

ResNet50

أولاً: الأسباب التقنية لاختيار ResNet50

1- يحل Vanishing Gradient مشكلة ResNet50

شبكات ResNet (Residual Networks) و خاصة ResNet50 جاءت لحل مشكلة تلاشي التدرج (Vanishing Gradient) التي تحدث في الشبكات العصبية العميقه عندما يضعف التدفق الخفي للتدرجات (Gradients) عبر الطبقات العميقه أثناء التدريب.

الحل يتم عبر عدة تقنيات:

-1 Residual Connections (الروابط المتبقية):

- تسمح بمرور التدرج مباشرة عبر الطبقات بدون أن يتآثر بعمق الشبكة.
- الفكرة: بدلاً من أن تتعلم الطبقة فقط "تحويل" (Transformation)، تتعلم الفرق (Residual) بين المدخلات والمخرجات.
- هذا يسهل عملية التعلم ويعن التدرجات من الاختفاء.

-2 Skip Connections (الروابط المتخطية):

- هي آلية تربط طبقات متقدمة (بعيدة) بطبقات سابقة (قريبة) مباشرة.
- النتيجة: يتم تمرير المعلومات الأصلية + المخرجات المحسوبة معاً.
- هذا يخلق مسارات أقصر للتدرجات، مما يجعل الشبكة العميقه قابلة للتدريب بسهولة.

-3 Identity Mapping (التحويل بالهوية):

- ببساطة: إذا لم تستطع الطبقة أن تتعلم شيئاً جديداً، فإنها تعيد تمرير المدخل كما هو إلى المخرج.
- هذا يحافظ على المعلومات الأصلية دون فقدانها، ويجعل التدريب أكثر استقراراً.

شرح بسيط عن المصطلحات المذكورة:

• Vanishing Gradient (تلاشي التدرج):

مشكلة تحدث في الشبكات العميقه حيث تصبح التدرجات صغيره جداً كلما عدنا إلى الخلف في الشبكة، مما يعيق عملية التدريب.

• Residual Connections (الروابط المتبقية):

إضافة "Shortcut" يمرر المدخلات مباشرة إلى المخرجات مع ناتج التحويل.

• Skip Connections (الروابط المتخطية):

ربط طبقة بعيدة بطبقة قريبة لنقليل المسافة التي يجب أن يقطعها التدرج.

• Identity Mapping (التحويل بالهوية):

تمرير نفس المدخل إلى المخرج دون تغيير، إذا لم تتعلم الطبقة أي تحسين.

2- عمق الشبكة المناسب:

يحتوي ResNet50 على:

- 50 طبقة: عمق مناسب لاستخراج الميزات المعقدة.
- توازن جيد: بين التعقيد والأداء.
- كفاءة في التدريب: أسرع من النماذج الأعمق.

3- أداء متميز في التصنيف الطبي:

حق ResNet50:

- دقة عالية: 95% على بيانات الاختبار.
- استقرار: أداء متسلق عبر جميع المقاييس.
- موثوقية: نتائج قابلة للاعتماد عليها.

ثانياً: مقارنة مع النماذج الأخرى التي جربناها:

النموذج	المميزات	العيوب
ResNet50	حل مشكلة تلاشي التدرج، عمق مناسب (50 طبقة)، أداء متميز	حجم كبير نسبياً
VGG19	بنية بسيطة، وسهولة الفهم	مشكلة تلاشي التدرج، ويطلب عدد معاملات كبير
InceptionV3	كفاءة في الحساب، استخراج ميزات متعددة الأحجام	تعقيد في البنية
DenseNet121	كفاءة في المعاملات، إعادة استخدام الميزات	استهلاك ذاكرة عالي (لم نستطع التدريب على الموارد المجانية التي يوفرها Colab)
MobileNetV2	خفيف و سريع، مناسب للأجهزة المحمولة	دقة أقل من ResNet
EfficientNet	كفاءة عالية، أداء متميز	تعقيد في التنفيذ

ثالثاً: الأسباب الخاصة بمجال التصوير الطبي:

1- استخراج الميزات المعقدة:

قادر على: ResNet50

- استخراج ميزات دقيقة: من صور الأشعة السينية المعقدة.
- التعامل مع الاختلافات: في الإضاءة والتباين.
- تمييز الأنماط الدقيقة: بين الأورام الحميدة والخبيثة.

2- التدريب على ImageNet :السبب:

- .ImageNet: الاستفادة من المعرفة المكتسبة على Transfer Learning
- توفير الوقت: عدم الحاجة للتدريب من الصفر.
 - تحسين الأداء: بداية أفضل للتدريب.

رابعاً: الأسباب العملية والتنفيذية:

1- كفاءة في التدريب: السبب:

- سرعة التدريب: 42-26 ثانية لكل epoch.
- استقرار: تحسن تدريجي ومستقر.
- كفاءة الذاكرة: استهلاك معقول للذاكرة.

2- مرونة في التخصيص:

- سهولة التخصيص: إضافة طبقات مخصصة بسهولة.
- مرونة في المعاملات: تحكم في عدد الطبقات القابلة للتدريب.
- قابلية التوسيع: إمكانية تعديل البنية حسب الحاجة.

خامساً: الأسباب المتعلقة بجودة البيانات:

1- التعامل مع عدم التوازن: السبب: ResNet50

- قوي ضد عدم التوازن: يتعامل جيداً مع البيانات غير المتوازنة.
- استقرار في الأداء: لا يتتأثر كثيراً بتوزيع البيانات.
- قدرة على التعلم: أداء جيد على البيانات الجديدة.

2- التعامل مع التنوع في الصور:

السبب: ResNet50

- مرونة في الحجم: يتعامل مع أحجام مختلفة.
- استقرار في الأداء: لا يتتأثر بتغيير حجم الصورة.
- كفاءة في المعالجة: معالجة سريعة للصور الكبيرة.

سادساً: الأسباب المتعلقة بالنتائج المحققة:

1- دقة عالية ومستقرة:

السبب:

- دقة ممتازة: 95.40% دقة على بيانات الاختبار.
 - توازن مثالي: نفس القيمة لـ Precision و الـ Recall .
 - خسارة منخفضة: قيمة Loss هي 0.1554 .
- 2- منحنى تعلم مستقر:

السبب:

- تحسن تدريجي: تحسن مستمر عبر الـ epochs .
- استقرار: لا يوجد تقلبات كبيرة.
- تقارب سريع: وصول للدقة المطلوبة بسرعة.

سابعاً: الأسباب المتعلقة بالبحث العلمي:

1- دعم أكاديمي قوي:

- أوراق بحثية كثيرة: آلاف الأوراق تستخدم ResNet .
- نتائج مثبتة: أداء متميز في التطبيقات الطبية.
- مقارنات شاملة: مقارنات مع نماذج أخرى.

2- توفر الموارد:

- أوزان مدربة: متوفرة ومجانية.
- توثيق شامل: دليل مفصل للاستخدام.
- مجتمع نشط: دعم من المجتمع التقني.

InceptionV3 vs ResNet50

(أ) البنية المعمارية

الجانب	ResNet50	InceptionV3
المفهوم الأساسي	Residual Connections	Multi-scale Feature Extraction
العمق	طبقة 50	طبقة 48
الحجم	معامل 25.6M	معامل 23.9M
البنية	خطية skip connections	متوازية مع فروع متعددة

ResNet50:

- استقرار مع الأحجام الكبيرة: يتعامل جيداً مع الصور عالية الدقة
- تحافظ على التفاصيل المهمة Skip connections: حفظ التفاصيل الدقيقة
- تعلم متدرج: يتعلم الميزات من البسيطة إلى المعقدة

InceptionV3:

- تعقيد في المعالجة: الفروع المتعددة قد تسبب تعقيداً غير ضروري
- استهلاك ذاكرة: الفروع المتوازية تستهلك ذاكرة أكثر
- مرنة في الميزات: استخراج ميزات متعددة الأحجام

(ب) الأداء المتوقع مع InceptionV3

بناءً على الدراسات البحثية:

المقياس	ResNet50	المتوقع InceptionV3
Accuracy	95.40%	92-94%
Training Time	26-42s/epoch	35-50s/epoch
Memory Usage	متوسط	عالي
Stability	عالي	متوسط

ResNet50:

- ✓ تدريب أسرع: epoch 26-42 ثانية لكل epoch
- ✓ تقارب سريع: وصول للدقة المطلوبة بسرعة
- ✓ استقرار: أداء مستقر عبر epochs

InceptionV3:

- ! تدريب أبطأ: epoch 35-50 ثانية لكل epoch
- ! تعقيد في الحساب: الفروع المتعددة تزيد الوقت
- ! استهلاك ذاكرة: أكثر من ResNet50

الأدلة البحثية .8

(أ) دراسات التصوير الطبي

ResNet50:

- ✓ أداء متميز: نتائج ممتازة في التطبيقات الطبية
- ✓ استقرار: أداء مستقر عبر الدراسات المختلفة
- ✓ موثوقية: نتائج قابلة للاعتماد عليها

InceptionV3:

- ! أداء متغير: نتائج متغيرة في التطبيقات الطبية
- ! تعقيد: قد يكون معقداً للبيانات الطبية
- ! استقرار أقل: أداء أقل استقراراً

ResNet50 هو الخيار الأفضل لهذا المشروع لأنه:

- حقق أداءً متميزاً (95.40% دقة)
- أسرع في التدريب والتنفيذ
- أكثر استقراراً في الأداء
- أبسط في التنفيذ والصيانة
- أكثر ملاءمة للتصوير الطبي

رغم مميزاته في استخراج الميزات متعددة الأحجام، إلا أنه أكثر تعقيداً وأقل كفاءة في InceptionV3 هذا التطبيق المحدد.