

PENINGKATAN CITRA MENGGUNAKAN CONTRAST STRETCHING PADA KLASIFIKASI SINYAL EEG ALCOHOLIC BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GLDM

IMAGE ENHANCEMENT USING CONTRAST STRETCHING FOR ALCOHOLIC EEG SIGNAL CLASSIFICATION BASED ON GLDM FEATURE EXTRACTION

Dody Jacob B.¹, Dr. Achmad Rizal, S.T., M.T.², Dr. Rita Purnamasari, S.T., M.T.³

¹Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹jacobbutarbutar@student.telkomuniversity.ac.id, ²achmadrizal@telkomuniversity.ac.id,

³ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Dampak berkepanjangan dari penyalahgunaan alkohol dapat menyebabkan kerusakan pada banyak organ, seperti hati, kantong empedu, dan otot jantung, serta menyebabkan kerusakan permanen pada sistem saraf, yang mengakibatkan masalah kesehatan mental dan kehilangan ingatan. Aktivitas otak dapat direkam dengan menggunakan EEG. *Electroencephalography* (EEG) adalah teknik yang kuat dan populer untuk mengukur aktivitas otak dengan memberikan visual gelombang otak. Saat ini terbukti bahwa sinyal EEG dapat digunakan sebagai alat diagnostik dalam evaluasi subjek dengan alkoholisme. Penelitian ini membuat sistem klasifikasi sinyal EEG Alkoholik dengan *Machine Learning*. Perancangan dilakukan dimulai dari mengkonversi data matriks 64x256 menjadi data citra abu-abu (*Grayscale*), kemudian dilakukan peningkatan kualitas citra menggunakan fitur *Contrast Stretching* pada data citra abu-abu, setelah itu dilakukan ekstraksi ciri menggunakan fitur *Grey-Level Difference Matrix* (GLDM) dengan 5 ciri parameter yaitu, *Gradient Contrast* (GC), *Gradient Entropy*, *Gradient Angular Second Moment* (ASM), *Gradient Mean* (GM), serta *Inverse-Different Moment* (IDM), 4 interval sudut 0°, 45°, 90°, 135° pada jarak $d=1$. Pada proses akhir dilakukan klasifikasi dengan metode *Random Forest* dan *Support Vector Machine* untuk memperoleh nilai akurasi. Hasil pengujian tugas akhir ini didapatkan nilai akurasi *Random Forest* tertinggi diperoleh sebesar 72.5% pada skenario 3 di interval sudut 45° menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra. Nilai akurasi *Support Vector Machine* tertinggi diperoleh sebesar 72.08% pada skenario pertama dengan ciri parameter *Gradient Entropy* di semua sudut interval sudut menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra dan skenario kedua dengan ciri parameter *Gradient Entropy* menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra.

Kata Kunci: *Electroencephalography (EEG), Grey-Level Difference Matrix (GLDM), Contrast Stretching, Random Forest, Support Vector Machine.*

Abstract

The prolonged effects of alcohol abuse can cause damage to many organs, such as the liver, gallbladder, and heart muscle, as well as cause irreversible damage to the nervous system, resulting in mental health problems and memory loss. Brain activity can be recorded using an EEG. Electroencephalography (EEG) is a powerful and popular technique to measure brain activity by providing visuals of brain waves. It is currently evident that EEG signals can be used as a diagnostic tool in the evaluation of subjects with alcoholism. This research makes an Alcoholic EEG signal classification system with Machine Learning. The design is done starting from converting 64x256 matrix data into gray image data (Grayscale), then image quality improvement using the Contrast Stretching feature on gray image data, after that, feature extraction is carried out using the Gray-Level Difference Matrix (GLDM) feature with 5 parameter characteristics, namely, Gradient Contrast (GC), Gradient Entropy, Gradient Angular Second Moment (ASM), Gradient Mean (GM), and Inverse-Different Moment (IDM), 4 angular intervals of 0°, 45°, 90°, 135° at a distance of $d=1$. In the final process, classification is carried out using the Random Forest and Support Vector Machine methods to obtain the accuracy value. The test results of this final project obtained the highest Random Forest accuracy value obtained by 72.5% in scenario 3 at an angle interval of 45° using image data that has been done image enhancement. The highest Support Vector Machine accuracy value is obtained by 72.08% in the first scenario with the Gradient Entropy parameter feature at all angles of the angle interval using image data that has been image enhanced

and the second scenario with the Gradient Entropy parameter feature using image data that has been image enhanced.

Keywords: *Electroencephalography (EEG), Grey-Level Difference Matrix (GLDM), Contrast Stretching, Random Forest, Support Vector Machine.*

1. Pendahuluan

Mengonsumsi alkohol yang berlebihan merupakan penyakit mental yang sangat universal di dunia. serta kematian akibat keracunan alkohol akibat mengonsumsi alkohol yang berlebihan kerap terjadi. Menurut *WHO Global status report on alcohol and health 2018*, penggunaan alkohol yang berbahaya mengakibatkan 3,3 juta kematian di seluruh dunia, terhitung sekitar 5,9% dari total kematian global. Di Indonesia sendiri, dari 260.581.100 total penduduk Indonesia 0,8% mengalami gangguan terhadap alkohol dan 0,7% terindikasi ketergantungan alkohol baik itu pria maupun wanita [1]. Gejala awal yang ditunjukkan pada alkoholisme ialah koordinasi antara tubuh dan pikiran berkurang drastis yang menunjukkan bahwa mengonsumsi alkohol dengan kadar yang berlebih dapat mensugesti fungsi otak [2]. Dampak berkepanjangan dari penyalahgunaan alkohol dapat menyebabkan kerusakan pada banyak organ, seperti hati, kantong empedu, dan otot jantung, serta menyebabkan kerusakan permanen pada sistem saraf, yang mengakibatkan masalah kesehatan mental dan kehilangan ingatan [3].

Aktivitas otak dapat direkam dengan menggunakan EEG. *Electroencephalography* (EEG) adalah alat dan metode yang kuat dan populer untuk mengukur aktivitas otak yang mencerminkan kondisi otak. Sinyal EEG memberikan catatan aktivitas listrik otak dari kulit kepala. Rekaman EEG berisi volume data yang sangat besar dengan karakteristik dinamis. Sejauh ini, data EEG dianalisis secara visual untuk mengidentifikasi dan memahami kelainan di dalam otak dan bagaimana penyebarannya [4].

Pada penelitian sebelumnya, dari Dandi Trianta Barus et al. [5] sinyal EEG Alcoholic menggunakan metode analisis *Grey Level Difference Matrix* (GLDM) menggunakan algoritma NGBost dengan ukuran 64x256, didapatkan hasil akurasi sebesar 75.25%, Recall 78%, Precision 73.93%, dan F1 Score 75.91% pada rotasi 0° dan 90°. Pada penelitian Cahyantri Ekaputri et al. [6] klasifikasi EEG Alcoholic menggunakan *Multilevel Wavelet Packet Entropy* (MWPE) dan *Support Vector Machine* (SVM) didapatkan hasil akurasi paling tinggi sebesar 77.8%. dan pada penelitian Bandiyah Sri Aprillia et al. [7] melakukan penelitian terhadap GLDM untuk sinyal EEG Alkoholik dan mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 73,3% yang dihasilkan oleh *Logistic Regression* dan *Linear*

Discriminant Analysis (LDA) menggunakan GLDM dengan sudut 90 derajat.

Mengacu pada beberapa penelitian sebelumnya, terutama pada penelitian Bandiyah Sri Aprilia et al. [7], penulis melakukan penelitian dengan penambahan Image Enhancement dengan menggunakan *Contrast Stretching*, dimana metode ini untuk meningkatkan kualitas citra dari sinyal EEG *Alcoholic* yang sudah dikonversi menjadi citra greyscale dengan metode klasifikasi penulis menggunakan metode *Random Forest*, dan *Support Vector Machine* (SVM).

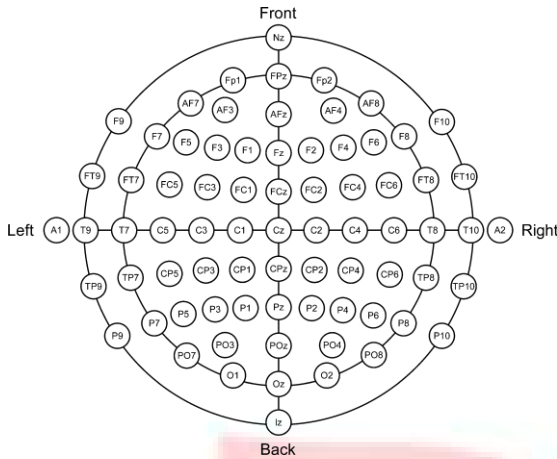
2. Dasar Teori

2.1 Alkoholisme.

Alkohol adalah obat psikoaktif yang setidaknya banyak dipakai lebih dari 13 juta orang, mereka mengaku dirinya pecandu alkohol (*alcoholism*). "Alkoholisme" adalah istilah yang sering digunakan untuk menggambarkan seseorang dengan ketergantungan alkohol yang parah. Kecanduan alkohol dapat merusak otak sehingga berdampak pada gangguan memori, sulit berkonsentrasi, dan mengganggu pekerjaan. Gangguan kesehatan seperti daya tahan menurun, mudah terinfeksi, mudah sakit [8]. Berdasarkan peraturan Menteri Kesehatan RI No. 86/Menkes/Per/IV/77, minuman beralkohol dikategorikan sebagai minuman keras dan dibagi menjadi 3 golongan. Minuman dengan kadar etanol 1-5% dikategorikan sebagai minuman keras golongan A, minuman dengan kadar etanol lebih dari 5% sampai dengan 20% tergolong minuman keras golongan B sedangkan minuman dengan kadar etanol golongan C mengandung etanol lebih dari 20% sampai dengan 55% [9].

2.2 *Electroencephalography* (EEG)

Electroencephalography (EEG) adalah suatu metode untuk merekam aktivitas elektrik di pada otak dengan mengukur fluktuasi tegangan yang dihasilkan arus ion di dalam neuron otak. Sinyal EEG adalah rekaman sinyal elektronik otak selama periode waktu tertentu yang berasal dari perangkat yang disebut *Brain Computer Interface* (BCI). Sinyal-sinyal listrik yang dihasilkan oleh otak akan ditangkap oleh channel (berupa elektroda) pada BCI. Pengukuran sinyal EEG dilakukan dengan cara meletakkan elektroda-elektroda pada kulit kepala (*scalp*).



Gambar 2.1 Sistem pemasangan elektroda 10-20 dengan standar internasional.

Berdasarkan rentan frekuensinya sinyal EEG dapat dibagi menjadi lima gelombang utama, yaitu delta (δ , < 4 Hz), theta (θ , 4–8 Hz), alpha (α , 8–13 Hz), beta (β , 13–30 Hz), and gamma (γ , > 30 Hz) [10] [11].

2.3 Contrast Stretching.

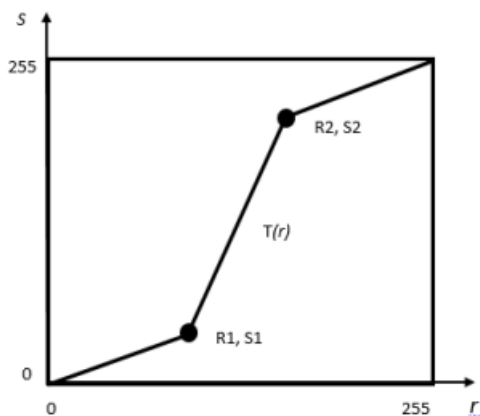
Metode *contrast stretching* adalah metode yang dilakukan dengan menambah atau mengurangi *contrast* (pencahayaan) agar citra tersebut lebih tajam dari citra aslinya. Proses *contrast stretching* termasuk proses perbaikan citra yang bersifat *point processing*, yang artinya proses ini hanya tergantung dari nilai intensitas (*gray level*) satu *pixel*, tidak tergantung dari *pixel* lain yang ada di sekitarnya.

$$b(i,j) = \frac{a(i,j)}{d - c} (L - 1) \tag{2.1}$$

Dimana:

- $b(i,j)$ dan $a(i,j)$: *pixel* sesudah dan sebelum ditransformasi pada koordinat (i,j)
- d dan c : nilai maksimum dan minimum dari *pixel* citra input
- L : menyatakan nilai *grayscale* maksimum yaitu 255.

Jika *pixel* < 0 maka akan dijadikan 0 dan bila *pixel* $> (L-1)$ maka akan dijadikan $(L-1)$



Gambar 2.2 Transformasi dari kontrol *Contrast Stretching*

2.4 Grey-Level Different Matrix (GLDM)

Grey Level Difference Matrix (GLDM) adalah perbedaan antara *pixel* yang berdekatan antar *pixel* dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Ekstraksi ciri berdasarkan analisis tekstur menggunakan metode statistik ekstraksi ciri orde kedua merupakan Teknik dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antar *pixel* dalam citra berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Jika $h(g|\theta)$ adalah jumlah *pixel* yang berdekatan dengan arah dan nilai untuk perbedaan intensitas adalah g , maka probabilitas dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$h(g|\theta) = h(g|\theta) / \sum_g h(g|\theta) \tag{2.2}$$

fitur dari gambar dihitung GLDM menggunakan berdasarkan persamaan (2.3) sampai persamaan (2.7) yang mana menunjukkan nilai *gradient contrast*, *gradient angular second moment*, *gradient entropy*, *gradient mean*, dan *inverse-difference moment*.

1. *Gradient Contrast* (GC)

$$GC = \sum_g g^2 h(g|\theta) \tag{2.3}$$

2. *Gradient Angular Second Moment* (ASM)

$$GA = \sum_g [h(g|\theta)]^2 \tag{2.4}$$

3. *Gradient Entropy* (GE)

$$GE = - \sum_g h(g|\theta) \cdot \log h(g|\theta) \tag{2.5}$$

4. *Gradient Mean* (GM)

$$GM = \sum_g h(g|\theta) \cdot g \tag{2.6}$$

5. *Inverse-Difference Moment* (IDM)

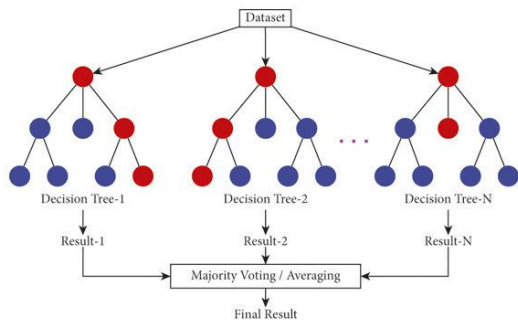
$$IDM = \sum_g \frac{h(g|\theta)}{g^2 + 1} \tag{2.7}$$

Pergeseran menggunakan empat arah utama ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) dengan jarak d merupakan jarak antar *pixel* yang ditetapkan nilai sebesar 1 *pixel*, 2 *pixel*, 3 *pixel*, dan seterusnya [12]

2.5 Random Forest.

Random forest adalah algoritma pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Leo Breiman, dengan menggabungkan (*Ensemble*) output dari beberapa pohon keputusan untuk mencapai hasil tunggal. Metode pembelajaran ensemble terdiri dari sekumpulan pengklasifikasi-misalnya pohon keputusan-dan prediksinya digabungkan untuk mengidentifikasi hasil yang paling populer. Metode ensemble yang paling terkenal adalah *bagging*, yang juga dikenal sebagai agregasi bootstrap, dan *boosting*. Algoritma random forest memiliki tiga

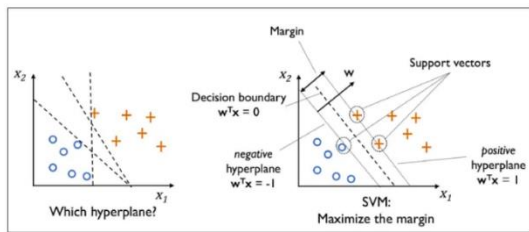
hiperparameter utama, yang perlu ditetapkan sebelum pelatihan. Proses random forest dapat dilihat pada Gambar 2.4. [13].



Gambar 2.3 Proses Klasifikasi Random Forest

2.6 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode dalam supervised learning yang biasanya digunakan untuk klasifikasi (seperti Support Vector Classification) dan regresi (Support Vector Regression) Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk mencari hyperplane terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas. SVM pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992. Terdapat dua jenis SVM, yaitu linier dan nonlinier, dan kemudian dibedakan melalui jenis fungsi kernel, yaitu Radial Basis Function (RBF) dan polynomial [14] [15].



Gambar 2.4 Proses Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

2.7 Desain Sistem.



Gambar 2.5 Diagram Blok Perancangan Sistem

Sistem ini dirancang untuk mendapatkan hasil klasifikasi sinyal EEG Alkoholik dan Normal. Berdasarkan gambar diatas terdapat langkah-langkah untuk mendesain dan mensimulasikan sistem agar sistem tersebut dapat menghasilkan keluaran akurasi dengan maksimal. Langkah-langkah tersebut antara lain persiapan dataset yang dimana dataset yang digunakan adalah data sinyal

EEG Alkoholik. Kemudian mengkonversi data yang dimana data matriks menjadi citra Grayscale. Selanjutnya dilakukan pre-processing yaitu peningkatan kualitas citra dari citra Grayscale sebelumnya yang sudah dikonversi dari data matriks. Kemudian dilanjutkan dengan ekstraksi ciri yang bertujuan untuk mencari ciri khas dari tiap gambar yang sudah diproses. Dan diakhiri dengan proses klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi.

3. Pembahasan.

3.1 Dataset

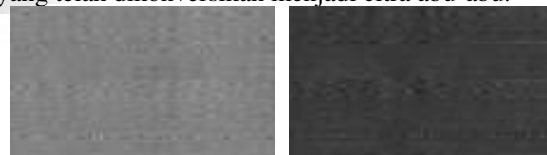
Data sinyal EEG dapat diperoleh dari UCI Machine Learning Repository berdasarkan laporan Zhang et al. [16] <https://archive.ics.uci.edu/dataset/121/eeg+database>, dan juga dari <https://www.kaggle.com/datasets/nnair25/Alcoholic>. data tersebut diambil dari penelitian yang bertujuan untuk memeriksa hubungan EEG dengan kecenderungan genetic terhadap alkoholisme. Pengukuran tersebut dilakukan dengan menempatkan 64 elektroda pada setiap titik kulit kepala kemudian diambil sampelnya pada 256 Hz selama 1 detik. Pada penelitian ini, data yang diambil untuk setiap sinyal EEG Alkoholik dan Normal masing-masing berjumlah 600 data.

3.2 Konversi Citra.

Proses konversi ke citra Grayscale ini digunakan untuk penskalaan sinyal dengan tujuan untuk mendapatkan m x n ukuran gambar kedalam gambar skala abu abu 8 bit. Plotting dari 64 saluran sinyal EEG Alkoholik akan menghasilkan matriks 64x256. Jika X (m, n) adalah sinyal EEG dengan m saluran dan n sample citra yang telah dikonversi akan dinyatakan dalam persamaan 3.1

$$Z(m, n) = \text{int} \left(x(m, n) \cdot \frac{x - \min(x)}{(x) - \min(x)} \right) \cdot 256$$

Dari persamaan diatas, diperoleh citra dengan ukuran m x n dengan rentang nilai 0-255, yang sebanding dengan citra grayscale dengan kedalaman 8 bit. Berikut adalah beberapa gambar yang telah dikonversikan menjadi citra abu-abu.



Gambar 3.1 Citra sinyal EEG Alcoholic yang sudah dikonversi

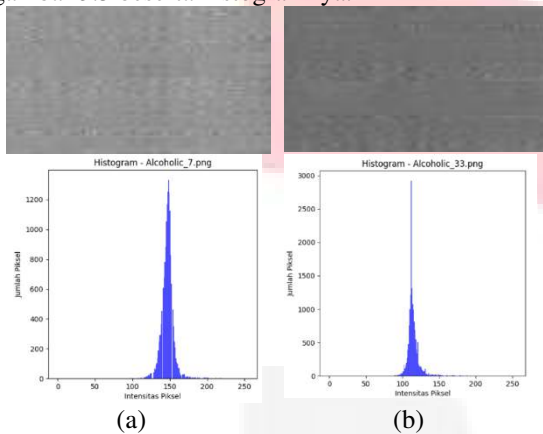


(a) (b)

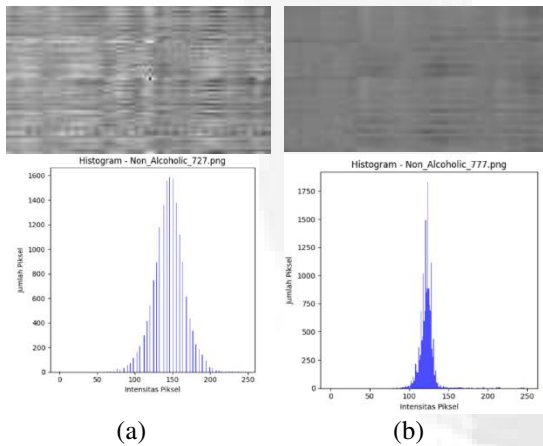
Gambar 3.2 Citra sinyal EEG normal yang sudah dikonversi

3.3 Pre-Processing

Pre-Processing pada penelitian ini merupakan tahap peningkatan kualitas citra dengan menggunakan algoritma *Contrast Stretching*. *Contrast Stretching* digunakan dengan cara meningkatkan dynamic range pada suatu citra digital. Dengan mengganti nilai piksel citra awal berdasarkan nilai target yang diinginkan, metode ini menerapkan stretching terhadap nilai pixel tersebut sehingga menghasilkan kualitas gambar yang lebih baik. Berikut beberapa gambar yang sudah dilakukan *Contrast Stretching* dari gambar 3.4 dan gambar 3.5 beserta histogramnya.



Gambar 3.3 Citra sinyal EEG Alcoholic yang sudah dilakukan *pre-processing*

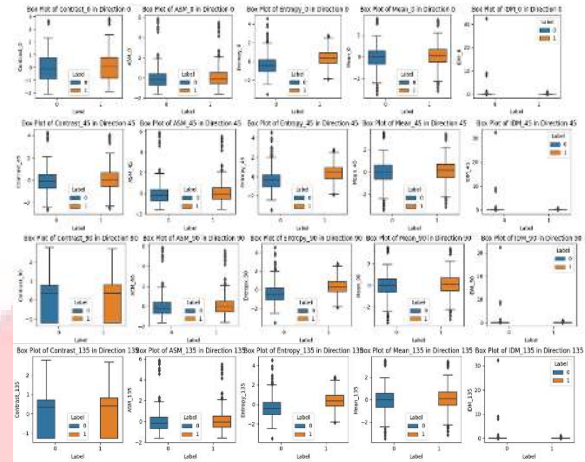


Gambar 3.4 Citra sinyal EEG Normal yang sudah dilakukan *pre-processing*

3.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah metode analisa tekstur untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra serta menggambarkan informasi tentang perbedaan intensitas pixel dalam citra. Dengan menggunakan fungsi ekstraksi fitur GLDM yaitu *Gradient Contrast (GC)*, *Gradient Entropy*, *Gradient Angular*

Second Moment (ASM), *Gradient Mean (GM)*, serta *Inverse-Different Moment (IDM)*. Diambil jarak $d=1$ dimana jarak antar piksel yang tidak berjauhan dan bersudut orientasi dengan interval sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$.



Gambar 3.5 Fitur *Box Plot* Ekstraksi Ciri *boxplot* memiliki fungsi untuk memprediksi keakurasian sebelum dilakukan klasifikasi, dapat dilihat berdasarkan gambar pada ciri *Gradient Entropy* yang “Cukup Stabil” sebab pada plot data alkoholik dan data normal tidak terlalu saling tumpang tindih dibanding ciri yang lain. Kesimpulannya, pada saat proses klasifikasi nilai akurasi yang diperoleh dari ciri *Gradient Entropy* dapat diprediksi baik dibandingkan ciri yang lain. Label 0 = Data Alkoholik; Label 1 = Data Normal.

3.5 Klasifikasi

Pada tahap ini penulis akan menampilkan 4 skenario untuk masing masing klasifikasi dengan data citra normal dan sudah dilakukan peningkatan. Berikut skenario yang akan diuji:

1. Skenario pertama, menampilkan nilai akurasi pada setiap ciri parameter dengan setiap interval sudut untuk data citra asli dan yang dilakukan peningkatan citra.
2. Skenario kedua, menampilkan nilai akurasi pada setiap ciri parameter dengan seluruh interval sudut untuk data citra asli dan yang sudah dilakukan peningkatan citra.
3. Skenario ketiga, menampilkan nilai akurasi pada seluruh ciri parameter dengan setiap interval sudut untuk data citra asli dan yang sudah dilakukan peningkatan citra.
4. Skenario keempat, menampilkan nilai akurasi pada seluruh ciri parameter dengan seluruh interval sudut untuk data citra asli dan yang sudah dilakukan peningkatan citra.

3.5.1 Random Forest

Tabel 4.1 Pengujian Skenario 1 untuk data citra asli (kiri), data peningkatan citra (kanan)

No	Ciri Parameter	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°
1	Contrast	50.41%	53.33%	51.67%	49.58%	52.5%	48.75%	51.25%	51.67%
2	ASM	49.58%	51.67%	49.58%	50.83%	48.75%	51.25%	52.08%	49.58%
3	Entropy	67.08%	66.67%	65.41%	66.25%	68.33%	67.91%	67.08%	66.25%
4	Mean	53.75%	52.5%	54.58%	52.08%	46.67%	48.33%	45.83%	46.67%
5	IDM	52.08%	53.33%	55.83%	55.67%	52.08%	55.83%	53.33%	55.83%

Tabel 4.2 Pengujian Skenario 2 untuk data citra asli (kiri), data peningkatan citra (kanan)

No	Ciri Parameter	Akurasi	Akurasi
1	Contrast	55.41%	51.25%
2	ASM	52.5%	50.41%
3	Entropy	66.25%	66.25%
4	Mean	52.08%	47.08%
5	IDM	57.5%	55.83%

Tabel 4.3 Pengujian Skenario 3 untuk data citra asli (atas), data peningkatan citra (bawah)

Interval Sudut	0°	45°	90°	135°
Akurasi	65.83%	67.08%	66.67%	67.5%
Akurasi	68.75%	72.5%	69.58%	69.16%

Tabel 4.4 Pengujian Skenario 4 untuk data citra asli (atas) data peningkatan citra (bawah)

	Akurasi
Keseluruhan Parameter	66.67%
Keseluruhan Parameter	69.16%

3.5.2 Support Vector Machine (SVM)

Tabel 4.5 Pengujian Skenario 1 untuk data citra asli (kiri), data peningkatan citra (kanan)

No	Ciri Parameter	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°
1	Contrast	53.75%	53.33%	52.91%	52.5%	51.25%	50%	50.83%	50%
2	ASM	52.91%	52.91%	52.91%	52.91%	48.75%	48.75%	48.75%	48.75%
3	Entropy	69.58%	69.58%	69.58%	69.58%	72.08%	72.08%	72.08%	72.08%
4	Mean	53.33%	53.33%	53.33%	53.33%	50%	50%	50%	50%
5	IDM	53.33%	53.33%	53.33%	53.33%	51.67%	51.67%	51.67%	51.67%

Tabel 4.6 Pengujian Skenario 2 untuk data citra asli (kiri), data peningkatan citra (kanan)

No	Ciri Parameter	Akurasi	Akurasi
1	Contrast	52.08%	52.08%
2	ASM	52.91%	48.75%
3	Entropy	69.58%	72.08%
4	Mean	53.33%	50%
5	IDM	53.33%	51.67%

Tabel 4.7 Pengujian Skenario 3 untuk data citra asli (atas), data peningkatan citra (bawah)

Interval Sudut	0°	45°	90°	135°
Akurasi	68.75%	67.91%	69.58%	67.08%
Akurasi	68.75%	69.58%	68.33%	69.16%

Tabel 4.4 Pengujian Skenario 4 untuk data citra asli (atas) data peningkatan citra (bawah)

	Akurasi
Keseluruhan Parameter	70%
Keseluruhan Parameter	69.58%

3.5.3 Analisa Hasil

Perbandingan nilai akurasi yang diperoleh dari metode klasifikasi Random Forest dan Support Vector Machine terbilang tidak cukup jauh dengan nilai akurasi Random Forest 72.58% dan Support Vector Machine 72.08%. Nilai akurasi Random Forest sedikit lebih tinggi dari Support Vector Machine, dikarenakan metode klasifikasi Random Forest dapat memproses lebih banyak data. Akan tetapi, perbandingan nilai akurasi data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra menggunakan Contrast Stretching dengan data citra asli “Tidak Konsisten” pada masing-masing metode klasifikasi, dikarenakan pada beberapa skenario nilai akurasi data yang sudah ditingkatkan kualitas citra bisa lebih rendah dibandingkan data citra asli begitupun sebaliknya. Namun, pada parameter ekstraksi ciri Gradient Entropy nilai “Konsisten Meningkat” pada masing-masing metode klasifikasi. Berdasarkan analisa boxplot pada Bab 3, hanya pada ciri parameter Gradient Entropy di semua sudut interval data alkoholik dan data normal tidak terlalu saling tumpang tindih dibandingkan ciri parameter lainnya yang saling tumpang tindih sehingga dapat mempengaruhi data yang akan diproses. Dapat ditarik kesimpulan peningkatan kualitas citra Contrast Stretching tidak menjamin dapat membantu dalam meningkatkan nilai akurasi di semua parameter cirinya karena pada saat proses Contrast Stretching bisa menghilangkan beberapa data yang ada dan kemungkinan dapat membuat data saling tumpang tindih (Overlapp).

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian Klasifikasi Sinyal EEG Alkoholik dilakukan 4 skenario untuk memperoleh nilai akurasi pada kedua model klasifikasi *Random Forest* dan *Support Vector Machine* dengan menggunakan data citra asli dan data citra yang sudah dilakukan peningkatan kualitas citra menggunakan Contrast Stretching dengan ekstraksi ciri *Gray-Level Difference Matrix* menggunakan 5 ciri parameter, 4 interval sudut, dan $d=1$ dapat diambil kesimpulan:

1. Nilai akurasi Random Forest tertinggi diperoleh sebesar 72.5% pada skenario 3 di interval sudut 45° menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra. Ini membuktikan Random Forest dapat memproses data lebih baik apabila dilakukan pengelompokan data lebih banyak. Nilai akurasi Support Vector Machine tertinggi diperoleh sebesar

72.08% pada skenario pertama dengan ciri parameter Gradient Entropy di semua sudut interval sudut menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra dan skenario kedua dengan ciri parameter Gradient Entropy menggunakan data citra yang sudah dilakukan peningkatan citra.

2. Peningkatan kualitas citra menggunakan Contrast Stretching tidak menjamin dapat membantu dalam memperoleh nilai akurasi paling tinggi. Sebab, fitur ini juga dapat membuat data hilang dan saling tumpang tindih jadi akan sulit untuk diproses dan diprediksi saat melakukan ekstraksi ciri yang mengakibatkan nilai akurasi akan mengalami penurunan.
3. Ekstraksi ciri Gray-Level Difference Matrix (GLDM) dapat membantu dalam menganalisa tekstur citra abu abu, dan dapat memprediksi dalam proses klasifikasi data citra.

References

- [1] W. H. O. (W.H.O.), Global Status Report on Alcohol and Health 2018, Geneva, Switzerland, 2018.
- [2] N. S. D. B. J. Gopika Gopan K, "Hybrid Features based Classification of Alcoholic and Non-alcoholic EEG," *IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)*, pp. 1-2, 2015.
- [3] C. Harper, "The Neurotoxicity of Alcohol," *SAGE Journals*, vol. 26, p. 251, 2007.
- [4] V. B. A. S. Y. Z. Siuly Siuly, "An Advanced Analysis System for Identifying Alcoholic Brain State Through EEG Signals," *International Journal of Automation and Computing*, vol. 16, pp. 737-747, 2019.
- [5] A. R. F. M. Dandi Trianta Barus, "NGBoost Interpretation Using LIME for Alcoholic EEG Signal Based on GLDM Feature Extraction," *Software Engineering Perspectives in Intelligent Systems*, vol. 1294, pp. 894-904, 2020.
- [6] R. W. A. R. Cahyantri Eka Putri, "EEG Signal Classification for Alcoholic and NonAlcoholic Person using Multilevel Wavelet Packet Entropy and Support Vector Machine," *2020 8th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, p. 1, 2020.
- [7] A. R. M. A. G. Bandiyah Sri Aprillia, "Gray Level Differences Matrix (GLDM) for Alcoholic EEG Signal Classification," *International Journal on Informatics Visualization*, p. 1, 2021.
- [8] S. S. Utina, "Alkohol dan Pengaruhnya terhadap Kesehatan Mental," *Health and Sport Journal*, vol. 5, no. 2, 2012.
- [9] M. K. R. Indonesia, "Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indoensia tentang Minuman Keras," Indonesia, 1977.
- [10] Z. Z. Li Hu, EEG Signal Processing and Feature Extraction, 2019.
- [11] J. C. Saeid Sanei, EEG Signal Processing, 2013.
- [12] R. H. H. A. N. Achmad Rizal, "Modification of Grey Level Difference Matrix (GLDM) for Lung Sound Classification," *IEEE 2018 4th International Conference on Science and Technology (ICST)*, vol. 1, pp. 1-5, 2018.
- [13] Y. H. N. H. M. G. N. I. G. Luther Pagiling, "Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Algoritma Random Forest dan SVM pada Area Motor Cortex," *Jurnal Fokus Elektroda : Energi Listrik, Telekomunikasi, Komputer, Elektronika dan Kendali*, vol. 5, no. 3, p. 35, 2020.
- [14] M. K. S. S. M. ., A. A. G. S. M. Elly Susilowati, "IMPLEMENTASI METODE SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK MELAKUKAN KLASIFIKASI KEMACETAN LALU LINTAS PADA TWITTER," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 2, no. 1, p. 1478, 2015.
- [15] A. H. A. R. S. H. INUNG WIJAYANTO, "Klasifikasi Sinyal EKG menggunakan Ciri Statistik dan Parameter Hjorth dengan SVM dan k-NN," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 10, no. 1, pp. 132-145, 2022.
- [16] H. B. B. P. W. W. A. A. L. XIAO LEI ZHANG, "Event Related Potentials During Object Recognition Tasks," *Brain Research Bulletin*, vol. 38, no. 6, pp. 531-538, 1995.