

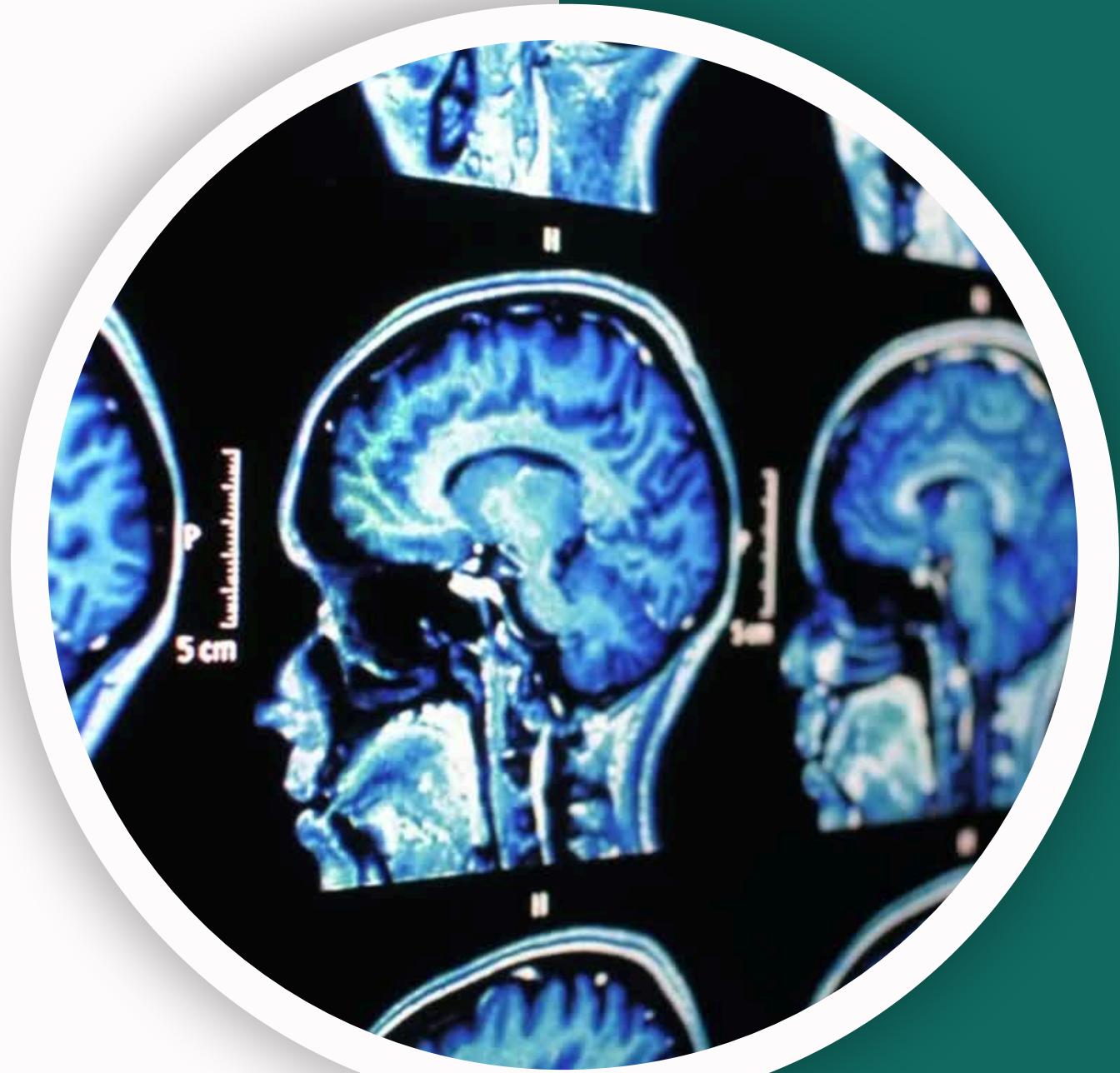


Presentasi Akhir

Klasifikasi Tumor Otak

Kelompok 1

Mata Kuliah Pengolahan Citra Digital
Program Studi S1 Informatika



Anggota Kelompok

01

Alfiki
Diastama
Afan Firdaus

M0521009

02

Rizki Dwi
Rahmawan

M0521066

03

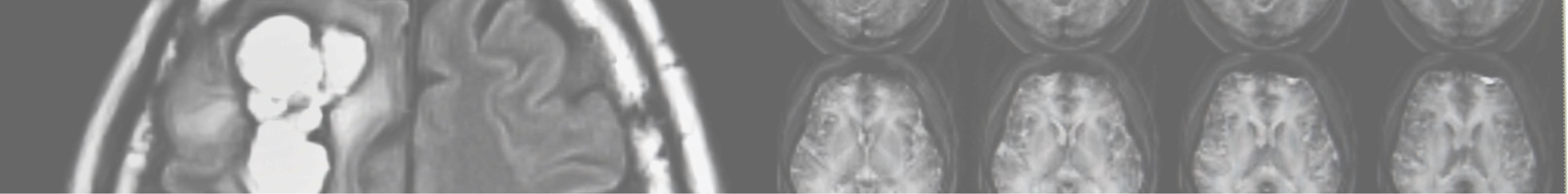
Yuzzar Rizky
Mahendra

M0521082

04

Muhammad
Arva Zaky
W.P

L0122104



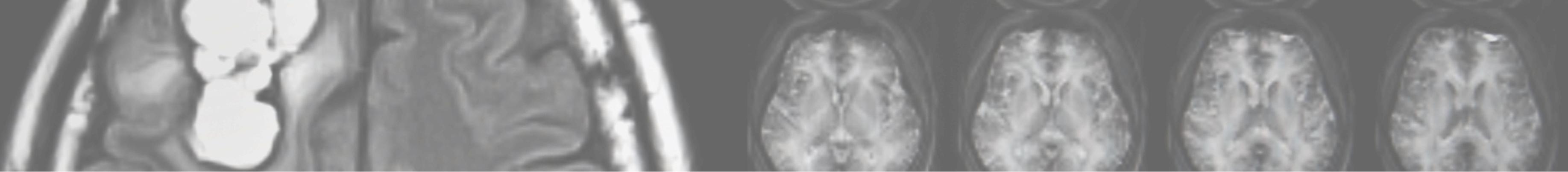
Pendahuluan

Tumor otak merupakan **salah satu jenis kanker yang paling mematikan** di antara anak-anak dan juga orang dewasa [1]

Biopsi menjadi bersifat invasif dan dapat menyebabkan pendarahan serta cedera yang mengakibatkan kehilangan fungsional [2]

Interpretasi dan analisis data secara manual secara bertahap menjadi tugas yang menantang. Penyakit dapat disalahartikan oleh Ahli Radiologi karena kurangnya pengalaman atau kelelahan, yang menyebabkan diagnosis yang terlewat, yaitu hasil *false negative*, non-lesi dapat diinterpretasikan sebagai lesi, atau lesi jinak dapat disalahartikan sebagai ganas, yaitu hasil *false positive*.

Tingkat kesalahan diagnosis yang disebabkan oleh manusia dalam analisis ini dapat mencapai hingga 10-30%, menurut Statistik. Dalam latar belakang ini, sistem CAD dapat menjadi alat yang sangat membantu bagi ahli radiologi dalam analisis citra medis. [3]



Dataset

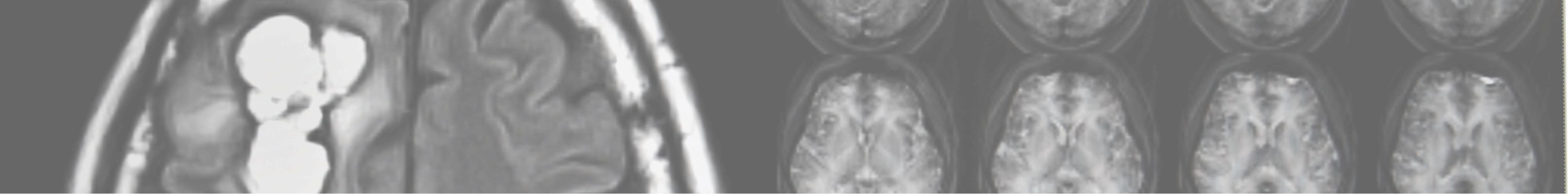
Brain Tumor MRI

[https://www.kaggle.com/datasets/masoudnickparvar/brain-tumor-mri-dataset \[4\]](https://www.kaggle.com/datasets/masoudnickparvar/brain-tumor-mri-dataset)

Merupakan gabungan dari 3 dataset,
figshare, SARTAJ Dataset, br35H

Dataset terdiri dari **7023 gambar yang terklasifikasi 4 kelas tumor** yaitu glioma, meningioma, pituitary, dan no-tumor. Gambar tanpa tumor diambil dari dataset br35h

	Glioma	Meningioma	Pituitary	No Tumor
Training	1321	1339	1457	1595
Testing	300	306	300	405



Batasan Masalah

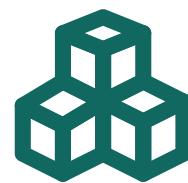
- Jenis tumor yang diklasifikasi hanya 4 jenis, yaitu glioma, meningioma, pituitary, dan no-tumor
- Dataset yang digunakan hanya dari brain-tumor-mri-dataset [4]

Tujuan Penelitian

- Menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dalam citra medis
- Melakukan klasifikasi tumor otak dari citra medis MRI menggunakan *SVM Classifier*
- Mengevaluasi performal model yang dibuat
- Memenuhi penilaian mata kuliah pengolahan citra digital S1 Informatika UNS

Metode

Ada beberapa metode yang kami gunakan untuk melakukan klasifikasi tumor otak.



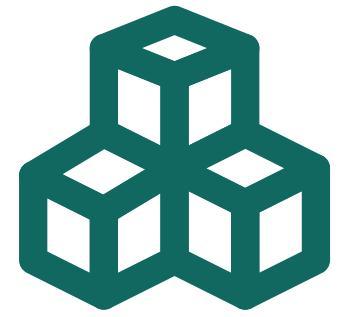
Preprocessing
Data



Modelling



Evaluasi



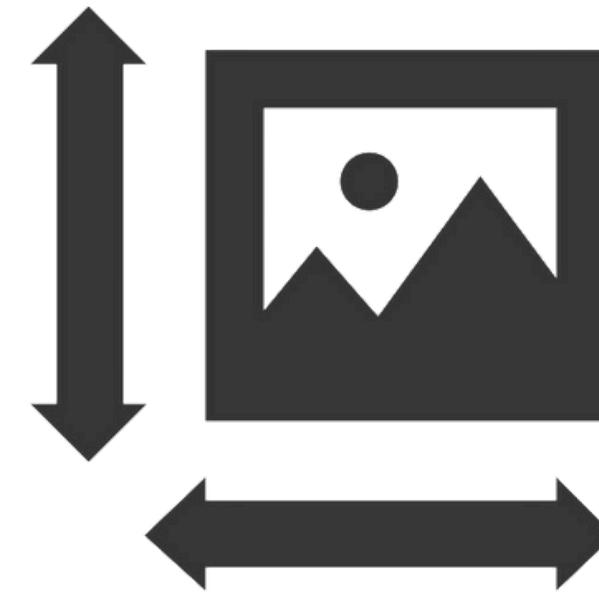
Preprocessing Data

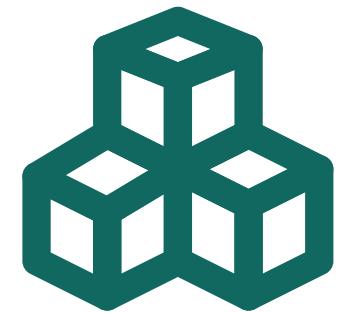
Resize Image

Preprocessing Data adalah langkah penting dalam penelitian ini.

Pertama, gambar MRI otak dikumpulkan dari berbagai kategori, termasuk glioma, meningioma, tidak ada tumor, dan lain-lainnya.

Setelah itu, gambar dibaca menggunakan OpenCB dan diubah ukurannya menjadi 64×128 piksel untuk memastikan konsistensi.





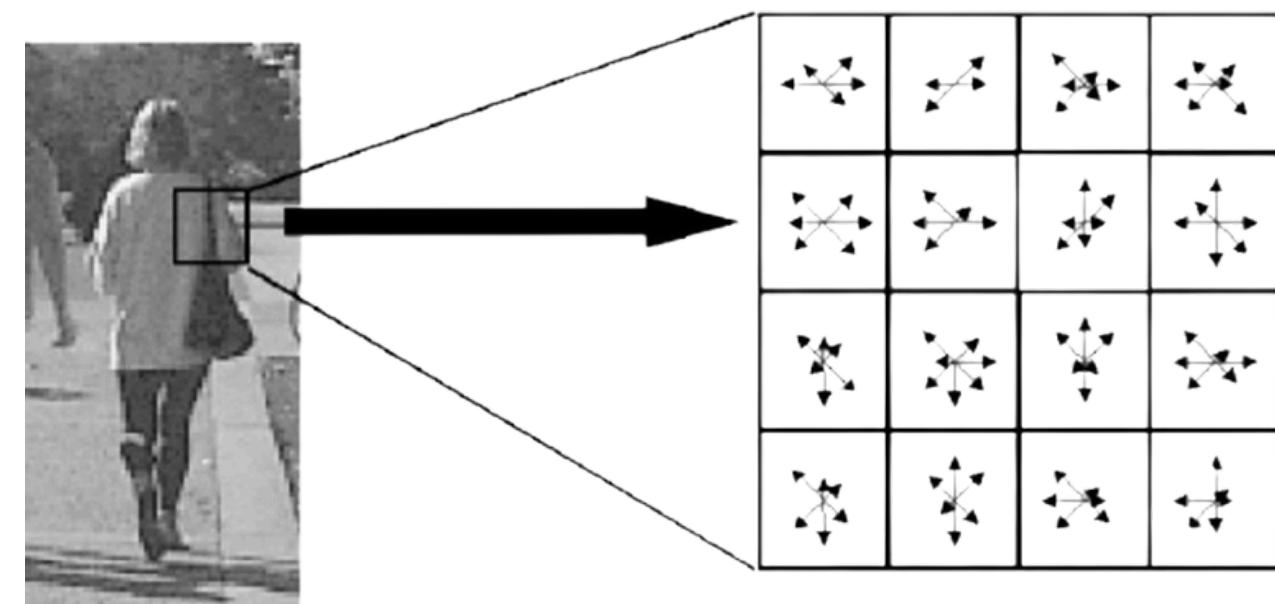
Preprocessing Data

Eskstraksi Fitur HOG

Eskstraksi fitur HOG (*Histogram of Oriented Gradients*) merupakan teknik ekstraksi fitur yang menghitung kemunculan orientasi gradien di bagian gambar yang terlokalisasi.

Ekstraksi HOG dapat dikatakan sebagai teknik yang digunakan untuk mendeskripsikan bentuk dan struktur objek dalam gambar.

Ekstraksi ini sangat efektif untuk pengenalan pola, termasuk dalam klasifikasi gambar medis seperti MRI otak.



Langkah-langkah Eskstraksi Fitur HOG

1. Hitung Besaran dan Sudut Gradien

Langkah pertama adalah menghitung gradien dari intensitas piksel dalam citra. ini dilakukan dengan menggunakan dua kernel konvolusi:

- Kernel horizontal: $[-1,0,+1]$ untuk menghitung perubahan intensitas di arah horizontal (G_x).
- Kernel vertikal: $[-1,0,+1]^T$ untuk menghitung perubahan intensitas di arah vertikal (G_y).

Dengan menerapkan kernel ini pada citra, kita mendapatkan dua matriks G_x untuk gradien horizontal dan G_y untuk gradien vertikal.

Selanjutnya kita akan menghitung besaran dan sudut gradien dengan rumus seperti berikut:

- Besaran Gradien (G):

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

- Sudut Gradien (θ):

$$\theta = \arctan \frac{g_y}{g_x}$$

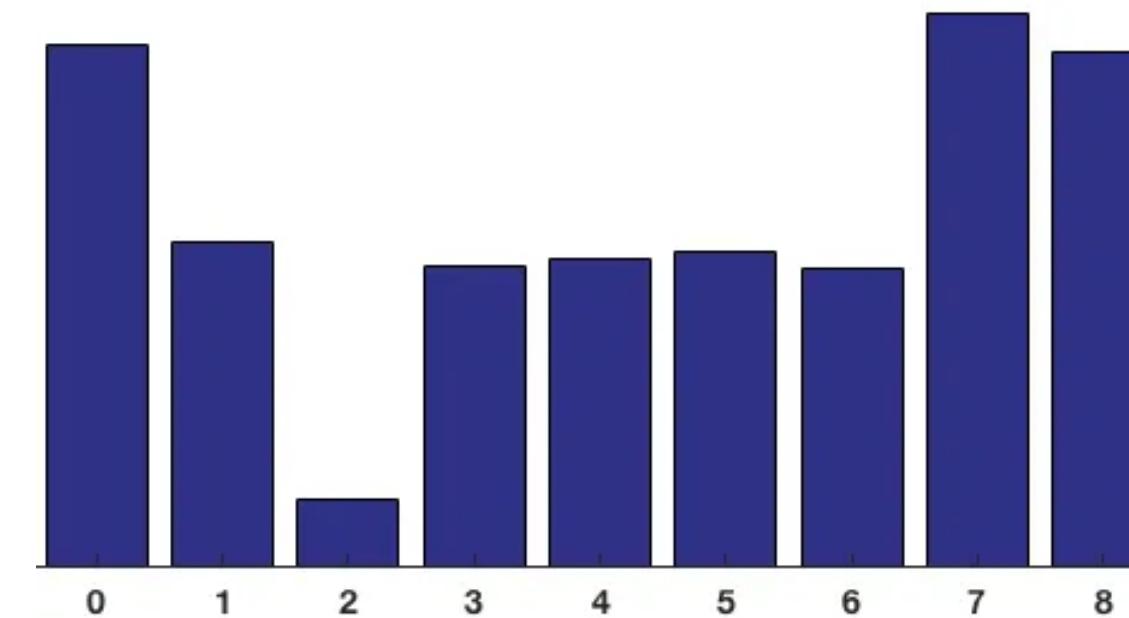
Langkah-langkah Eskstraksi Fitur HOG

2. Hitung Histogram Gradien untuk Sel

Pada bagian ini, gambar dibagi menjadi beberapa sel kecil, misalnya sel berukuran 8×8 piksel. Untuk setiap sel, histogram gradien dihitung dengan mendiskritkan sudut gradien menjadi 9 bin, masing-masing mewakili rentang sudut 20 derajat (0° hingga 180°).

- Setiap bin akan menyimpan jumlah total besaran gradien dari semua piksel dalam sel yang memiliki sudut gradien yang sesuai dengan bin tersebut.

Setiap sel akan memiliki histogram dengan 9 nilai, yang menunjukkan distribusi orientasi gradien dalam sel tersebut.



Langkah-langkah Eskstraksi Fitur HOG

3. Menormalkan Histogram untuk Blok

Untuk mengatasi variasi pencahayaan dan noise, histogram dari beberapa sel digabungkan menjadi blok. Misalnya, blok dapat terdiri dari 4 sel (2×2), yang berarti ukuran blok adalah 16×16 piksel.

Lalu histogram dari setiap blok dinormalisasi menggunakan norma L2. Proses ini melibatkan:

- Menggabungkan histogram dari semua sel dalam blok.
- Menghitung norma L2 dari histogram gabungan.
- Membagi setiap nilai histogram dengan norma L2 untuk mendapatkan nilai normalisasi.

Blok-blok ini biasanya saling tumpang tindih, dengan langkah satu sel, sehingga setiap blok berbagi beberapa sel dengan blok lainnya.

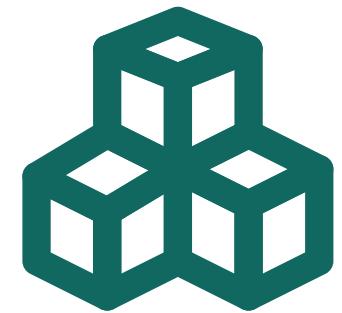
Langkah-langkah Eskstraksi Fitur HOG

4. Kumpulkan Semua Fitur HOG

Setelah semua blok dinormalisasikan, fitur HOG dari setiap blok dikumpulkan untuk membentuk vektor fitur akhir.

Vektor fitur ini mewakili fitur HOG untuk seluruh gambar. Untuk gambar berukuran $M \times M$ (dengan asumsi M merupakan kelipatan 16), histogram dengan sudut gradien 20 derajat, ukuran sel 8×8 , ukuran blok sel 2×2 , dan langkah 1 sel, jumlah fitur HOG dapat dihitung berdasarkan jumlah blok yang dihasilkan.

$$\left(\frac{M}{8} - 1\right)^2 \times 36.$$



Preprocessing Data

Standarisasi

Sebelum dimasukan ke dalam model klasifikasi, dilakukan standarisasi data.

Standarisasi data menggunakan ***StandardScaler***. Metode ini digunakan untuk mengubah fitur (kolom) dalam dataset sehingga memiliki **rata-rata (mean) 0 dan deviasi standar (standard deviation) 1**.

ini merupakan langkah penting dalam preprocessing datam terutama untuk algoritma yang sensitif terhadap skala data (regresi linear, KNN, dan SVM).

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

x adalah nilai asli dari fitur tersebut.

μ adalah **rata-rata** dari fitur tersebut (mean).

σ adalah **standar deviasi** dari fitur tersebut.

x' adalah nilai fitur yang sudah distandarisasi.

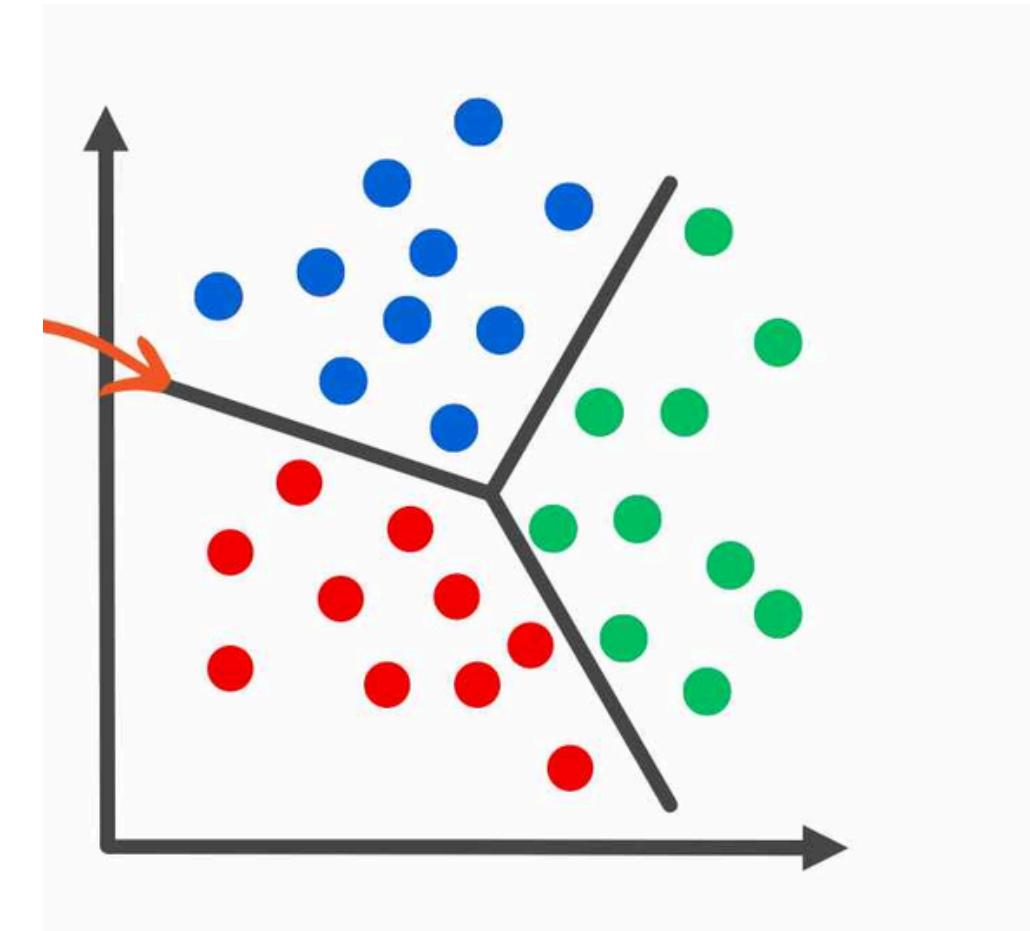


Modelling

SVM

SVM atau *Support Vector Machine* merupakan metode pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi, yang bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas dalam data.

Dalam konteks klasifikasi tumor otak, SVM memetakan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi menggunakan fungsi kernel (seperti linear, polynomial, atau radial basis function) untuk menangani data yang tidak terpisah secara linier.



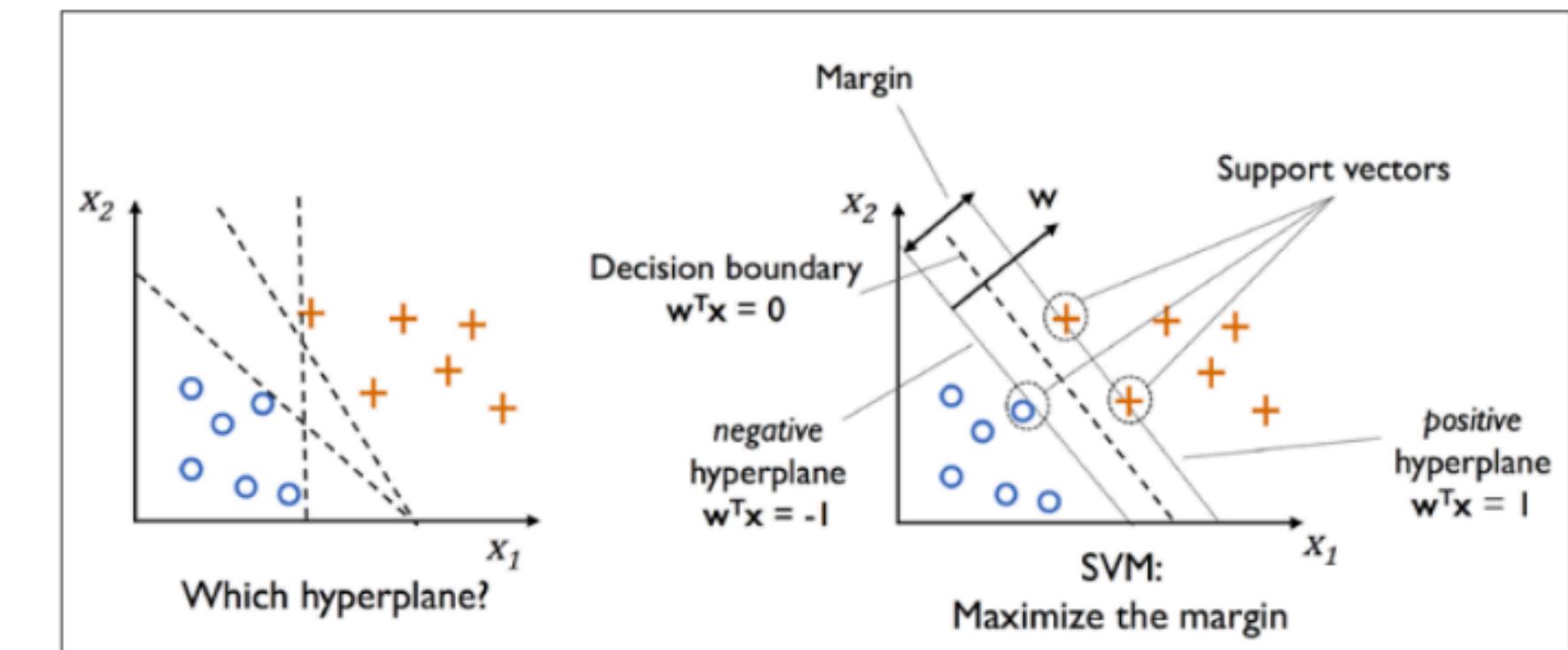


Modelling

SVM

Model ini dilatih dengan memaksimalkan margin antara hyperplane dan titik data terdekat dari masing-masing kelas, yang dikenal sebagai support vectors.

SVM efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan dapat memberikan hasil yang akurat, terutama ketika jumlah data terbatas, menjadikannya pilihan yang baik untuk analisis citra medis seperti klasifikasi tumor otak.



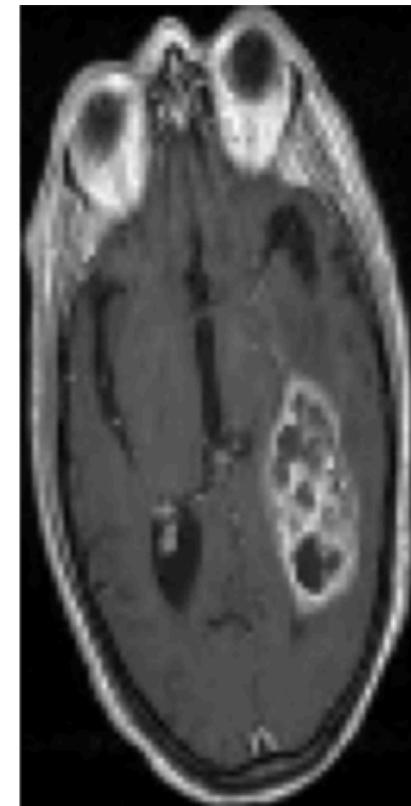
Hasil Eksperimen

Preprocessing

Citra Asli

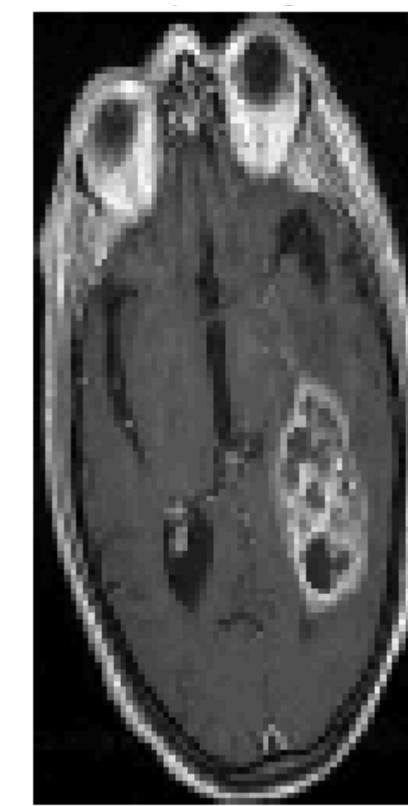


Setelah Resize

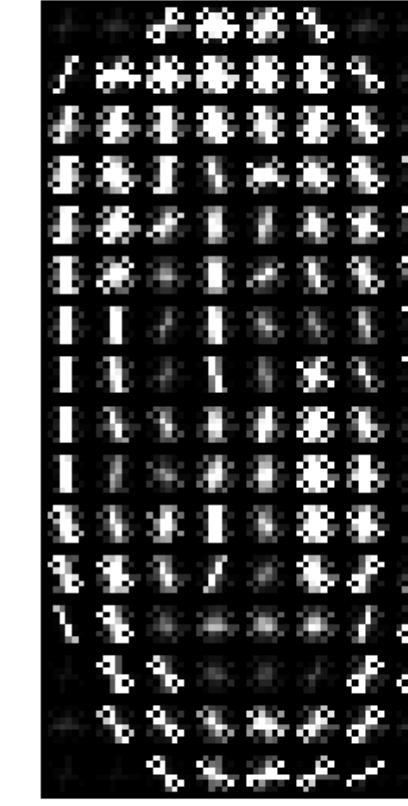


Hasil Ekstraksi Fitur

Citra Input



HOG



Evaluasi

Metrik Evaluasi

Accuracy

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Precision

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1-Score

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

Keterangan:

- TP: True Positive (jumlah data yang benar diklasifikasikan sebagai positif)
- TN: True Negative (jumlah data yang benar diklasifikasikan sebagai negatif)
- FP: False Positive (jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai positif)
- FN: False Negative (jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai negatif)

Hasil

Evaluasi pada
data test

Accuracy
92%

	Precision	Recall	F1-Score
glioma	88%	86%	87%
meningioma	84%	84%	84%
pituitary	96%	97%	97%
no tumor	99%	100%	100%
Rata-rata	92%	92%	92%

KESIMPULAN

Dengan langkah-langkah yang kami lakukan, kami berhasil melakukan klasifikasi citra jenis tumor dari citra MRI menggunakan ekstraksi fitur HOG dan model SVM. Metode yang dibangun menunjukkan kemampuan untuk mengklasifikasikan citra MRI otak dengan akurasi yang baik. Nilai F1-Score yang didapatkan sebesar 92%, sehingga model dapat digunakan untuk memprediksi kelas pada citra baru dengan cukup baik.



SARAN

Meskipun hasilnya menjanjikan, ada peluang untuk meningkatkan model lebih lanjut dengan menggunakan teknik augmentasi data, pemilihan fitur yang lebih canggih, atau model pembelajaran mendalam (deep learning) yang mungkin lebih efektif dalam menangani citra medis.

REFERENSI

- [1] E. S. Biratu, F. Schwenker, T. G. Debelee, S. R. Kebede, W. G. Negera, dan H. T. Molla, “Enhanced Region Growing for Brain Tumor MR Image Segmentation,” J. Imaging, vol. 7, no. 2, Art. no. 2, Feb 2021, doi: 10.3390/jimaging7020022.
- [2] T. A. Roberts dkk., “Noninvasive diffusion magnetic resonance imaging of brain tumour cell size for the early detection of therapeutic response,” Sci. Rep., vol. 10, no. 1, hlm. 9223, Jun 2020, doi: 10.1038/s41598-020-65956-4.
- [3] P. Dutta, P. Upadhyay, M. De and R. G. Khalkar, "Medical Image Analysis using Deep Convolutional Neural Networks: CNN Architectures and Transfer Learning," 2020 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), Coimbatore, India, 2020, pp. 175-180, doi: 10.1109/ICICT48043.2020.9112469.
- [4] <https://www.kaggle.com/datasets/masoudnickparvar/brain-tumor-mri-dataset>



Kelompok 1

**TERIMA
KASIH**

“