

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan kondisi neurologis yang kompleks dengan tingkat morbiditas dan mortalitas yang tinggi serta kecenderungan prevalensi yang terus meningkat. Diagnosis yang cepat dan akurat sangat penting untuk menentukan terapi yang tepat dan meningkatkan kualitas hidup pasien (Jung, 2024). Berdasarkan lokasi pertumbuhannya, tumor otak umumnya diklasifikasikan menjadi tiga jenis, yaitu *glioma*, *meningioma*, dan *pituitary* (Abdusalomov et al., 2023).

Dalam praktik klinis modern, *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) telah menjadi modalitas utama dalam deteksi dan evaluasi tumor otak karena kemampuannya menghasilkan kontras jaringan lunak yang tinggi tanpa paparan radiasi ionisasi (Balachandran, 2016). Secara fisis, MRI bekerja berdasarkan prinsip resonansi magnetik inti hidrogen. Variasi sifat magnetik dan lingkungan molekuler antara jaringan normal dan jaringan tumor menyebabkan perbedaan karakteristik relaksasi yang kemudian termanifestasi sebagai perbedaan intensitas dan pola tekstur pada citra MRI (McRobbie et al., 2006).

Meskipun MRI mampu memberikan informasi morfologi yang detail, interpretasi citra secara manual oleh radiolog masih memiliki keterbatasan karena bersifat subjektif, memerlukan waktu yang relatif lama, serta berpotensi menimbulkan variabilitas antar-pengamat (Patil et al., 2023). Kompleksitas pola tumor yang heterogen semakin meningkatkan tantangan dalam proses diagnosis berbasis pengamatan visual. Oleh karena itu, pendekatan komputasional berbasis *machine learning* dan *deep learning* berkembang pesat untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi klasifikasi tumor otak (Satushe et al., 2025).

Ekstraksi fitur tekstur seperti *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) memungkinkan karakterisasi pola intensitas piksel yang mencerminkan sifat fisik jaringan, seperti heterogenitas, kerapatan, dan orientasi struktur saraf (Pattanaik et al., 2022; Rekha and Faiz, 2025). Namun, metode *hand-*

crafted tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas citra medis berdimensi tinggi (Basthikodi et al., 2024). Seiring perkembangan teknologi, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) menunjukkan kemampuan yang lebih adaptif dalam mengekstraksi fitur secara otomatis dan hierarkis (Malkauthekar et al., 2025). Berbagai penelitian melaporkan bahwa model CNN mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi. Di antara berbagai arsitektur yang ada, *MobileNet* menunjukkan keseimbangan yang baik antara akurasi dan efisiensi komputasi. Dengan jumlah parameter yang relatif lebih kecil, *MobileNet* tetap mampu menangkap fitur esensial yang diperlukan untuk klasifikasi tumor secara akurat, sehingga cocok untuk implementasi pada lingkungan dengan sumber daya terbatas, seperti klinik pedesaan maupun aplikasi kesehatan berbasis *mobile* (Uniyal et al., 2026).

Penggunaan fitur hibrida berpotensi menghasilkan dimensi fitur yang sangat besar sehingga meningkatkan kompleksitas komputasi dan risiko *overfitting* (Malkauthekar et al., 2025). *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan metode reduksi dimensi yang efektif karena mentransformasikan fitur ke ruang baru dengan mempertahankan variansi terbesar data serta mengurangi redundansi informasi (Ali et al., 2024).

Untuk meningkatkan robustitas klasifikasi pada data berdimensi tinggi, diperlukan algoritma yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik. *Subspace k-Nearest Neighbor* (kNN) merupakan metode *ensemble* berbasis subruang fitur yang mampu menurunkan variansi model dan meningkatkan ketahanan terhadap *noise* dikaji (EL-Geneedy et al., 2023; Ramalho et al., 2024). Meskipun menunjukkan kinerja yang menjanjikan pada beberapa kasus klasifikasi medis, penerapannya pada klasifikasi tumor otak berbasis MRI dengan integrasi fitur hibrida masih belum banyak.

Berbagai metode *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) berbasis kecerdasan buatan telah dikembangkan untuk membantu proses klasifikasi tumor otak secara otomatis. Namun sebagian penelitian masih menggunakan pendekatan fitur tunggal, baik berbasis tekstur tradisional maupun *deep learning*, sehingga belum mampu mempresentasikan karakteristik citra MRI secara optimal. Integrasi fitur

tekstur seperti LBP dan HOG, serta *deep feature* MobileNet berpotensi menghasilkan representasi fitur yang lebih komprehensif. Namun kombinasi tersebut juga menghasilkan dimensi fitur yang tinggi sehingga memerlukan teknik reduksi dimensi yang efektif.

Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang mengkaji penggunaan *hybrid features* (LBP,HOG,MobileNet) yang direduksi menggunakan *Principal Component Analysis* dan diklasifikasikan menggunakan *Subspace k-Nearest Neighbor* untuk meningkatkan performa klasifikasi tumor otak pada citra MRI serta membandingkannya dengan pendekatan MobileNet *end-to-end* sebagai baseline.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan batasan masalah tersebut, adapun perumusan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana pengaruh penggunaan fitur hibrida yang terdiri dari LBP, HOG, dan MobileNet terhadap performa klasifikasi tumor otak pada citra MRI menggunakan algoritma *Subspace k-Nearest Neighbor* ?
2. Bagaimana efektivitas penerapan *Principal Component Analysis* (PCA) dalam mereduksi dimensi fitur hibrida untuk meningkatkan efisiensi komputasi tanpa menurunkan performa klasifikasi tumor otak, serta bagaimana perbandingannya dengan pendekatan *MobileNet end-to-end* sebagai *baseline*?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus penelitian, maka ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada analisis citra MRI otak T1-*weighted* dengan jenis tumor glioma, meningioma, dan pituitary serta kelas non tumor sebagai pembanding. Proses yang dilakukan meliputi ekstraksi fitur hibrida (LBP,HOG dan MobileNet), reduksi dimensi menggunakan PCA, serta klasifikasi menggunakan *Subspace k-Nearest Neighbor* dan MobileNet *end-to-end* sebagai pembanding. Penelitian ini tidak membahas aspek klinis secara langsung, melainkan berfokus pada analisis komputasional citra. Jenis citra yang digunakan adalah citra dua dimensi (2D) berekstensi *.jpg.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah :

1. Menganalisis pengaruh ekstraksi fitur hibrida yang terdiri dari fitur tekstur (LBP dan HOG) serta fitur *deep learning* berbasis *MobileNet* terhadap akurasi klasifikasi tumor otak pada citra MRI menggunakan algoritma *Subspace k-Nearest Neighbor*.
2. Mengevaluasi efektivitas *Principal Component Analysis* (PCA) dalam mereduksi dimensi fitur hibrida guna menurunkan kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan performa klasifikasi tumor otak menggunakan algoritma *Subspace k-Nearest Neighbor*.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap kemajuan riset penerapan kecerdasan buatan di bidang klinis. Selain itu, studi ini berpotensi mendorong peneliti lain untuk terus mengembangkan solusi berbasis kecerdasan buatan dalam menangani kasus klinis yang semakin kompleks.

1.6 Orisinalitas Penelitian

Bagian ini menyajikan ringkasan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI dalam bentuk tabel yang dapat dilihat pada tabel 1.1, yang memuat informasi mengenai metode dan hasil penelitian. Penyajian ini bertujuan untuk memberikan gambaran perkembangan penelitian serta menghindari duplikasi karya ilmiah.

Berdasarkan hasil kajian terhadap penelitian terdahulu, dapat diidentifikasi bahwa berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI, baik menggunakan metode berbasis fitur tekstur tradisional, *deep learning*, maupun kombinasi keduanya. Namun demikian, masih terdapat sejumlah keterbatasan yang menunjukkan adanya celah penelitian (*research gap*) yang belum sepenuhnya terjawab.

Penelitian oleh Basthikodi et al. (2024) telah mengkombinasikan beberapa fitur tekstur seperti LBP dan HOG serta menerapkan reduksi dimensi menggunakan

Principal Component Analysis (PCA). Meskipun menunjukkan peningkatan akurasi, penelitian tersebut belum mengintegrasikan fitur *deep learning*, serta masih menggunakan *single classifier* sehingga belum memanfaatkan keunggulan metode ensemble.

Penelitian oleh Pattanaik et al. (2022) menunjukkan bahwa penggunaan *Subspace k-Nearest Neighbor* dapat menghasilkan nilai AUC yang tinggi. Namun demikian, performa akurasi yang dihasilkan masih relatif rendah, serta belum memanfaatkan fitur *deep learning* untuk meningkatkan representasi data.

Sementara itu, Rekha and Faiz (2025) telah mengembangkan pendekatan hibrida yang menggabungkan berbagai fitur tekstur dan *deep learning*, namun model yang dihasilkan cenderung kompleks dan belum mempertimbangkan efisiensi melalui reduksi dimensi. Di sisi lain, Ullah et al. (2025) menunjukkan bahwa penggunaan PCA mampu meningkatkan efisiensi komputasi secara signifikan, namun penelitian tersebut masih terbatas pada klasifikasi dua kelas serta belum mengintegrasikan fitur tekstur tradisional.

Penelitian oleh Adamu et al. (2024) mengusulkan model hibrida berbasis *MobileNetV2* dan SVM dengan performa yang sangat tinggi. Namun demikian, pendekatan tersebut masih terbatas pada penggunaan *deep feature* saja tanpa integrasi fitur tekstur, serta belum menerapkan teknik reduksi dimensi maupun metode ensemble dalam satu *pipeline* yang terpadu.

Berdasarkan analisis tersebut, dapat disimpulkan bahwa belum terdapat penelitian yang secara simultan mengintegrasikan fitur tekstur tradisional (LBP dan HOG), *deep feature* (*MobileNet*), teknik reduksi dimensi (PCA), serta metode klasifikasi berbasis ensemble (*Subspace k-Nearest Neighbor*) dalam satu *pipeline* yang terpadu untuk klasifikasi multikelas tumor otak. Selain itu, sebagian besar penelitian sebelumnya juga belum secara eksplisit menganalisis *trade-off* antara performa klasifikasi dan efisiensi komputasi.

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan suatu pendekatan yang mengkombinasikan fitur tekstur dan *deep feature* dalam satu *pipeline* terpadu, yang kemudian dioptimalkan menggunakan PCA dan diklasifikasikan menggunakan *Subspace k-Nearest Neighbor*. Pendekatan ini diharapkan tidak hanya

meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga menghasilkan model yang lebih efisien dan stabil dalam menangani data berdimensi tinggi.

Dengan demikian, orisinalitas penelitian ini terletak pada:

1. Integrasi fitur hibrida yang menggabungkan LBP, HOG, dan *MobileNet* dalam satu *pipeline*.
2. Penerapan PCA untuk mengoptimalkan dimensi fitur sekaligus meningkatkan efisiensi komputasi.
3. Penggunaan *Subspace k-Nearest Neighbor* sebagai metode ensemble untuk meningkatkan stabilitas dan performa klasifikasi.
4. Evaluasi tidak hanya pada akurasi, tetapi juga mempertimbangkan efisiensi komputasi sebagai aspek penting dalam implementasi sistem nyata.

Tabel 1. 1 State of The Art penelitian tentang klasifikasi tumor otak citra MRI

No	Penulis	Judul	Jumlah Kelas	Prapemrosesan Citra	Ekstraksi Fitur	Algoritma Klasifikasi	Hasil	Gap Penelitian
1	Basthikodiet al. (2024)	<i>Enhancing multiclass brain tumor diagnosis using SVM and innovative feature extraction techniques</i>	4	<i>resizing citra (64×64 piksel), flattening, Augmentasi, Normalisasi piksel (0–1), Histogram equalization.</i>	LBP + HOG + PCA	SVM	Akurasi tanpa PCA 95,95% dan dengan PCA 96.03%	Tidak menggunakan <i>deep feature</i> dan belum mengeksplorasi metode <i>ensemble classifier Subspace k-Nearest Neighbor</i>
2	Pattanaiket al. (2022)	<i>Brain tumor magnetic resonance images classification based machine learning paradigms</i>	4	Tidak dijelaskan	GLCM, LBP, HOG	SVM, KNN, Naïve Bayes, tree, ensemble	Kombinasi LBP+HOG dan Subspace kNN memiliki AUC tertinggi 0.98, namun akurasi rendah 62%. Kombinasi LBP+HOG+GLCM dan Fine kNN akurasi 91,1% dan AUC 0,95.	Performa akurasi <i>Subspace kNN</i> rendah meskipun AUC tertinggi dan belum menggunakan <i>deep learning feature</i>
3	Rekha and Faiz (2025)	<i>Brain Tumor Detection and Classification with Hybrid Techniques</i>	4	<i>Anisotropic, Diffusion Filter, Skull Tripping</i>	LBP, HOG, GLCM, AlexNet, GoogLeNet, ResNet50, dan VGG-16	FFNN, SVM, KNN, Decision Tree, Naïve Bayes, <i>deep learning end to end</i>	AlexNet+SVM akurasi 98,52%	Model kompleks dan belum menggunakan reduksi dimensi untuk efisiensi

No	Penulis	Judul	Jumlah Kelas	Prapemrosesan Citra	Ekstraksi Fitur	Algoritma Klasifikasi	Hasil	Gap Penelitian
4	Ullah et al. (2025)	<i>Efficient Brain Tumor Detection in MR Images Using Deep Feature-Extracted Machine Learning</i>	2	Augmentasi, skull tripping, resize, convert to RGB, normalisasi fitur	<i>pre-trained deep learning models</i> , VGG-16, VGG-19, MobileNet-v2, dan DenseNet-121 dan PCA	random forest, decision tree, support vector machine, dan Gaussian Naïve Bayes.	Tanpa PCA akurasi 98.61% waktu komputasi tinggi 509.43 seconds). Dengan PCA akurasi (98.84%) waktu komputasi 40 seconds.	Hanya 2 kelas dan tidak menggabungkan fitur tekstur tradisional
5	Adamu et al. (2024)	<i>Efficient and Accurate Brain Tumor Classification Using Hybrid MobileNetV2–Support Vector Machine for Magnetic Resonance Imaging Diagnostics in Neoplasms</i>	4	augmentasi	<i>MobileNet-V2</i>	SVM	Model hybrid MobileNetV2-SVM menunjukkan kinerja tinggi dengan AUC mendekati 1.0 pada seluruh kelas tumor, serta mampu meningkatkan akurasi.	MobileNetV2-SVM dengan performa tinggi, tidak menggabungkan fitur tekstur tradisional, tidak menerapkan reduksi dimensi, serta belum memanfaatkan metode ensemble dan analisis trade-off komputasi secara komprehensif.
6	Penelitian ini	Fitur Hibrida + PCA + <i>Subspace k-Nearest Neighbor</i>	4	<i>Resize, grayscale, CLAHE</i>	LBP + HOG + MobileNet + PCA	<i>Subspace k-Nearest Neighbor</i>		