

## 2 - GAP RESEARCH ANALYSIS

**Aliefian Ramadhan (22081010171)**

### 2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu

<b>Sukandar (2024) Klasifikasi Citra MRI Tumor Otak Menggunakan Metode Hibrida CNN-ViT</b>
Penelitian ini dilakukan oleh Ivan Christopher Sukandar di UPN “Veteran” Jawa Timur.
Fokus: klasifikasi citra MRI otak untuk membedakan tumor vs non-tumor menggunakan metode hibrida CNN-ViT.
Hasil utama: akurasi terbaik diperoleh oleh model hibrida CNN-ViT ~ 93% rata-rata, sedangkan CNN saja ~ 90,80%, dan ViT saja ~ 84,80%.
Konfigurasi spesifik: pembagian data 80:10:10, optimizer Adam, learning rate 0.0001
Kelemahan yang bisa dicatat: walaupun hibrida meningkatkan akurasi, penelitian ini tampaknya hanya menguji satu dataset, dan belum secara mendalam membahas aspek efisiensi (waktu pelatihan, parameter), atau pengaruh augmentasi data.
Catatan: penelitian masih berskala tugas klasifikasi (tumor vs non-tumor) dan kombinasi CNN & ViT, tapi belum eksplorasi ViT murni atau analisis lengkap augmentasi.

<b>Laksono, Harliana &amp; Prabowo (2023) — Deteksi Tumor Otak Melalui Penerapan GLCM dan Naïve Bayes Classification</b>
Penelitian oleh Puji Laksono, Harliana & Tito Prabowo di Universitas Nahdlatul Ulama Blitar.
Fokus: klasifikasi citra tumor otak menggunakan metode tekstur (GLCM: Gray Level Co-occurrence Matrix) dan klasifikasi Naïve Bayes.
Hasil: akurasi ~ 80% dengan dataset 253 citra (split training 80% / testing 20%). Presisi dan recall sekitar 85%.
Kelemahan: metode tradisional (fitur tekstur + Naïve Bayes) relatif sederhana dibandingkan deep learning, dan belum mengeksplorasi konteks spasial citra secara mendalam. Juga belum membandingkan beberapa arsitektur deep learning ataupun efektivitas augmentasi data.

<b>Ardiansyah, Qodri, Al Banna &amp; Al-Baihaqi (2025) — Implementasi Deteksi Tumor Otak Menggunakan YOLOv11 dan Flask</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Penelitian oleh AS Widagdo, K N Qodri, D Al Banna &amp; M Z Al-Baihaqi</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fokus: deteksi tumor otak dengan menggunakan algoritma deteksi objek YOLOv11 plus integrasi frontend menggunakan Flask. Teknik augmentasi data juga diterapkan (flip, rotasi 90°, noise) untuk memperluas dataset.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hasil: F1-score ~ 0,951 untuk empat kelas (0.902 Glioma, 0.989 Meningioma, 0.915 Pituitary, dan 0.997 Non tumour).</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kelemahan: model deteksi objek (lokalisasi) berbeda dari tugas klasifikasi sederhana (tumor vs non-tumor) yang menjadi fokusmu; meskipun augmentasi data dibahas, namun arsitektur Transformer (ViT) tidak dibahas</li> </ul>

## 2.2 Analisis Kesenjangan (Gap Analysis)

Dari ketiga penelitian di atas, berikut kesenjangan riset yang muncul:

### 1. Eksplorasi arsitektur Transformer (ViT) untuk deteksi tumor otak masih terbatas

Penelitian pertama mengombinasikan CNN + ViT, tetapi ViT murni belum dieksplorasi secara maksimal. Penelitian lainnya memakai metode tekstur/klasik atau deteksi objek (YOLO) , tidak menggunakan ViT.

Kesenjangan: kurang studi yang fokus pada ViT sebagai model utama untuk klasifikasi tumor otak.

### 2. Perbandingan yang kurang menyeluruh antara model (akurasi dan efisiensi)

Penelitian pertama membandingkan CNN, ViT, dan hibrida, tapi hanya akurasi yang dilaporkan; detail efisiensi (waktu pelatihan, parameter, sumber daya) kurang. Penelitian YOLO fokus pada F1-score dan deteksi, bukan perbandingan klasifikasi CNN vs Transformer.

Kesenjangan: kebutuhan untuk evaluasi performa menyeluruh (akurasi + efisiensi) antara model.

### 3. Augmentasi data dan pengaruhnya terhadap model Transformer belum dibahas mendalam

Penelitian YOLO melakukan augmentasi data, namun tidak fokus pada ViT. Penelitian CNN-ViT tidak secara eksplisit mendalami teknik augmentasi dan pengaruhnya terhadap ViT.

Kesenjangan: perlu analisis sistematis tentang bagaimana augmentasi mempengaruhi performa ViT.

#### 4. **Tugas klasifikasi sederhana (tumor vs non-tumor) dengan ViT belum banyak dilakukan**

Penelitian CNN-ViT melakukannya, namun hasil untuk ViT sendiri rendah (~84.80%) dan belum dioptimalkan/analisis mendalam. Penelitian YOLO lebih ke deteksi objek multis-kelas, bukan klasifikasi biner.

Kesenjangan: penelitian spesifik untuk klasifikasi biner dengan ViT masih terbatas.

#### 5. **Interpretabilitas dan deployment kurang dibahas untuk model ViT**

YOLO+Flask membahas integrasi pengguna, namun bukan ViT. CNN-ViT tidak menyebut interpretabilitas atau bagaimana model membuat keputusan.

Kesenjangan: perlu integrasi aspek interpretabilitas (attention maps, saliency) dan potensi deploy-able model ViT.

## **2.3 Solusi & Posisi Penelitian (Our Solution & Positioning)**

Berdasarkan gap di atas, posisi dan solusi penelitian adalah sebagai berikut:

- Posisi penelitian: Kamu akan fokus pada penerapan arsitektur ViT murni (atau varian dengan penyesuaian untuk citra medis) untuk klasifikasi tumor otak (tumor vs non-tumor) menggunakan citra MRI. Sebagai pembandingan akan digunakan model CNN konvensional sebagai baseline.
- Solusi teknis utama:
  1. Implementasi ViT yang disesuaikan (patch size, depth, head count) untuk citra MRI kecil/menengah.
  2. Pembandingan langsung antara CNN vs ViT dalam hal akurasi *dan* efisiensi (waktu pelatihan, parameter, memori).
  3. Analisis pengaruh teknik augmentasi data (rotasi, flipping, zoom, brightness) terhadap performa ViT.

4. Tambahan: interpretabilitas model ViT – visualisasi self-attention atau heatmap untuk menjelaskan prediksi.
- Mengisi gap: Dengan cara ini, penelitianmu mengisi kekosongan riset tentang ViT murni dalam klasifikasi tumor otak, membandingkan efisiensi dan akurasi, serta memberikan analisis augmentasi dan interpretabilitas.

## **2.4 Kontribusi Utama Penelitian**

Jika dilaksanakan seperti rencana, penelitianmu akan memberi kontribusi sebagai berikut:

1. Kontribusi ilmiah: Menyediakan bukti empiris bahwa arsitektur ViT dapat digunakan efektif untuk klasifikasi tumor otak dari citra MRI, serta bagaimana performanya dibanding CNN.
2. Kontribusi metodologis: Menghadirkan pipeline eksperimen yang reproducible (preprocessing, augmentasi, model, evaluasi efisiensi) untuk domain medis.
3. Kontribusi praktis: Memberikan rekomendasi teknis kepada peneliti/praktisi medis atau engineer pengolahan citra tentang kapan dan bagaimana menggunakan ViT vs CNN untuk tugas klasifikasi tumor otak.
4. Kontribusi aplikasi: Dengan interpretabilitas model, memberikan alat yang lebih dapat dipercaya untuk potensi adopsi klinis atau implementasi sistem pendukung keputusan medis.