

KLASIFIKASI JENIS TUMOR OTAK BERDASARKAN CITRA GLIOMA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

Adam Jordie Sinulingga¹, Darwis Robinson Manalu², Samuel Manurung³

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

Jl. Hang Tuah No.8, Medan – Sumatera Utara

adamjordie40@gmail.com

ABSTRACT

This study uses the Support Vector Machine method, where this method aims to obtain a classification model that has high accuracy or small error in classifying an image. The development of the medical world today is closely related and cannot be separated from the development of information technology that continues to grow. To be able to distinguish Magnetic Resonance Image (MRI) images detected by brain tumors, it is necessary to carry out a classification process using the Support Vector Machine (SVM) method. So we need an application for classifying brain tumors to facilitate medical work in determining the type of brain tumor disease. Image processing will use 2 types of brain tumors, namely Glioma and Meningioma.

Keywords- brain tumor, visual image, SVM, GLCM

I. PENDAHULUAN

Tumor otak adalah adanya pertumbuhan jaringan abnormal dimana sel terus tumbuh dan bermultipikasi secara tidak terkontrol. Tumor otak termasuk neoplasma yang berasal dari parenkim otak, meningen, dan dari glandula pituitari atau struktur..tulang intrakranial yang secara tidak langsung dapat mempengaruhi jaringan otak.

MRI (Magnetic Resonance Imaging) merupakan peralatan radiologi terbaik untuk melakukan diagnosa tumor otak yang rumit dan intensitasnya beragam. Keunggulan MRI antara lain dapat memperoleh gambar beresolusi tinggi, dan aman diaplikasikan pada organ otak karena tidak mengandung radiasi pengion. Namun interpretasi atau pembacaan citra MRI memerlukan waktu yang lama, sehingga segmentasi citra perlu dilakukan. Saat ini proses segmentasi citra banyak dilakukan secara manual oleh para radiolog. Proses ini membutuhkan waktu lama, dan pakar radiologi kemungkinan dapat bersifat subjektif dalam mendiagnosa.

Metode yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM). Cara kerja metode SVM khususnya pada permasalahan non linier adalah dengan memasukkan konsep kernel ke dalam ruang berdimensi tinggi. Tujuannya adalah untuk menemukan hyperlane atau pemisah yang memaksimalkan jarak (margin) antar kelas data. referensi.

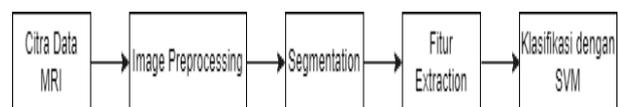
Penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode ditulis pada analisa SVM dalam prediksi harga permintaan Perhiasan, oleh Mita, 2021. Variable fungsi kernel yang digunakan dalam SVM dan RBF, Linear, dan Polynomial. Hasil yang diperoleh dari uji coba penelitian ini menunjukkan bahwa model peramalan secara keseluruhan secara keseluruhan baik atau layak. Akurasi dari 2 model yang didapat dengan kernel RBF dan MAPE yang tergolong baik di kategori tinggi pada data train [1].

Seleksi Fitur SVM Pada Analisis Sentimen Keberlanjutan Pembelajaran Daring, oleh Amar, 2020. Tujuan Penelitian ini adalah melakukan analisis sentimen dengan algoritma

SVM membandingkan dua seleksi fitur Term Frequency dan TF-IDF untuk memperoleh nilai k-Fold pada k-Fold Cross Validation yang menghasilkan nilai evaluasi tertinggi. Data yang digunakan berjumlah 200 data tweet dari 100 komentar positif dan 100 komentar negatif menggunakan lima rasio perbandingan. Penelitian menghasilkan evaluasi tertinggi 8-Fold Cross Validation dengan accuracy 86%, precision sebesar 87,38% dan recall sebesar 85.02% [3].

II. METODE PENELITIAN

Support Vector Machine (SVM) merupakan sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis yang berupa fungsi-fungsi linear didalam sebuah fitur yang memiliki dimensi tinggi dan dilatih dengan menggunakan algoritma pembelajaran berdasarkan teori optimasi. SVM memecahkan masalah klasifikasi dengan mencari hyperlane marjinal maksimum, dimana terdapat hyperlane data dalam jumlah tak terhingga yang harus ditemukan yang merupakan data terbaik. Secara intuitif, hyperlanes dengan margin yang lebih besar lebih akurat dalam mengklasifikasikan data dibandingkan dengan margin yang lebih kecil. Inilah sebabnya (selama studi), SVM mencari hyperlane dengan margin besar, yang dikenal sebagai Maximum Marginal Hyperlane (MMH).



Gambar 1. Diagram Alur Klasifikasi SVM

bahwa jarak terpendek dari hyperlane ke satu sisi lain dari margin, dimana “sisi” dari margin sejajar dengan hyperlane. Terdapat beberapa tahapan metode untuk pengklasifikasian jenis tumor otak. Tahapan pertama adalah pengumpulan citra data tumor otak. Penulis mengumpulkan data melalui benchmark dari Kaggle. Selanjutnya, data melalui tahap Image Preprocessing terdiri atas Scaling, dan Grayscale. Lalu, citra data tumor otak akan disegmentasi melalui tahapan Binary Thresholding yang setelah itu adalah tahapan

feature extraction menggunakan GLCM dimana metode tersebut mempunyai fungsi agar sistem mendapatkan hasil citra yang terekstraksi yang kemudian akan diproses menggunakan metode Support Vector Machine untuk dapat di klasifikasi menjadi 3 kategori tumor otak untuk diteliti. Perancangan tersebut, dapat digambarkan pada Gambar 1.

1. Data Training

Data olah adalah data yang dipakai untuk melakukan proses learning dimana pada proses tersebut sistem akan mendeteksi setiap bagian khusus pada setiap kategori untuk dapat memisahkan citra per tiap kategori. Data training yang digunakan untuk proses training adalah sebanyak 100, dimana masing-masing kategori mempunyai data training sebanyak 50 citra.

2. Data Testing

Data testing adalah data untuk melakukan proses pengujian pada hasil dari data training yang telah disimpan didalam sebuah model. Data ini adalah data yang berbeda dari data yang digunakan pada proses training. Data testing berjumlah 30 citra, dimana di setiap kategori memiliki data testing sebanyak 15 citra.

3. Image Segmentation

Pada Tahap ini mengubah citra yang awalnya berskala abu-abu menjadi citra binary yang akan membuat citra menjadi lebih tajam. Pada penelitian ini, parameter thresholding yang digunakan penulis adalah sebesar 150. Citra yang digunakan penulis disuse dalam matrix 5x5 dari hasil grayscale dan dipilih posisi tengah.

4. Fitur Extraction

Tahap ini berguna untuk mengambil ciri khusus yang ada pada citra yang telah melalui preprocessing dan segmentation. Pengambilan citra menggunakan metode GLCM yang pada penelitian ini, menggunakan 4 nilai dari 14 total nilai GLCM yaitu :

$$\text{Contrast} : \sum_i \sum_j (i - j) \cdot P(i, j)$$

$$\text{Correlation} : \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$\text{Energy} : \sum_i \sum_j p(i, j)^2$$

$$\text{Homogenity} : \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|}$$

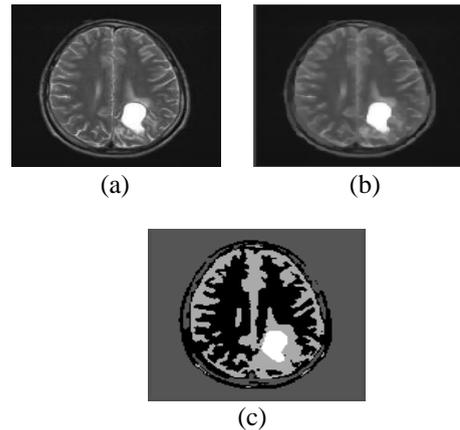
5. Klasifikasi

Pada proses ini, dilakukan pengklasifikasian ciri dengan mengidentifikasi nilai hasil dataset pengujian . Hasil pelatihan dataset tersebut nantinya akan mengidentifikasi nilai suatu citra tersebut dengan nilai Glioma atau Meningioma.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan hasil-hasil penelitian dan sekaligus diberikan pembahasan yang komprehensif.

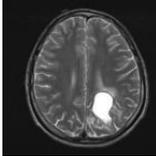
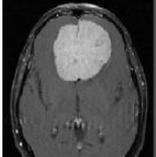
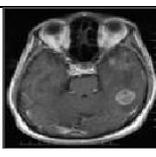
Hasil dapat disajikan dalam bentuk gambar yang memudahkan pembaca. Penelitian yang diusulkan telah menyelesaikan prosedur untuk mengklasifikasikan citra MRI tumor otak menggunakan program berbasis Matlab 2016a melalui tahap preprocessing, ekstraksi ciri menggunakan GLCM, dan klasifikasi SVM dengan menggunakan Confusion Matrix. Pada penelitian ini menggunakan sebanyak 100 data dimana masing-masing memiliki 50 data citra glioma dan 50 data citra meningioma. Sample citra berformat .jpg seperti pada gambar 2(a) yang diinputkan kemudian diubah ke grayscale yang akan diproses ke segmentasi citra seperti yang ditunjukkan pada gambar 2(b), 2(c).



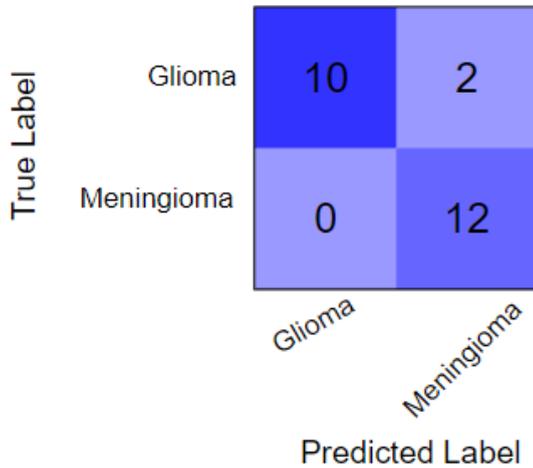
Gambar 2. (a) citra masukan, (b) grayscale, (c) segmentasi

Tahap ini menjelaskan tentang pengujian yang dilakukan dengan sistem dan data. Pengujian dilakukan pada citra MRI tumor otak yang berjumlah total 100 data training , dimana dataset tersebut terdiri dari 50 data untuk Glioma, dan 50 data untuk Meningioma dan data testing yang dipakai sebanyak 24 data testing, dimana masing-masing kelompok mempunyai 12 data testing. SVM dengan kernel linear digunakan untuk mengidentifikasi objek diatas. Hasil identifikasi hasil akhir sistem dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. Pengujian Sistem

No	Citra	Nama Citra	Output	Hasil
1.		Glioma	Glioma	Berhasil
2.		Glioma	Glioma	Gagal
3.		Meningioma	Meningioma	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai confusion matrix sebagai berikut :



Gambar 3. Confusion Matrix

Berikut ini akan ditunjukkan Confusion Matrix dengan melihat nilai dari Glioma dan Meningioma seperti pada Tabel

Tabel 2. Confusion Matrix

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	0.83	1	0.86	12
Meningioma	1	0.85	2	12

Dengan perhitungan matematis dari Confusion Matriksnya adalah sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \frac{TP\ Glioma}{(TP\ Glioma+FP\ Glioma)} = \frac{10}{10+2} = \frac{10}{12} = 0.83$$

$$= \frac{TP\ Glioma}{(TP\ Meningioma+FP\ Meningioma)} = \frac{12}{12+0} = \frac{12}{12} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{TP\ Glioma}{(TP\ Glioma+FN\ Glioma)} = \frac{10}{10+0} = \frac{10}{10} = 1$$

$$= \frac{TP\ Meningioma}{(TP\ Meningioma+FN\ Meningioma)} = \frac{12}{12+2} = \frac{12}{14} = 0.85$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2(\text{Recall Glioma} \times \text{Precision Glioma})}{\text{Recall Glioma} + \text{Precision Glioma}} = \frac{2(1 \times 0.83)}{1 + 0.83}$$

$$= \frac{1.66}{1.83} = 0.91$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2(\text{Recall Meningioma} \times \text{Precision Meningioma})}{\text{Recall Meningioma} + \text{Precision Meningioma}}$$

$$= \frac{2(0.95 \times 1)}{1 + 0.95} = \frac{1.9}{1.95} = 0.97$$

Berdasarkan hasil testing diatas, sistem klasifikasi jenis tumor otak berdasarkan citra glioma menggunakan metode Support Vector Machine diperoleh akurasi sebesar 91%.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP\ Glioma + TP\ Meningioma}{\text{Jumlah Citra Testing}} \times 100$$

$$\text{Akurasi} = \frac{22}{24} \times 100$$

$$\text{Akurasi} = 91\%$$

Kesimpulan

Segmentasi citra otak sangat penting dalam perencanaan operasi dan perencanaan perawatan di bidang medis. Dalam modul ini, kami mengusulkan sebuah metode untuk melakukan segmentasi dan mengklasifikasikan posisi tumor pada citra tumor otak. Tumor otak dapat disembuhkan jika terdeteksi pada tahap awal. Hal ini memungkinkan dokter untuk memahami perkembangan penyakit yang tepat, yang akan membantu membuat keputusan tentang pengobatan yang tepat. Dari hasil pembahasan ini dapat diketahui lokasi tumor dengan baik dimana lokasi tumor tersegmentasi dengan jelas dari citra tumor otak

IV. REFERENSI

- [1] Akbar, F., Rais, A. N., Sobari, I. A., Zuama, R. A., & Rudiarto, B. (2019, Agustus). Klasifikasi Massa Pada Citra Mammogram Berdasarkan Grey Level Co-occurrence (GLCM). IJCCS, Vol. 8, No.1, 59-68
- [2] Dzulfikar, M. A. (2014, Oktober). Analisis Distribusi Intensitas RGB Citra Digital untuk Klasifikasi Kualitas Biji Jagung menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. JURNAL FISIKA DAN APLIKASINYA, VOLUME 10, NOMOR 3.
- [3] Rizal, R. A., Gulo, S., & Sihombing, O. D. (2019, Agustus). Analisis Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dalam Mengenali Citra Ekspresi Wajah. Jurnal Mantik, Vol.3, No.2, 31-38.
- [4] Pratama, Wahyu, Ifo. (2018). Analisis Performa Algoritma Naive Bayes pada Deteksi Otomatis Citra MRI. Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer, Vol.5, No.1, 37-42