

تشخیص ذاتالریه از تصاویر رادیولوژی قفسه سینه با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق

۱. مقدمه و بیان مسئله

ذاتالریه (Pneumonia) یکی از بیماری‌های شایع و بالقوه خطرناک دستگاه تنفسی است که بهویژه در کودکان می‌تواند عوارض جدی ایجاد کند. تشخیص سریع و صحیح این بیماری نقش مهم در شروع بهموضع درمان و کاهش عوارض دارد. یکی از روش‌های رایج برای تشخیص ذاتالریه، بررسی تصویر رادیولوژی قفسه سینه (Chest X-ray) توسط پزشک است.

با این حال، تفسیر تصاویر X-ray به تجربه بالای پزشک نیاز دارد و ممکن است در شرایط پرمشغله یا کمبود نیروی متخصص با خطا همراه باشد. در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های یادگیری عمیق بهویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) به عنوان ابزار کمکی برای تشخیص بیماری‌ها از تصاویر پزشکی مورد توجه قرار گرفته است.

هدف این پروژه، طراحی و ارزیابی یک مدل یادگیری عمیق ساده اما مؤثر برای تشخیص ذاتالریه از تصاویر X-ray قفسه سینه است؛ بهگونه‌ای که مدل بتواند تصاویر «سالم» و «متلا به ذاتالریه» را از هم تفکیک کند.

۲. معرفی دیتاست

در این پروژه از دیتاست معروف Chest X-ray Pneumonia که در وبسایت Kaggle منتشر شده است استفاده شده است. این دیتاست شامل تصاویر رادیولوژی قفسه سینه کودکان بوده و به دو کلاس تقسیم می‌شود:

• (سالم) Normal

• (متلا به ذاتالریه) Pneumonia

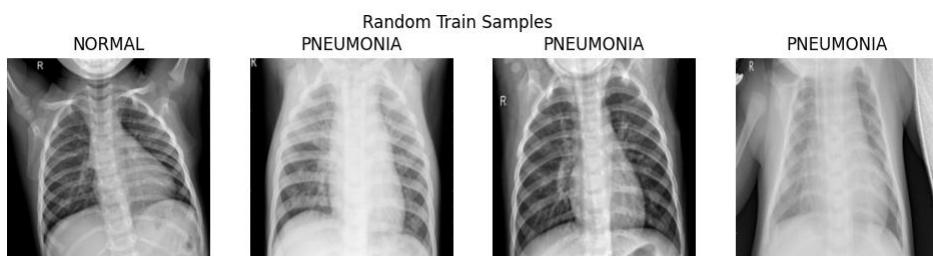
دیتاست به صورت از پیش تفکیک شده در سه بخش ارائه شده است:

• مجموعه آموزش (Train)

• مجموعه اعتبارسنجی (Validation)

• مجموعه آزمون نهایی (Test)

در شکل ۱ نمونه‌هایی تصادفی از تصاویر آموزشی نمایش داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، تصاویر ذاتالریه معمولاً نواحی کدرتر و غیرطبیعی در ریه‌ها دارند، در حالی که تصاویر سالم شفاف‌تر هستند.



شکل ۱ – نمونه‌های تصادفی از تصاویر آموزشی دیتاست (Pneumonia و Normal)

۳. پیش‌پردازش داده‌ها

تصاویر X-ray ذاتاً خاکستری (تک‌کاناله) هستند و قادر اطلاعات رنگی می‌باشند. به همین دلیل، در این پروژه تصاویر به صورت یک‌کاناله پردازش شده‌اند تا:

- پیچیدگی محاسباتی کاهش یابد
- از ایجاد اطلاعات تکراری غیرضروری جلوگیری شود
- ساختار داده با ماهیت فیزیکی تصویر X-ray هم‌راستا باشد

مراحل پیش‌پردازش شامل:

۱. تغییر اندازه تصاویر به 224×224

۲. تبدیل تصویر به خاکستری تک‌کاناله

۳. تبدیل به Tensor

۴. نرمال‌سازی شدت پیکسل‌ها

۴. معماری مدل پیشنهادی

برای این پروژه، یک شبکه عصبی کانولوشنی عمیق (Deep CNN) از صفر طراحی و آموزش داده شده است. مدل شامل چند بلوک کانولوشنی متوالی است که هر بلوک شامل موارد زیر می‌باشد:

- Convolution
- نرمال‌سازی دسته‌ای (Batch Normalization)
- تابع فعال‌ساز ReLU
- Max Pooling
- لایه

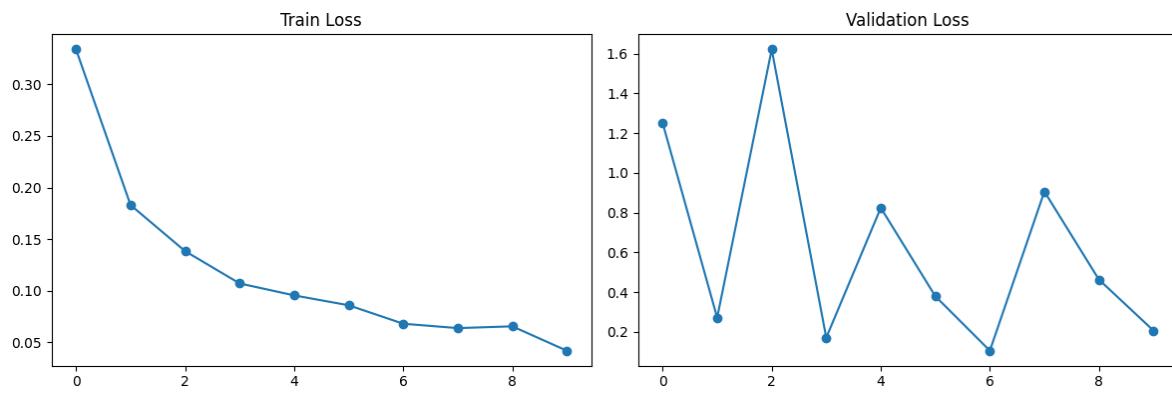
پس از استخراج ویژگی‌ها، از Adaptive Average Pooling و چند لایه کاملاً متصل (Fully Connected) برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده شده است. خروجی مدل شامل دو کلاس «سالم» و «ذات‌الریه» است.

این ساختار ضمن سادگی، توانایی مناسبی در استخراج الگوهای مرتبط با بیماری از تصاویر X-ray دارد.

۵. فرایند آموزش مدل

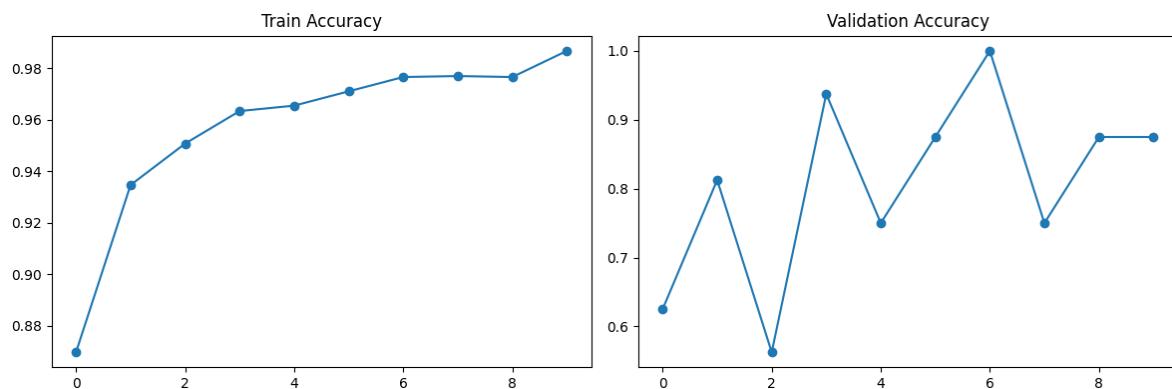
مدل به مدت ۱۰ دوره (Epoch) آموزش داده شده است و برای جبران عدم توازن تعداد نمونه‌ها بین کلاس‌ها، از وزن‌دهی به کلاس‌ها در تابع خطا (Cross Entropy Loss) استفاده شده است؛ همچنین بهینه‌سازی وزن‌ها با استفاده از الگوریتم Adam انجام شده است.

در شکل ۲ روند کاهش خطای آموزش و اعتبارسنجی نمایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، خطای آموزش به صورت یکنواخت کاهش یافته که نشان‌دهنده یادگیری مناسب مدل است.



شکل ۲ - نمودار خطای آموزش و اعتبارسنجی مدل

در شکل ۳ نیز دقت (Accuracy) در طول آموزش نشان داده شده است. دقت آموزش به حدود ۹۸٪ رسیده، در حالی که دقت اعتبارسنجی نوسان دارد.



شکل ۳ - نمودار دقت آموزش و اعتبارسنجی مدل

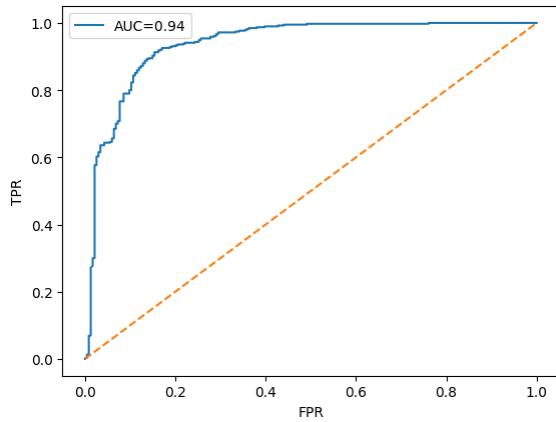
این نوسان به دلیل کوچک بودن مجموعه اعتبارسنجی (۳۲ تصویر) است و ناشی از ضعف مدل نیست.

۶. ارزیابی نهایی روی داده‌های آزمون

ارزیابی اصلی مدل روی مجموعه آزمون مستقل انجام شده است.

ROC منحنی ۱.۶

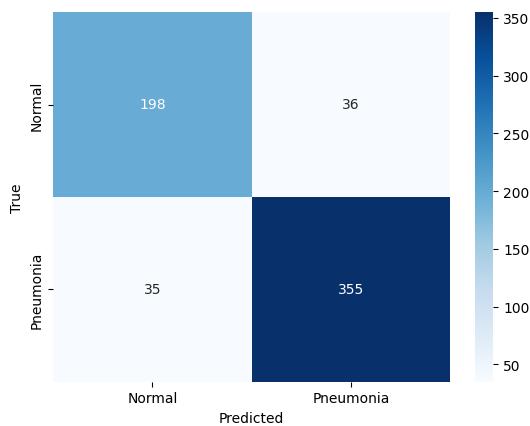
در شکل ۴ منحنی ROC مدل نمایش داده شده است. مقدار AUC برابر با ۰,۹۴٪ به دست آمده که نشان‌دهنده قدرت تفکیک بالای مدل بین دو کلاس است.



شکل ۴ - منحنی ROC و مقدار AUC مدل

۲.۶ ماتریس درهم‌ریختگی

شکل ۵ ماتریس درهم‌ریختگی مدل را نشان می‌دهد. مدل توانسته است بخش عمدات از تصاویر ذات‌الریه را به درستی تشخیص دهد و تعداد مواردی که بیمار به اشتباه سالم تشخیص داده شده‌اند (False Negative) کم است.



شکل ۵ - ماتریس درهم‌ریختگی پیش‌بینی‌های مدل

۳.۶ معیارهای کمی عملکرد

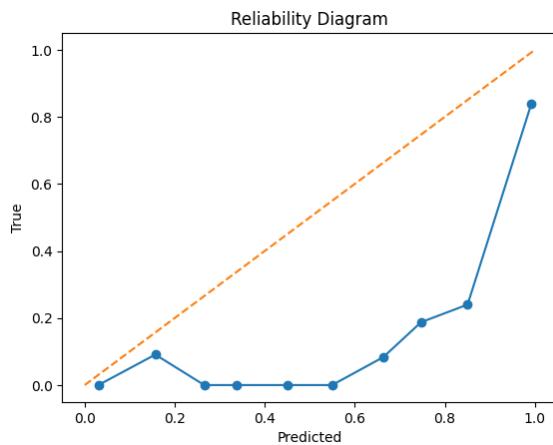
نتایج نهایی روی داده‌های آزمون:

- ۸۹% :Accuracy
- ۹۱% :Precision (Pneumonia)
- ۹۱% :Recall (Pneumonia)
- ۹۱% :F1-score (Pneumonia)

این اعداد نشان می‌دهند که مدل در تشخیص ذات‌الریه عملکرد قوی و قابل اعتماد دارد.

۴.۶ بررسی کالیبراسیون مدل

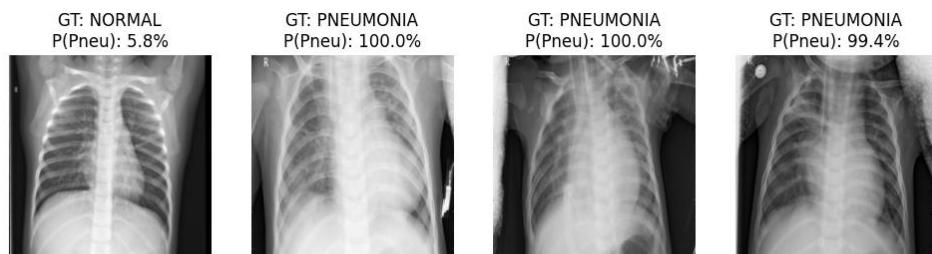
در شکل ۶ نمودار قابلیت اطمینان (Reliability Diagram) نمایش داده شده است. این نمودار نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های با احتمال بالا، اغلب با واقعیت همخوانی دارند، اگرچه در برخی بازه‌ها مدل کمی بیش اطمینان (Overconfident) است.



شکل ۶ – نمودار کالیبراسیون (Reliability Diagram)

۵.۶ نمونه پیش‌بینی‌های مدل

در شکل ۷ چند نمونه تصاویری از تصاویر تست به همراه احتمال پیش‌بینی شده ذات‌الریه نمایش داده شده است. در تصاویر مبتلا، مدل با اطمینان بالا بیماری را تشخیص داده و در تصاویر سالم احتمال پایینی برای ذات‌الریه گزارش کرده است.



شکل ۷ – نمونه پیش‌بینی‌های مدل روی تصاویر تست

۷. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک مدل یادگیری عمیق ساده‌اما مؤثر برای تشخیص ذات‌الریه از تصاویر X-ray قفسه سینه طراحی و ارزیابی شد. نتایج نشان می‌دهند که:

- استفاده از تصاویر تک‌کاناله برای X-ray کاملاً کافی است

- مدل بدون استفاده از وزن‌های از پیش آموخته دیده، عملکرد قابل قبولی دارد

- دقیق و حساسیت بالا در تشخیص ذات‌الریه به دست آمده است

این مدل برای استفاده بالینی مستقیم مناسب نیست، اما به عنوان یک ابزار کمکی آموزشی و پژوهشی، و همچنین نمونه‌ای موفق از کاربرد یادگیری عمیق در پزشکی، کاملاً قابل دفاع است.