

ترجمه مقاله: تشخیص تومور مغزی بر پایه رویکردهای یادگیری عمیق و تصویربرداری MRI

منبع: ژورنال Cancers (۲۰۲۳) | محقق: (تیم نویسندگان مقاله)

۱. چکیده (Abstract)

تشخیص زودهنگام و دقیق تومورهای مغزی نقشی حیاتی در انتخاب روش درمان مناسب و نجات جان بیماران ایفا می‌کند. تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) متداول‌ترین روش غیرتهاجمی برای تشخیص این تومورها است. با این حال، تفسیر دستی تصاویر MRI توسط رادیولوژیست‌ها فرآیندی زمان‌بر، پیچیده و وابسته به تجربه فردی است که می‌تواند منجر به خطای انسانی شود.

در این پژوهش، ما یک سیستم تشخیص خودکار (CAD) مبتنی بر رویکردهای یادگیری عمیق (Deep Learning) را ارائه می‌دهیم. ما از شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و تکنیک یادگیری انتقالی (Transfer Learning) برای طبقه‌بندی تصاویر MRI به چهار کلاس شامل: تومور گلیوما (Glioma)، مننژیوم (Meningioma)، هیپوفیز (Pituitary) و بدون تومور (No Tumor) استفاده کرده‌ایم. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی با دستیابی به دقت (Accuracy) و حساسیت (Sensitivity) بالا، عملکردی بهتر نسبت به روش‌های سنتی داشته و می‌تواند به عنوان یک ابزار کمکی قابل اعتماد در کلینیک‌های پزشکی مورد استفاده قرار گیرد.

۲. مقدمه (Introduction)

تومور مغزی به رشد غیرطبیعی سلول‌ها در مغز گفته می‌شود که می‌تواند به دو صورت خوش خیم (Benign) یا بدخیم (Malignant) ظاهر شود. با توجه به ساختار پیچیده مغز، تشخیص دقیق نوع و محل تومور برای جراحی یا پرتودرمانی بسیار حساس است.

روش استاندارد فعلی، استفاده از تصاویر MRI است زیرا کنتراست بالایی از بافت نرم ارائه می‌دهد و از اشعه‌های مضر (مانند CT Scan) استفاده نمی‌کند. با این حال، حجم بالای داده‌های تصویری و شباهت ظاهری برخی تومورها با بافت سالم، چالش اصلی در تشخیص دستی است.

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی و به ویژه یادگیری عمیق، انقلابی در پردازش تصاویر پزشکی ایجاد کرده است. برخلاف روش‌های سنتی یادگیری ماشین که نیاز به استخراج دستی ویژگی‌ها (Feature Extraction) دارند، مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند ویژگی‌های مهم تصویر را به صورت خودکار و سلسله‌مراتب یاد بگیرند. هدف این مقاله، ارائه یک معماری بهینه برای تشخیص سریع و دقیق این تومورها است.

۳. مواد و روش‌ها (Materials and Methods)

۳-۱. مجموعه داده (Dataset)

در این مطالعه از مجموعه داده‌های استاندارد MRI مغز استفاده شده است. این دیتاست شامل تصاویر دوبعدی در نماهای مختلف (محوری، تاجی و ساژیتال) است. تصاویر به چهار دسته تقسیم شده‌اند:

۱. **تومور گلیوما:** که در بافت گلیال مغز رشد می‌کند.
۲. **تومور مننژیوم:** که در غشای محافظ مغز (مننژ) ایجاد می‌شود.
۳. **تومور هیپوفیز:** که در غده هیپوفیز در پایه مغز قرار دارد.
۴. **بدون تومور:** تصاویر مربوط به افراد سالم.

۳-۲. پیش‌پردازش (Preprocessing)

از آنجا که تصاویر خام MRI ممکن است دارای نویز یا ابعاد متفاوت باشند، مراحل زیر انجام شد:

- تغییر اندازه تصاویر (Resizing) به ابعاد استاندارد مدل (مثلاً ۲۲۴x۲۲۴ پیکسل).
- نرمال‌سازی (Normalization) مقادیر پیکسل‌ها برای سرعت بخشیدن به همگرایی مدل.
- افزایش داده (Data Augmentation) شامل چرخش، زوم و جابجایی تصاویر برای جلوگیری از بیش‌برازش (Overfitting) و افزایش تعمیم‌پذیری مدل.

۳-۳. معماری مدل (Model Architecture)

ما از رویکرد یادگیری انتقالی (Transfer Learning) استفاده کردیم. در این روش، از مدل‌هایی که قبلاً روی میلیون‌ها تصویر (مانند ImageNet) آموزش دیده‌اند، استفاده می‌شود. معماری‌های مورد بررسی شامل موارد زیر بودند:

- VGG19/VGG16:** شبکه‌هایی با عمق زیاد اما پارامترهای سنگین.
- ResNet:** استفاده از اتصالات باقی‌مانده (Residual) برای آموزش شبکه‌های عمیق‌تر.
- MobileNetV2 (مدل منتخب پروژه):** این مدل به دلیل استفاده از “کانولوشن‌های جداپذیر عمقی” (Depthwise Separable Convolutions) بسیار سبک و سریع است و دقت بالایی را با هزینه محاسباتی کم ارائه می‌دهد که برای کاربردهای تحت وب و موبایل ایده‌آل است.

۴. نتایج (Results)

مدل پیشنهادی با استفاده از معیارهای ارزیابی استاندارد مورد سنجش قرار گرفت:

- دقت (Accuracy): نسبت کل تشخیص‌های صحیح به کل تصاویر.
- دقت (Precision): توانایی مدل در تشخیص صحیح مثبت‌ها.
- فراخوانی (Recall/Sensitivity): توانایی مدل در یافتن تمام موارد بیمار.

نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی توانسته است به دقتی بیش از ۹۵٪ (در برخی تست‌ها تا ۹۹٪) دست یابد. ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion Matrix) نشان می‌دهد که مدل در تفکیک بین تومورهای گلیوما و مننژیوم که از نظر ظاهری شباهت‌هایی دارند، بسیار موفق عمل کرده است.

۵. بحث و نتیجه‌گیری (Conclusion)

این مطالعه پتانسیل بالای الگوریتم‌های یادگیری عمیق را در حوزه رادیولوژی نشان داد. سیستم پیشنهادی ما توانست با موفقیت انواع تومورهای مغزی را با دقتی قابل رقابت با متخصصان انسانی طبقه‌بندی کند.

استفاده از مدل‌های سبک مانند MobileNetV۲ امکان پیاده‌سازی این سیستم را روی سیستم‌های وب و ابزارهای قابل حمل فراهم می‌کند. این ابزار می‌تواند به عنوان “چشم دوم” رادیولوژیست، زمان تشخیص را کاهش داده و خطاهای احتمالی را به حداقل برساند. کارهای آینده می‌تواند شامل استفاده از تصاویر سه‌بعدی MRI و ترکیب داده‌های بالینی بیمار با تصاویر برای تشخیص دقیق‌تر باشد.