk 3D menjadi bentuk 1D menggunakan *flatten*. *Flatten* ini yang kemudian akan menjadi fitur yang diinputkan ke SVM pada tahap selanjutnya.

CNN memiliki rumus dasar pada operasi konvolusi dan aktivasi yang diterapkan pada setiap lapisan untuk mengekstraksi fitur dari data input. Pada lapisan konvolusi, operasi konvolusi digunakan untuk mengaplikasikan filter atau kernel pada citra input dan menghasilkan peta fitur. Secara matematis, operasi konvolusi dapat dirumuskan menggunakan Persamaan berikut:

$$Z_{i,j,k} = \sum_{m} \sum_{n} X_{i+m,j+n} \cdot W_{m,n} + b \tag{3.2}$$

Keterangan:
$Z_{i,j,k}$ = nilai pada posisi $(i, j)$ dari peta fitur hasil konvolusi pada filter $k$.
$X_{i+m,j+n}$ = nilai input pada posisi $(i + m, j + n)$ di sekitar titik $(i, j)$.
$W_{m,n}$ = bobot filter atau kernel pada posisi $(m, n)$.
$b$ = bias yang ditambahkan ke hasil konvolusi.

Pada operasi konvolusi dalam arsitektur CNN, rumus dasar digunakan untuk mengaplikasikan filter atau kernel ke dalam citra input, yang menghasilkan peta fitur (*feature map*) pada setiap lapisan. Peta fitur ini merefleksikan pola atau fitur penting yang berhasil ditangkap oleh filter, seperti tepi, sudut, atau tekstur tertentu, yang akan membantu tahap selanjutnya dalam mengenali pola kompleks dalam data. Selanjutnya, fungsi aktivasi ReLU diterapkan pada hasil konvolusi untuk menambahkan non-linearitas. Fungsi aktivasi ReLU diberikan dengan rumus persamaan:

$$f(x) = \max(0, x) \tag{3.3}$$

Dalam arsitektur CNN, fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) digunakan untuk menambah non-linearitas ke dalam model, sehingga model dapat belajar dan merepresentasikan hubungan yang kompleks dalam data. Untuk operasi *pooling*, digunakan *max-pooling* untuk mereduksi dimensi peta fitur sambil mempertahankan informasi penting. *Max-pooling* mengambil nilai maksimum dalam jendela *pooling* tertentu, misalnya pada penelitian ini yaitu 4x4.

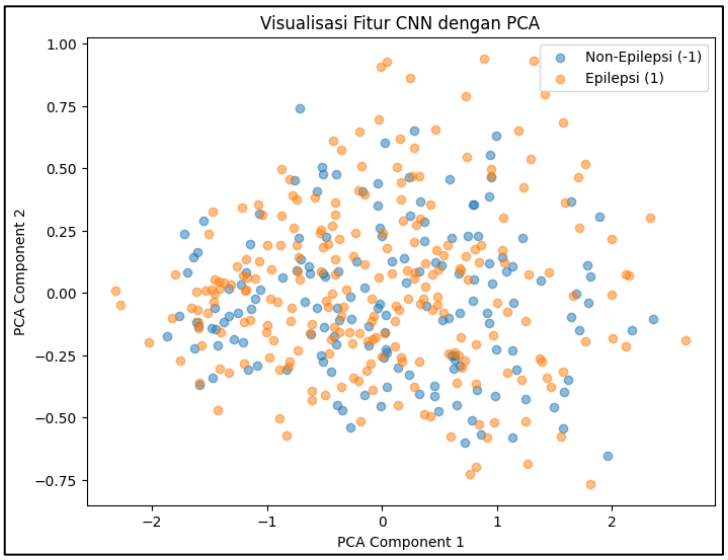
### 3.3.4 *Support Vector Machine* sebagai Alat Klasifikasi

Setelah fitur diekstraksi oleh CNN, digunakan algoritma *Sequential Minimal Optimization* (SMO) untuk mencari parameter optimal dari model SVM. SMO adalah algoritma optimasi yang secara iteratif menyelesaikan masalah pemrograman kuadratik (*Quadratic Programming*) dengan memecahnya menjadi sub-problema kecil yang melibatkan hanya dua parameter pada setiap iterasi. Proses

optimasi dalam SVM bertujuan untuk meminimalkan fungsi biaya dan menghasilkan *hyperplane* dengan margin maksimum, dengan memastikan bahwa setiap data memenuhi *constraint* yang ada. Dalam implementasi ini, SVM dilatih menggunakan fitur yang diekstraksi oleh CNN sebagai input dan menggunakan SMO sebagai optimasi dalam menentukan nilai bobot pada model. SVM dengan kernel RBF *(Radial Basis Function)* digunakan untuk meningkatkan kemampuan SVM dalam menangani fitur non-linear. Kernel RBF dipilih sebagai kernel pada penelitian ini karena memiliki performa yang baik dalam melakukan klasifikasi SVM (Yenuargo dkk., 2024). SVM bertujuan untuk menemukan *hyperplane* yang dapat memisahkan dua kelas dengan margin terbesar. Fungsi yang menggambarkan *hyperplane* dalam SVM linier dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$f(x) = \omega \cdot x + b \tag{3.4}$$

Keterangan:
$\omega$ = vektor bobot yang menentukan orientasi *hyperplane.*
$x$ = vektor input.
$b$ = bias atau *intersep* yang menentukan posisi *hyperplane.*



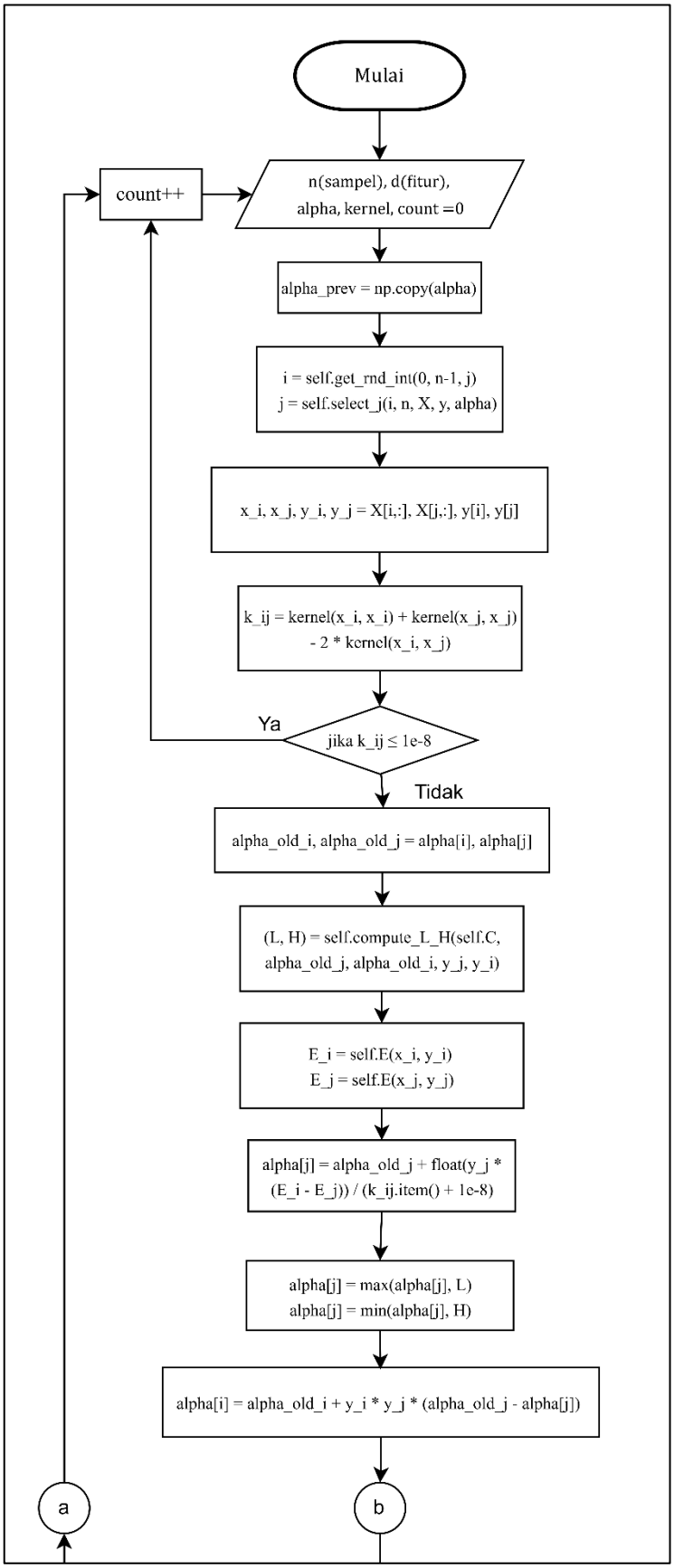

Gambar 3.6 Visualisasi reduksi fitur CNN menggunakan PCA

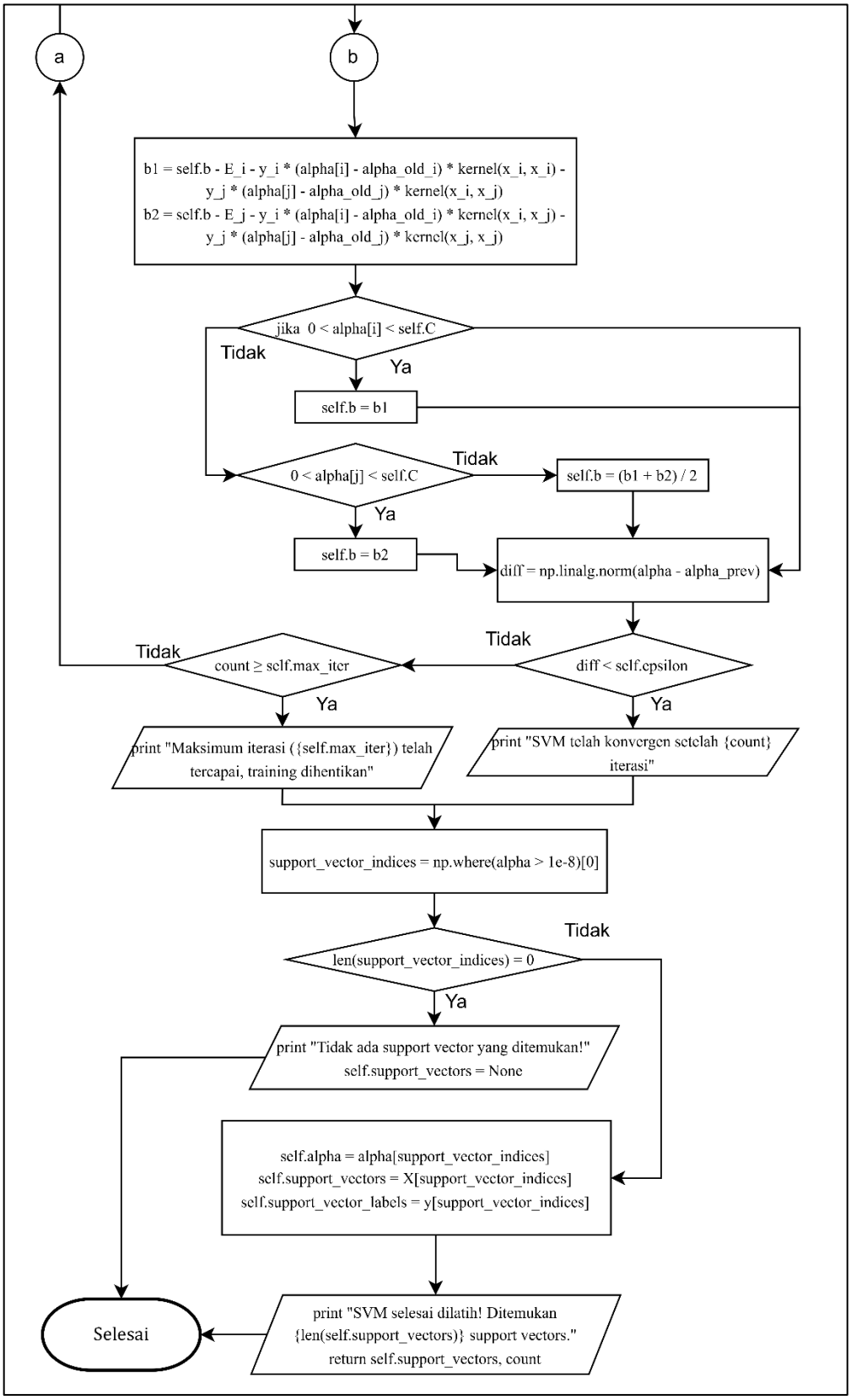
Berdasarkan Gambar 3.6, 2 fitur yang direduksi dari 9000 fitur hasil ekstraksi CNN menunjukkan bahwa data fitur tersebut merupakan data non-linear. Data tersebut tidak dapat dipisahkan secara linear, sehingga dibutuhkan penggunaan kernel *function* untuk mengubah ruang data menjadi ruang fitur yang lebih tinggi, dimana data mungkin dapat dipisahkan secara linear. Untuk penelitian ini, kernel RBF digunakan. Kernel ini memungkinkan SVM untuk memodelkan hubungan non-linear antara fitur. Rumus fungsi kernel RBF dapat dilihat pada persamaan 3.5.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \parallel x_i - x_j \parallel^2) \tag{3.5}$$

Keterangan:
$K(x_i, x_j)$ = Hasil dari fungsi kernel antara titik data $x_i$ dan $x_j$.
$\gamma$ = parameter kernel yang mengatur jarak pengaruh antara titik data.
$\parallel x_i - x_j \parallel^2$ = norma (jarak) antara dua titik data.

Pada persamaan 3.5, fungsi kernel RBF ($K(x_i, x_j)$) memungkinkan pemisahan data non-linear dengan mengukur kedekatan antara dua titik data berdasarkan jaraknya. Kernel ini efektif dalam menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear dalam ruang input, dan dengan transformasi data ke ruang fitur yang lebih tinggi, kernel RBF memungkinkan data menjadi lebih mudah dipisahkan oleh *hyperplane* di ruang fitur tersebut. Dengan menggunakan kernel RBF, SVM dapat memisahkan data yang tidak terpisah secara linear dalam ruang input dengan cara menghitung kedekatan antar titik data dalam ruang fitur yang lebih tinggi. *Flowchart* metode SVM menggunakan algoritma SMO terdapat pada Gambar 3.7.


Mulai
count++
n(sampel), d(fitur),
alpha, kernel, count =0
alpha_prev = np.copy(alpha)
i = self.get_rnd_int(0, n-1, j)
j = self.select_j(i, n, X, y, alpha)
x_i, x_j, y_i, y_j = X[i,:], X[j,:], y[i], y[j]
k_ij = kernel(x_i, x_i) + kernel(x_j, x_j)
- 2 * kernel(x_i, x_j)
Ya
jika k_ij ≤ 1e-8
Tidak
alpha_old_i, alpha_old_j = alpha[i], alpha[j]
(L, H) = self.compute_L_H(self.C,
alpha_old_j, alpha_old_i, y_j, y_i)
E_i = self.E(x_i, y_i)
E_j = self.E(x_j, y_j)
alpha[j] = alpha_old_j + float(y_j *
(E_i - E_j)) / (k_ij.item() + 1e-8)
alpha[j] = max(alpha[j], L)
alpha[j] = min(alpha[j], H)
alpha[i] = alpha_old_i + y_i * y_j * (alpha_old_j - alpha[j])
a
b




Gambar 3.7 *Flowchart* SVM menggunakan algoritma SMO

Dalam SVM, optimasi dilakukan dengan mencari nilai koefisien *Lagrange* $\propto_i$ untuk setiap data titik $x_i$, yang merupakan parameter penting dalam pembentukan *hyperplane*. Fungsi objektif dalam SVM dengan kernel non-linier dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$\min_{\propto} \left( \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \propto_i \propto_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^{N} \propto_i \right) \tag{3.6}$$

Keterangan:
$\propto_i$ = koefisien *Lagrange* yang dioptimasi selama proses SMO.
$y_i$ dan $y_j$ = label kelas data ke-$i$ dan data ke-$j$ (Tabel 3.2).
$K(x_i, x_j)$ = fungsi kernel antara titik data $x_i$ dan $x_j$.
$N$ = jumlah data *training*.

Tabel 3.2 Pembagian label pada data

| No. | Kelas | Label Biner |
|---|---|---|
| 1. | Epilepsi | 1 |
| 2. | Non-epilepsi | -1 |

Fungsi objektif tersebut berfokus pada pengoptimalan nilai $\propto_i$, yang pada akhirnya akan digunakan untuk menghitung posisi *hyperplane* dan margin. Hasil optimasi dari SMO memberikan *support vectors* yang memiliki nilai $\propto_i > 0$, yang menentukan batas-batas dari margin pemisah. Label biner 1 dan -1 pada data digunakan karena SVM secara teoritis bekerja dengan label tersebut (Cortes & Vapnik, 1995). Selain itu, penggunaan label lain seperti 0 dan 1 tidak dapat digunakan karena tidak akan menghasilkan *support vector* karena tidak memenuhi nilai $\propto_i > 0$.

*Constraint* untuk formula 3.6 adalah bahwa nilai $\propto_i$ harus memenuhi syarat:

$$0 \leq \propto_i \leq C \tag{3.7}$$

dan

$$\sum_{i=1}^{N} \propto_i y_i = 0 \tag{3.8}$$

Keterangan:
$\propto_i$= Koefisien *Lagrange* untuk data ke-$i$.
$y_i$= Label kelas biner dari data ke-$i$.
$N$= Jumlah total data pelatihan.
$C$ = parameter regulasi yang mengontrol *trade-off* antara margin dan kesalahan klasifikasi.

Pembaruan *lagrange multiplier* $\propto_i$ dan $\propto_j$ adalah bagian penting dari algoritma SMO. *Update* ini dihitung berdasarkan kesalahan untuk setiap data, yang diambil dari perbedaan antara prediksi dan label yang sebenarnya. Persamaan untuk menghitung batas atas dan batas bawah *lagrange multiplier* terdapat pada persamaan 3.9.

$$L = \max\left(0, \propto_j - \propto_i\right), H = \min\left(C, C - \propto_i + \propto_j\right) \tag{3.9}$$

Keterangan:
$L$ = batas bawah pengali *Lagrange.*
$H$ = batas atas pengali *Lagrange.*
$\propto_j$ = pengali *Lagrange* untuk data ke-j.
$\propto_i$ = pengali *Lagrange* untuk data ke-i.
$C$ = parameter regulasi yang mengendalikan *trade-off* antara margin dan kesalahan klasifikasi.

Setelah parameter SVM dioptimasi menggunakan SMO dan model dilatih dengan fitur yang diekstraksi oleh CNN, maka selanjutnya model akan disimpan dan digunakan untuk tahap *testing*. Proses *testing* akan melalui beberapa tahap utama sesuai dengan desain sistem pada Gambar 3.3.

## 3.4 Skenario Uji Coba

Pada tahap ini, skenario uji coba dirancang untuk menguji performa sistem deteksi epilepsi berbasis *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Skenario uji coba dapat melibatkan pengujian sistem

dengan berbagai konfigurasi dan parameter untuk mengevaluasi efektivitas dan keandalannya. Rincian skenario uji coba yang diusulkan dalam penelitian ini meliputi: pengelompokan dataset dan pengujian sistem.

### 3.4.1 Pengelompokan dataset

Seperti yang telah dibahas pada subbab sebelumnya, dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas lima sub set. Dataset tersebut akan dibagi menjadi dua kategori/kelas yaitu epilepsi dan non-epilepsi. Penentuan label *confusion matrix* pada Tabel 3.3 akan menjadi dasar yang akan digunakan pada evaluasi program.

Tabel 3.3 Label *confusion matrix* pada tiap kelas

| No. | Kelas | Label |
|---|---|---|
| 1. | Epilepsi | Positif(P) |
| 2. | Non-epilepsi | Negatif(N) |

Selain itu, terdapat beberapa kombinasi yang dapat dilakukan untuk membagi kelima sub set tersebut menjadi dua kategori. Oleh karena itu, penelitian ini akan membagi dataset ke dalam 6 skenario data dengan kombinasi sub set yang berbeda seperti pada tabel 3.4 (Santoso dkk., 2021). Namun, hanya dengan membagi skenario ke dalam 2 kelas saja yaitu epilepsi dan non-epilepsi. Selain itu, proporsi data *training* dan data *testing* pada tiap skenario adalah 80:20 (Santoso dkk., 2021).

Tabel 3.4 Skenario dataset

| No. | Skenario | Jumlah Data | Total Data |
|---|---|---|---|
| 1. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 300 |
| | Epilepsi(C) | 100 | |
| 2. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 300 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | Epilepsi(D) | 100 | |
| 3. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 300 |
| | Epilepsi(E) | 100 | |
| 4. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 400 |
| | Epilepsi(C,D) | 200 | |
| 5. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 400 |
| | Epilepsi(D,E) | 200 | |
| 6. | Non Epilepsi(A,B) | 200 | 500 |
| | Epilepsi(C,D,E) | 300 | |

### 3.4.2 Pengujian Parameter Sistem

Untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam mengklasifikasikan EEG, beberapa pengujian parameter akan dilakukan. Pengujian dilakukan pada berbagai aspek, termasuk variasi pada durasi dan jenis fungsi jendela dalam proses *Short-Time Fourier Transform* (STFT), serta evaluasi performa klasifikasi menggunakan kombinasi CNN+SVM. Untuk pengujian STFT akan dilakukan berdasarkan 2 jenis pengujian, yaitu *window size* dan *window function. Window size 256* ms dan *Blackman* sebagai *window function* digunakan dalam pengujian parameter karena dapat menangani karakteristik sinyal EEG dengan baik (Santoso dkk., 2021). Pengujian SVM akan dilakukan berdasarkan kernel dengan menggunakan kernel RBF yang memiliki keunggulan dalam menangani kompleksitas hubungan non-linear antara fitur yang diekstraksi oleh CNN (Yenuargo dkk., 2024). Sementara itu, nilai uji yang digunakan pada *learning rate*, *batch size*, *epoch* dipilih berdasarkan hasil terbaik dalam penelitian yang telah dilakukan oleh (Santoso dkk., 2021). Rincian lengkap terkait parameter yang diuji dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Parameter yang diuji

| No. | Metode | Hyperparameter | Nilai Parameter |
|---|---|---|---|
| 1. | STFT | *Window size* | 256 ms |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | | *Window function* | *Blackman* |
| 2. | CNN | Jumlah *Convolution* | 4 |
| | | *Learning rate* | 0.001 |
| | | *Bacth size* | 128 |
| | | *Epoch* | 500 |
| | | Fungsi aktivasi | ReLu |
| 3. | SVM | Kernel | RBF |

### 3.5 Evaluasi Kinerja Sistem

Langkah terakhir dalam prosedur penelitian ini adalah evaluasi kinerja sistem. Evaluasi ini dilakukan dengan mengukur akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dari hasil klasifikasi untuk menentukan seberapa efektif sistem dalam mendeteksi epilepsi. Metode validasi silang atau pembagian data menjadi data latih dan data uji akan digunakan untuk memastikan bahwa hasil evaluasi kinerja akurat dan dapat diandalkan. Evaluasi kinerja sistem merupakan tahap penting untuk mengukur seberapa baik model *hybrid* CNN-SVM dalam mengklasifikasikan sinyal EEG ke dalam kategori epilepsi dan non-epilepsi. Beberapa metrik evaluasi digunakan untuk menilai performa model dalam mendeteksi kondisi epilepsi secara akurat dengan kelas epilepsi sebagai positif dan kelas non-epilepsi sebagai negatif. Metrik-metrik yang digunakan dalam penelitian ini meliputi akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *precision*.

1. Akurasi

   Akurasi adalah ukuran atau persentase seberapa banyak prediksi yang benar dari model terhadap keseluruhan data *testing* epilepsi (Syahranita dkk., 2023). Akurasi dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3.11}$$

Berdasarkan Tabel 3.3 *True Positive* (TP) mengacu pada jumlah sampel epilepsi yang benar-benar terdeteksi sebagai epilepsi oleh model. *True Negative* (TN) adalah jumlah sampel non-epilepsi yang benar-benar terdeteksi sebagai non-epilepsi. Di sisi lain, *False Positive* (FP) menunjukkan jumlah sampel non-epilepsi yang salah terdeteksi sebagai epilepsi, sementara *False Negative* (FN) merujuk pada jumlah sampel epilepsi yang salah terdeteksi sebagai non-epilepsi. Keempat metrik ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model deteksi epilepsi dalam mengklasifikasikan sampel dengan benar atau salah.

2. Sensitivitas (*Recall*)

   Sensitivitas atau *recall* mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi sampel epilepsi (Mellina dkk., 2024). Metrik ini penting untuk memastikan bahwa model mampu mendeteksi kondisi epilepsi dengan baik tanpa banyak kesalahan deteksi. Sensitivitas dapat dihitung dengan rumus:

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3.12}$$

3. Spesifisitas

   Spesifisitas adalah ukuran kemampuan model dalam mendeteksi sampel non-epilepsi dengan benar. Spesifisitas yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu membedakan kondisi non-epilepsi secara akurat. Spesifisitas yang tinggi sangat diinginkan untuk meminimalkan jumlah deteksi palsu pada sampel non-epilepsi. Rumus untuk menghitung spesifisitas adalah:

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \tag{3.13}$$

4. *Precision*

*Precision* mengukur seberapa akurat model dalam mendeteksi epilepsi(kondisi positif) terhadap sampel yang positif pada data sebenarnya (epilepsi) (Mellina dkk., 2024). *Precision* dapat dihitung dengan rumus berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3.15}$$

# BAB IV

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## 4.1 Hasil *Training* Model

Pada sub bab ini, akan dijelaskan secara rinci tahapan-tahapan yang dilakukan selama proses pelatihan model, mulai dari *pre-processing* data, pelatihan model CNN (*Convolutional* Neural Network), hingga pelatihan model SVM (*Support Vector Machine*). Setiap tahapan dalam proses ini memiliki peran yang sangat penting untuk memastikan keberhasilan sistem dalam mendeteksi epilepsi berdasarkan sinyal EEG. Proses ini dimulai dengan persiapan dan pemrosesan data yang diperlukan untuk memberikan kualitas data yang optimal bagi model yang akan dilatih. *Pre-processing* data mencakup tahap-tahap seperti normalisasi sinyal EEG. Pembagian dataset menjadi bagian pelatihan dan pengujian model dilakukan secara manual dan disimpan pada *Google Drive*.

Setelah tahap *pre-processing* selesai, model CNN dilatih untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari data EEG yang kemudian digunakan untuk pelatihan model SVM. Model CNN berfungsi sebagai *feature extractor*, yang memanfaatkan kemampuannya dalam mengenali pola-pola spasial pada data, yang sangat berguna dalam konteks sinyal EEG yang bersifat temporal dan spasial. Selanjutnya, fitur yang diekstraksi oleh CNN digunakan untuk melatih SVM yang berfungsi sebagai model klasifikasi untuk memisahkan antara kelas epilepsi dan non-epilepsi. Kedua model ini bekerja secara sinergis, dimana CNN memberikan

fitur yang relevan untuk SVM agar dapat melakukan klasifikasi dengan akurasi yang tinggi.

Keseluruhan program dalam penelitian ini dibuat dan dijalankan menggunakan *Google Colab*, yang memungkinkan pengolahan data yang lebih efisien dengan memanfaatkan GPU secara gratis, serta mendukung kolaborasi secara real-time dalam mengembangkan dan menjalankan eksperimen. Dalam penelitian ini, pembagian dataset untuk pelatihan dan pengujian menggunakan perbandingan 80:20 untuk memastikan bahwa model dapat dilatih dengan cukup data tanpa mengorbankan kemampuan untuk menguji performa model dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Santoso dkk., 2021). Pembagian dataset ini bertujuan agar model dapat memperoleh generalisasi yang baik saat diterapkan pada data baru. Rincian lengkap mengenai pembagian dataset ini dapat dilihat pada Tabel 4.1, yang menunjukkan jumlah data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian, serta perbandingan antara kelas epilepsi dan non-epilepsi dalam dataset.

Tabel 4.1 Rincian Pembagian Data *Training* dan *Testing*

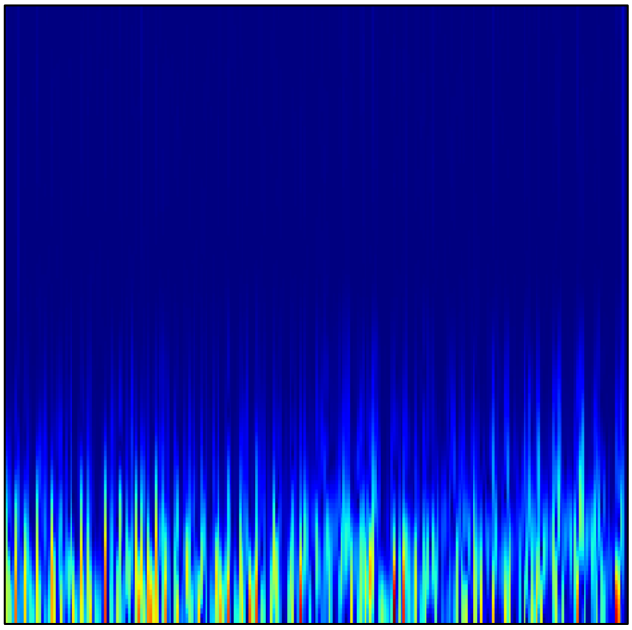
| No. | Skenario | Data *Training* | Data *Testing* | Total Data |
|---|---|---|---|---|
| 1. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 300 |
| | Epilepsi(C) | 80 | 20 | |
| 2. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 300 |
| | Epilepsi(D) | 80 | 20 | |
| 3. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 300 |
| | Epilepsi(E) | 80 | 20 | |
| 4. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 400 |
| | Epilepsi(C,D) | 160 | 40 | |
| 5. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 400 |
| | Epilepsi(D,E) | 160 | 40 | |
| 6. | Non Epilepsi(A,B) | 160 | 40 | 500 |
| | Epilepsi(C,D,E) | 240 | 60 | |

### 4.1.1 *Pre-processing* STFT

Pada tahap awal, *Short-Time Fourier Transform* (STFT) diterapkan untuk mengubah sinyal EEG yang berupa deretan angka menjadi representasi waktu-frekuensi yang lebih mudah untuk dianalisis dan diproses lebih lanjut. STFT merupakan metode transformasi yang sangat berguna dalam mengubah sinyal waktu menjadi spektrum frekuensi, yang memungkinkan kita untuk menganalisis komponen frekuensi pada tiap titik waktu dalam sinyal EEG. Dalam proses ini, *window Blackman* digunakan karena memiliki sifat-sifat yang sangat baik untuk mengurangi efek kebocoran spektrum, yang dapat mengganggu analisis frekuensi. Penggunaan *window Blackman* ini diharapkan dapat meminimalkan distorsi yang terjadi selama transformasi, sehingga hasil yang diperoleh lebih akurat dan dapat diandalkan.

Panjang *window* yang digunakan dalam penelitian ini adalah 32 titik, yang memberikan resolusi temporal yang cukup baik untuk merepresentasikan dinamika perubahan sinyal EEG dalam waktu. Di sisi lain, panjang FFT (*Fast Fourier Transform*) yang digunakan adalah 256 ms, yang dirancang untuk memastikan pemisahan frekuensi yang lebih akurat dan memungkinkan analisis yang lebih tajam terhadap komponen frekuensi yang terkandung dalam sinyal EEG. Dengan panjang FFT yang relatif besar ini, kita bisa memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai frekuensi-frekuensi penting yang terdapat dalam sinyal EEG, yang nantinya akan membantu dalam membedakan antara kelas epilepsi dan non-epilepsi.

Proses STFT ini bertujuan untuk mengekstrak fitur-fitur penting yang ada dalam sinyal EEG, seperti perubahan frekuensi yang dapat mengindikasikan adanya aktivitas abnormal yang terkait dengan epilepsi. Fitur-fitur ini sangat relevan karena dapat memberikan informasi yang lebih mendalam mengenai aktivitas otak pasien, yang diperlukan untuk melakukan klasifikasi yang tepat antara dua kondisi tersebut. Hasil dari penerapan STFT ini adalah gambar spektrum waktu-frekuensi yang dikenal sebagai spektogram. Spektogram ini menggambarkan bagaimana komponen frekuensi dari sinyal EEG berubah seiring waktu, yang menjadi input utama bagi model *Convolutional Neural Network* (CNN). Gambar 4.1 menunjukkan salah satu hasil spektogram yang diperoleh dengan menggunakan STFT dalam penelitian ini, yang menggambarkan representasi visual dari perubahan frekuensi dalam sinyal EEG, dan akan digunakan untuk melatih dan menguji model CNN dalam mendeteksi epilepsi.



Gambar 4.1 Spektogram kelas epilepsi hasil STFT

### 4.1.2. *Training* CNN

Setelah melakukan ekstraksi fitur menggunakan STFT, dilatih untuk mempelajari pola-pola dalam gambar spektogram yang dihasilkan. CNN dipilih karena kemampuannya untuk mengekstrak fitur spasial yang relevan dalam gambar, yang dalam hal ini adalah spektogram EEG. Model CNN dilatih dengan menggunakan *learning rate* 0.001, *batch* size 128, dan *epoch* 500 (Santoso dkk., 2021). CNN yang digunakan dalam penelitian ini merupakan model CNN sederhana tanpa menggunakan teknik transfer *learning*, yang memungkinkan model untuk belajar fitur dari data secara langsung. Selama pelatihan, model CNN mempelajari berbagai pola dalam data, seperti frekuensi dominan dan pola transien dalam sinyal EEG yang membedakan epilepsi dan non-epilepsi. Setelah pelatihan, model CNN disimpan dalam format *file* .keras untuk digunakan kembali pada tahap *testing*. Gambar 4.2 menunjukkan ringkasan arsitektur model CNN yang digunakan, termasuk jumlah layer konvolusi, *batch normalization*, dan layer *pooling*. Ringkasan dari *flatten* di bawah ini menggambarkan bahwa model menghasilkan 9000 fitur untuk setiap data. Setiap fitur adalah representasi numerik dari pola yang diekstrak dari gambar STFT EEG yang menunjukkan karakteristik tertentu dari sinyal EEG (misalnya, gelombang otak, frekuensi, atau pola aktivitas tertentu yang berkaitan dengan epilepsi atau non-epilepsi). Fitur yang dihasilkan oleh model CNN tidak memiliki nama eksplisit dan lebih berupa representasi spasial dan hierarkis yang bersifat numerik dan tidak berhubungan dengan nama atau istilah spesifik. Meskipun begitu, fitur-fitur yang diekstraksi ini dapat

digunakan sebagai representasi abstrak dari pola dan struktur visual dalam gambar STFT . Fitur tersebut kemudian akan menjadi input untuk klasifikasi SVM.

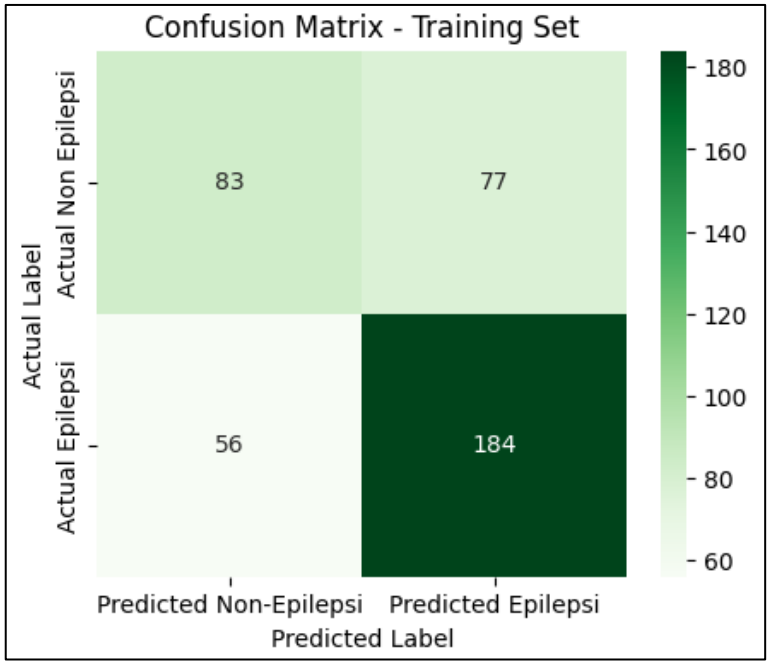
| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|---|---|---|
| input_layer_2 (InputLayer) | (None, 128, 128, 3) | 0 |
| conv2d_8 (Conv2D) | (None, 128, 128, 30) | 2,280 |
| batch_normalization_8 (BatchNormalization) | (None, 128, 128, 30) | 120 |
| max_pooling2d_8 (MaxPooling2D) | (None, 63, 63, 30) | 0 |
| conv2d_9 (Conv2D) | (None, 63, 63, 60) | 45,060 |
| batch_normalization_9 (BatchNormalization) | (None, 63, 63, 60) | 240 |
| max_pooling2d_9 (MaxPooling2D) | (None, 30, 30, 60) | 0 |
| conv2d_10 (Conv2D) | (None, 30, 30, 120) | 180,120 |
| batch_normalization_10 (BatchNormalization) | (None, 30, 30, 120) | 480 |
| max_pooling2d_10 (MaxPooling2D) | (None, 14, 14, 120) | 0 |
| conv2d_11 (Conv2D) | (None, 14, 14, 250) | 750,250 |
| batch_normalization_11 (BatchNormalization) | (None, 14, 14, 250) | 1,000 |
| max_pooling2d_11 (MaxPooling2D) | (None, 6, 6, 250) | 0 |
| flatten_2 (Flatten) | (None, 9000) | 0 |

Gambar 4.2 Ringkasan arsitektur model CNN untuk ekstraksi fitur EEG

### 4.1.3 *Training* SVM

Fitur ekstraksi dari SVM selanjutnya akan diproses menggunakan SVM. SVM pada penelitian ini diprogram secara manual menggunakan algoritma SMO (*Sequential Minimal Optimization*). Parameter SVM yang digunakan yaitu kernel RBF. Pada tahap *training* model SVM dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk melihat bagaimana model mengklasifikasikan data ke dalam kelas epilepsi atau non-epilepsi. Model SVM yang sudah dilatih kemudian disimpan dalam *file* .pkl untuk digunakan kembali pada saat *testing*. Pada penelitian ini, beberapa skenario uji coba telah dilakukan untuk menguji ketahanan dan akurasi model pada

berbagai jenis data. Pembagian data yang digunakan adalah 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, yang merupakan standar umum dalam evaluasi model (Santoso dkk., 2021). Gambar 4.3 menunjukkan hasil evaluasi *confusion matrix* dari tahap *training* pada salah satu skenario.




Gambar 4.3 *Confusion Matrix* tahap *training* pada skenario keenam

Pada uji coba yang dilakukan untuk seluruh skenario, hasil *training* model pada Tabel 4.2 menunjukkan kemampuan yang cukup baik pada sebagian besar skenario dalam pelatihan, dengan capaian akurasi tertinggi tercatat pada skenario keenam. Skor akurasi pada skenario tersebut mencapai angka yang signifikan, menunjukkan bahwa model SVM dapat mengklasifikasikan data dengan lebih tepat. Rincian dataset untuk setiap skenario terdapat pada Tabel 4.1. Evaluasi lebih lanjut, seperti presisi, *recall*, dan spesifisitas, turut memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai performa model. Rincian *confusion matrix* untuk skenario

keenam, yang menggambarkan hasil evaluasi tahap *training* dapat dilihat pada Gambar 4.3.

Tabel 4.2 Hasil Uji Coba *Training* pada Skenario

| **No.** | **Skenario** | ***Training*(%)** | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | **Akurasi** | **Presisi** | ***Recall*** | **Spesifisitas** |
| 1. | 1 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 2. | 2 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 3. | 3 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 4. | 4 | 50 | 50 | 100 | 0 |
| 5. | 5 | 50 | 50 | 100 | 0 |
| 6. | 6 | **66.8** | **70.5** | **76.7** | **51.9** |
| **Rata-rata** | | 44.4 | 45.1 | 96.1 | 8.6 |

## 4.2 Hasil *Testing* Model

Tahapan testing dilakukan serupa dengan tahap *training*, namun dengan menggunakan data yang belum dilihat oleh model sebelumnya. Data uji yang telah diproses dengan STFT dan CNN kemudian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model SVM yang telah dilatih. Pada tahap ini, model diuji untuk melihat apakah model yang sudah dilatih mampu mengklasifikasikan sinyal EEG secara akurat. *Batch size* pada tahap ini diubah dari 128 menjadi 10 untuk menyesuaikan jumlah data *testing* yang sedikit dan berjumlah puluhan.

Hasil evaluasi *testing* keenam skenario selanjutnya akan dikelompokkan menjadi tiga kelompok sesuai dengan jumlah total dataset yang digunakan, yaitu 300, 400, dan 500 data. Hasil evaluasi pada penelitian ini dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan label yang benar. Evaluasi *testing* juga dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan spesifisitas seperti pada tahap *training*. Selain itu, *confusion matrix* juga digunakan untuk mengevaluasi performa klasifikasi dengan lebih mendalam.

Keterangan lebih lengkap terkait label pada *confusion matrix* terdapat pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Label *Confusion matrix*

| | | Prediksi | |
|---|---|---|---|
| Aktual | | TN | FP |
| | | FN | TP |

Label *True Negative* (TN) mewakili sampel non-epilepsi yang terdeteksi sebagai non-epilepsi. Label *False Positive* (FP) mewakili sampel non-epilepsi yang salah terdeteksi sebagai epilepsi. Label *True Positive* (TP) mewakili sampel epilepsi yang terdeteksi sebagai epilepsi. Sementara label *False Negative* (FN) mewakili sampel epilepsi yang salah terdeteksi sebagai non-epilepsi. Dengan visualisasi *confusion matrix* tersebut, informasi terkait hasil evaluasi dapat lebih mudah untuk dipahami.

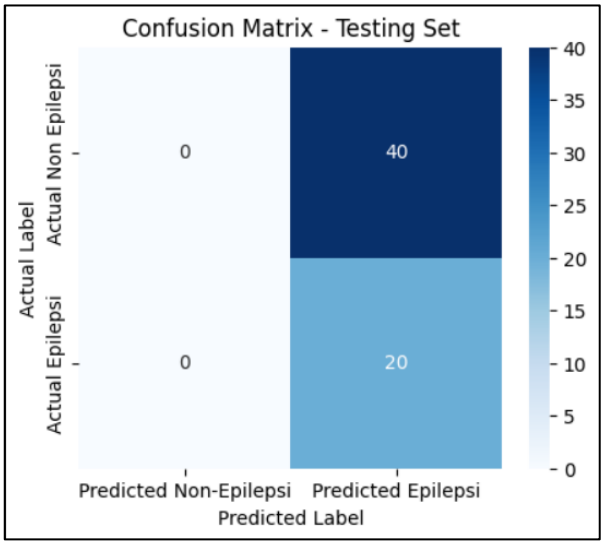
## 4.3 Hasil *Testing* Seluruh Skenario

Terdapat 6 skenario yang digunakan dalam penelitian ini. Skenario 1, 2, dan 3 merupakan skenario dengan jumlah data 300. Skenario 4 dan 5 merupakan skenario dengan jumlah data 400. Sementara skenario 6 merupakan skenario dengan jumlah data 500. Keterangan lebih lengkap terkait jumlah data skenario tersebut terdapat pada Tabel 4.1. Pembahasan terkait hasil *testing* dari setiap skenario selanjutnya akan dibahas dalam tiga bagian sesuai dengan jumlah data yang digunakan, yaitu 300, 400, dan 500 data.

### 4.3.1 Skenario 1, 2, dan 3

Pada Skenario 1, 2, dan 3, perbedaan utama terletak pada sub-dataset yang digunakan untuk kelas epilepsi. Ketiga skenario ini menggunakan sub-dataset kelas non-epilepsi yang sama, yaitu sub-dataset A dan B, yang mewakili data non-epilepsi. Namun, untuk kelas epilepsi, ketiga skenario ini menggunakan sub-dataset yang berbeda, yaitu C, D, dan E, yang mewakili data untuk kondisi epilepsi. Perbedaan sub-dataset kelas epilepsi ini memberikan variasi pada data yang digunakan untuk melatih dan menguji model, yang tentunya akan mempengaruhi hasil uji coba yang dilakukan pada masing-masing skenario.

Gambar 4.4 menunjukkan hasil uji coba model pada Skenario 1, yang menunjukkan bahwa nilai akurasi yang diperoleh masih tergolong rendah, yaitu sebesar 33%. Selain itu, metrik presisi hanya mencapai 16%, sedangkan *recall* berada di angka 50%, dan spesifisitas tercatat 0. Angka-angka ini menunjukkan bahwa model cenderung mendeteksi data kelas epilepsi, meskipun merupakan kelas minoritas. Kinerja model yang kurang optimal ini menunjukkan perlunya perbaikan, baik dari sisi pemilihan model, *preprocessing* data, maupun teknik pelatihan lainnya untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan model dalam mendeteksi kondisi epilepsi.

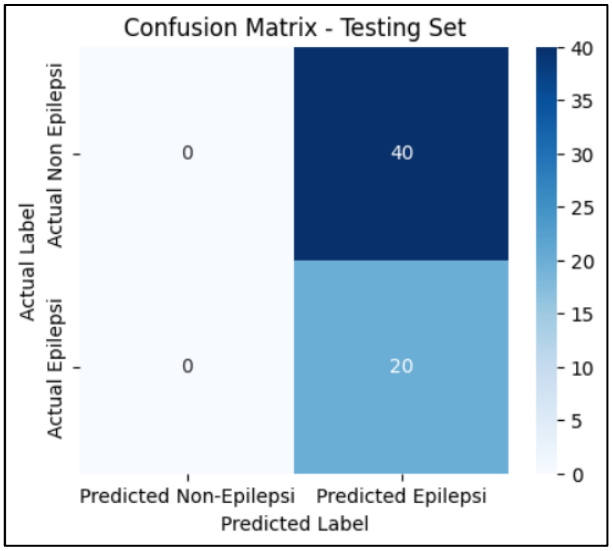


Gambar 4.4 *Confusion Matrix* skenario 1

Hal serupa juga terjadi pada Skenario 2, dimana hasil uji coba model menunjukkan kinerja yang tidak jauh berbeda dengan Skenario 1. Gambar 4.5 memperlihatkan hasil uji coba yang diperoleh pada skenario ini, dengan nilai akurasi yang tetap 33%, menunjukkan bahwa model belum mampu memberikan hasil yang optimal. Metrik presisi pada skenario ini tercatat sebesar 33%, yang berarti model hanya benar dalam mengklasifikasikan 33% dari prediksi positifnya sebagai kelas yang benar. Di sisi lain, nilai *recall* menunjukkan hasil yang lebih tinggi, yaitu 100%, yang berarti model berhasil mengidentifikasi semua data dari kelas minoritas, yaitu kelas epilepsi. Namun, meskipun recall sangat tinggi, spesifisitas tetap tercatat 0, yang mengindikasikan bahwa model tidak mampu mendeteksi data dari kelas non-epilepsi dengan baik.

Model pada Skenario 2 cenderung mendeteksi data menuju kelas epilepsi yang merupakan kelas minoritas, dengan jumlah data sebanyak 100 dari total 300 dataset yang digunakan pada skenario ini. Hal ini menunjukkan adanya ketidakseimbangan kelas yang signifikan antara kelas mayoritas (non-epilepsi) dan

kelas minoritas (epilepsi), yang membuat model lebih berfokus pada mendeteksi kelas yang lebih sedikit jumlah datanya, meskipun dengan hasil yang tidak memadai dalam mengklasifikasikan kelas mayoritas. Meskipun *recall* yang tinggi mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi hampir semua kasus epilepsi, rendahnya spesifisitas dan akurasi menunjukkan bahwa model cenderung melakukan kesalahan dalam mengklasifikasikan data dari kelas non-epilepsi. Ini mengindikasikan perlunya peningkatan pada teknik pengelolaan data tidak seimbang, serta perbaikan pada pemilihan model dan algoritma untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan seimbang antara kedua kelas.

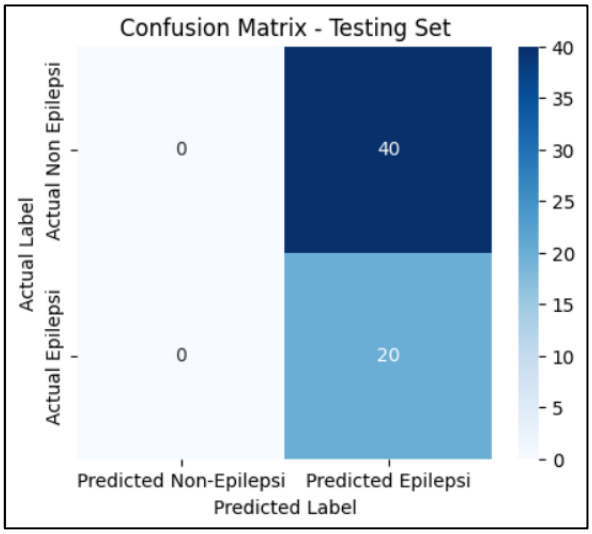



Gambar 4.5 *Confusion Matrix* skenario 2

Hal yang sama juga terjadi pada Skenario 3, dimana hasil uji coba model menunjukkan kinerja yang tidak jauh berbeda dengan Skenario 1 dan 2. Gambar 4.6 menunjukkan hasil uji coba model pada skenario ini, yang masih menunjukkan nilai akurasi yang rendah, serupa dengan kedua skenario sebelumnya. Nilai presisi pada skenario ini tercatat 33%, yang berarti model hanya berhasil memprediksi

33% dari semua prediksi positif dengan benar. Sedangkan untuk *recall*, meskipun model mampu mengidentifikasi 100% dari kelas minoritas (epilepsi), nilai *recall* pada kelas mayoritas hanya tercatat 50%, yang menunjukkan bahwa model juga tidak cukup efektif dalam mendeteksi data dari kelas non-epilepsi. Selain itu, spesifisitas tercatat 0, yang menunjukkan bahwa model tidak mampu membedakan data dari kelas non-epilepsi dengan baik.

Model pada Skenario 3 juga menunjukkan kecenderungan untuk mendeteksi data ke arah kelas epilepsi, yang merupakan kelas minoritas, dengan jumlah data sebanyak 100 dari total 300 dataset yang digunakan pada skenario ini. Seperti pada Skenario 1 dan 2, ketidakseimbangan jumlah data antara kelas mayoritas dan kelas minoritas mempengaruhi kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang lebih seimbang. Meskipun *recall* mencapai 100% untuk kelas epilepsi, rendahnya nilai presisi dan spesifisitas menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan untuk melakukan prediksi salah arah, mengklasifikasikan data kelas mayoritas (kelas non-epilepsi) sebagai kelas epilepsi. Secara keseluruhan, model yang digunakan dalam penelitian ini belum menghasilkan akurasi yang memadai pada Skenario 1, 2, dan 3, dan masih membutuhkan perbaikan dalam hal penanganan ketidakseimbangan kelas, peningkatan pemilihan algoritma, serta optimasi *hyperparameter* untuk meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.



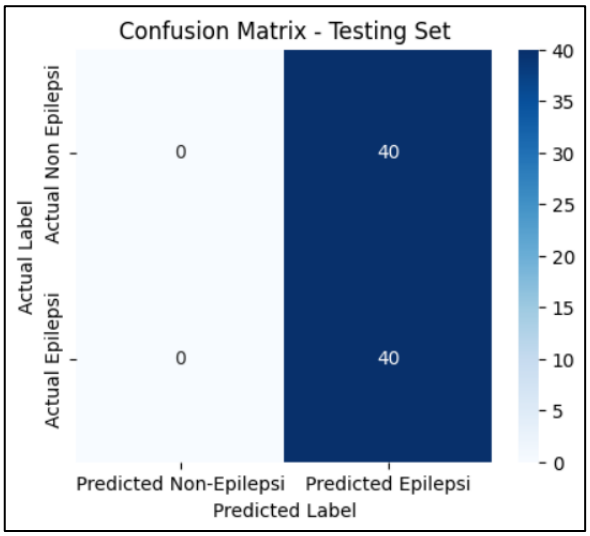

Gambar 4.6 *Confusion Matrix* skenario 3

### 4.3.2 Skenario 4 dan 5

Perbedaan sub-dataset yang digunakan pada dua skenario dalam sub-bab ini terletak pada pemilihan sub-dataset kelas epilepsi yang digunakan. Skenario 4 menggunakan sub-dataset C dan D untuk kelas epilepsi, sementara Skenario 5 menggunakan sub-dataset D dan E. Pemilihan sub-dataset ini mempengaruhi karakteristik data yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian model, sehingga menghasilkan perbedaan dalam performa model pada setiap skenario.

Gambar 4.7 menunjukkan hasil uji coba model pada Skenario 4, yang mencatatkan nilai akurasi sebesar 50%, yang masih tergolong rendah, meskipun lebih baik dibandingkan dengan beberapa skenario sebelumnya. Metrik lainnya, seperti presisi dan *recall*, menunjukkan hasil yang cukup berbeda. Presisi tercatat 50%, yang menunjukkan bahwa setengah dari prediksi positif model adalah benar. Di sisi lain, *recall* mencatatkan nilai 100%, yang berarti bahwa model berhasil mengidentifikasi semua data dari kelas epilepsi dengan benar. Namun, nilai spesifisitas yang tercatat adalah 0, yang mengindikasikan bahwa model tidak

mampu mendeteksi data dari kelas non-epilepsi dengan baik. Meskipun jumlah data untuk kedua kelas, epilepsi dan non-epilepsi, seimbang, yaitu 200 data untuk masing-masing kelas, model pada skenario ini cenderung lebih mengklasifikasikan data ke arah kelas epilepsi, yang menunjukkan adanya ketidakseimbangan dalam hasil prediksi meskipun kedua kelas memiliki jumlah yang sama. Hal ini mungkin terjadi karena adanya kecenderungan model untuk lebih fokus pada deteksi kelas epilepsi, meskipun tidak dapat membedakan dengan baik data non-epilepsi. Seiring dengan itu, meskipun *recall* yang tinggi mengindikasikan kemampuan model dalam mendeteksi kondisi epilepsi, rendahnya presisi dan spesifisitas menunjukkan perlunya perbaikan dalam strategi pelatihan model untuk mencapai keseimbangan yang lebih baik antara kedua kelas.

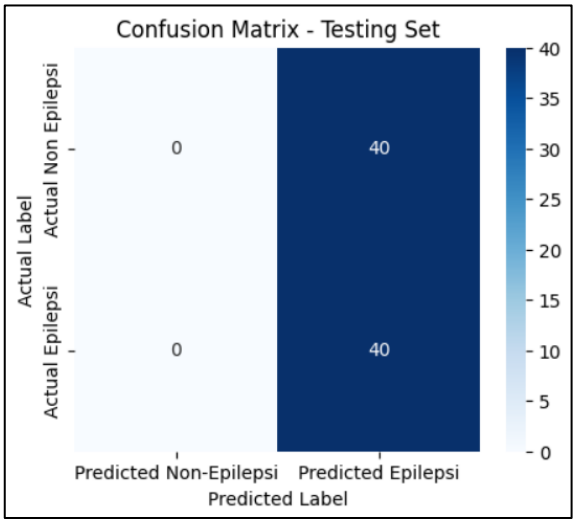


Gambar 4.7 *Confusion Matrix* skenario 4

Hal serupa juga terjadi pada Skenario 5, dimana hasil uji coba model menunjukkan pola yang hampir identik dengan Skenario 4. Gambar 4.8 menunjukkan hasil uji coba model pada Skenario 5, dengan nilai akurasi yang tercatat masih 50%, yang menunjukkan bahwa model belum mampu menghasilkan

hasil yang memuaskan dalam hal klasifikasi. Nilai presisi yang tercatat juga 50%, yang berarti bahwa setengah dari prediksi positif yang dihasilkan oleh model adalah benar, namun masih jauh dari ideal untuk sistem deteksi epilepsi. Meski demikian, nilai *recall* yang tercatat adalah 100%, yang menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi seluruh data dari kelas epilepsi dengan benar. Namun, seperti yang terjadi pada Skenario 4, nilai spesifisitas tetap 0, yang menunjukkan bahwa model tidak mampu mendeteksi data dari kelas non-epilepsi dengan baik. Ini mengindikasikan bahwa model memiliki kesulitan dalam membedakan antara kedua kelas meskipun kelas-kelas tersebut memiliki jumlah data yang seimbang.

Pada Skenario 5, meskipun jumlah data untuk kedua kelas (epilepsi dan non-epilepsi) seimbang, yaitu 200 data untuk masing-masing kelas, model cenderung lebih mendeteksi data ke arah kelas epilepsi, sama seperti yang terjadi pada Skenario 4. Hal ini mengarah pada fenomena model yang bias terhadap kelas minoritas, yaitu epilepsi, meskipun jumlah data untuk kedua kelas pada skenario ini seimbang. Ketidakseimbangan dalam hasil deteksi ini menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya optimal dalam membedakan antara kedua kelas. Meskipun *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mendeteksi kondisi epilepsi, presisi dan spesifisitas yang rendah mengindikasikan bahwa model belum berhasil mencapai keseimbangan yang tepat antara keduanya. Oleh karena itu, meskipun ada kemajuan dalam deteksi kelas epilepsi, model masih memerlukan perbaikan dalam hal penanganan ketidakseimbangan data dan optimasi teknik pelatihan agar dapat meningkatkan akurasi dan spesifisitas serta mengurangi bias terhadap kelas minoritas.

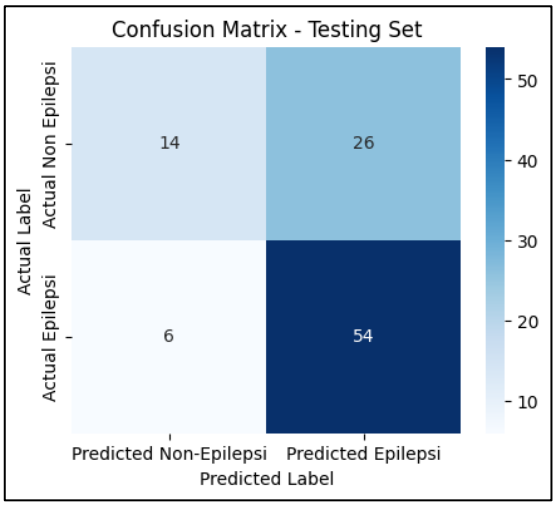


Gambar 4.8 *Confusion Matrix* skenario 5

### 4.3.3 Skenario 6

Skenario keenam merupakan skenario yang menggunakan seluruh sub-dataset yang ada, baik untuk kelas epilepsi maupun non-epilepsi, dengan total 500 data yang digunakan. Ini merupakan jumlah data terbesar dibandingkan dengan skenario-skenario sebelumnya. Hasil dari uji coba pada skenario ini menunjukkan bahwa model mencapai akurasi tertinggi di antara skenario lainnya, dengan nilai akurasi testing mencapai 68%. Meskipun akurasi ini masih tergolong rendah, namun merupakan peningkatan signifikan dibandingkan dengan skenario-skenario sebelumnya. Selain itu, presisi pada skenario ini tercatat 67,5%, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam memprediksi kelas positif, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan. Nilai *recall* yang tinggi, yaitu 90%, menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mendeteksi kelas epilepsi, berhasil mengidentifikasi hampir semua kasus epilepsi yang ada dalam data. Namun, spesifisitas yang tercatat hanya 35%, menunjukkan bahwa model masih cukup buruk dalam mendeteksi kelas non-epilepsi.

Meskipun skenario keenam memberikan hasil terbaik di antara semua skenario dengan menggunakan jumlah data terbesar, model masih cenderung mendeteksi kelas epilepsi. Ini menunjukkan bahwa meskipun model dapat mengenali sebagian besar kasus epilepsi, ia kurang efektif dalam mendeteksi kelas non-epilepsi, yang tercermin dalam nilai spesifisitas yang sangat rendah. Skenario lainnya, yang menggunakan data lebih sedikit, memang menunjukkan akurasi yang lebih rendah, namun memberikan wawasan penting tentang bagaimana model berperforma pada data yang lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun jumlah data yang lebih banyak membantu meningkatkan akurasi, model masih menghadapi tantangan dalam hal keseimbangan antara kedua kelas. Model yang dilatih pada data yang lebih besar membutuhkan pendekatan yang lebih baik untuk menangani ketidakseimbangan antara kelas minoritas (epilepsi) dan kelas mayoritas (non-epilepsi), guna meningkatkan performa secara keseluruhan. Gambar 4.9 menunjukkan bahwa model pada skenario keenam masih sangat cenderung mendeteksi kelas epilepsi, yang menyoroti tantangan utama dalam mengembangkan model deteksi epilepsi yang lebih seimbang dan efektif.

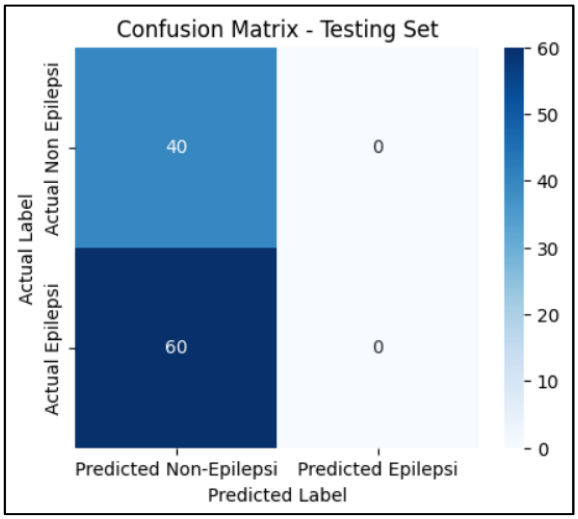



Gambar 4.9 *Confusion Matrix* skenario 6

Selain model CNN yang telah diuji pada Skenario 6, dilakukan pula uji coba model *hybrid* yang menggabungkan CNN dan SVM tanpa menggunakan input STFT. Pendekatan ini diambil untuk mengeksplorasi kemungkinan model yang lebih sederhana, dimana hanya ada CNN bertindak sebagai *feature extractor* dan SVM sebagai klasifikator. Pengujian model *hybrid* ini dilakukan tanpa mengandalkan citra STFT, yang sebelumnya digunakan dalam representasi waktu-frekuensi sinyal EEG. Hal ini dilakukan untuk menjawab salah satu rumusan masalah pada penelitian ini terkait dengan efektivitas penggunaan STFT dalam meningkatkan kinerja model. Dengan melakukan uji coba tanpa STFT, diharapkan dapat ditemukan apakah model masih bisa memberikan hasil yang optimal meskipun tanpa representasi visual berupa gambar spektrum frekuensi.

Uji coba ini hanya dilakukan pada Skenario 6, karena skenario ini menggunakan jumlah data terbesar (500 data) dan menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan skenario lainnya. Pengujian pada skenario 6 dianggap lebih representatif untuk menguji pendekatan ini, mengingat bahwa dengan jumlah data yang lebih banyak, model memiliki peluang yang lebih besar untuk menunjukkan kinerja yang optimal. Pada uji coba ini, CNN bertugas untuk mengekstraksi fitur dari sinyal EEG mentah, yang kemudian digunakan sebagai input untuk model SVM yang bertanggung jawab untuk melakukan klasifikasi. Pendekatan ini memungkinkan kita untuk mengevaluasi apakah model *hybrid* CNN-SVM tanpa STFT dapat memberikan hasil yang sebanding atau bahkan lebih baik dibandingkan dengan model yang menggunakan STFT sebagai input.

Gambar 4.10 menunjukkan hasil evaluasi matriks dari model *hybrid* CNN dan SVM tanpa menggunakan citra STFT. Hasil dari evaluasi ini memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai akurasi, presisi, *recall*, dan spesifisitas model. Dengan melihat hasil dari uji coba model tanpa citra STFT, kita dapat menganalisis apakah representasi data dalam bentuk sinyal mentah dapat tetap menghasilkan performa yang baik dalam mendeteksi epilepsi, atau apakah penggunaan STFT memberikan kontribusi yang signifikan terhadap peningkatan akurasi model. Uji coba ini juga penting untuk mengetahui potensi dari model yang lebih sederhana dan lebih efisien dalam memproses data, tanpa mengandalkan representasi visual yang lebih kompleks seperti gambar spektogram dari STFT.




Gambar 4.10 *Confusion Matrix* Skenario 6 pada model tanpa STFT

Matriks evaluasi yang ditampilkan menunjukkan bahwa penggunaan STFT memberikan pengaruh yang signifikan terhadap peningkatan akurasi model yang dilakukan dalam penelitian ini. Dalam model yang menggunakan input STFT, model menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mendeteksi pola-pola yang terdapat dalam sinyal EEG, yang berkaitan dengan klasifikasi epilepsi dan non-

epilepsi. Sebaliknya, pada model yang diuji tanpa menggunakan STFT, hasil yang diperoleh lebih rendah, dengan akurasi yang tercatat 40%. Hasil ini menunjukkan bahwa representasi waktu-frekuensi yang diperoleh melalui STFT memang berkontribusi pada kinerja model dalam mengklasifikasikan sinyal EEG. Selain itu, pada model tanpa STFT, presisi dan *recall* tercatat 0, yang mengindikasikan bahwa model tidak berhasil mengidentifikasi dengan benar data dari kedua kelas, baik epilepsi maupun non-epilepsi. Dengan kata lain, model tersebut gagal dalam melakukan prediksi yang tepat, sehingga semua prediksi yang dibuatnya tidak sesuai dengan kenyataan. Namun, meskipun presisi dan *recall* bernilai nol, nilai spesifisitas tercatat 100%, yang berarti bahwa model berhasil mengidentifikasi seluruh data dari kelas non-epilepsi dengan sempurna. Dalam hal ini, model tampaknya cenderung memprediksi semua data sebagai kelas non-epilepsi, sementara data epilepsi tidak terdeteksi sama sekali, yang mengarah pada *recall* yang nol untuk kelas epilepsi. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki bias yang sangat kuat terhadap kelas minoritas (non-epilepsi), dan meskipun bisa mendeteksi dengan baik data non-epilepsi, ia tidak mampu mendeteksi kasus epilepsi.

Pada eksperimen ini, model CNN 2D diubah menjadi 1D agar dapat memproses data EEG yang berupa deretan angka langsung, tanpa menggunakan representasi gambar dari STFT. Model CNN 1D ini dirancang untuk bekerja langsung dengan data sinyal mentah, tanpa perlu mengubahnya menjadi citra spektrum frekuensi. Meskipun perubahan ini memungkinkan model untuk bekerja langsung dengan data sinyal, hasil yang didapat menunjukkan bahwa pendekatan

ini tidak berhasil mengoptimalkan deteksi kedua kelas dengan baik. Parameter yang digunakan untuk model CNN 1D dan SVM tetap sama seperti pada eksperimen sebelumnya, namun dalam kasus ini, performanya tidak optimal, yang mengindikasikan bahwa representasi waktu-frekuensi (seperti STFT) masih memberikan kontribusi yang lebih baik dalam memproses dan menganalisis sinyal EEG.

## 4.4 Evaluasi Model

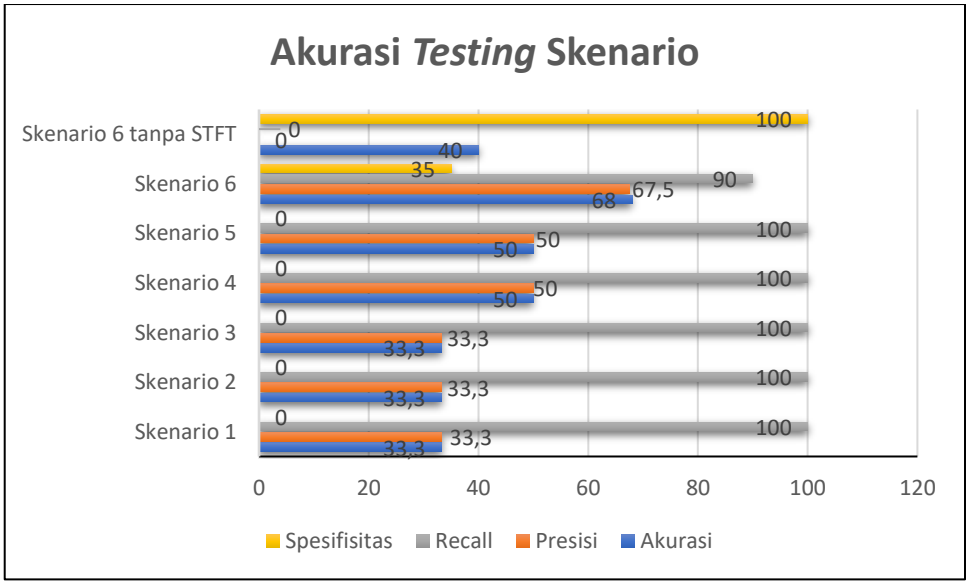
Evaluasi *testing* seluruh skenario secara visual dapat dilihat pada Gambar 4.11, yang menampilkan hasil persentase uji coba pada tahap *testing* dari beberapa skenario yang diuji dalam penelitian ini. Pada gambar tersebut, terlihat adanya penambahan satu skenario baru, yang merupakan penggunaan dataset pada Skenario 6, namun dengan pendekatan yang berbeda, yaitu menggunakan model tanpa STFT. Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi bagaimana performa model jika tidak mengandalkan representasi frekuensi yang dihasilkan oleh STFT. Skenario 6 dengan jumlah 500 data mencatatkan hasil akurasi testing tertinggi, yaitu 68%, yang meskipun masih tergolong rendah, menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan dengan skenario lainnya yang menggunakan jumlah data lebih sedikit. Skenario lainnya, yang memiliki jumlah data yang lebih kecil, menunjukkan akurasi yang lebih rendah, namun tetap memberikan wawasan yang berharga mengenai performa model pada data yang lebih terbatas. Hal ini menegaskan pentingnya jumlah data dalam meningkatkan akurasi model, sekaligus memberikan gambaran tentang tantangan yang dihadapi model dalam mengklasifikasikan data dengan jumlah yang lebih sedikit.

Pada Skenario 6 tanpa STFT, model menunjukkan kemampuan unggul dalam mendeteksi kelas non-epilepsi, dengan nilai spesifisitas mencapai 100%. Ini berarti model dapat mengidentifikasi semua data dari kelas non-epilepsi dengan sangat baik, tanpa ada kesalahan dalam mendeteksi data dari kelas ini. Namun, meskipun spesifisitas yang tinggi menunjukkan kemampuan deteksi yang sangat baik untuk kelas non-epilepsi, model pada skenario ini gagal dalam mendeteksi data epilepsi, yang tercermin dalam *recall* yang sangat rendah untuk kelas epilepsi.

Di sisi lain, Skenario 1 hingga 5 menunjukkan keunggulan dalam mendeteksi kelas epilepsi, dengan nilai *recall* yang mencapai 100% pada semua skenario tersebut, yang menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi semua data dari kelas epilepsi. Namun, spesifisitas pada skenario ini sangat rendah (0%), menunjukkan bahwa model tidak mampu membedakan dengan baik antara kelas epilepsi dan non-epilepsi. Meskipun *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi semua kasus epilepsi dengan baik, rendahnya spesifisitas mengindikasikan bahwa model cenderung memprediksi lebih banyak data dari kelas epilepsi, meskipun data non-epilepsi juga ada dalam dataset. Pada skenario 1, 2 dan 3 menunjukkan hal ini mengarah pada masalah ketidakseimbangan kelas, dimana model menjadi bias terhadap kelas minoritas, yaitu epilepsi. Sedangkan pada skenario 4 dan 5 dengan data seimbang menunjukkan bahwa selain keseimbangan data, jumlah data yang sedikit kemungkinan berpengaruh terhadap model karena tetap cenderung mendeteksi data sebagai kelas epilepsi seperti pada skenario 1, 2, dan 3.

Di sisi lain, pada Skenario 6 yang menggunakan dataset lebih besar dan model lengkap, model mampu mendeteksi lebih banyak data dari kedua kelas (epilepsi dan non-epilepsi) dengan lebih baik dibandingkan dengan skenario lainnya. Dengan jumlah data yang lebih banyak, model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam generalisasi, yang memungkinkan model untuk mendeteksi lebih banyak data dari kedua kelas meskipun belum seimbang.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa Skenario 6 dengan model lengkap dan dataset yang lebih besar memberikan performa terbaik dalam mendeteksi kedua kelas, namun masih menghadapi tantangan dalam hal spesifisitas dan persebaran model dalam mendeteksi kedua kelas secara seimbang. Penelitian ini mengungkapkan bahwa meskipun jumlah data yang lebih banyak dapat membantu meningkatkan kinerja model, model masih perlu ditingkatkan dalam hal penanganan ketidakseimbangan kelas agar dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan seimbang antara kelas epilepsi dan non-epilepsi.




Gambar 4.11 Akurasi *testing* skenario

Berdasarkan Tabel 4.4 dan *confusion matrix* yang disajikan pada setiap skenario, dapat dilihat bahwa model cenderung lebih mendeteksi kelas epilepsi dibandingkan dengan kelas non-epilepsi. Hal ini tercermin dalam nilai *recall* yang tinggi untuk kelas epilepsi, yang menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengidentifikasi seluruh data dari kelas tersebut. Namun, model kurang efektif dalam mendeteksi kelas non-epilepsi, yang tercermin dari nilai spesifisitas yang rendah pada sebagian besar skenario.

Pada Skenario 1, 2, dan 3, akurasi dan metrik evaluasi lainnya seperti presisi dan spesifisitas cenderung sama, dengan hasil yang masih tergolong rendah. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model mampu mendeteksi data epilepsi dengan baik, ia masih mengalami kesulitan dalam mendeteksi data non-epilepsi, yang mengarah pada ketidakseimbangan dalam kinerja model. Salah satu faktor yang kemungkinan besar berpengaruh terhadap hasil ini adalah perbedaan jumlah dataset yang tidak seimbang antara kelas epilepsi dan non-epilepsi. Kelas epilepsi memiliki jumlah data yang lebih sedikit dibandingkan dengan kelas non-epilepsi, dan hal ini dapat mempengaruhi kemampuan model dalam mempelajari pola-pola dari kedua kelas. Ketidakseimbangan kelas ini membuat model kesulitan untuk menghasilkan prediksi yang seimbang, dan lebih banyak memprediksi kelas minoritas.

Namun, pada Skenario 4 dan Skenario 5, meskipun jumlah dataset pada kedua kelas seimbang (200 data untuk masing-masing kelas), akurasi yang tercatat tetap 50%, yang menunjukkan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam klasifikasi yang akurat, meskipun distribusi data sudah lebih seimbang. Ini menunjukkan bahwa meskipun ketidakseimbangan kelas bukan lagi faktor utama

dalam masalah tersebut, kemungkinan besar jumlah dataset yang lebih sedikit berpengaruh pada kemampuan model untuk mempelajari dan mengidentifikasi pola yang lebih kompleks antara kedua kelas. Model cenderung kesulitan untuk menangani dataset yang lebih kecil, karena model mungkin tidak mendapatkan cukup informasi untuk melakukan generalisasi yang baik.

Perubahan akurasi yang lebih baik pada Skenario 6, yang menggunakan 500 data, menunjukkan bahwa jumlah data yang lebih besar dapat memberikan dampak positif terhadap kinerja model. Dengan lebih banyak data untuk dilatih, model dapat mempelajari pola-pola lebih lengkap yang ada dalam kedua kelas, yang akhirnya meningkatkan kemampuan model untuk mendeteksi kedua kelas secara lebih akurat. Hal ini menunjukkan bahwa data dengan jumlah yang lebih besar memberikan lebih banyak informasi bagi model untuk dipelajari, sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model yang dilatih pada dataset lebih kecil. Namun, meskipun Skenario 6 menunjukkan peningkatan kinerja, akurasi model yang masih tergolong rendah menunjukkan bahwa masih ada tantangan lain, seperti penanganan ketidakseimbangan kelas dan optimasi model yang perlu diperbaiki lebih lanjut.

Tabel 4.4 Hasil Uji Coba *Testing* pada Skenario

| **No.** | **Skenario** | ***Testing*(%)** | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | **Akurasi** | **Presisi** | ***Recall*** | **Spesifisitas** |
| 1. | 1 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 2. | 2 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 3. | 3 | 33.3 | 33.3 | 100 | 0 |
| 4. | 4 | 50 | 50 | 100 | 0 |
| 5. | 5 | 50 | 50 | 100 | 0 |
| 6. | 6 | **68** | **67.5** | **90** | **35** |
| **Rata-rata** | | 44.7 | 44.6 | 98.3 | 5.8 |

## 4.5 Integrasi Islam

Dalam konteks penelitian ini, teknologi yang digunakan untuk menganalisis sinyal EEG, termasuk dalam mendeteksi epilepsi, memiliki potensi besar untuk mendukung kesehatan umat dan menyelamatkan nyawa. Sains dan teknologi dalam Islam merupakan sarana untuk meningkatkan kesejahteraan umat manusia, terutama dalam bidang kesehatan, yang merupakan salah satu kebutuhan dasar yang harus dipenuhi. Klasifikasi dalam penelitian ini digunakan untuk mendeteksi antara penyakit epilepsi dan non-epilepsi. Konsep klasifikasi sendiri juga terdapat dalam Islam. Merujuk pada Al-Qur'an Surah Al-Waqi'ah ayat 7-11 yang menggambarkan klasifikasi manusia berdasarkan amal perbuatannya.

وَّكُنْتُمْ اَزْوَاجًا ثَلٰثَةً ۗ ﴿٧﴾ فَاَصْحٰبُ الْمَيْمَنَةِ ۙ مَآ اَصْحٰبُ الْمَيْمَنَةِ ۗ ﴿٨﴾ وَاَصْحٰبُ الْمَشْـَٔمَةِ ۙ مَآ اَصْحٰبُ الْمَشْـَٔمَةِ ۗ ﴿٩﴾
وَالسّٰبِقُوْنَ السّٰبِقُوْنَ ۙ ﴿١٠﴾ اُولٰۤىِٕكَ الْمُقَرَّبُوْنَ ۚ ﴿١١﴾

*"Dan kamu akan menjadi tiga golongan. Yaitu golongan kanan, alangkah mulianya golongan kanan itu. Dan golongan kiri, alangkah sengsaranya golongan kiri itu. Selain itu, (golongan ketiga adalah) orang-orang yang paling dahulu (beriman). Merekalah yang paling dahulu (masuk surga). Mereka itulah orang-orang yang didekatkan (kepada Allah)." (QS. Al-Waqi'ah: 7-11).*

Dalam ayat tersebut, Allah SWT menjelaskan bahwa manusia akan dibagi menjadi tiga kelompok besar yaitu "kelompok kanan" yang akan mendapatkan ganjaran surga, "kelompok kiri" yang akan menerima balasan penderitaan, dan "mereka yang paling dahulu" adalah golongan yang paling mulia di sisi Allah. Ini menunjukkan bahwa klasifikasi adalah konsep yang juga digunakan Allah dalam sistem kehidupan akhirat. Pembedaan ini tentu didasarkan pada amal dan kondisi spiritual manusia. Konsep klasifikasi ini yang kemudian dapat diterapkan dalam

kehidupan sehari-hari, termasuk dalam upaya mendeteksi antara epilepsi dan non-epilepsi.

Dalam Islam, kesehatan adalah amanah yang harus dijaga. Allah SWT telah memberikan tubuh sebagai wahana kehidupan, dan umat Islam diberi tanggung jawab untuk menjaga dan merawatnya. Lalai akan tanggung jawab menjaga kesehatan dapat membuat manusia jatuh dalam kebinasaan, dalam konteks ini yaitu penyakit, salah satunya epilepsi. Sejalan dengan prinsip ikhtiar (usaha), yang mengajarkan bahwa manusia tidak hanya harus berdoa, tetapi juga harus berusaha menggunakan sarana yang ada untuk mencapai keselamatan dan kesehatan. Penggunaan teknologi modern untuk mendiagnosis penyakit seperti epilepsi dapat dianggap sebagai salah satu bentuk ikhtiar untuk menyelamatkan kehidupan manusia agar tidak menjatuhkan diri dalam kebinasaan (dalam hal ini, penyakit) sebagaimana dalam Al-Qur'an Surah Al-Baqarah ayat 195:

وَاَنْفِقُوْا فِيْ سَبِيْلِ اللّٰهِ وَلَا تُلْقُوْا بِاَيْدِيْكُمْ اِلَى التَّهْلُكَةِ وَاَحْسِنُوْاۛ اِنَّ اللّٰهَ يُحِبُّ الْمُحْسِنِيْنَ

*"Berinfaklah di jalan Allah, janganlah jerumuskan dirimu ke dalam kebinasaan, dan berbuat baiklah. Sesungguhnya Allah menyukai orang-orang yang berbuat baik." (QS. Al-Baqarah: 195).*

Ayat ini mengajarkan kita untuk tidak merusak diri kita sendiri, baik fisik maupun jiwa, dengan cara yang bisa membawa kepada kebinasaan. Salah satu cara yang dapat diterapkan adalah melalui penanganan dini dan diagnosis yang tepat terhadap penyakit seperti epilepsi. Dengan mendeteksi penyakit lebih awal, kita dapat melakukan tindakan yang lebih cepat dan tepat dalam upaya penyembuhan. Hal tersebut merupakan upaya bagi manusia untuk menghindari diri dari

kebinasaan (penyakit). Oleh karena itu, penggunaan teknologi seperti deteksi epilepsi melalui analisis EEG adalah bentuk usaha yang sesuai dengan ajaran Islam, dimana umat manusia didorong untuk berikhtiar menjaga kesehatan. Penggunaan teknologi dalam bidang kesehatan adalah bagian dari upaya memelihara kehidupan yang sudah menjadi kewajiban setiap umat Islam.

Selain berupaya melakukan deteksi dini dan pengobatan ketika terkena penyakit, manusia juga diamanahi untuk selalu sabar dalam menghadapi penyakit seperti dalam terkait hadis yang diriwayatkan oleh Ibnu ‘Abbas RA, yang menceritakan tentang seorang wanita yang datang kepada Nabi Muhammad SAW karena menderita epilepsi (ayan). Hadis ini memberikan pelajaran tentang kesabaran dalam menghadapi penyakit, serta bagaimana seorang yang menderita penyakit bisa memperoleh pahala besar jika dia bersabar. Nabi Muhammad SAW memberikan pilihan kepada wanita tersebut, antara kesembuhan atau kesabaran, yang dijanjikan akan mendapatkan Surga. Hal ini menunjukkan bahwa kesabaran dalam menghadapi ujian seperti epilepsi, serta penggunaan teknologi untuk mendeteksi dan mengobati penyakit, adalah dua bentuk ikhtiar yang bisa membawa umat Islam pada kebaikan. Dalam Al-Qur’an Surah Al-Baqarah ayat 155 juga mengingatkan kita bahwa setiap ujian yang datang, termasuk penyakit epilepsi, merupakan bagian dari ujian kehidupan yang harus dihadapi dengan kesabaran. Penderita epilepsi sering kali menghadapi tantangan berat dalam menjalani aktivitas sehari-hari, tetapi dengan kesabaran, mereka akan mendapatkan balasan yang baik dari Allah SWT. Selain itu, penggunaan teknologi dalam mendiagnosis penyakit seperti epilepsi adalah bentuk usaha yang sesuai dengan ajaran Islam, dimana umat

diajarkan untuk tidak hanya mengandalkan doa tetapi juga berikhtiar melalui sarana yang ada untuk mencapai keselamatan dan kesehatan.

Di zaman modern ini, berbagai alat medis dan teknologi canggih telah dikembangkan untuk membantu diagnosis dan pengobatan penyakit, termasuk epilepsi. Dengan menggunakan sistem berbasis kecerdasan buatan (AI), SVM, dan CNN untuk mendeteksi epilepsi dari sinyal EEG, kita bisa lebih mudah melakukan deteksi dini, yang akan membantu mengurangi risiko atau parahnya penyakit yang diderita oleh pasien. Deteksi dini sangat penting dalam menghindari komplikasi penyakit yang dapat membahayakan kesehatan pasien. Dalam Islam, menjaga kesehatan adalah kewajiban, karena tubuh adalah amanah yang harus dijaga dengan baik. Namun, penggunaan teknologi harus tetap dilandasi oleh prinsip-prinsip etika Islam. Islam mengajarkan kita untuk menggunakan teknologi untuk tujuan yang bermanfaat dan tidak merugikan orang lain. Dalam konteks kesehatan, teknologi harus digunakan untuk mengobati, menyelamatkan nyawa, dan meminimalkan penderitaan manusia.

Penggunaan teknologi yang melibatkan pengolahan data pribadi, seperti sinyal EEG dalam penelitian ini, harus dilakukan dengan prinsip kejujuran, keterbukaan, dan perlindungan terhadap privasi. Dalam hal ini, teknologi dapat dianggap sebagai wasilah (sarana) untuk meningkatkan kualitas hidup umat Islam, selama tujuannya tetap sesuai dengan prinsip-prinsip Islam. Sebagaimana diajarkan dalam Al-Qur'an dan hadis-hadis Rasulullah SAW, teknologi harus digunakan untuk menghindari kebinasaan dan menjaga kehidupan, dan tidak boleh digunakan untuk tujuan yang merugikan umat manusia.

# BAB V

# KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

Penggunaan *Short-Time Fourier Transform* (STFT) dalam pengolahan sinyal EEG terbukti memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan kualitas ekstraksi fitur dalam proses klasifikasi epilepsi. STFT mengubah sinyal EEG menjadi representasi dalam domain waktu-frekuensi, yang memungkinkan model untuk mengenali pola dinamika sinyal yang tidak stasioner secara lebih efektif. Representasi ini memberikan informasi frekuensi yang berhubungan dengan waktu, sehingga memudahkan proses identifikasi karakteristik sinyal epilepsi dibandingkan metode ekstraksi konvensional. Dengan fitur yang dihasilkan oleh STFT, model mendapatkan masukan yang lebih informatif dan secara langsung berdampak pada peningkatan akurasi dan sensitivitas dalam proses klasifikasi.

Model *hybrid* yang menggabungkan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik ketika menggunakan fitur hasil ekstraksi STFT sebagai input. Pada pengujian Skenario 6, model berhasil mencapai akurasi sebesar 68%, presisi 67.5%, recall 90%, dan spesifisitas 35%. Meskipun akurasi dan *recall* cukup baik, nilai presisi dan spesifisitas yang rendah menunjukkan masih adanya kesalahan dalam mendeteksi kasus non-epilepsi (*false positive*). Meskipun demikian, kombinasi CNN untuk ekstraksi fitur otomatis dan SVM sebagai klasifikator akhir terbukti

mampu mengidentifikasi sinyal epilepsi secara efektif. Optimasi lebih lanjut diharapkan dapat meningkatkan performa model secara keseluruhan.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, beberapa saran dapat diajukan untuk pengembangan lebih lanjut:

1. Melakukan eksperimen terhadap penggunaan model CNN *transfer learning* sebagai alat ekstraksi fitur untuk menunjang klasifikasi SVM.
2. Melakukan eksperimen terhadap reduksi fitur hasil CNN agar fitur yang digunakan dalam klasifikasi SVM dapat lebih relevan dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

# DAFTAR PUSTAKA


Acharya, U. R., Vinitha Sree, S., Swapna, G., Martis, R. J., & Suri, J. S. (2013). Automated EEG analysis of epilepsy: A review. *Knowledge-Based Systems*, *45*, 147–165. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.02.014

Alalayah, K. M., Senan, E. M., Atlam, H. F., Ahmed, I. A., & Shatnawi, H. S. A. (2023). Effective Early Detection of Epileptic Seizures through EEG Signals Using Classification Algorithms Based on t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding and K-Means. *Diagnostics*, *13*(11), 1957. https://doi.org/10.3390/diagnostics13111957

Andrzejak, R. G., Lehnertz, K., Mormann, F., Rieke, C., David, P., & Elger, C. E. (2001). *EEG Time Series Data* [Dataset]. Department of Epileptology, Bonn University. https://www.ukbonn.de/epileptologie/arbeitsgruppen/ag-lehnertz-neurophysik/downloads/

Bai, A., & Fuglerud, K. S. (2018). Method for Semi-Automated Evaluation of User Experience Using Brain Activity. Dalam *Studies in Health Technology and Informatics*. IOS Press. https://doi.org/10.3233/978-1-61499-923-2-811

Beeraka, S. M., Kumar, A., Sameer, M., Ghosh, S., & Gupta, B. (2022). Accuracy Enhancement of Epileptic Seizure Detection: A Deep Learning Approach with Hardware Realization of STFT. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, *41*(1), 461–484. https://doi.org/10.1007/s00034-021-01789-4

Benbadis, S. R., Beniczky, S., Bertram, E., MacIver, S., & Moshé, S. L. (2020). The role of EEG in patients with suspected epilepsy. *Epileptic Disorders*, *22*(2), 143–155. https://doi.org/10.1684/epd.2020.1151

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, *20*(3), 273–297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

Edderbali, F., Harmouchi, M., & Essoukaki, E. (2024). Mobilenet, inception ResNet and GoogleNet for epilepsy detection using spectrogram images. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *34*(2), 870. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v34.i2.pp870-877

Eviyanti, A., Fitrani, A. S., & Nisak, Umi khoirun. (2022). *Ekstraksi Fitur Rekaman Sinyal EEG menggunakan Metode Discrete Wavelet Transform (DWT) Untuk Klasifikasi Iktal Epilepsi*.

Fisher, R. S., Boas, W. V. E., Blume, W., Elger, C., Genton, P., Lee, P., & Engel, J. (2005). Epileptic Seizures and Epilepsy: Definitions Proposed by the International League Against Epilepsy (ILAE) and the International Bureau

for Epilepsy (IBE). *Epilepsia*, *46*(4), 470–472. https://doi.org/10.1111/j.0013-9580.2005.66104.x

Fussner, S., Boyne, A., Han, A., Nakhleh, L. A., & Haneef, Z. (2024). Differentiating Epileptic and Psychogenic Non-Epileptic Seizures Using Machine Learning Analysis of EEG Plot Images. *Sensors*, *24*(9), 2823. https://doi.org/10.3390/s24092823

Hafshejani, S. F., & Moberfard, Z. (2023). A new trigonometric kernel function for support vector machine. *Iran Journal of Computer Science*, *6*(2), 137–145. https://doi.org/10.1007/s42044-022-00130-9

Hu, W., Cao, J., Lai, X., & Liu, J. (2019). Mean amplitude spectrum based epileptic state classification for seizure prediction using convolutional neural networks. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, *14*(11), 15485–15495. https://doi.org/10.1007/s12652-019-01220-6

Lovejoy, M. R., & Wickert, M. A. (2015). Using the IPython notebook as the computing platform for signals and systems courses. *2015 IEEE Signal Processing and Signal Processing Education Workshop (SP/SPE)*, 289–294. https://doi.org/10.1109/DSP-SPE.2015.7369568

Luo, C., Li, X., Yin, J., He, J., Gao, D., & Zhou, J. (2019). How Does the Data Set and the Number of Categories Affect CNN-based Image Classification Performance? *Journal of Software*, 168–181. https://doi.org/10.17706/jsw.14.4.168-181

Mellina, A. D. F., Suhartono, & Yaqin, M. A. (2024). *Algoritma Decision Tree untuk Prediksi Deteksi Penyakit Kanker Payudara*. *9*(1).

Rafid Ahmad, S. R., Sayeed, S. M., Ahmed, Z., Siddique, N. M., & Parvez, M. Z. (2020). Prediction of Epileptic Seizures using Support Vector Machine and Regularization. *2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP)*, 1217–1220. https://doi.org/10.1109/TENSYMP50017.2020.9230899

Ramos-Aguilar, R., Olvera-López, J. A., Olmos-Pineda, I., Sánchez-Urrieta, S., & Martín-Ortiz, M. (2019). Parameter Experimentation for Epileptic Seizure Detection in EEG Signals using Short-Time Fourier Transform. *Research in Computing Science*, *148*(9), 83–96. https://doi.org/10.13053/rcs-148-9-7

Saidi, A., Ben Othman, S., & Ben Saoud, S. (2021). A novel epileptic seizure detection system using scalp EEG signals based on hybrid CNN-SVM classifier. *2021 IEEE Symposium on Industrial Electronics & Applications (ISIEA)*, 1–6. https://doi.org/10.1109/ISIEA51897.2021.9510002

Santoso, I. B., Adrianto, Y., Sensusiati, A., Wulandari, D., & Purnama, I. (2021). Epileptic EEG Signal Classification Using Convolutional Neural Network

Based on Multi-Segment of EEG Signal. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, *14*(3), 160–176. https://doi.org/10.22266/ijies2021.0630.15

Shamsudin, H., Yusof, U. K., Haijie, Y., & Isa, I. S. (2023). An Optimized Support Vector Machine With Genetic Algorithm For Imbalanced Data Classification. *Jurnal Teknologi*, *85*(4), 67–74. https://doi.org/10.11113/jurnalteknologi.v85.19695

Syahranita, R., Suhartono, & Zaman, S. (2023). *Regresi Logistik Multinomial untuk Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa*. *8*(2).

Tran, L. V., Tran, H. M., Le, T. M., Huynh, T. T. M., Tran, H. T., & Dao, S. V. T. (2022). Application of Machine Learning in Epileptic Seizure Detection. *Diagnostics*, *12*(11), 2879. https://doi.org/10.3390/diagnostics12112879

Türk, Ö., & Özerdem, M. S. (2019). Epilepsy Detection by Using Scalogram Based Convolutional Neural Network from EEG Signals. *Brain Sciences*, *9*(5), 115. https://doi.org/10.3390/brainsci9050115

Yazid, M., Fahmi, F., Sutanto, E., Shalannanda, W., Shoalihin, R., Horng, G.-J., & Aripriharta. (2021). Simple Detection of Epilepsy From EEG Signal Using Local Binary Pattern Transition Histogram. *IEEE Access*, *9*, 150252–150267. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3126065

Yenuargo, D., Fatchan, M., & Hadikristanto, W. (2024). Valuation of Svm Kernel Performance in Organic and Non-Organic Waste Classification. *International Journal of Integrated Science and Technology*, *2*(5), 494–505. https://doi.org/10.59890/ijist.v2i5.1873