الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
Democratic and Popular Republic of Algeria
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministry of Higher Education and Scientific Research

MASTER THESIS | مذكرة ماستر
EL-OUED UNIVERSITY | جامعة الوادي

Faculty of Exact Sciences
Departement of Physics

كلية العلوم الدقيقة
قسم الفيزياء

تطبيق تقنيات التعلم العميق الحديثة على الصور النسيجية المرضية للكشف المبكر عن سرطان الثدي وتوصيفه

نوقشت من طرف
زلاسي نهلة
شتيوي نور الايمان
يوم 18 جوان 2026

أمام لجنة المناقشة

د. ليتيم فتحي جامعة الوادي	رئيس اللجنة
د. بسر زوبير جامعة الوادي	مؤطرا
د. غنابزية أحمد جامعة الوادي	ممتحنا
د. أحميم رشيد جامعة الوادي	مدعوا

تخصص
فيزياء طبية

تحت رعاية مخبر
الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة الشهيد حمة لخضر الوادي

كلية العلوم الدقيقة

قسم الفيزياء

مجال علوم المادة

مذكـــــرة تخـــــرج

مقدمة لنيل ديبلوم

ماستر اكاديمي

تخصص: فيزياء طبية

تطبيق تقنيات التعلم العميق الحديثة على الصور النسيجية المرضية للكشف المبكر عن سرطان الثدي وتوصيفه

من إعداد :

زلاسي نهلة & شتيوي نور الايمان

نوقشت علنا يوم: 2026/06/18

امام لجنة المناقشة :

د. فتحي ليتيم	استاذ محاضر أ	جامعة الوادي	رئيسا
د. احمد غنابزية	استاذ محاضر ب	جامعة الوادي	ممتحنا
د. زوبير بسر	استاذ محاضر أ	جامعة الوادي	مؤطرا
د. رشيد أحميم	استاذ محاضر أ	جامعة الوادي	مدعوا

2026-2025



شكر وعرفان

الشكر للأستاذين المؤطرين اللذين لا يؤدي اللسان الفصيح حقَّ بعض صفاتهما، ولا يحيط القلم البليغ بِمِعشارِ فضائلهما، أسأله سبحانه أن يرفع مقامهما في مَرقىً يقصرُ عنهُ طَرفُ الإدراك، ويجعلَ محلَّ رِفعَتِهما فوقَ هامِ النجوم والأفلاك.

كما نتوجه بخالص الشكر والتقدير إلى الأستاذ الدكتور بسر زوبير، على ما قدمه لنا من نصائح قيّمة وتوجيهات سديدة، وعلى دعمه وتشجيعه طيلة إنجاز هذا العمل.

ونتقدم كذلك بجزيل الشكر والعرفان إلى الدكتور أحمد غنابزية على مساعدته الكريمة وتوجيهاته العلمية القيّمة خلال إنجاز مشروعنا، وعلى ما بذله من جهد في تقديم النصح والإرشاد، فجزاه الله عنا خير الجزاء.

كما نتقدم بجزيل الشكر لرئيس لجنة المناقشة والأعضاء المناقشين، كلٌّ باسمه ودرجته ومقامه، وإلى جميع أساتذتنا الكرام وكل من كان له فضل علينا في مسيرتنا العلمية

2026

الإهداء

الحمدُ للهِ سبحانه وتعالى الذي أنارَ لنا طريقَ العلمِ والمعرفة، ووفّقنا لإتمامِ هذا العملِ، وأعاننا على تجاوزِ الصعوباتِ والتحدياتِ، فله الحمدُ والشكرُ على نِعَمِه التي لا تُعدّ ولا تُحصى، ونسأله سبحانه أن يجعلَ هذا الجهدَ خالصًا لوجهِه الكريم ونافعًا للجميع.

كما نتقدّمُ بخالصِ الشكرِ والتقديرِ إلى والدَينا الكريمين، اللذين كانا لنا السندَ والداعمَ الأولَ طوالَ مسيرتِنا الدراسية، بما قدّماه من دعمٍ وصبرٍ وتشجيعٍ ودعواتٍ صادقة كانت مصدرَ قوةٍ وأملٍ لنا في كل مرحلة. فمهما عبرّنا بكلماتِ الشكرِ والامتنانِ، فلن نوفيهما حقَّهما، ونسألُ اللهَ أن يحفظَهما، ويبارك في عمرِهما وصحتِهما، ويجزيهما عنا خيرَ الجزاء.

ونتوجّه كذلك بالشكر إلى جميع أفراد عائلتنا وكل من ساندنا ووقف إلى جانبنا، سواء بالدعم أو بالكلمة الطيبة أو بالدعاء، فلكلّ من كان له أثرٌ طيبٌ في هذه الرحلة العلمية منا كلَّ التقدير والامتنان.

وفي الأخير، نسألُ اللهَ التوفيقَ والسدادَ للجميع، وأن يجعلَ هذا العملَ خطوةً نافعةً في طريقِ العلمِ والنجاح.

ونسألُ اللهَ تعالى أن ينصرَ إخواننا في فلسطين، وأن يحفظَ أهلَها وأرضَها، ويرحمَ شهداءَهم، ويشفيَ جرحاهم، ويفكَّ أسرَهم، وأن يجعلَ لهم من كلِّ ضيقٍ فرجًا، ومن كلِّ كربٍ مخرجًا، وأن يرزقَهم الصبرَ والثباتَ والنصرَ القريبَ بإذنِه تعالى.

زلاسي نهلة & شتيوي نورالايمان

2026

ملخص

هدفت هذه الدراسة إلى تقييم فعالية تقنيات التعلم العميق في الكشف المبكر عن سرطان الثدي من خلال تصنيف الصور النسيجية إلى أورام حميدة وأخرى خبيثة باستخدام قاعدة بيانات BreakHis. ولتحقيق هذا الهدف، تم الاعتماد على ثلاثة نماذج متقدمة للتعلم العميق هي: InceptionV3 وDenseNet-201 وVision Transformer (ViT). كما تم دراسة تأثير مجموعة من تقنيات المعالجة المسبقة للصور، والمتمثلة في CLAHE وStain Normalization بالإضافة إلى الدمج بينهما، بهدف تحسين جودة الصور النسيجية وتعزيز أداء النماذج في عملية التصنيف.

أظهرت النتائج أن تقنيات المعالجة المسبقة كان لها تأثير إيجابي في تحسين أداء النماذج المدروسة، حيث ارتفعت دقة نموذج InceptionV3 من (78,60%) عند استخدام الصور الأصلية إلى (82,56%) عند تطبيق المعالجة المسبقة المدمجة (CLAHE + Stain Normalization)، مما يؤكد فعالية هذه التقنيات في تحسين جودة الصور وإبراز الخصائص النسيجية المهمة للتصنيف.

كما حقق نموذج DenseNet-201 أداءً جيدًا، حيث بلغت الدقة حوالي (86%)، إلى جانب قيم مرتفعة لمؤشرات Precision وRecall وF1-Score، وهو ما يعكس قدرته على استخراج السمات النسيجية الدقيقة والتمييز بكفاءة بين الأورام الحميدة والخبيثة.

أما نموذج Vision Transformer (ViT) فقد حقق أفضل النتائج بين جميع النماذج المختبرة، حيث بلغت دقة التصنيف (95,20%)، مع قيم Precision وRecall وF1-Score بلغت (96,79%) و(96,20%) و(96,49%) على التوالي، بالإضافة إلى قيمة MCC بلغت (88,89%)، مما يدل على كفاءة عالية وموثوقية كبيرة في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي.

تؤكد هذه النتائج أهمية توظيف تقنيات المعالجة المسبقة في تحسين جودة الصور الطبية ورفع أداء نماذج التعلم العميق، كما تبرز الإمكانات الواعدة لنموذج Vision Transformer (ViT) بوصفه النموذج الأكثر فعالية ضمن النماذج المدروسة. وعليه، يمكن اعتباره خيارًا واعدًا لتطوير أنظمة ذكية داعمة للتشخيص المبكر لسرطان الثدي والمساعدة في اتخاذ القرار الطبي.

كلمات مفتاحية : سرطان الثدي، التصوير النسيجي، التعلم العميق، الشبكات العصبية الالتفافية، قاعدة بيانات BreakHis، المعالجة المسبقة للصور، تحسين التباين (CLAHE)، تطبيع الصبغات، التصنيف الثنائي، الكشف المبكر عن السرطان، تقييم النماذج

Abstract

This study aimed to evaluate the effectiveness of deep learning techniques in the early detection of breast cancer through the classification of histopathological images into benign and malignant tumors using the BreakHis dataset. To achieve this objective, three advanced deep learning models were employed: InceptionV3, DenseNet-201, and Vision Transformer (ViT). In addition, the impact of several image preprocessing techniques was investigated, namely CLAHE and Stain Normalization, as well as their combination, in order to enhance image quality and improve the classification performance of the models.

The results showed that preprocessing techniques had a positive impact on model performance, where the accuracy of the InceptionV3 model increased from (**60%.78**) when using raw images to (**56%.82**) after applying the combined preprocessing approach (CLAHE + Stain Normalization), confirming the effectiveness of these techniques in improving image quality and highlighting important histological features for classification.

The DenseNet-201 model also achieved good performance, reaching an accuracy of approximately (**86%**), along with high values of Precision, Recall, and F1-Score. This reflects its ability to extract fine-grained histological features and effectively distinguish between benign and malignant tumors.

The Vision Transformer (ViT) model achieved the best results among all tested models, with a classification accuracy of (**20%.95**). The values of Precision, Recall, and F1-Score were (**79%.96**), (**20%.96**), and (**49%.96**), respectively. In addition, the MCC value reached (**89%.88**), indicating high performance and strong reliability in classifying breast histopathological images.

These findings highlight the importance of applying image preprocessing techniques to improve the quality of medical images and enhance the performance of deep learning models. They also emphasize the promising potential of the Vision Transformer (ViT) as the most effective model among those studied. Consequently, it can be considered a promising approach for developing intelligent systems to support early breast cancer diagnosis and clinical decision-making.

Keywords : Breast cancer, histopathological imaging, deep learning, convolutional neural networks (CNNs), BreakHis dataset, image preprocessing, contrast enhancement (CLAHE), stain normalization, binary classification, early cancer detection, model evaluation metrics

قائمة الاختصارات و المصطلحات و الرموز

قائمة الاختصارات

Abbreviation	**Definition**
ACC	Accuracy
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
AUC	Area Under the Curve
BreaKHis	Breast Cancer Histopathological Image Dataset
CAD	Computer-Aided Diagnosis
CADe	Computer-Aided Detection
CADx	Computer-Aided Diagnosis System
CLAHE	Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization
CNN	Convolutional Neural Network
CPU	Central Processing Unit
DL	Deep Learning
FC	Fully Connected Layer
FN	False Negative
FP	False Positive
GPU	Graphics Processing Unit
H&E	Hematoxylin and Eosin
IDC	Invasive Ductal Carcinoma
JPEG	Joint Photographic Experts Group
LR	Learning Rate
MCC	Matthews Correlation Coefficient
ML	Machine Learning
PNG	Portable Network Graphics
PRE	Precision
REC	Recall

قائمة الاختصارات

Abbreviation	**Definition**
ReLU	Rectified Linear Unit
RGB	Red Green Blue
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROI	Region of Interest
SGD	Stochastic Gradient Descent
SN	Stain Normalization
TN	True Negative
TP	True Positive
ViT	Vision Transformer
WHO	World Health Organization

قائمة المصطلحات (Glossary)

جدول 1. المصطلحات الأساسية المستخدمة في الدراسة

المصطلح	التعريف المختصر
Breast Cancer	مرض ينتج عن نمو غير طبيعي لخلايا الثدي مكونًا أورامًا قد تكون حميدة أو خبيثة.
Histopathological Image	صورة مجهرية لعينة نسيجية تُستخدم لدراسة البنية الخلوية وتشخيص الأمراض.
Deep Learning	فرع من تعلم الآلة يعتمد على الشبكات العصبية متعددة الطبقات لاستخراج الخصائص تلقائيًا.
Artificial Intelligence (AI)	مجال يهدف إلى تطوير أنظمة قادرة على محاكاة الذكاء البشري في اتخاذ القرارات والتعلم.
Machine Learning	فرع من الذكاء الاصطناعي يسمح للأنظمة بالتعلم من البيانات دون برمجة صريحة.
Convolutional Neural Network (CNN)	نوع من الشبكات العصبية مصمم لمعالجة الصور واستخراج خصائصها.
Vision Transformer (ViT)	نموذج تعلم عميق يعتمد على آلية الانتباه (Attention Mechanism) لمعالجة الصور.
DenseNet	بنية شبكة عصبية عميقة تتميز بربط كل طبقة بجميع الطبقات اللاحقة لتعزيز تدفق المعلومات.
InceptionV3	نموذج CNN متقدم يعتمد على وحدات Inception لاستخراج الخصائص متعددة المقاييس.
Image Preprocessing	مجموعة عمليات تُطبق على الصور لتحسين جودتها قبل التدريب والتصنيف.
CLAHE	تقنية لتحسين التباين المحلي في الصور مع الحد من تضخيم الضوضاء.
Stain Normalization	تقنية لتوحيد ألوان الصبغات في الصور النسيجية وتقليل التباين الناتج عن ظروف التصوير المختلفة.

قائمة المصطلحات (Glossary)

المصطلح	التعريف المختصر
Combined Preprocessing	دمج أكثر من تقنية معالجة مسبقة (مثل CLAHE وStain Normalization) للحصول على صور ذات جودة أعلى.
Feature Extraction	عملية استخراج الخصائص المهمة من الصور لاستخدامها في التصنيف.
Binary Classification	تصنيف البيانات إلى فئتين فقط، مثل حميد وخبيث.
Data Augmentation	إنشاء عينات تدريب إضافية عبر تدوير الصور أو قلبها أو تكبيرها لتحسين التعميم.
Transfer Learning	إعادة استخدام نموذج مدرب مسبقًا على بيانات كبيرة لحل مشكلة جديدة.
Overfitting	حالة يتعلم فيها النموذج بيانات التدريب بشكل مفرط مما يؤدي إلى ضعف الأداء على البيانات الجديدة.
Loss Function	دالة رياضية تقيس مقدار الخطأ بين التنبؤات والقيم الحقيقية.
Accuracy	نسبة التنبؤات الصحيحة إلى إجمالي التنبؤات.
Precision	نسبة العينات المصنفة إيجابيًا بشكل صحيح إلى جميع العينات المتنبأ بها كإيجابية.
Recall (Sensitivity)	قدرة النموذج على اكتشاف جميع الحالات الإيجابية الحقيقية.
F1-Score	المتوسط التوافقي بين Precision و Recall.
Confusion Matrix	جدول يوضح أداء نموذج التصنيف من خلال TP وTN وFP وFN.
Matthews Correlation Coefficient (MCC)	مقياس متوازن لتقييم أداء التصنيف خاصة عند عدم توازن البيانات.
ROC Curve	منحنى يوضح العلاقة بين معدل الإيجابيات الصحيحة ومعدل الإيجابيات الخاطئة.
AUC	المساحة تحت منحنى ROC وتُستخدم لقياس جودة النموذج.
BreakHis Dataset	قاعدة بيانات تحتوي على صور نسيجية لسرطان الثدي بمستويات تكبير مختلفة.

الفهرس

شكر وعرفان . . . . . .

إهـــــداء . . . . . .

ملخص . . . . . .

Abstract . . . . . .

قائمة الاختصارات و المصطلحات و الرموز . . . . . .

قائمة الجداول . . . . . .

قائمة الأشكال . . . . . .

مقدمـــــــة عامـــــــة 1

1. عمـوميـــات 4
1-1. فحص سرطان الثدي 4
2-1. الذكاء الاصطناعي 6
1-2-1. تاريخ الذكاء الاصطناعي 7
2-2-1. التعلم العميق في معالجة الصور الطبية 7
3-2-1. الطبقات الرئيسية للتعلم العميق 8
1-3-2-1 أهمية التعلم العميق في الصور النسيجية 8
2-3-2-1 مهام التعلم العميق في التصوير الطبي 9
3-3-2-1 المعماريات المستخدمة في تحليل الصور 9
4-3-2-1 الشبكات العصبية الالتفافية 9
5-3-2-1 نماذج محولات الرؤية 10
6-3-2-1 التحديات في تطبيق التعلم العميق 10

1-3. شبكات الأعصاب الالتفافية 11
1-3-1. البنية الأساسية للشبكة العصبية الالتفافية 11
1-1-3-1 طبقات الالتفاف 11
1-2-3-1 طبقات التفعيل 12
1-3-3-1 طبقات التجميع 13
1-4-3-1 الطبقات الموصولة بالكامل 14
1-2-3. تطبيق الشبكات الالتفافية على الصور النسيجية 15
1-3-3. مزايا الشبكات العصبية الالتفافية 16
1-4-3. مستويات الخصائص (Feature Hierarchy) 16
1-4. المحولات البصرية 17
1-1-4. المكونات الأساسية لمحول الرؤية 18
1-1-4-1 تمثيل الرقع 18
1-2-4-1 الترميز الموضعي 18
1-3-4-1 المشفّر المحول 18
1-4-4-1 رأس التصنيف 18
1-2-4. محولات الرؤية في التصوير الطبي وتحليل الأنسجة 18
1-3-4. مزايا محولات الرؤية 19
1-4-4. القيود 19
1-5. الثبات تجاه التغيرات المكانية 20

2. الإعداد التجريبي 22
2-1. منهجية العمل 24
2-2. البيانات 24
2-1-2. تصنيف البيانات 24
2-2-2. تقسيم البيانات 25
2-3. المعالجة المسبقة للبيانات 25
2-1-3. خطوات المعالجة المسبقة المتقدمة 26
2-1-3-1 تحسين التباين محليا 26
2-2-3-1 توحيد الألوان 28
2-3-3-1 دمج تقنيتي تحين التباين المحلي وتطبيع الصبغة 29
2-3-2. التعلم بالنقل 30
2-4. إعداد النموذج 31
2-5. InceptionV3 31

2-5-1. بنية نموذج InceptionV3 32
2-5-2. خصائص نموذج InceptionV3 32
2-6. DenseNet201 33
2-7. بنية DenseNet201 33
2-7-1. طبقة الإدخال (Input Layer) 34
2-7-2. الطبقات التمهيدية (Initial Convolution + Pooling) 34
2-7-3. الكتل الكثيفة (Dense Blocks) 34
2-7-4. طبقات الانتقال (Transition Layers) 35
2-7-5. طبقة التجميع النهائي 35
2-7-6. طبقة التصنيف (Fully Connected Layer) 35
2-8. نموذج (ViT) 36
2-9. تهيئة البيانات التجريبية 36
2-10. التدريب 36
2-11. مقاييس التقييم 37
2-11-1.مصفوفة الالتباس 37

3. النتائج والمناقشة 41
3-1. إعدادات التجربة وضبط المعلمات 41
3-2. النتائج والمناقشة 43
3-3. نتائج نموذج InceptionV3 43
3-3-1. نتائج نموذج InceptionV3 باستخدام الصور الأصلية 43
3-3-2. تحليل منحنيات التعلم 44
3-3-3. تحليل مصفوفة الالتباس 45
3-4. نتائج المرحلة الثانية: تحسين التباين باستخدام تقنية CLAHE 46
3-4-1. تحليل منحنيات التعلم 47
3-4-2. تحليل مصفوفة الالتباس 48
3-5. نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة النسيجية 49
3-5-1. تحليل مصفوفة الالتباس 51
3-6. نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE و توحيد الصبغة 52
3-6-1. تحليل منحنيات التعلم 53
3-6-2. تحليل مصفوفة الالتباس 54
3-7. المناقشة العامة للنتائج 55

3-8. نتائج نموذج DenseNet201 56
3-8-1. نتائج نموذج DensNet201 باستخدام الصور الاصلية 56
3-8-2. تحليل منحنيات التعلم 57
3-8-3. تحليل مصفوفة الالتباس 58
3-9. نتائج المرحلة الثانية: تحسين التباين (CLAHE) 59
3-9-1. تحليل منحنيات التعلم 61
3-9-2. تحليل مصفوفة الالتباس 62
3-10. نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة 63
3-10-1.تحليل منحنيات التعلم 64
3-10-2.تحليل مصفوفة الالتباس 65
3-11. نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE و Normalization Stain66
3-11-1.تحليل منحنيات التعلم 67
3-11-2.تحليل مصفوفة الالتباس 68
3-12. المناقشة العامة للنتائج 69
3-13. نتائج نموذج Vision Transformer 71
3-13-1.نتائج المرحلة الأولى: الأداء على البيانات الأصلية (Baseline) . 71
3-13-2.تحليل منحنيات التعلم 72
3-13-3.تحليل مصفوفة الالتباس 73
3-13-4.نتائج المرحلة الثانية: تطبيق تقنية CLAHE على نموذج ViT . . . 74
3-13-5.تحليل منحنيات التعلم 75
3-13-6.تحليل مصفوفة الالتباس 76
3-13-7.نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة النسيجية لنموذج ViT 77
3-13-8.تحليل مصفوفة الالتباس 78
3-13-9.نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE وتوحيد الصبغة لنموذج
ViT 79
3-13-10تحليل مصفوفة الالتباس 81
3-14. مناقشة عامة لنتائج نموذج Vision Transformer 82
3-15. المناقشة العامة لنتائج نموذج المحوّل البصري 82
3-16. المقارنة والمناقشة العامة بين النماذج 84

الخاتمـــــة العامـــــة 85

الملحقات 87
المـــــراجع 92
. 92

قائمة الجداول

جداول صفحة

1. المصطلحات الأساسية المستخدمة في الدراسة . . . . . .
1-1. مقارنة بين الشبكات الالتفافية ومحولات الرؤية 20
1-2. مقارنة مجموعات بيانات علم الأمراض النسيجي لتشخيص سرطان الثدي في الدراسات الحديثة . . 23
2-2. الاختصارات المستخدمة في الجدول السابق 2-1 23
3-2. ملخص مجموعة بيانات BreakHis 25
4-2. دراسات سابقة باستخدام نماذج تعلم عميق في تصنيف صور سرطان الثدي النسيجي 37
5-2. مصفوفة الالتباس للتصنيف الثنائي 38
6-2. مقاييس التقييم المستخدمة في الدراسة 39
1-3. إعدادات التدريب المعتمدة لجميع النماذج 42
2-3. تقرير التصنيف لنموذج InceptionV3 43
3-3. نتائج تقييم النموذج على مجموعة الاختبار InceptionV3 على الصور الاصلية 45
4-3. تقرير التصنيف لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE 46
5-3. نتائج اختبار نموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE 48
6-3. تقرير تصنيف نموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة 49
7-3. نتائج اختبار نموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة 51
8-3. تقرير تصنيف نموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE و Normalization Stain 52
9-3. نتائج تقييم نموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE و Normalization Stain 54
10-3. مقارنة نتائج نموذج InceptionV3 باستخدام مختلف تقنيات المعالجة المسبقة 55
11-3. تقرير تصنيف نموذج DenseNet-201 على الصور الاصلية 57
12-3. نتائج اختبار نموذج DenseNet-201 على مجموعة الاختبار 59
13-3. تقرير تصنيف للنموذج Desnet201 باستخدام تقنية clahe 60
14-3. نتائج تقييم نموذج DenseNet-201 باستخدام تقنية CLAHE 62
15-3. تقرير تصنيف نموذج Densnet201 بعد توحيد الصبغة 63
16-3. نتائج اختبار نموذج DenseNet201 65

3-17. تقرير تصنيف نموذج DenseNet بعد الدمج 66
3-18. نتائج اختبار نموذج DenseNet بعد الدمج 69
3-19. مقارنة أداء نموذج DenseNet201 تحت مختلف تقنيات المعالجة المسبقة 69
3-20. تقرير تصنيف نموذج ViT 71
3-21. نتائج اختبار نموذج ViT على الصور الأصلية 73
3-22. تقرير تصنيف نموذج ViT بعد تطبيق CLAHE 74
3-23. نتائج تقييم نموذج ViT باستخدام صور CLAHE 76
3-24. نتائج تقييم نموذج ViT باستخدام Normalization Stain 78
3-25. تقرير تصنيف نموذج ViT بعد دمج تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين 79
3-26. نتائج اختبار نموذج ViT بعد دمج تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين 81
3-27. مقارنة أداء نموذج ViT باستخدام تقنيات المعالجة المسبقة المختلفة 82
3-28. المقارنة النهائية لأداء النماذج باستخدام أفضل تقنية لكل نموذج 84

قائمة الأشكال

أشكال صفحة

1. أمثلة لصور نسيجية لسرطان الثدي من قاعدة بيانات BreakHis 2
1-1. المسار التشخيصي المتكامل 5
2-1. مراحل تطور الذكاء الاصطناعي 7
3-1. التمثيل البصري لبنية التعلم العميق 8
4-1. تمثيل عملية الالتفاف في الشبكات العصبية 12
5-1. توضيح دالة التفعيل الخطية المصححة (ReLU) مقارنة بالدوال التقليدية. 13
6-1. سير العمل البنيوي المتكامل للشبكة العصبية الالتفافية (CNN) من الإدخال حتى قرار التصنيف الطبي. 14
7-1. بناء نموذج بسيط لشبكة التفافية باستخدام حزمة Tansorflow. يستخرج هذا النموذج الميزات عبر الالتفاف والتجميع، ثم يصنفها إلى 10 فئات. في السطور `tf.keras.layers.Conv2D` تشير الارقام 32 و 64 الى عدد الفلاتر المستخدمة في كل طبقة التفافية. 15
8-1. البنية العامة لنموذج محول الرؤية 19
1-2. مقارنة بين الصور النسيجية الأصلية والصور بعد تحسين التباين باستخدام CLAHE 27
2-2. مقارنة توزيع الشدة اللونية قبل وبعد المعالجة بتقنية CLAHE 28
3-2. تطبيع التلوين باستخدام صورة مرجعية 29
4-2. مقارنة بين الصور النسيجية بعد تطبيق توحيدالألوان (Stain Normalization) والصور الناتجة بعد تطبيق المعالجة الهجينة التي تجمع بين تسوية الألوان وتحسين التباين باستخدام CLAHE . . 30
5-2. مخطط توضيحي لآلية التعلم بالنقل، حيث يتم نقل المعرفة المكتسبة من نموذج مدرب مسبقًا على بيانات المصدر إلى مهمة جديدة باستخدام بيانات الهدف. 31
6-2. البنية العامة لنموذج InceptionV3 33
7-2. البنية العامة لنموذج DenseNet201 35
1-3. منحنيات التدريب والتحقق للنموذج Inceptionv3 على الصور الاصلية 44
2-3. مصفوفة الالتباس للنموذج Inceptiov3 على الصور الأصلية 45
3-3. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE 47

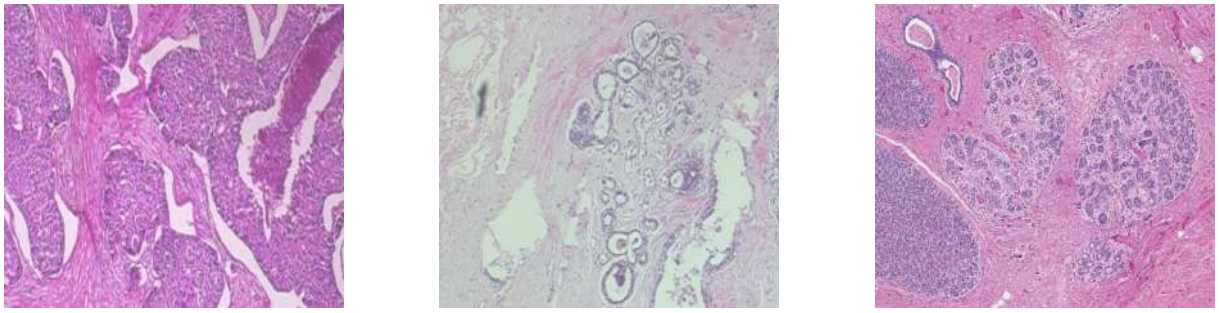
3-4. مصفوفة الالتباس لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE 48
3-5. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة 50
3-6. مصفوفة الالتباس للنموذج Inception بعد توحيد الصبغة 51
3-7. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE و Stain Normalization 53
3-8. مصفوفة الالتباس للنموذج Inceptionv3 بعد دمج 54
3-9. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 باستخدام الصور الأصلية 57
3-10. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 على الصور الاصلية 58
3-11. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 بتقنية CLAHE 61
3-12. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 باستخدام تقنية CLAHE 62
3-13. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet201 باستخدام تقنية توحيد الصبغة 64
3-14. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 عند توحيد الصبغة 65
3-15. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 عند الدمج 67
3-16. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 عند توحيد الصبغة 68
3-17. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT باستخدام الصور الأصلية. 72
3-18. مصفوفة الالتباس للنموذج vit على الصور الاصلية 73
3-19. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT باستخدام الصور الأصلية 75
3-20. مصفوفة الالتباس للنموذج Vit على clahe 76
3-21. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT بعد توحيد الصبغة 77
3-22. مصفوفة الالتباس للنموذج vit بعد توحيد الصبغة 78
3-23. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT بعد دمج 80
3-24. مصفوفة الالتباس للنموذج Vit بعد دمج 81
3-25. مقارنة بين الصور النسيجية الأصلية والصور بعد المعالجة الاولية بالكود السابق. 88
3-26. شكل الصورة النسيجية بعد عملية الالتفاف. 89
3-27. شكل الصورة النسيجية بعد تطبيق دالة ReLU 90
3-28. شكل الصورة النسيجية بعد عملية التجميع 91

مقدمة عامة

يُعد سرطان الثدي أكثر أنواع السرطان تشخيصًا لدى النساء على مستوى العالم، كما لا يزال أحد الأسباب الرئيسية للوفيات المرتبطة بالأورام. ووفقًا لتقارير منظمة الصحة العالمية (World Health Organization (WHO والبيانات المحدثة، فقد تجاوز عدد الإصابات السنوية حاجز الـ3.2 مليون حالة جديدة عالميًا، مع توقعات دراسة العبء العالمي للأمراض (GBD) الصادرة في 2026 بأن تقفز الإصابات لتصل إلى 5.3 مليون حالة بحلول عام 2050[1, 2].

أما على الصعيد المحلي في الجزائر، فيأتي سرطان الثدي في صدارة الأورام الأكثر انتشارًا، حيث يمثل وحده حوالي 43% من إجمالي السرطانات المتصاعدة لدى النساء و 30% من الوفيات المرتبطة بها؛ إذ تُسجّل المصالح الصحية والجمعيات الوطنية ما يفوق 14,700 حالة جديدة سنويًا[3]. وعلى الرغم من التقدم الكبير في أساليب العلاج وبرامج الفحص، يظل الكشف المبكر العامل الأكثر تأثيرًا في تحسين الإنذار ومعدلات البقاء على قيد الحياة[4]، وسط تحديات مستمرة في الجزائر لرفع معدلات الكشف المبكر التي لا تتعدى حاليًا 20% في المراحل الأولى للمرض[3].

ينشأ سرطان الثدي من الخلايا الظهارية التي تبطن القنوات أو الفصيصات في الثدي. ويتميز بعدم التجانس البيولوجي (Biological Heterogeneity)، حيث يضم عدة أنماط جزيئية فرعية مثل: النمط اللمعي A، النمط اللمعي B، النمط المعزز بمستقبل HER2، وسرطان الثدي ثلاثي السلبية، ولكل منها سلوك سريري واستجابة علاجية مختلفة[5] ويؤدي هذا التباين البيولوجي إلى تعقيد عمليتي التشخيص وتخطيط العلاج، مما يعزز الحاجة إلى تقييم نسيجي دقيق وموثوق. يُعتبر علم الأمراض النسيجي (Histopathology) المعيار الذهبي لتشخيص سرطان الثدي. حيث تُؤخذ عينات نسيجية عن طريق الخزعة، والمصبوغة عادةً بصبغة الهيماتوكسيلين والإيوزين (H&E) ثم تُفحص تحت المجهر للكشف عن التغيرات الشكلية المورفولوجية. يعرض الشكل 1 امثلة لصور نسيجية سليمة واخرى سرطانية مأخوذة من قاعدة بيانات BreakHis [6]. مع ذلك فإن التقييم اليدوي للشرائح النسيجية يستغرق وقتًا طويلًا ويعتمد بدرجة كبيرة على خبرة الطبيب المختص، كما أنه عرضة لاختلاف التقدير بين الأطباء (Inter-observer variability). وحتى الأخصائيون ذو الخبرة قد يختلفون في تحديد الدرجة النسيجية أو تصنيف النوع الفرعي في الحالات الحدودية [7].



(أ) نسيج سليم (بـ) ورم حميد (ج) ورم خبيث

شكل 1. أمثلة لصور نسيجية لسرطان الثدي من قاعدة بيانات BreakHis

شهد مجال الذكاء الاصطناعي تطورًا متسارعًا في السنوات الأخيرة، خاصة في فرع التعلم العميق Deep Learning الذي أظهر قدرة عالية في تحليل الصور الطبية. وقد بينت أعمال LeCun Yann وزملائه أن الشبكات العصبية الالتفافية (CNNs) قادرة على تعلم تمثيلات هرمية معقدة مباشرة من الصور الخام، مما يجعلها متفوقة على العديد من الأساليب التقليدية[8]. في هذا السياق، تم توظيف تقنيات التعلم العميق بشكل متزايد في تحليل الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث تُستخدم في مهام الكشف عن الأورام، والتصنيف، والتقسيم ،(Segmentation) وتحديد الأنماط الفرعية. كما يمكن لهذه النماذج تحليل صور الشرائح النسيجية الكاملة عالية الدقة Whole Slide Images (WSIs) واستخراج خصائص تمييزية تدعم أطباء علم الأمراض في اتخاذ القرار التشخيصي[9] إضافةً إلى ذلك، أظهرت معماريات حديثة مثل محولات الرؤية Vision Transformers – ViT نتائج واعدة، نظرًا لقدرتها على نمذجة العلاقات بعيدة المدى داخل الصورة والتقاط البنى النسيجية بشكل شامل[10] يساهم توظيف هذه التقنيات في مواجهة عدة تحديات أساسية، من بينها تقليل الطابع الذاتي في التشخيص، وتحسين دقة الكشف المبكر، وأتمتة توصيف الأورام، ودعم التخطيط العلاجي المخصص. ومع ذلك، لا تزال هناك تحديات قائمة، مثل محدودية البيانات المشروحة، وتباين الصبغات، وعدم توازن الفئات، بالإضافة إلى صعوبة تفسير قرارات النماذج، مما يستدعي إجراء تقييمات دقيقة قبل اعتمادها سريريًا.

تهدف هذه المذكرة إلى دراسة تطبيق تقنيات التعلم العميق الحديثة، لا سيما الشبكات العصبية الالتفافية والمحولات البصرية، في الكشف المبكر عن سرطان الثدي وتوصيفه اعتمادًا على الصور النسيجية. كما تسعى إلى تقييم أداء هذه النماذج باستخدام مجموعات بيانات معيارية ومقاييس تقييم ذات صلة سريريًا، بهدف تحديد مدى موثوقيتها وإمكانية دمجها ضمن سير العمل التشخيصي.

وفي هذا الإطار، تم تقسيم العمل إلى أربعة فصول رئيسية: يتناول الفصل الأول السياق العام للدراسة وأهمية الموضوع، بينما يعرض الفصل الثاني الخلفية النظرية المتعلقة بسرطان الثدي وتقنيات التعلم العميق. أما الفصل الثالث فيخصص للجانب التطبيقي، حيث يتم عرض منهجية العمل، ومجموعة البيانات، وبنية النماذج ومقاييس التقييم. في حين يتناول الفصل الرابع عرض النتائج ومناقشتها.

الفصل الأول

الفصل الأول

عموميات

1-1 فحص سرطان الثدي

يُقصد بفحص سرطان الثدي إجراء اختبارات طبية دورية للنساء اللواتي لا تظهر عليهن أعراض، بهدف الكشف المبكر عن المرض قبل أن يتطور إلى مراحل متقدمة. وتكمن أهمية ذلك في أن اكتشاف الورم في مرحلة مبكرة يزيد بشكل كبير من فرص العلاج والشفاء ويُحسّن معدلات البقاء على قيد الحياة. وتشير منظمة الصحة العالمية World Health Organization إلى أن الكشف المبكر يرتبط بتحسن ملحوظ في معدلات البقاء، حيث يمكن أن تتجاوز نسبة البقاء لمدة خمس سنوات ٪90 عند التشخيص في المراحل الأولى، خاصة في الدول ذات الأنظمة الصحية المتقدمة [2]، مما يجعل برامج الفحص المنتظمة عنصرًا أساسيًا في سياسات الصحة العامة.

تُعدّ الماموغرافيا وهي تقنية تصوير الثدي بالأشعة السينية الوسيلة الأكثر استخدامًا في الفحص، حيث تمكّن من الكشف عن التكلسات الدقيقة والتغيرات البنيوية غير القابلة للاكتشاف سريريًا. ووفقًا لتقارير الوكالة الدولية لأبحاث السرطان International Agency for Research on Cancer فإن الفحص الدوري للنساء بين 50 و69 عامًا يساهم في خفض معدل الوفيات بنسبة تتراوح بين ٪20 و٪40 [11].

بالنسبة للنساء ذوات الخطورة العالية، مثل الحاملات لطفرات BRCA1 وBRCA2، توصي إرشادات الشبكة الوطنية الامريكية الشاملة للسرطان Network Cancer Comprehensive National باستخدام التصوير بالرنين المغناطيسي MRI، نظرًا لحساسيته العالية في الكشف ضمن هذه الفئة [12]. ورغم فعالية وسائل الفحص، إلا أنها ليست خالية من التحديات؛ إذ قد تظهر نتائج إيجابية كاذبة تؤدي إلى قلق نفسي وإجراءات غير ضرورية، أو نتائج سلبية كاذبة قد تؤخر التشخيص. كما تنخفض دقة الماموغرافيا لدى النساء ذوات الكثافة النسيجية المرتفعة، حيث يمكن أن تحجب الأنسجة الكثيفة وجود الورم [13].

عند الاشتباه بوجود آفة، يتم اللجوء إلى الخزعة للحصول على عينة نسيجية تُفحص مجهريًا. ويُعدّ علم الأمراض النسيجي المرجع الأساسي لتحديد طبيعة الورم (حميد أو خبيث)، ودرجته، ونوعه الفرعي، بالإضافة إلى حالة المستقبلات الهرمونية، وهي معطيات ضرورية لاختيار الخطة العلاجية المناسبة. غير أن تفسير عينات الخزعة قد يختلف بين اختصاصيي علم الأمراض. فقد أظهرت دراسة منشورة في مجلة الجمعية الطبية الأمريكية JAMA أجراها Elmore وزملاؤه على 115 اختصاصيًا، مع تحليل 240 عينة خزعة، وجود تفاوت ملحوظ في تفسير الحالات المعقدة مثل الآفات ما قبل السرطانية وسرطان القنوات الموضعي (DCIS) في حين كان الاتفاق أعلى في الحالات الواضحة مثل الأورام الغازية أو الأنسجة الحميدة [7].

من جهة أخرى، ركزت دراسات Gobbi وGomes على تأثير خبرة الطبيب وطبيعة الآفة على دقة التفسير، حيث تبين أن التباين يكون أكبر في الحالات الحدية مثل تضخم القنوات غير النمطي atypical ductal hyperplasia وDCIS منخفض الدرجة [14]. كما أوضح Brunyé وزملاؤه، من خلال دراسات تعتمد على تتبع العين والتحليل البصري لتوضيح كيف تؤثر الخبرة ونمط الفحص على القرارات التشخيصية، مؤكدين أن اختلاف المراقبين لا يتعلق فقط بالخبرة الفردية، بل أيضًا بطريقة معالجة المعلومات البصرية أثناء فحص الشرائح. [15].

في السنوات الأخيرة، ساهم التحول نحو علم الأمراض الرقمي في تحويل الشرائح التقليدية إلى صور رقمية عالية الدقة تُعرف بالصور الكاملة للشرائح (Whole Slide Images – WSIs)، مما أتاح دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي، خاصة التعلم العميق، في تحليل الصور النسيجية. وتُستخدم هذه التقنيات في الكشف عن المناطق غير الطبيعية، وتقسيم الأنسجة، وتصنيف الأنماط الورمية بدقة عالية. بناءً على ذلك، يتكون المسار التشخيصي المتكامل كما يعرضه الشكل 1-1 من:

- الفحص بالماموغرافيا أو وسائل تصوير أخرى
- إجراء خزعة عند الاشتباه
- تحليل نسيجي لتأكيد التشخيص
- دعم تشخيصي باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي على الصور النسيجية

في إطار هذه المذكرة، يُركَّز بشكل خاص على مرحلة تحليل الصور النسيجية باعتبارها المرحلة الحاسمة في توصيف الورم وتحديد خصائصه، وهو ما يجعل تحسين دقة التفسير وتقليل التباين بين المختصين هدفًا أساسيًا يمكن تحقيقه من خلال توظيف تقنيات التعلم العميق الحديثة



شكل 1-1. المسار التشخيصي المتكامل

2-1 الذكاء الاصطناعي

يشير الذكاء الاصطناعي (AI) إلى مجال في علوم الحاسوب يهدف إلى تطوير أنظمة قادرة على محاكاة بعض جوانب الذكاء البشري، مثل التعلم والاستدلال واتخاذ القرار. في المجال الطبي، يُستخدم الذكاء الاصطناعي لتحليل البيانات المعقدة واستخراج الأنماط لدعم التشخيص واتخاذ القرارات السريرية

. تم تقديم مفهوم الذكاء الاصطناعي رسميًا خلال مؤتمر دارتموث سنة 1956، حيث طُرحت فكرة إمكانية تمثيل الذكاء البشري بطريقة تسمح للآلات بمحاكاته. في بداياته، اعتمد هذا المجال على الاستدلال الرمزي والأنظمة القائمة على القواعد، والتي نجحت في البيئات المنظمة لكنها واجهت صعوبات في التعامل مع البيانات المعقدة مثل الصور الطبية. يمكن تصنيف تطور الذكاء الاصطناعي إلى ثلاث مراحل رئيسية كما يبينها الشكل 2-1:

- **الذكاء الاصطناعي الرمزي:** أنظمة قائمة على القواعد والأنظمة الخبيرة
- **تعلم الآلة:** خوارزميات تتعلم الأنماط من البيانات
- **التعلم العميق:** شبكات عصبية متعددة الطبقات قادرة على استخراج الخصائص تلقائيًا

شهد العقد الأخير تطورًا كبيرًا في هذا المجال بفضل التقدم في القدرة الحاسوبية باستخدام وحدات المعالجة الرسومية(GPU)وتوفر البيانات الضخمة والتطورات الحاصلة في الخوارزميات. وقد شكّل المقال المنشور في Nature سنة 2015 من قبل LeCun Yann وBengio Yoshua وHinton Geoffrey نقطة تحول أساسية في ترسيخ التعلم العميق كنموذج فعال في الذكاء الاصطناعي[16].

في مجال الرعاية الصحية، يُستخدم الذكاء الاصطناعي في عدة تطبيقات مثل تحليل الصور الطبية، وعلم الأمراض، والتحليلات التنبؤية. وفي سياق سرطان الثدي، تم توظيفه في تفسير صور الماموغرام، والكشف عن الأورام وتقسيمها، وتصنيف الصور النسيجية، بالإضافة إلى النمذجة التنبؤية للإنذار المرضي. رغم هذه الإمكانيات، يواجه تطبيق الذكاء الاصطناعي في الطب تحديات مهمة، من بينها خصوصية البيانات، وقابلية تفسير النماذج، والحاجة إلى التحقق السريري والامتثال للمعايير التنظيمية، مما يتطلب درجة عالية من الموثوقية قبل اعتماده في الممارسة السريرية.



شكل 1-2. مراحل تطور الذكاء الاصطناعي

1-2-1 تاريخ الذكاء الاصطناعي

يُعتبر مؤتمر دارتموث سنة 1956 نقطة الانطلاق الرسمية للذكاء الاصطناعي كمجال علمي مستقل [17]. ورغم التفاؤل الكبير في بداياته، إلا أن محدودية الإمكانيات الحاسوبية وصعوبة التعامل مع التعقيد الأسّي أدت إلى فترات تراجع عُرفت بـ``شتاء الذكاء الاصطناعي" [18, 19].

في الثمانينيات، ظهرت الأنظمة الخبيرة التي أظهرت قدرة على دعم التشخيص الطبي باستخدام قواعد منطقية (مثل نظام MYCIN الشهير)، لكنها بقيت محدودة في التعميم وضبط القواعد يدويًا [20, 21].

مع تطور الشبكات العصبية الاصطناعية وتحسن خوارزميات التدريب والعتاد الحاسوبي، بدأ التحول نحو التعلم القائم على البيانات [16]. وشكّل عام 2012 نقطة مفصلية مع تحقيق الشبكات العصبية الالتفافية (خاصة شبكة AlexNet) أداءً متميزًا بفارق شاسع عن الطرق التقليدية في مسابقة ImageNet ، مما أطلق مرحلة جديدة في الرؤية الحاسوبية [22]. يمثل هذا التحول انتقالًا من استخراج الخصائص يدويًا إلى تعلمها تلقائيًا، وهو أمر بالغ الأهمية في الصور النسيجية التي تتميز بتعقيد بصري وبنيوي كبير [23].

1-2-2 التعلم العميق في معالجة الصور الطبية

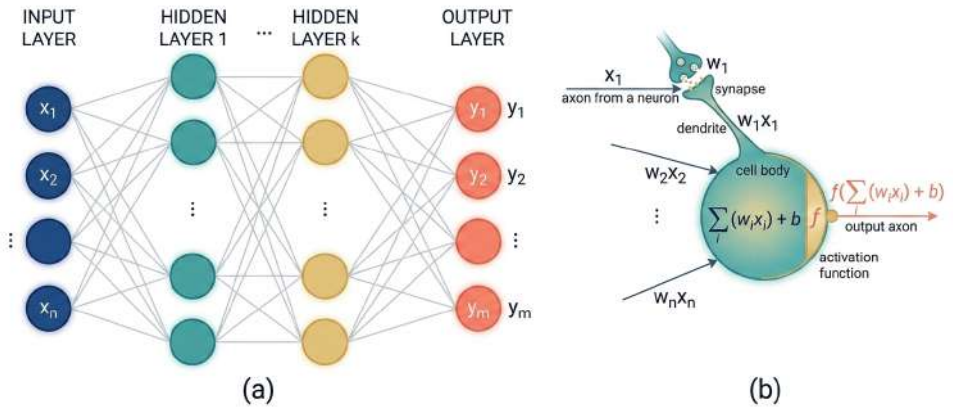
يُعدّ التعلم العميق (Deep Learning) أحد أهم فروع تعلم الآلة، حيث يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات القادرة على تعلم تمثيلات معقدة للبيانات بشكل هرمي. وقد ساهم هذا المجال في تحقيق تقدم كبير في معالجة الصور الطبية، خاصة في مهام التصنيف Classification والتقسيم Segmentation والكشف Detection [16]. في هذا السياق، أظهرت دراسة Litjens Geert وزملائه أن تقنيات التعلم العميق تفوقت على الأساليب التقليدية

في العديد من تطبيقات تحليل الصور الطبية خاصة في مجال الأورام حيث حققت دقة أعلى وقدرة أفضل على التعميم citelitjens2017survey

3-2-1 الطبقات الرئيسية للتعلم العميق

تتكون نماذج التعلم العميق من ثلاث طبقات أساسية، كما هو موضح في الشكل 3-1.

- **طبقة الإدخال (Input Layer):** تستقبل البيانات الخام مثل الصور، النصوص أو القيم الرقمية، وتعمل كنقطة دخول للشبكة العصبية. يتم تمثيل كل ميزة إدخال كعصبونات .(Neurons)
- **الطبقات المخفية (Hidden Layers):** تقوم هذه الطبقات باستخراج الميزات وتحويلها من خلال تطبيق الأوزان (Weights) والانحيازات (Biases) ودوال التنشيط (Activation Functions) [24]. كل عصبون في الطبقة المخفية يكون متصلاً بالعصبونات في الطبقة التالية، مما يسمح بتعلم تمثيلات أكثر تعقيداً.
- **طبقة الإخراج (Output Layer):** تنتج النتيجة النهائية بناءً على الميزات المستخرجة. يمكن أن تكون النتيجة تصنيفاً (مثل: قطة/كلب) أو قيمة انحدار (Regression Value)نوع آخر من التنبؤات.



شكل 3-1. التمثيل البصري لبنية التعلم العميق: الطبقات وتفاعلات العصبونات[25].

1-3-2-1 أهمية التعلم العميق في الصور النسيجية

تتميز الصور النسيجية (Histopathological Images) بتعقيدها العالي ودقتها الكبيرة، مما يجعل تحليلها يدويًا أمرًا صعبًا. في هذا الإطار يوفر التعلم العميق عدة مزايا:

1. **الاستخراج التلقائي للخصائص:** حيث يتم تعلم الميزات مباشرة من البيانات دون الحاجة إلى تصميم يدوي.
2. **التعامل مع الصور عالية الدقة:** خاصة الشرائح النسيجية الكاملة (Whole-Slide Images – WSIs)

3. **القدرة على التعميم:** إمكانية تطبيق النموذج على بيانات جديدة من مصادر مختلفة
4. تقليل التدخل البشري: مما يسرّع عملية التحليل ويقلل من الأخطاء

2-3-2-1 مهام التعلم العميق في التصوير الطبي

يُستخدم التعلم العميق (Deep Learning) في عدة مهام أساسية في مجال الرؤية الحاسوبية وتحليل البيانات، ومن أبرزها:

- **التصنيف (Classification):** ويتمثل في تحديد الفئة الإجمالية للصورة، مثل تصنيف الأورام في الصور الطبية إلى حميدة أو خبيثة [26].
- **التقسيم (Segmentation):** ويعني تصنيف كل بكسل في الصورة لتحديد حدود دقيقة للأجسام، مثل تحديد حجم ومحيط السكتات الدماغية أو الأورام بدقة عالية [27].
- **الكشف (Detection):** ويتضمن تحديد موقع الأجسام ورسم صناديق إحاطة (Bounding Boxes) حولها، مثل كشف وتحديد مواقع العقد الرئوية في الأشعة المقطعية [28].
- **التوصيف (Characterization):** ويشمل استخراج سمات متقدمة وتقييم الخصائص النسيجية أو الحيوية للأنسجة، مثل التنبؤ بالطفرات الجينية أو تحديد درجة تقدم المرض (Grading) مباشرة من الصور [29].

وقد أثبتت نماذج الشبكات العصبية الالتفافية (CNNs) فعاليتها الكبيرة في هذه المهام، خاصة في تحليل الصور الطبية، كما في نموذج U-Net الشهير الذي يُستخدم بشكل واسع في التقسيم الطبي نظرًا لقدرته العالية على العمل بدقة حتى مع قلة بيانات التدريب [30].

3-3-2-1 المعماريات المستخدمة في تحليل الصور

تعتمد معالجة الصور الطبية على نوعين رئيسيين من المعماريات وهما نماذج الشبكات العصبية الالتفافية ونماذج محولات الرؤية:

4-3-2-1 الشبكات العصبية الالتفافية

تُعد الشبكات العصبية الاتفافية Convolutional Neural Networks (CNNs) من أكثر النماذج استخدامًا في تحليل الصور، حيث تعتمد على عمليات الالتفاف (Convolution) لاستخراج الأنماط المكانية مثل الحواف والقوام. وقد أثبتت فعاليتها في العديد من التطبيقات الطبية، بما في ذلك تحليل الصور النسيجية وتشخيص سرطان الثدي [30][31]

5-3-2-1 نماذج محولات الرؤية

في السنوات الأخيرة، شهد مجال الرؤية الحاسوبية الطبية تحولاً بارزاً مع ظهور نماذج تعتمد على محولات الرؤية (Vision Transformers – ViT)، والتي قدمها Alexey Dosovitskiy وزملاؤه كبديل قوي للشبكات الالتفافية التقليدية [32]. تعتمد هذه البنية بشكل أساسي على آلية الانتباه الذاتي (Self-Attention Mechanism) لفهم العلاقات والارتباطات بعيدة المدى (Long-range Dependencies) بين مختلف أجزاء الصورة، مما يسمح بتمثيل أفضل وأشمل للسياق العام.

6-3-2-1 التحديات في تطبيق التعلم العميق

رغم الأداء القوي والمذهل الذي تحققه نماذج التعلم العميق (Deep Learning)، إلا أنها تواجه عدة تحديات جوهرية تعيق اعتمادها الكامل في البيئات السريرية والتشخيصية، ومن أبرز هذه التحديات:

- **الحجم الكبير للصور الطبية وعملاقة الأبعاد:** وخاصة الصور النسيجية الكاملة (Whole Slide Images - WSIs) التي قد تصل أبعاد الصورة الواحدة فيها إلى $100,000 \times 100,000$ بكسل، مما يتطلب قدرات حاسوبية هائلة وذاكرة ضخمة للمعالجة، ويفرض الاعتماد على تقطيع الصور إلى رقع صغيرة (Patches) [23].
- **عدم توازن الفئات (Class Imbalance):** حيث تفوق عينات الأنسجة السليمة أو الأمراض الشائعة عدد عينات الأمراض النادرة بمراحل كبيرة داخل مجموعات البيانات، مما يجعل النماذج تنحاز تلقائياً نحو الفئة الأكثر تكراراً وتفشل في كشف الحالات الحرجة والنادرة [33].
- **محدودية البيانات المُعلَّمة (Lack of Annotated Data):** إذ يتطلب وضع العلامات والتحديد (Annotation) على الأورام أو الخلايا وقتاً طويلاً وجهداً شاقاً وخبرة طبية نادرة من أطباء التشخيص والتشريح النسيجي، على عكس البيانات العامة المتوفرة بكثرة [28].
- **التباين في الصبغات (Stain Variability):** ويظهر هذا التحدي نتيجة اختلاف بروتوكولات التحضير، الشركات المصنعة للمناظير والمجاهر الرقمية، أو المواد الكيميائية المستخدمة في الصبغ (مثل الـ H&E) بين مختبر طبي وآخر، مما يؤدي إلى تراجع حاد في أداء النموذج عند اختباره على بيانات من مستشفى خارجي [34].
- **صعوبة تفسير النماذج (Explainability):** حيث تعمل الشبكات العصبية العميقة كـ "صندوق أسود" (Black Box) لا يقدم تبريراً منطقياً لكيفية اتخاذ القرار أو التشخيص، وهو أمر غير مقبول طبيّاً وقانونيّاً في التشخيص السريري الذي يتطلب دليلاً يفسر سبب تصنيف نسيج معين كأورام خبيثة [35].

بناءً على ما سبق، أصبحت نماذج التعلم العميق أداة أساسية في تحليل الصور الطبية بفضل قدرتها الفائقة على استخراج الخصائص البصرية المعقدة وتلقائية التعلم. ومع ذلك، فإن الانتقال الآمن والفعال لهذه النماذج إلى التطبيقات السريرية الحقيقية يظل مشروطاً بالمعالجة الجذرية لهذه التحديات المرتبطة بجودة البيانات وقابلية تفسير النماذج.

3-1 شبكات الأعصاب الالتفافية

تُعد شبكات الأعصاب الالتفافية (CNNs) أحد أهم نماذج التعلم العميق المستخدمة في تحليل البيانات ذات الأبعاد العالية، خاصة الصور الطبية الرقمية وصور الأشعة. وقد أثبتت فعاليتها الكبيرة في مهام متعددة مثل تصنيف الأنسجة وكشف الأورام كسرطان الثدي وسرطان الرئة، نظرًا لقدرتها الفائقة على استخراج الميزات الهرمية تلقائيًا (Automated Feature Extraction) من البيانات الخام دون الحاجة إلى تصميم خصائص يدوية معقدة ومكلفة زمنيًا [24, 28].

تعتمد هذه الشبكات على مفهوم بيولوجي مستوحى من النظام البصري لدى الكائنات الحية؛ حيث أظهرت الدراسات الرائدة للعالمين David Hubel وTorsten Wiesel أن الخلايا العصبية في القشرة البصرية أولية الدماغ تستجيب فقط لمنطقه محلية ضيقة من المجال البصري تُعرف بـ``الحقول الاستقبالية" (Receptive Fields). هذا الترتيب البنيوي يسمح للشبكة باكتشاف الأنماط البسيطة أولاً مثل الحواف والزوايا في الطبقات الأولى، ثم دمجها تدريجيًا عبر الطبقات الأكثر عمقاً لاستخراج أنماط هندسية ونسيجية شديدة التعقيد [36].

وتتميز شبكات CNN بقدرتها العالية على التعلم بطريقة النهاية إلى النهاية (End-to-End Learning)، حيث يتم تدريب النموذج ترابطياً وبشكل مباشر من الصور المدخلة إلى ناتج التصنيف النهائي عبر خوارزمية الانتشار الخلفي (Backpropagation) ودون أي تدخل بشري في استخراج الميزات [16].

1-3-1 البنية الأساسية للشبكة العصبية الالتفافية

تتكون البنية الأساسية لشبكات CNN من تتابع منظم لثلاث طبقات رئيسية: طبقات الالتفاف، طبقات التفعيل اللاخطية، وطبقات التجميع، وتنتهي بالطبقات الموصولة بالكامل.

1-1-3-1 طبقات الالتفاف

تُعتبر طبقات الالتفاف (Convolutional Layers) العمود الفقري والمكون الأساسي في شبكات CNN. في هذه الطبقات، يتم تطبيق مصفوفات صغيرة الحجم تُعرف بالمرشحات (Filters / Kernels) تنزلق بانتظام فوق الصورة المدخلة لإجراء عمليات ضرب مصفوفي نقطي يعقبها الجمع، مما ينتج عنه ما يسمى بـ``خرائط الميزات" (Feature Maps). كل مرشح يتعلم ذاتياً التركيز على نمط بصري معين؛ فبعضها يختص بكشف الحواف، والبعض الآخر يتعلم قوام الأنسجة الحيوية، أو البنى الخلوية المعقدة المرتبطة بالأورام الخبيثة في الصور النسيجية [37].

المكونات الرئيسية لطبقات الالتفاف:

- **المرشحات (Filters / Kernels):** مصفوفات ذات أبعاد صغيرة (مثل 3×3 أو 5×5) تحتوي على قيم معينة مختارة بعناية تستخدم لاستخراج أنماط مختلفة مثل الحواف والأشكال.

- **خطوة التحريك (Stride):** تحدد مقدار القفزة أو عدد البكسلات التي يتحرك بها المرشح عند انزلاقه فوق الصورة. تؤدي زيادة قيمة الـStride إلى تقليل الأبعاد المكانية لخرائط الميزات الناتجة وتخفيض الكلفة الحسابية.

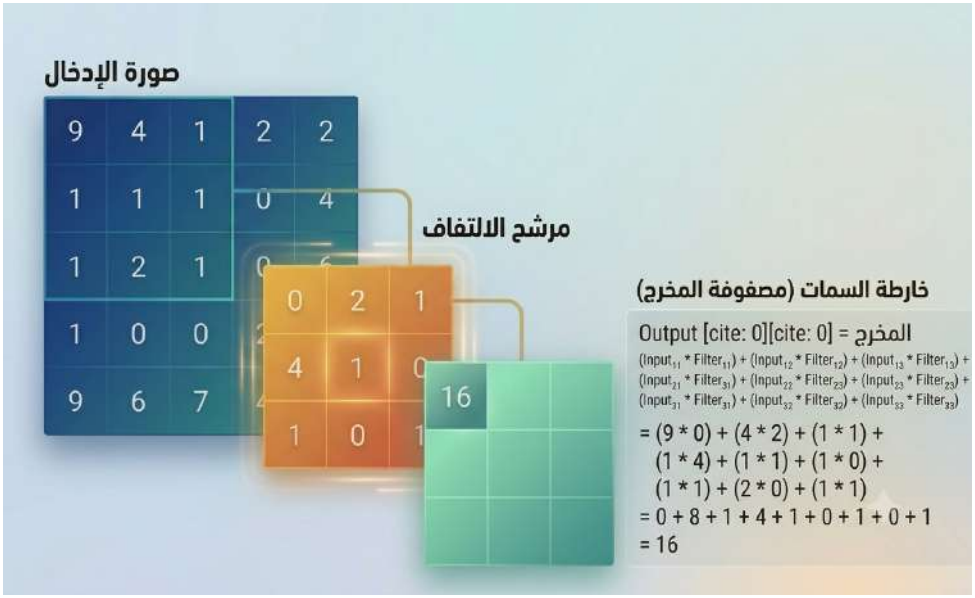
- **الحشو (Padding):** تقنية تتضمن إضافة بكسلات وهمية (غالباً بقيم صفرية Zero-Padding) حول حدود الصورة المدخلة. يهدف الحشو إلى منع تآكل الأبعاد المكانية للصورة بعد عمليات الالتفاف المتكررة، والحفاظ على المعلومات الموجودة عند الأطراف.

التمثيل الرياضي: يمكن التعبير عن عملية الالتفاف ثنائية الأبعاد لرياضيات الشبكة كالتالي [24]:

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_{m=-M}^{M} \sum_{n=-N}^{N} I(i-m, j-n) \cdot K(m,n) \qquad (1\text{-}1)$$

حيث:

- I: تمثل المصفوفة الثنائية للصورة المدخلة (Input Image).
- K: تمثل مصفوفة أوزان المرشح (Kernel) بأبعاد $(2N+1) \times (2M+1)$.
- $S(i,j)$: تمثل القيمة الناتجة عند الإحداثيات (i,j) في خريطة الميزات (Feature Map).
- m,n: مؤشرات الحركية الداخلية لأبعاد المرشح.



شكل 1-4. تمثيل عملية الالتفاف في الشبكات العصبية الالتفافية (CNN): تفاعل الصورة المدخلة مع المرشح لإنتاج خريطة الميزات [24].

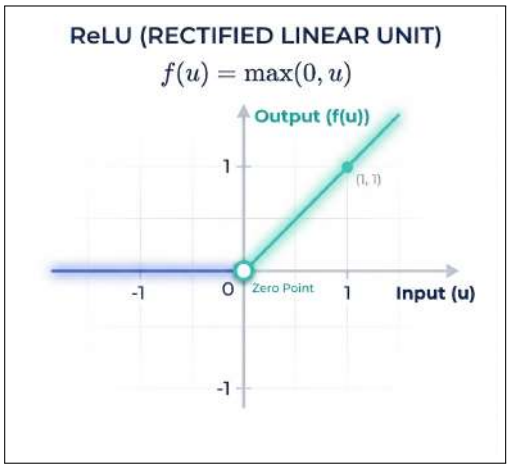
2-1-3-1 طبقات التفعيل

بما أن عملية الالتفاف هي عبارة عن عمليات ضرب وجمع خطية، فإن الشبكة ستبقى خطية مهما زاد عدد طبقاتها. هنا يأتي دور طبقات التفعيل (Activation Layers) لإضافة الخصائص اللاخطية (Non-linearity) إلى النموذج، مما يمكنه من تعلم وتمثيل الأنماط الرياضية شديدة التعقيد في الصور الطبية.

تُعد دالة التفعيل ``الوحدة الخطية المصححة" (Rectified Linear Unit - ReLU) الدالة الأكثر استخداماً وشيوعاً في الشبكات الحديثة؛ نظرًا لسرعتها الحسابية العالية وقدرتها على التغلب على مشكلة تلاشي التدرج (Van-ishing Gradient Problem) عبر الحفاظ على تدرج ثابت للقيم الموجبة [22]. تُعرف دالة ReLU رياضياً بالصيغة التالية:

$$f(x) = \max(0, x) \tag{2-1}$$

حيث تقوم الدالة بتحويل كافة القيم السالبة في خريطة الميزات إلى صفر، بينما تترك القيم الموجبة كما هي دون تغيير.



شكل 1-5. توضيح دالة التفعيل الخطية المصححة (ReLU) مقارنة بالدوال التقليدية.

1-3-1-3 طبقات التجميع

تأتي طبقات التجميع (Pooling Layers) عادةً بعد طبقات التفعيل، وتعمل كأداة لتقليص الأبعاد المكانية (Spatial Downsampling) لخرائط الميزات بأسلوب محكوم. يساهم هذا التقليص بشكل فعال في:

1. تقليل عدد المعاملات والوزن الحسابي في الشبكة مما يمنع ظاهرة الإفراط في التخصيص (Overfitting).
2. منح الشبكة خاصية الثبات الانتقالي (Translation Invariance)، مما يجعلها قادرة على التعرف على الميزة النسيجية بغض النظر عن موقعها الدقيق داخل الصورة الطبية.

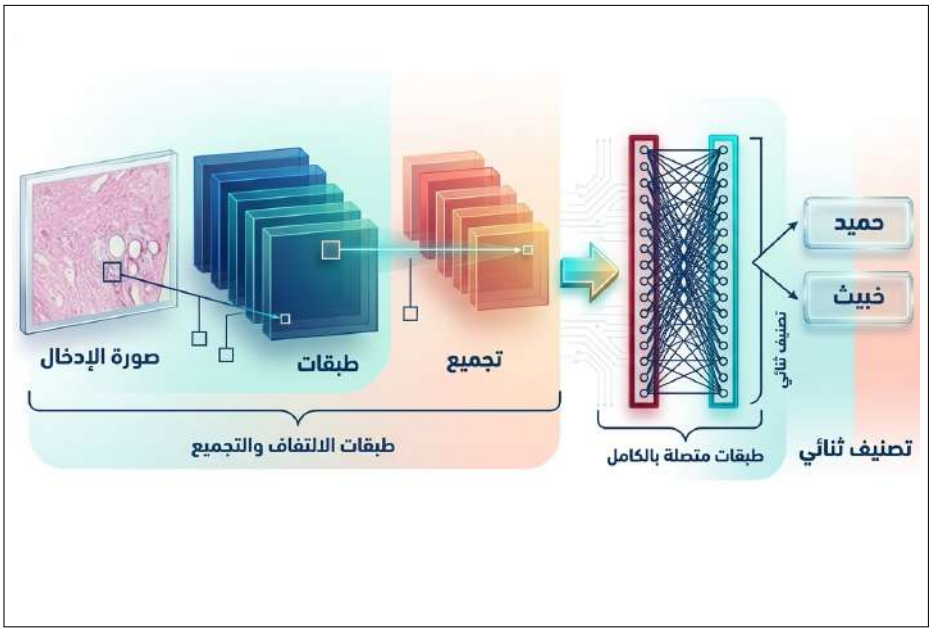
أشهر أنواع طبقات التجميع:

- **التجميع الأعظمي (Max Pooling):** يعتمد على تمرير نافذة تصفح واختيار القيمة القصوى فقط من بين البكسلات الواقعة ضمن نطاق النافذة، وهو النوع الأكثر كفاءة في إبراز الخصائص الحادة مثل الحواف والبنى البارزة.
- **التجميع المتوسط (Average Pooling):** يقدم مخرجاً يمثل القيمة المتوسطة لجميع البكسلات داخل النطاق المحدد، ويُستخدم في بعض البنيات لإنتاج خرائط ميزات أكثر نعومة.

4-1-3-1 الطبقات الموصولة بالكامل

تمثل الطبقات الموصولة بالكامل (Fully Connected Layers) المرحلة الختامية في معمارية شبكات CNN. بعد أن تقوم طبقات الالتفاف والتجميع باستخراج الميزات البصرية الموضعية، يتم تحويل خرائط الميزات متعددة الأبعاد إلى شعاع أحادي البعد عَبْر عملية التسطيح (Flattening). يتم ربط هذا الشعاع بالكامل بالطبقة الموصولة بالكامل (FC Layer) التي تعمل بطريقة مشابهة للشبكات العصبية التقليدية لدمج الميزات واتخاذ القرار النهائي [24].

في الطبقة الأخيرة، تُستخدم دالة التصنيف (Softmax) لتحويل القيم الرقمية المستخرجة إلى احتمالات تقع بين $[0, 1]$ ومجموعها يساوي الواحد الصحيح. في تطبيقات تصنيف سرطان الثدي على سبيل المثال، تُستغل هذه الطبقة لتحديد الاحتمالية الإحصائية لكون العينة النسيجية المأخوذة تابعة لفئة الأورام الحميدة (Benign) أو الأورام الخبيثة (Malignant)، أو لتحديد نوع الورم بدقة تفصيلية تابعة للبنية التصنيفية للمرض [38] انظر (الشكل 1-6). يعرض الملحق 3-16 مثال بتفصيل اكثر عن بناء وتنفيذ شبكة عصبية التفافية باستخدام حزمة Tansorflow .



شكل 1-6. سير العمل البنيوي المتكامل للشبكة العصبية الالتفافية (CNN) من الإدخال حتى قرار التصنيف الطبي.

```
import tensorflow as tf

model = tf.keras.Sequential([
tf.keras.layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu',
   input_shape=(64, 64, 3)),
tf.keras.layers.MaxPooling2D(pool_size=(2,2)),
tf.keras.layers.Conv2D(64, (3,3), activation='relu'),
tf.keras.layers.MaxPooling2D(pool_size=(2,2)),
tf.keras.layers.Flatten(),
tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax') # 10 classes
])

model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy',
   metrics=['accuracy'])
model.summary()
```

شكل 1-7. بناء نموذج بسيط لشبكة التفافية باستخدام حزمة Tansorflow. يستخرج هذا النموذج الميزات عبر الالتفاف والتجميع، ثم يصنفها إلى 10 فئات. في السطور `tf.keras.layers.Conv2D` تشير الارقام 32 و 64 الى عدد الفلاتر المستخدمة في كل طبقة التفافية.

2-3-1 تطبيق الشبكات الالتفافية على الصور النسيجية

تُستخدم الشبكات العصبية الالتفافية (CNNs) على نطاق واسع في تحليل الصور النسيجية الرقمية، نظرًا لقدرتها العالية على التعامل مع التعقيد البصري والبنيوي للخلايا والأنسجة. ومن أهم تطبيقاتها السريرية والبحثية [23]:

- **الكشف عن الأورام وتحديد موقعها:** حيث تساهم الشبكات في فحص الشرائح النسيجية آلياً لتحديد بؤر الخلايا السرطانية بدقة، مما يقلل من الوقت الجهد المبذول من قِبل أطباء التشريح المرضي، كما هو الحال في كشف نقائل سرطان الثدي في العقد الليمفاوية [39].
- **التقسيم النسيجي الرقمي (Segmentation):** ويشمل ذلك عزل وتحديد حدود الخلايا، الأنوية الخلوية (Nuclei Segmentation)، والغدد الحيوية بدقة على مستوى البكسل، وهو أمر بالغ الأهمية لتقييم تقدم المرض [40].
- **تصنيف الأنواع السرطانية ودرجاتها (Grading & Classification):** أثبتت النماذج قدرتها على التمييز الدقيق بين الأورام الحميدة (Benign) والخبيثة (Malignant) باستخدام مجموعات بيانات عالمية مثل BreaKHis [38].

علاوة على ذلك، تمتلك شبكات CNN القدرة على التمييز الدقيق بين الأنماط النسيجية المعقدة لسرطان الثدي والتي تشمل [41]:

1. **سرطان القنوات الغازي (Invasive Ductal Carcinoma - IDC):** وهو النوع الأكثر شيوعاً، حيث تخترق الخلايا السرطانية جدران القنوات اللبنية لتغزو الأنسجة المجاورة.
2. **سرطان القنوات الموضعي (Ductal Carcinoma In Situ - DCIS):** وهو شريحة ما قبل السرطان، حيث تظل الخلايا غير الطبيعية محصورة داخل قنوات الحليب دون اختراق الأنسجة المحيطة.

3-3-1 مزايا الشبكات العصبية الالتفافية

تستمد شبكات CNN تفوقها في المجال الطبي من عدة خصائص بنيوية فريدة، أبرزها [16, 24]:

- **التعلم التلقائي للميزات (Automated Feature Learning):** حيث يتخلص النموذج تماماً من الحاجة إلى هندسة الخصائص يدوياً (Handcrafted Features)، والتي غالباً ما تفشل في الإحاطة بكافة التفاصيل البصرية المعقدة للأنسجة الحية.
- **الثبات الانتقالي (Translation Invariance):** القدرة على التعرف على الأنماط الخلوية أو الأورام بغض النظر عن موقعها أو زاويتها داخل الصورة، وذلك بفضل طبقات التجميع (Pooling) وتشارك الأوزان الرياضية.
- **تحقيق دقة تشخيصية عالية:** أظهرت العديد من الدراسات أن دقة النماذج الحديثة باتت تقترب من دقة أطباء التشيخص المتمرسين، بل وتتفوق عليهم في بعض مهام الفحص البصري المتكرر [39].
- **التدريب بطريقة النهاية إلى النهاية (End-to-End Training):** حيث تدخل الصورة الخام إلى الشبكة ويخرج قرار التصنيف مباشرة، مما يسمح للنموذج بتحسين الأوزان داخلياً وتكامل مراحل استخراج الميزات والتصنيف في معمارية موحدة.

4-3-1 مستويات الخصائص (Feature Hierarchy)

تُعد خاصية التعلم الهرمي للميزات من أهم السمات التي تميز شبكات CNN العميقة، حيث يتم تفكيك الصورة واستخراج الخصائص بشكل تدريجي وتراكمي عبر طبقات الشبكة كالتالي [42]:

- **الطبقات الأولى (Low-level Features):** تختص باستخراج الميزات البسيطة والأساسية مثل الحواف الحادة، الخطوط، التدرجات اللونية، والزوايا الموضعية.
- **الطبقات الوسطى (Mid-level Features):** تقوم بدمج ميزات الطبقات الأولى لتعلم أنماط أكثر تعقيداً مثل القوام النسيجي (Textures)، التجمعات الدائرية، والأشكال الهندسية الأولية للخلايا.
- **الطبقات العميقة (High-level Features):** وتدمج الخصائص السابقة لإنتاج تمثيلات دلالية عالية المستوى (Semantic Features)، تمكن الشبكة من التعرف على البنى النسيجية الكبرى المعقدة المرتبطة بالأورام، مثل ترتيب الغدد الحيوية وشذوذ الأنوية الخلوية.

يساهم هذا التدرج الهرمي في تحسين تمثيل البيانات الحيوية وزيادة دقة التصنيف، خاصة في التطبيقات الطبية التي تتطلب فحصاً مجهرياً دقيقاً.

ومع ذلك، لا تزال هناك تحديات جوهرية في تحليل الصور الطبية، وخاصة الصور النسيجية، من أبرزها:

- التعامل مع الصور كبيرة الحجم وعملاقة الأبعاد والمعروفة بالشرائح الكاملة (Gigapixel Whole-Slide Images - WSIs) والتي لا يمكن إدخالها مباشرة إلى ذاكرة الحاسوب.
- اختلال التوازن الحاد بين الفئات (Class Imbalance) داخل مجموعات البيانات (مثل ندرة عينات الأورام مقارنة بالأنسجة الطبيعية الشائعة).
- محدودية قابلية تفسير النماذج (Black Box Challenge)، حيث يصعب على الطبيب معرفة المعايير التي استندت إليها الشبكة لاتخاذ القرار النهائي.

وللتغلب على هذه التحديات، تم اقتراح وتطوير عدة تقنيات برمجية وهندسية متقدمة، منها:

- **تحليل الصور على شكل رقع (Patch-based Analysis):** حيث يتم تقسيم الـ WSI الكبيرة إلى آلاف الرقع الصغيرة ذات الأبعاد القياسية (مثل 256×256 بكسل) لمعالجتها وتدريب الشبكة عليها بشكل مستقل، ومن ثم دمج النتائج [23].
- **آليات الانتباه (Attention Mechanisms):** والتي تسمح للنموذج بالتركيز التلقائي على الرقع والمناطق النسيجية الأكثر أهمية وتأثيراً في التشخيص (مثل بؤر الخلايا السرطانية)، مع تجاهل المناطق الخلفية أو الأنسجة السليمة غير المؤثرة، مما يعزز دقة النموذج وقابليته للتفسير [43].

4-1 المحولات البصرية

تمثل المحولات البصرية (Vision Transformers – ViT) أحد أحدث الاتجاهات في التعلم العميق لتحليل الصور، وقد تم تقديمها لأول مرة من طرف Dosovitskiy Alexey وزملائه سنة 2021، حيث تم تكييف بنية المحولات (Transformers) المستخدمة أساسًا في معالجة اللغة الطبيعية، لتطبيقها على بيانات الصور . تعتمد نماذج ViT على آلية الانتباه الذاتي (Self-Attention) من أجل نمذجة العلاقات طويلة المدى (Long-range dependencies) بين مختلف أجزاء الصورة، مما يسمح بفهم السياق العام للصورة، خلافًا للشبكات العصبية الالتفافية (CNN) التي تعتمد بشكل أساسي على العمليات المحلية [44].

1-4-1 المكونات الأساسية لمحول الرؤية

1-1-4-1 تمثيل الرقع

يتم تقسيم الصورة إلى رقع (Patches) ذات حجم ثابت (مثل 16×16 بكسل)، ثم يتم تسطيحها وتحويلها إلى متجهات عددية (Embeddings) في فضاء عالي الأبعاد، بحيث يتم التعامل معها كسلسلة بيانات مشابهة لتسلسل الكلمات في النصوص [44].

2-1-4-1 الترميز الموضعي

نظرًا لأن بنية المحولات لا تأخذ ترتيب البيانات بعين الاعتبار بشكل طبيعي، يتم إضافة ترميز موضعي (Positional Encoding) لتمثيل الموقع المكاني لكل رقعة داخل الصورة، مما يساعد النموذج على الحفاظ على البنية المكانية [44]

3-1-4-1 المشفّر المحول

يتكون المشفر المحول (Transformer Encoder) من عدة طبقات تشمل آلية الانتباه الذاتي متعدد الرؤوس (Multi-Head Self-Attention)وشبكات تغذية أمامية (Feed Forward Networks)، مما يسمح للنموذج بالتقاط العلاقات بين جميع أجزاء الصورة بشكل شامل [44].

4-1-4-1 رأس التصنيف

يُعد رأس التصنيف (Classification Head) المكون الختامي والمحوري في معمارية محولات الرؤية، حيث يتولى مسؤولية إنتاج التنبؤات والمخرجات النهائية مثل تصنيف الصور النسيجية إلى فئات متعددة)، اعتمادًا على التمثيل النهائي المستخرج من المشفّر [44].

2-4-1 محولات الرؤية في التصوير الطبي وتحليل الأنسجة

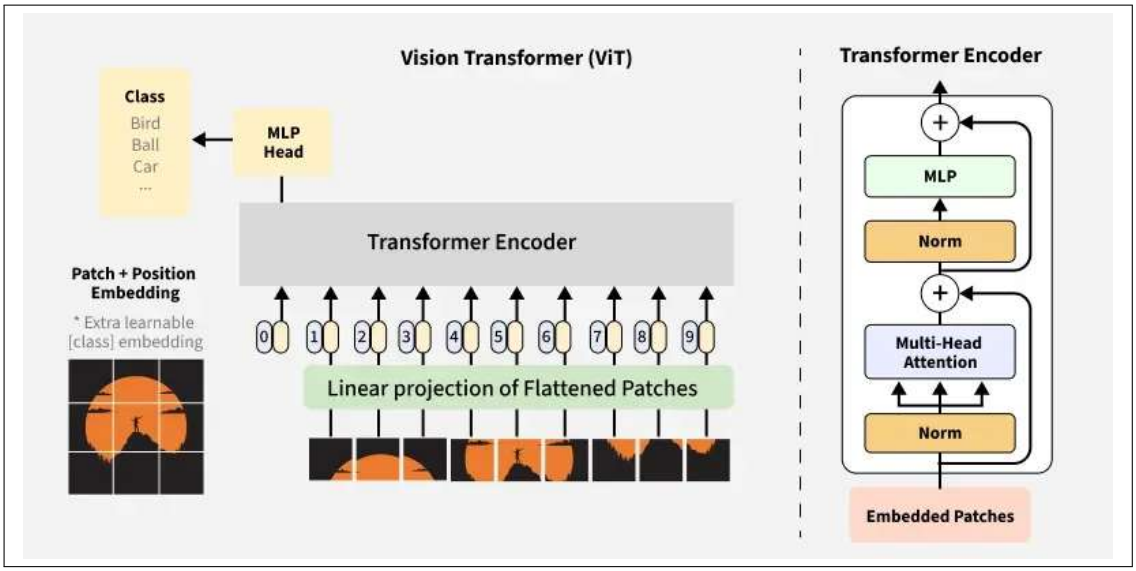
في مجال التصوير الطبي الرقمي، أحدثت نماذج ViT طفرة واعدة بفضل قدرتها الفريدة على تخطي القيود المكانية للشبكات الالتفافية التقليدية؛ حيث تمتلك القدرة على نمذجة وتحليل السياق العالمي (Global Context) للصورة منذ الطبقات الأولى. يكتسب هذا الأمر أهمية بالغة عند التعامل مع الصور النسيجية (Histopathological Images) التي تتميز باحتوائها على أنماط خلوية وبنيوية معقدة للغاية، وممتدة على مساحات مكانيّة شاسعة وضخمة [45].

وفي سياق علم الأمراض الرقمي والتشريح النسيجي، تساهم هذه النماذج بشكل فعال في تحقيق ما يلي [28,45]:

- **تحليل الأنماط النسيجية الممتدة:** القدرة على فحص البيئة الدقيقة للورم (Tumor Microenvironment) عبر مساحات واسعة دون فقدان التفاصيل الدقيقة للأشكال الخلوية.

- **فهم العلاقات المكانية بعيدة المدى:** الربط التلقائي والذكي بين المكونات البنيوية المختلفة للورم، مثل التفاعل بين الخلايا السرطانية والخلايا المناعية المتغلغلة (Tumor-Infiltrating Lymphocytes)، مما يوفر مؤشرات إنذارية بالغة الأهمية.

- **تحسين دقة وموثوقية التشخيص الطبي آلياً:** رفع كفاءة التصنيف والفرز الآلي للشرائح النسيجية الكاملة (WSIs)، وتخفيض معدلات الخطأ البشري الناتجة عن الإجهاد البصري لأطباء التحليل المرضي [28].



شكل 1-8. البنية العامة لنموذج محول الرؤية [44].

3-4-1 مزايا محولات الرؤية

توفر محولات الرؤية مجموعة من المزايا منها:

- **نمذجة السياق العالمي للصورة:** تسمح آلية الانتباه بربط جميع أجزاء الصورة في وقت واحد
- **أداء تنافسي:** تحقق نتائج مماثلة أو أفضل من CNN [44]
- **قابلية التوسع:** يتحسن الأداء مع زيادة حجم البيانات وحجم النموذج [45]

4-4-1 القيود

يحد من محولات الرؤية مجموعة القيود منها:

- الحاجة إلى موارد حسابية كبيرة مقارنة بالشبكات الالتفافية
- الاعتماد على مجموعات بيانات ضخمة لتحقيق أداء جيد

- الحساسية لاختيار حجم الرقع(Patch Size) وإعدادات النموذج [45]

على الرغم من المزايا الكبيرة التي تقدمها المحولات البصرية في فهم السياق العام للصورة، إلا أن القيود المرتبطة بالبيانات والحوسبة أدت إلى ظهور نماذج هجينة تجمع بين CNN وViT، بهدف الاستفادة من الخصائص المحلية والعالمية في آن واحد، خاصة في التطبيقات الطبية كما يوضّح الجدول (1) مقارنة بين هذه النماذج من حيث الخصائص والأداء.3].

5-1 الثبات تجاه التغيرات المكانية

تشير خاصية الثبات المكاني (Spatial Invariance) إلى قدرة النموذج على التعرّف على نفس الأنماط البصرية بغضّ النظر عن موقعها أو اتجاهها داخل الصورة، مثل الترجمة التدوير(Translation) (Rotation) أو الانعكاس (Flipping)

تُعد هذه الخاصية أساسية في تحليل الصور الطبية، خاصة الصور النسيجية (Histopathological Images) حيث يمكن أن تظهر البنى الخلوية أو الورمية في مواقع مختلفة وباتجاهات غير منتظمة. وبالتالي، فإن النماذج التي تتمتع بدرجة عالية من الثبات المكاني تكون أكثر قدرة على التعميم عند التعامل مع بيانات جديدة وغير مرئية سابقًا.

تعتمد هذه الخاصية على عدة عوامل، من بينها:

- **بنية النموذج:** حيث توفر الشبكات العصبية الالتفافية (CNN) درجة طبيعية من الثبات المكاني بفضل عمليات الالتفاف والتجميع (Pooling)
- **حجم وتنوع بيانات التدريب**: كلما زاد تنوع البيانات، زادت قدرة النموذج على التعامل مع التغيرات المختلفة.

جدول 1-1. مقارنة بين الشبكات الالتفافية ومحولات الرؤية

المعيار	الشبكات الالتفافية (CNN)	المحولات البصرية (ViT)
آلية العمل	تعتمد على عمليات الالتفاف لاستخراج الخصائص المحلية	تعتمد على آلية الانتباه الذاتي لفهم العلاقات بين أجزاء الصورة
نوع الخصائص	خصائص محلية (حواف، قوام)	خصائص عالمية (سياق كامل للصورة)
فهم السياق	تحتاج عدة طبقات لفهم العلاقات البعيدة	تفهم العلاقات بعيدة المدى مباشرة
الحاجة إلى البيانات	تعمل جيدًا مع بيانات قليلة نسبيًا	تحتاج بيانات كبيرة للتدريب
التعقيد الحسابي	أقل تكلفة حسابيًا	أكثر تعقيدًا وتتطلب موارد كبيرة
الأداء في الصور النسيجية	فعالة في استخراج التفاصيل الدقيقة	فعالة في فهم الأنماط المعقدة
قابلية التعميم	جيدة في البيئات المحدودة	أفضل عند توفر بيانات كبيرة

الفصل الثاني

الفصل الثاني

الإعداد التجريبي

يشهد مجال التشخيص الطبي تطورًا متسارعًا بفضل التقدم في تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم العميق، التي أثبتت كفاءتها في تحليل الصور الطبية واستخراج الأنماط المعقدة منها [8]. ويُعد سرطان الثدي من أكثر أنواع السرطان شيوعًا بين النساء على مستوى العالم، الأمر الذي يجعل تطوير أنظمة حاسوبية قادرة على المساعدة في تشخيصه بدقة وسرعة موضوعًا ذا أهمية كبيرة [2].

وتُعد الصور النسيجية الناتجة عن الفحص المجهري من أهم الوسائل المعتمدة في تشخيص سرطان الثدي، إذ توفر معلومات دقيقة حول البنية الخلوية والأنسجة، إلا أن تحليلها يتطلب خبرة كبيرة ويستغرق وقتًا وجهدًا، نظرًا للتنوع الكبير في الخصائص النسيجية والتشابه بين بعض الأنماط المرضية. وقد أسهمت تقنيات التعلم العميق في تجاوز العديد من هذه التحديات من خلال قدرتها على التعلم الآلي للخصائص المميزة وتحقيق مستويات عالية من الدقة في مهام التصنيف.

وانطلاقًا من ذلك، تهدف هذه الدراسة إلى تقييم أداء مجموعة من نماذج التعلم العميق في التصنيف الثنائي لصور سرطان الثدي النسيجية إلى أورام حميدة وأورام خبيثة، مع دراسة تأثير بعض تقنيات المعالجة المسبقة للصور على كفاءة هذه النماذج. ويتناول هذا الفصل المنهجية المعتمدة في الدراسة، بدءًا من وصف مجموعة البيانات المستخدمة، مرورًا بمراحل المعالجة المسبقة وإعداد البيانات، ثم عرض النماذج المعتمدة وآلية تدريبها، وانتهاءً بمقاييس تقييم الأداء المستخدمة للمقارنة بين النتائج.

وفي هذا السياق، يوضح الجدول 2.1 أشهر مجموعات البيانات المستخدمة في مجال علم الأمراض النسيجي، والتي تُعتمد كأساس لتطوير وتقييم نماذج التصنيف المختلفة.

جدول 2-1. مقارنة مجموعات بيانات علم الأمراض النسيجي لتشخيص سرطان الثدي في الدراسات الحديثة

مجموعة البيانات	عدد الفئات	عدد الصور	التوزيع لكل فئة	المزايا	القيود	المراجع
BreakHis	2	7,909	(5,429) M ,(2,480) B	صور عالية الدقة مناسبة للتحليل الدقيق	محدودية تنوع الوسائط	[46, 47]
BreCaHAD	2	162	(49) B ,(113) M	تحسين المتانة في تعلم الأنماط الفرعية	حجم بيانات صغير جداً	[47, 48]
BACH2018	4	400	INV INS, B, N,	تصنيف متعدد الفئات لعلم الأمراض النسيجي	محدودية التغير في البيانات الواقعية	[49, 50, 51, 52]
MITOS-ATYPIA	2	1,000	متغير	كشف الانقسام الخلوي (Mitotic figures)	حجم بيانات صغير	[53, 54, 55, 56]
CAMELYON16	2	400	NMT MT,	كشف انتقال السرطان في العقد اللمفاوية	تكلفة حسابية مرتفعة	[57, 58]
PCAM	2	327,680	NMT MT,	مجموعة كبيرة لتعزيز التعميم	عدم توازن الفئات	[53, 54]
IDC	2	277,524	IDC- IDC+,	تحسين متانة كشف سرطان القنوات	غموض على مستوى المقاطع (Patch-level)	[51, 59, 60]
Mitosis/Non-mitosis	2	150	NMI MI,	كشف الانقسام الخلوي	ضعف التعميم بسبب صغر الحجم	[61]

جدول 2-2. الاختصارات المستخدمة في الجدول السابق 2-1

الاختصار	المعنى بالانجليزية	المعنى
B	Benign	ورم حميد
M	Malignant	ورم خبيث
N	Normal	نسيج طبيعي
INC	In Situ Carcinoma	سرطان موضعي
INV	Invasive Carcinoma	سرطان غازي
MT	Metastasis	انتشار السرطان
NMT	Non-Metastasis	عدم انتشار السرطان
IDC+	Presence of Invasive Ductal Carcinoma	وجود سرطان القنوات الغازي
IDC-	Absence of Invasive Ductal Carcinoma	عدم وجود سرطان القنوات الغازي
MI	Mitosis	انقسام الخلايا
NMI	Non-Mitosis	عدم انقسام الخلايا

1-2 منهجية العمل

في هذا العمل نقترح إطاراً قائماً على التعلم العميق لتصنيف صور سرطان الثدي النسيجية باستخدام قاعدة بيانات BreakHis يهدف هذا العمل إلى تصميم وتقييم عدة نماذج تعلم عميق تحت تأثير تقنيات مختلفة للمعالجة المسبقة للصور. تتكون المنهجية المقترحة من عدة مراحل متسلسلة. في البداية، يتم اعتماد قاعدة بيانات BreakHis كمصدر رئيسي للصور النسيجية التي تمثل الحالات الحميدة والخبيثة لسرطان الثدي. بعد ذلك، يتم تطبيق مجموعة من تقنيات المعالجة المسبقة بهدف تحسين جودة الصور وتعزيز عملية استخراج الميزات. وتشمل هذه التقنيات الصور الأصلية، تقنية تحسين التباين المحدود ،(CLAHE) تطبيع الصبغات (Stain Normalization)، بالإضافة إلى الجمع بين الطريقتين. ثم يتم تنظيم البيانات وتقسيمها إلى مجموعة تدريب ومجموعة تحقق واختبار لضمان تقييم دقيق وموثوق للنماذج. بعد ذلك، يتم تدريب ثلاثة نماذج من التعلم العميق وهي: InceptionV3 وDenseNet201 وVision Transformer (ViT) أخيراً، يتم تقييم أداء النماذج باستخدام عدة مقاييس مثل الدقة (Accuracy) الدقة الإيجابية (Precision) الاسترجاع ،(Recall) ، وذلك من أجل مقارنة أداء النماذج تحت مختلف سيناريوهات المعالجة المسبقة

2-2 البيانات

تُعد مجموعة البيانات عنصرًا أساسيًا في بناء نماذج التعلم العميق، نظرًا لتأثيرها المباشر على دقة النموذج وقدرته على التعميم. في هذه الدراسة، تم استخدام مجموعة البيانات BreakHis [6] وهي من أكثر مجموعات البيانات اعتمادًا في تصنيف صور سرطان الثدي النسيجية. تحتوي على 7,909 صورة مجهرية مأخوذة من 82 مريضًا، تم الحصول عليها عبر الخزعة (Biopsy) وصبغها باستخدام تقنية (H&E) مع تأكيد التشخيص من طرف مختصين. تم التقاط الصور بأربع درجات تكبير: 40×، 100×، 200×، و400×، مما يسمح باستخراج خصائص على مستوى الخلايا (Cell-level) وعلى مستوى النسيج (Tissue-level) وهو ما يحسن دقة التصنيف.

1-2-2 تصنيف البيانات

رغم اعتماد هذه الدراسة على التصنيف الثنائي لصور سرطان الثدي إلى فئتين رئيسيتين، هما الأورام الحميدة (Benign) والأورام الخبيثة (Malignant)، إلا أن كل فئة تضم عدة أنواع نسيجية فرعية مختلفة، ويمكن تلخيصها كما يلي:

الأورام الحميدة (Benign):

- Adenosis
- Fibroadenoma
- Phyllodes Tumor
- Tubular Adenoma

الأورام الخبيثة (Malignant):

- Ductal Carcinoma
- Lobular Carcinoma
- Mucinous Carcinoma
- Papillary Carcinoma

ومع ذلك، يقتصر هدف هذه الدراسة على التمييز بين الأورام الحميدة والخبيثة فقط، دون التطرق إلى التصنيف متعدد الفئات للأنواع النسيجية الفرعية.

جدول 2-3. ملخص مجموعة بيانات BreakHis

التكبير	أورام حميدة				أورام خبيثة				المجموع	المرضى
	غددية	ليفية	فيلودية	أنبوبية	قنوية	فصيصية	مخاطية	حليمية		
×40	114	253	109	149	864	156	205	145	1995	24
×100	113	260	121	150	903	170	222	142	2081	
×200	111	264	108	140	896	163	196	135	2013	
×400	106	237	115	130	788	137	169	138	1820	
عدد المرضى	4	10	3	7	38	5	9	6	82	82

2-2-2 تقسيم البيانات

تم تقسيم مجموعة بيانات BreakHis إلى ثلاث مجموعات أساسية بهدف تدريب النموذج وتقييم أدائه بصورة موثوقة، وذلك وفق النسب التالية:

- مجموعة التدريب (Training Set): 70%
- مجموعة التحقق (Validation Set): 15%
- مجموعة الاختبار (Test Set): 15%

استُخدمت مجموعة التدريب لتعليم النموذج واستخراج الخصائص المميزة من الصور النسيجية لسرطان الثدي، في حين استُخدمت مجموعة التحقق لمراقبة أداء النموذج أثناء عملية التدريب وضبط الوسائط الفائقة (Hyper-parameters) واختيار أفضل نموذج. أما مجموعة الاختبار فقد خُصصت لتقييم الأداء النهائي للنموذج بعد انتهاء عملية التدريب، وذلك باستخدام بيانات لم يسبق للنموذج رؤيتها.

يساعد هذا التقسيم على تحسين موثوقية التقييم وتقليل خطر الإفراط في التعلّم (Overfitting)، كما يتيح قياس قدرة النموذج على التعميم (Generalization) عند التعامل مع بيانات جديدة.

3-2 المعالجة المسبقة للبيانات

قبل إدخال البيانات إلى نماذج التعلم العميق، تم تنفيذ مجموعة من خطوات المعالجة المسبقة لضمان توافق الصور مع متطلبات النماذج المدربة مسبقًا وتحسين جودة البيانات المدخلة. تم توحيد أبعاد الصور (Image Resizing)

لتتناسب مع أحجام الإدخال الخاصة بكل شبكة عصبية التفافية مستخدمة في هذه الدراسة. ويُعد هذا الإجراء ضروريًا لأن معظم الشبكات العصبية تتطلب صورًا ذات أبعاد ثابتة أثناء مرحلتي التدريب والاختبار [62].

وعليه تمت تهيئة البيانات وفقًا لمتطلبات كل نموذج كما يلي:

- **InceptionV3**: تعتمد على صور بحجم 299 × 299 بكسل [63].
- **DenseNet201**: تعتمد على صور بحجم 224 × 224 بكسل [64].
- **Transformer Vision (ViT)**: يتم تكييف الصور إلى حجم 224 × 224 بكسل مع تقسيمها إلى patches وفق آلية النموذج [32].

تمت عملية إعادة التحجيم مع الحفاظ قدر الإمكان على الخصائص البصرية للصور لتفادي فقدان المعلومات المهمة المرتبطة بالأنسجة النسيجية (Histopathological structures). تساهم هذه الخطوة في تحسين استقرار عملية التدريب وتقليل التباين الناتج عن اختلاف مصادر وأبعاد الصور.

2-3-1 خطوات المعالجة المسبقة المتقدمة

بعد توحيد حجم الصور، تم تطبيق سلسلة من خطوات المعالجة المسبقة لتحسين جودة صور الفحص النسيجي (Histopathological Images) وتقليل التشوهات الناتجة عن اختلاف الصبغات وظروف التصوير.

2-3-1-1 تحسين التباين محليا

تُعد مرحلة تحسين التباين من الخطوات الأساسية في معالجة الصور النسيجية، حيث تهدف إلى تعزيز وضوح التفاصيل الدقيقة داخل البنية الخلوية (Cellular Structures) التي قد تكون غير واضحة بسبب تفاوت الإضاءة أو انخفاض التباين في الصورة الأصلية.

تم استخدام تقنية تحسين التباين المحلي Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [65] وهي نسخة مطورة من طريقة تسوية الهيستوغرام التقليدية. تعتمد هذه التقنية على تقسيم الصورة إلى مجموعة من المناطق المحلية الصغيرة (Tiles)، ثم تطبيق تسوية الهيستوغرام بشكل مستقل على كل منطقة، مما يسمح بتحسين التباين المحلي وإبراز التفاصيل الدقيقة في مختلف أجزاء الصورة.

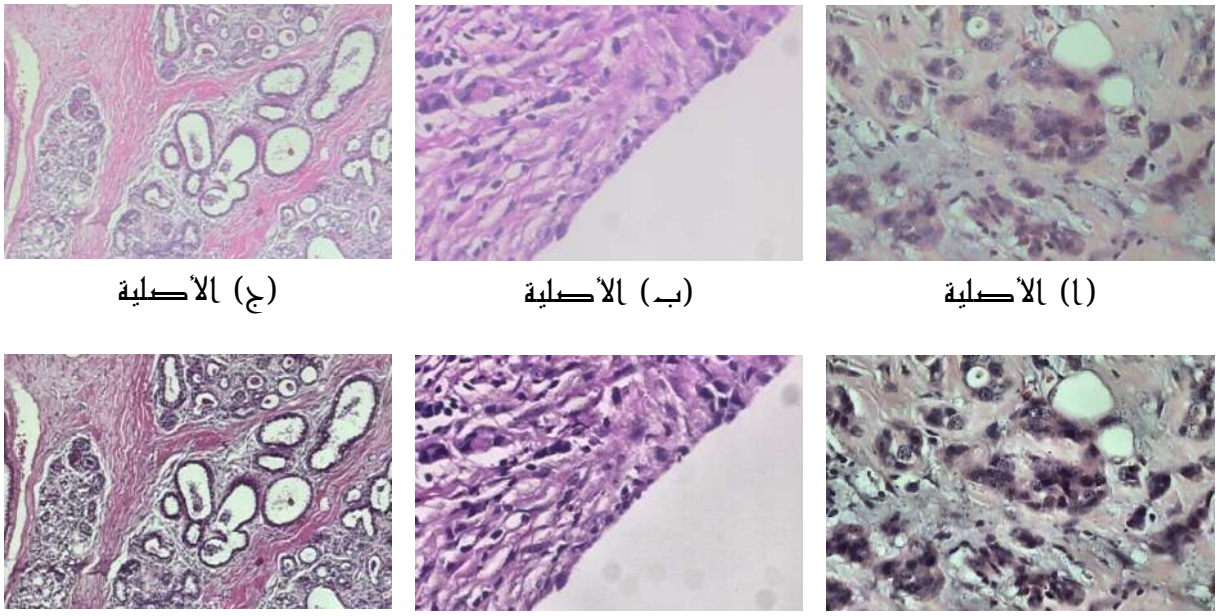
ولتجنب مشكلة تضخيم الضوضاء (Noise Amplification) التي قد تنتج عن تحسين التباين المفرط، تعتمد CLAHE على معامل يُعرف بـ Clip Limit، والذي يحد من مقدار تعزيز التباين داخل كل منطقة. ويساعد ذلك على تحسين وضوح التفاصيل المهمة مع الحفاظ على المظهر الطبيعي للصورة.

بعد معالجة جميع المناطق المحلية، يتم دمجها باستخدام تقنيات الاستيفاء (Interpolation) لضمان انتقال سلس بين المناطق المختلفة وتجنب ظهور حدود واضحة بينها. نتيجة لذلك، تساهم تقنية CLAHE في:

- إبراز حدود الخلايا والتراكيب النسيجية الدقيقة.
- تحسين وضوح المناطق ذات التباين الضعيف.

- الحد من تأثير عدم تجانس الإضاءة داخل الصورة.
- تحسين جودة الصور المدخلة إلى نماذج التعلم العميق.

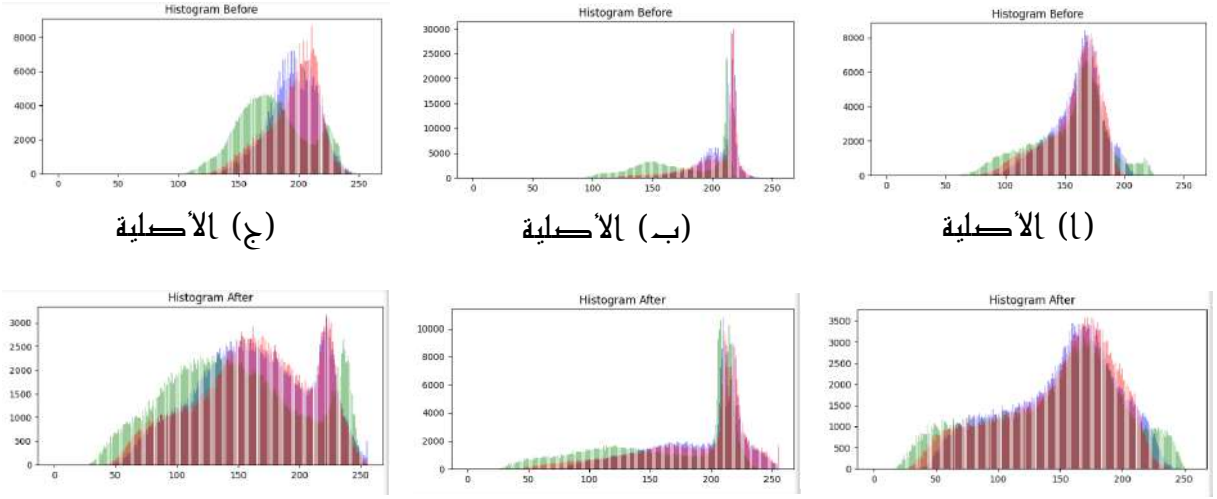
وبالتالي، يُسهم استخدام CLAHE في تعزيز قدرة النماذج على استخراج الميزات (Feature Extraction) بصورة أكثر دقة، الأمر الذي قد ينعكس إيجابًا على أداء التصنيف في الصور النسيجية. يعرض الشكل 2-1 نتائج تطبيق طريقة تحسين التباين المحلي على ثلاث صور نسيجية لسرطان الثدي مأخوذة عشوائيا من قاعدة البيانات قيد الدراسة. تاثير هذه المعالجة جليا بصريا وكذلك من خلال توسع توزيع الشدة قبل وبعد المعالجة كما هو جلي من في الشكل 2-2.



(ا) الأصلية (ب) الأصلية (ج) الأصلية

(د) أ بعد CLAHE (هـ) ب بعد CLAHE (و) ج بعد CLAHE

شكل 2-1. مقارنة بين الصور النسيجية الأصلية والصور بعد تحسين التباين باستخدام CLAHE



(أ) الأصلية (ب) الأصلية (ج) الأصلية

(د) أ بعد CLAHE (هـ) ب بعد CLAHE (و) ج بعد CLAHE

شكل 2-2. مقارنة توزيع الشدة اللونية قبل وبعد المعالجة بتقنية CLAHE

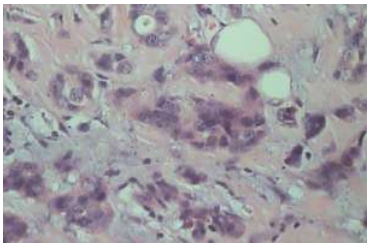
2-1-3-2 توحيد الألوان

يُعد اختلاف التلوين من أبرز التحديات في تحليل الصور النسيجية المرضية، إذ قد توجد فروقات ملحوظة في مظهر الصبغة حتى بين العينات التابعة لنفس الفئة المرضية، وهو ما قد يؤثر سلبًا على أداء نماذج التعلم العميق ويقلل من قدرتها على التعميم [66, 67].

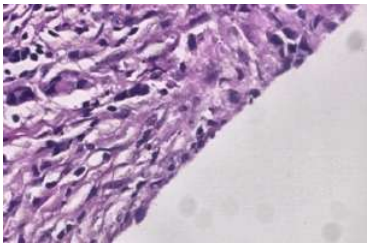
لمعالجة هذه المشكلة، تم تطبيق تطبيع الألوان بطريقة Reinhard كخطوة من خطوات المعالجة المسبقة بهدف توحيد التوزيع اللوني للصور النسيجية [67]. تعتمد هذه الطريقة على تحويل الصور من فضاء الألوان RGB إلى فضاء Lab، حيث يتم فصل شدة الإضاءة عن المعلومات اللونية، مما يسمح بإجراء ضبط لوني أكثر فعالية [67].

بعد ذلك، تتم مطابقة التوزيع الإحصائي لكل قناة لونية (المتوسط والانحراف المعياري) مع صورة مرجعية باستخدام تحويل خطي، مما يقلل من التباين الناتج عن اختلاف بروتوكولات الصبغ وظروف التقاط الصور [66, 67].

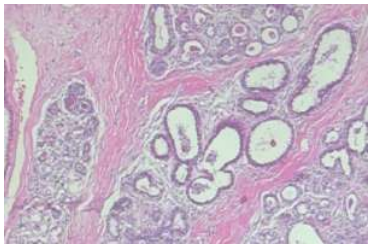
تُسهم هذه العملية في تحسين اتساق البيانات، وتقليل التحيز المرتبط بالألوان، كما يمكن أن تعزز متانة النموذج وقدرته على التعميم وتقليل التحيز الناتج عن اختلاف الألوان غير المرتبط بالمعلومة الطبية [66]. يعرض الشكل 2-3 تطبيق عملية تطبيع الاوان على الصور السابقة.



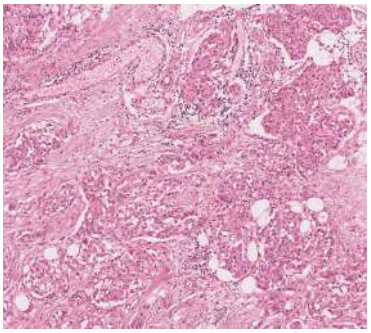
(ا) الأصلية



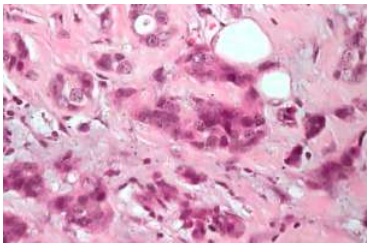
(ب) الأصليةا



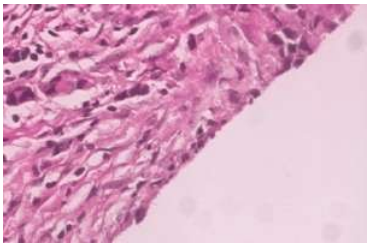
(ج) الأصليةالأصلية



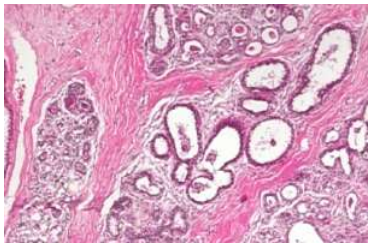
(د) الصورة المرجعية



Normalized (ه)



Normalized (و)

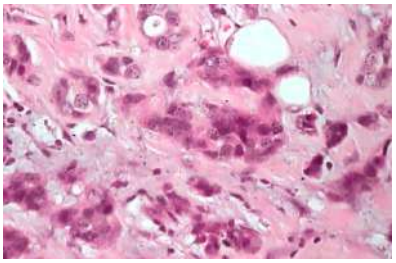


Normalized (ز)

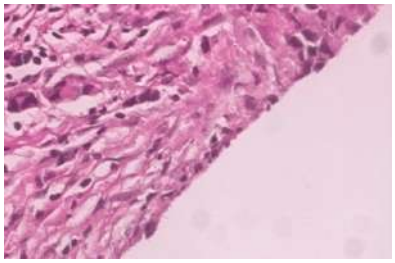
شكل 2-3. تطبيع التلوين باستخدام صورة مرجعية

2-3-1-3 دمج تقنيتي تحين التباين المحلي وتطبيع الصبغة

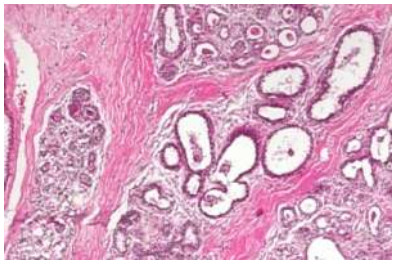
لتحسين جودة الصور النسيجية قبل مرحلة التدريب، تم اعتماد مقاربة تجمع بين تقنيتي توحيد الصبغة (Stain Normalization) وتحسين التباين الموضعي المحدود .(CLAHE) تهدف هذه المعالجة إلى تقليل الاختلافات اللونية الناتجة عن تباين الصبغ بين الشرائح النسيجية، مع تعزيز وضوح البنى الدقيقة داخل الصورة. في البداية، تُطبق تقنية Normalization Stain لتوحيد الخصائص اللونية للصور وجعلها أكثر تجانسًا، ثم تُستخدم تقنية CLAHE لتحسين التباين المحلي وإظهار التفاصيل النسيجية الدقيقة دون التأثير المفرط على جودة الصورة. أسهم هذا الدمج في إنتاج صور أكثر وضوحًا واستقرارًا، مما يوفر بيانات أكثر ملاءمة لمرحلة التعلم ويساعد النماذج العميقة مثل InceptionV3 وDenseNet121 على استخراج الخصائص المهمة بكفاءة أعلى.



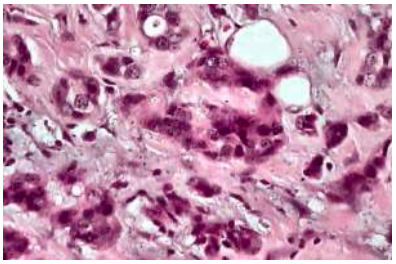
(أ) Normalization Stain



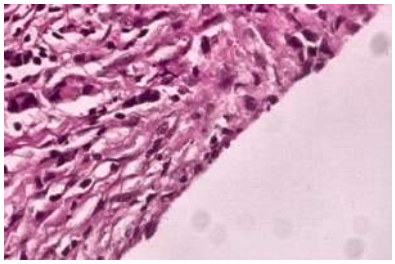
(ب) Normalization Stain



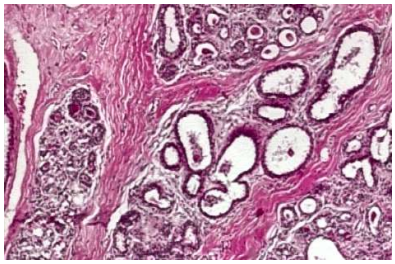
(ج) Normalization Stain



(د) Normalization Stain + CLAHE



(هـ) Normalization Stain + CLAHE



(و) Normalization Stain + CLAHE

شكل 2-4. مقارنة بين الصور النسيجية بعد تطبيق توحيدالألوان (Stain Normalization) والصور الناتجة بعد تطبيق المعالجة الهجينة التي تجمع بين تسوية الألوان وتحسين التباين باستخدام CLAHE

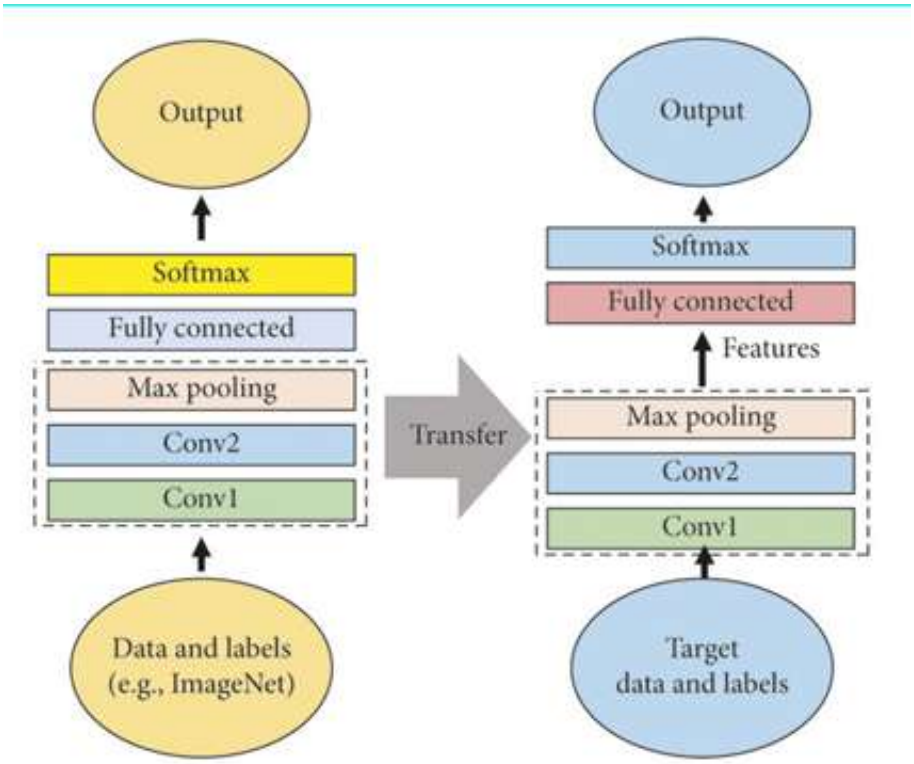
2-3-2 التعلم بالنقل

يُعد التعلم بالنقل (Learning Transfer) من التقنيات المهمة في مجال التعلم العميق، حيث يعتمد على الاستفادة من المعرفة المكتسبة من نموذج تم تدريبه مسبقًا على مجموعة بيانات كبيرة وتطبيقها على مهمة جديدة ذات صلة، مما يقلل من الحاجة إلى كميات كبيرة من البيانات ووقت التدريب [68].

تعتمد هذه التقنية على استخدام نماذج مدربة مسبقًا على قواعد بيانات ضخمة مثل ImageNet، والتي تضم ملايين الصور. وقد تعلمت هذه النماذج استخراج الخصائص العامة للصور مثل الحواف والأنسجة والأشكال، والتي يمكن إعادة استخدامها في تطبيقات أخرى، لا سيما في مجال التصوير الطبي [69].

في هذه الدراسة، تم استخدام استراتيجية التعلم بالنقل مع النماذج المدربة مسبقًا، حيث تم تجميد الطبقات الأساسية المسؤولة عن استخراج الخصائص العامة المكتسبة من التدريب السابق، مع الإبقاء على طبقة التصنيف الأخيرة فقط قابلة للتدريب وإعادة الضبط بما يتناسب مع مهمة تصنيف صور سرطان الثدي من قاعدة بيانات BreakHis. وتساعد هذه الاستراتيجية على الاستفادة من المعرفة السابقة للنموذج مع تقليل خطر فرط التعلم او الفرط التوافق (Overfitting) وتحسين سرعة التدريب [70].

ويُعد تجميد الطبقات الأولى وإعادة تدريب الطبقات النهائية من أكثر أساليب التعلم بالنقل شيوعًا، خاصة عندما يكون حجم البيانات المتاحة محدودًا، إذ إن الطبقات الأولى تتعلم خصائص عامة يمكن تطبيقها على مختلف أنواع الصور، بينما تتكيف الطبقات الأخيرة مع المهمة الجديدة [24].



شكل 2-5. مخطط توضيحي لآلية التعلم بالنقل، حيث يتم نقل المعرفة المكتسبة من نموذج مدرب مسبقًا على بيانات المصدر إلى مهمة جديدة باستخدام بيانات الهدف.

4-2 إعداد النموذج

في هذا الجزء يتم عرض الإعدادات المعتمدة لكل نموذج من نماذج التعلم العميق المستعملة في هذه الدراسة، وهي: InceptionV3، DenseNet201 و Transformer Vision (ViT)، بهدف ضمان مقارنة عادلة بين النماذج تحت نفس ظروف التدريب .تم تحديد عدد الحلقات التدريبية (Epochs) بـ 30 لكل نموذج، مع استخدام نفس خوارزمية التحسين (Optimizer) ونفس دالة الخسارة الخاصة بمشكلة التصنيف، وذلك لتوحيد إعدادات التدريب بين جميع النماذج.

5-2 InceptionV3

يُعد نموذج InceptionV3 شبكة عصبية التفافية عميقة (Deep Convolutional Neural Network)، يتكون من حوالي 48 طبقة [63]. يتميز هذا النموذج بقدرته العالية على استخراج الخصائص المعقدة من الصور، ويُستخدم بشكل واسع في مهام الرؤية الحاسوبية مثل تصنيف الصور وتحليلها.

ينتمي هذا النموذج إلى عائلة ،Inception ويعتمد على تصميم معماري متقدم يسمح باستخراج ميزات متعددة المقاييس من الصور، مما يجعله فعالًا في التعرف على الأنماط الدقيقة داخل البيانات الطبية مثل الصور النسيجية [63].

كما يتميز InceptionV3 بكفاءة حسابية جيدة مقارنة ببعض النماذج العميقة الأخرى، حيث يحقق توازنًا بين الدقة والتعقيد الحسابي، مما يجعله مناسبًا لتطبيقات التصنيف الطبي [63].

1-5-2 بنية نموذج InceptionV3

تعتمد بنية InceptionV3 على وحدات Inception متتابعة، حيث يتم تنفيذ عمليات التفاف (Convolution) بأحجام مختلفة بشكل متوازٍ داخل نفس الوحدة، ثم يتم دمج النتائج.

تبدأ الشبكة بطبقات تلافيفية أولية لاستخراج الخصائص البسيطة مثل الحواف والأنسجة، ثم تنتقل إلى وحدات Inception لاستخراج ميزات أكثر تعقيدًا.

تشمل المكونات الأساسية:

- طبقات التفاف 1×1 لتقليل الأبعاد وتقليل التعقيد الحسابي.
- طبقات التفاف 3×3 و5×5 لاستخراج ميزات متعددة المقاييس.
- عمليات Pooling Max لتقليل الأبعاد مع الحفاظ على المعلومات المهمة.

كما يعتمد النموذج على تقنيات مهمة:

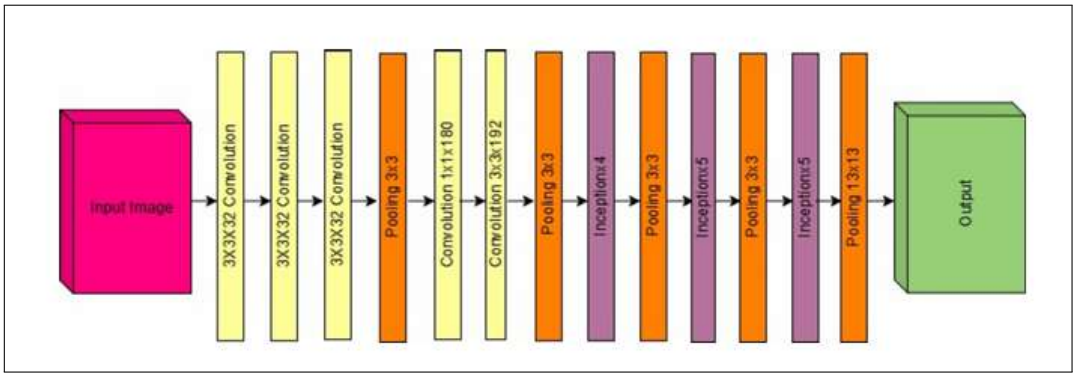
- **Normalization Batch** لتحسين استقرار التدريب وتسريعه.
- **Convolutions Factorized** لتقليل عدد المعاملات وتحسين الكفاءة الحسابية.
- **Classifier Auxiliary** لدعم التعلم وتقليل مشكلة تلاشي التدرج (Vanishing Gradient).

في النهاية، يتم تمرير الميزات المستخرجة عبر طبقة Pooling Average Global ثم طبقات Connected Fully للحصول على النتيجة النهائية للتصنيف.

2-5-2 خصائص نموذج InceptionV3

- استخراج ميزات متعددة المقاييس عبر مرشحات بأحجام مختلفة في نفس الوقت.
- تقليل التعقيد الحسابي باستخدام تقنية .Factorization
- استخدام الالتفاف 1×1 لتقليل الأبعاد قبل العمليات الثقيلة.

- Normalization Batch لتحسين استقرار وسرعة التدريب.
- Classifier Auxiliary لتحسين التعلم في الشبكات العميقة.
- قدرة جيدة على التعميم في مهام تصنيف الصور.



شكل 2-6. [71]

6-2 DenseNet201

يُعد نموذج DenseNet201 من الشبكات العصبية الالتفافية العميقة (CNNs) التي تتميز ببنية اتصال كثيفة، حيث يتم ربط كل طبقة بجميع الطبقات السابقة داخل نفس الكتلة. يهدف هذا التصميم إلى تعزيز تدفق المعلومات داخل الشبكة وتقليل مشكلة اختفاء التدرج أثناء عملية التدريب، مما يحسن من كفاءة التعلم واستقرار النموذج [72].

يتكون DenseNet201 من أربع كتل كثيفة (Dense Blocks)، تفصل بينها طبقات انتقال (Transition Layers) تعمل على تقليل الأبعاد وعدد خرائط الميزات للحفاظ على كفاءة الحسابات وتقليل التعقيد [72].

داخل كل كتلة كثيفة، تعتمد الطبقات على مزيج من عمليات الالتفاف (Convolution) مع آلية Bottleneck التي تستخدم طبقات 1×1 Convolution لتقليل عدد القنوات قبل تطبيق 3×3 Convolution، مما يساهم في تقليل عدد المعاملات دون فقدان المعلومات المهمة [73].

وفي نهاية النموذج، يتم استخدام طبقة التجميع المتوسط العالمي (Global Average Pooling) تليها طبقة Fully Connected مع دالة Softmax لإجراء عملية التصنيف النهائية، خاصة في تطبيقات تحليل الصور الطبية [28] الشكل 2 يوضح بنية DenseNet-201

7-2 بنية DenseNet201

نموذج DenseNet201 يتبع بنية شبكات الالتفاف العميقة، لكنه يتميز بفكرة "الاتصال الكثيف" بين الطبقات داخل كل كتلة.

1-7-2 طبقة الإدخال (Input Layer)

تستقبل صورة بحجم 3 × 224 × 224، وتمثل الصور الطبية أو الطبيعية.

2-7-2 الطبقات التمهيدية (Initial Convolution + Pooling)

- Convolution بحجم 7 × 7
- 2 = Stride
- 3 × 3 Pooling Max

الهدف: استخراج الخصائص الأولية (حواف، تدرجات، .(textures

3-7-2 الكتل الكثيفة (Dense Blocks)

يحتوي النموذج على 4 Blocks Dense رئيسية.
داخل كل Block: Dense

- كل طبقة تأخذ مخرجات جميع الطبقات السابقة
- الربط يتم عبر concatenation (دمج وليس جمع)

مكونات الطبقة داخل الكتلة:

- Normalization Batch
- ReLU
- (Bottleneck) 1 × 1 Convolution
- 3 × 3 Convolution

الأهداف:

- إعادة استخدام الميزات
- تحسين تدفق المعلومات
- تقليل فقدان التدرج

4-7-2 طبقات الانتقال (Transition Layers)

توجد بين كل Dense Block، وتتكون من:

- 1 × 1 Convolution لتقليل عدد القنوات
- Pooling Average لتقليل الأبعاد

الهدف:

- تقليل حجم البيانات تدريجيًا
- التحكم في التعقيد الحسابي

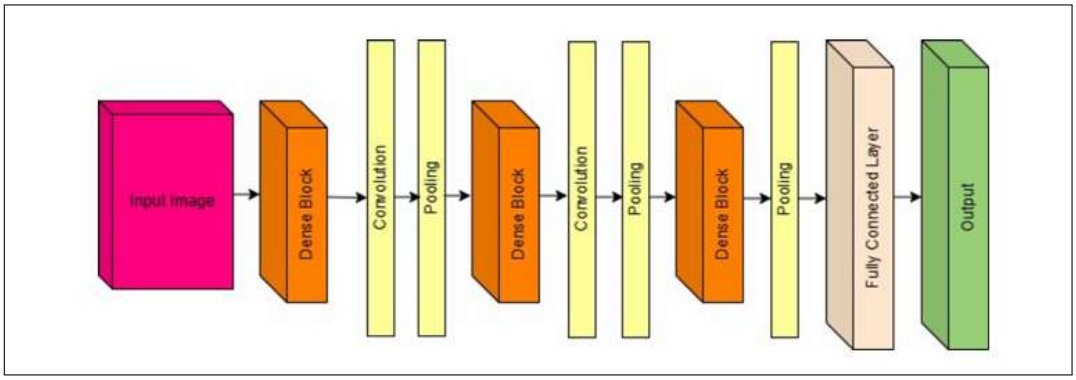
5-7-2 طبقة التجميع النهائي

- Pooling Average Global

تحول كل map feature إلى قيمة واحدة بدل مصفوفة كبيرة.

6-7-2 طبقة التصنيف (Fully Connected Layer)

- طبقة Dense نهائية
- Softmax لإعطاء الاحتمالات النهائية للفئات



شكل 2-7. [74]

8-2 نموذج (ViT)

في هذا العمل تم اعتماد نموذج Vision Transformer كأحد النماذج المستخدمة في عملية تصنيف الصور الطبية، بهدف تقييم أدائه ومقارنته مع النماذج الالتفافية (CNN) ضمن نفس الظروف التجريبية.

تم إعداد النموذج بما يتناسب مع طبيعة البيانات المستخدمة في الدراسة، حيث تم تكييف حجم المدخلات مع آلية تقسيم الصور إلى رقع .(Patches) كما تم تجهيز طبقة التصنيف النهائية (Classification Head) لتتناسب مع عدد الفئات المستهدفة في مهمة التصنيف.

تم تدريب النموذج اعتمادًا على بيانات الدراسة فقط، دون استخدام التعلم بالنقل، وذلك من أجل اختبار قدرته على التعلم من البيانات الطبية المتوفرة بشكل مباشر.

تم استخدام نفس إعدادات التدريب المعتمدة في باقي النماذج لضمان عدالة المقارنة، مثل عدد الحلقات التدريبية ،(Epochs) معدل التعلم (Learning Rate)، وخوارزمية التحسين .(Optimizer)

تم اختيار نموذج ViT لأنه يعتمد على آلية الانتباه الذاتي (Self-Attention) التي تسمح له بفهم العلاقات العالمية داخل الصورة، وهو ما قد يكون مفيدًا في تحليل الصور النسيجية ذات البنية المعقدة والمتداخلة.

في النهاية، تم تقييم أداء النموذج اعتمادًا على مقاييس الدقة (Accuracy) وخسارة التدريب ،(Loss) ومقارنته مع النماذج الأخرى المستخدمة في الدراسة.

9-2 تهيئة البيانات التجريبية

تم إجراء التجارب على أربع حالات مختلفة من البيانات، بهدف دراسة تأثير المعالجة المسبقة على أداء النماذج، وهي:

- **الصور الأصلية (Original Images):** تم استخدام الصور كما هي بدون أي معالجة مسبقة.
- **CLAHE:** تطبيق تقنية تحسين التباين التكيفي المحدود (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) لتحسين وضوح التفاصيل.
- **Normalization: Stain** تطبيع الألوان في الصور النسيجية لتوحيد اختلافات الصبغ بين العينات.
- **Normalization: Stain + CLAHE** دمج الطريقتين معًا لتحسين جودة الصورة من حيث التباين وتوحيد الألوان.

10-2 التدريب

تم تدريب (Training) النماذج بشكل مستقل على مجموعة البيانات المستخدمة في الدراسة، مع استخدام نفس الإعدادات في جميع التجارب لضمان عدالة المقارنة بين النماذج.

تم تحديد عدد الحلقات التدريبية بـ50 Epochs لكل نموذج، مع اعتماد نفس خوارزمية التحسين (Optimizer) ونفس دالة الخسارة الخاصة بمشكلة التصنيف. كما تم تقسيم البيانات إلى مجموعة تدريب ومجموعة تحقق (Validation)، حيث تم استخدام مجموعة التحقق أثناء عملية التدريب لمراقبة أداء النماذج وتجنب فرط التعلم(Overfitting). ايضا تم تدريب كل نموذج على أربع حالات مختلفة من البيانات وهي: الصور الأصلية CLAHE Stain Normalization ودمج CLAHE مع Normalization Stain وذلك لدراسة تأثير المعالجة المسبقة على الأداء.

أثناء التدريب، تم تتبع الأداء باستخدام منحنيات الدقة (Accuracy) وخسارة التدريب والتحقق (Loss) المسجلة عبر Keras History. بعد انتهاء التدريب، تم تقييم النماذج على مجموعة التحقق ومقارنة النتائج بين النماذج المختلفة.

جدول 2-4. دراسات سابقة باستخدام نماذج تعلم عميق في تصنيف صور سرطان الثدي النسيجي

الدراسة	بنية النموذج	قاعدة البيانات	الدقة (%)	الخصائص الرئيسية
He et al. (2016) [75]	ResNet50	BreakHis	5.94	استخدام التعلم المتبقي (Residual Learning) لتفادي تلاشي التدرج
Huang et al. (2017) [76]	DenseNet121	BreakHis	6.95	إعادة استخدام الميزات وتحسين تدفق المعلومات بين الطبقات
Szegedy et al. (2016) [77]	InceptionV4	BreakHis	1.96	دمج تحسينات Inception مع الاتصالات العميقة لتحسين الأداء

11-2 مقاييس التقييم

بعد تدريب نموذج الخطوة الحاسمة التالية هي تقييم أدائه. يتم عادةً تنفيذه على مجموعة بيانات اختبار لم يسبق للنموذج رؤيتها أثناء التدريب. اختيار المقاييس الصحيحة للتقييم أمر بالغ الأهمية، لأنه يحدد رؤيتنا لنقاط القوة والضعف في النموذج، خاصة في المجالات الحساسة مثل التشخيص الطبي.

1-11-2 مصفوفة الالتباس

تُعد مصفوفة الالتباس (Confusion Matrix) من أهم الأدوات المستخدمة لتقييم أداء نماذج التصنيف الثنائي، حيث تتيح فهماً تفصيلياً لنتائج التنبؤ من خلال تقسيمها إلى أربع حالات رئيسية:

- القيم الصحيحة الإيجابية (True Positives - TP)
- القيم الصحيحة السلبية (True Negatives - TN)
- القيم الخاطئة الإيجابية (False Positives - FP)

- القيم الخاطئة السلبية (False Negatives - FN)

انطلاقاً من هذه القيم، يتم حساب عدة مقاييس لتقييم أداء النموذج، من بينها:

- **الدقة (Accuracy)**: تمثل نسبة العينات التي صُنِّفت تصنيفاً صحيحاً إلى إجمالي عدد العينات، وهي تعطي مؤشراً عاماً على أداء النموذج في مهمة التصنيف.
- **الاستدعاء (Recall)**: يقيس قدرة النموذج على التعرف على جميع الحالات الإيجابية او(السلبية) الفعلية، ويُحسب كنسبة الحالات الإيجابية التي تم اكتشافها بشكل صحيح إلى إجمالي الحالات الإيجابية الموجودة فعلاً.
- **الدقة النوعية (Precision)**: تقيس مدى صحة التنبؤات الإيجابية التي يقدمها النموذج، وتُحسب كنسبة الحالات الإيجابية المصنفة بشكل صحيح إلى إجمالي الحالات التي تنبأ النموذج بأنها إيجابية.
- **معدل F1-score**: مقياس يجمع بين الدقة النوعية (Precision) والاستدعاء (Recall) من خلال المتوسط التوافقي لهما، ويُستخدم لتقييم الأداء بشكل أكثر توازناً خاصة عند التعامل مع مجموعات بيانات غير متوازنة.

تعرض الجداول 2-5 و 2-6 مصفوفات الالتباس بالإضافة إلى المقاييس المحسوبة لكل نموذج مستخدم في هذه الدراسة.

جدول 2-5. مصفوفة الالتباس للتصنيف الثنائي

	الصنف 1 متوقع	الصنف 2 متوقع
الصنف 1 فعلي	TP	FP
الصنف 2 فعلي	FN	TN

تعريف الحالات:

- الإيجابيات الحقيقية :TP حالة إيجابية تم تصنيفها بشكل صحيح.
- السلبية الحقيقية :TN حالة سلبية تم تصنيفها بشكل صحيح.
- الإيجابيات الكاذبة :FP حالة سلبية تم تصنيفها بشكل خاطئ كإيجابية.
- السلبية الكاذبة :FN حالة إيجابية تم تصنيفها بشكل خاطئ كسلبية.

جدول 2-6. مقاييس التقييم المستخدمة في الدراسة

المقياس	الصيغة
الدقة (Accuracy)	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$
الدقة النوعية (Precision)	$\frac{TP}{TP+FP}$
الاستدعاء (Recall)	$\frac{TP}{TP+FN}$
النوعية (Specificity)	$\frac{TN}{FP+TN}$
F1-score	$\frac{2\times Precision\times Recall}{Precision+Recall}$

الفصل الثالث

الفصل الثالث

النتائج والمناقشة

مقدمة

يهدف هذا الفصل إلى عرض وتحليل النتائج التجريبية المتحصل عليها من خلال تدريب وتقييم نماذج التعلم العميق المقترحة لتصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي (Histopathological Images). وقد تم اختبار هذه النماذج تحت اربعة إعدادات مختلفة للمعالجة المسبقة بهدف دراسة قدرتها على استخراج الخصائص المميزة للصور وتحقيق أداء تصنيفي مرتفع.

ولتحليل تأثير المعالجة المسبقة للصور على أداء النماذج، أُجريت التجارب تحت أربعة إعدادات مختلفة، شملت الصور الأصلية (Original Images)، وتحسين التباين باستخدام تقنية المساواة التكيفية للمدرج التكراري المحدودة (CLAHE)، وتوحيد صبغة الأنسجة (Stain Normalization)، بالإضافة إلى الدمج بين الطريقتين ضمن مقاربة معالجة مسبقة هجينة (Combined Preprocessing). ويهدف هذا التنوع إلى تقييم أثر تحسين جودة الصور وتجانس خصائصها اللونية على قدرة النماذج على التعلم واستخراج السمات والتعميم على بيانات الاختبار.

وقد تم تقييم أداء النماذج بإستخدام مجموعة من المقاييس الإحصائية المعتمدة في مهام التصنيف وهي الدقة (Accuracy)، والاسترجاع أو الحساسية (Recall)، والدقة النوعية (Precision)، ومقياس (F1-Score)، بالإضافة إلى معامل ماثيوز للارتباط (MCC - Coefficient Correlation Matthews)، وذلك بهدف تقديم تقييم شامل ومتوازن لمختلف جوانب أداء النماذج. كما تم الإستعانة بمنحنيات التدريب والتحقق ومصفوفات الالتباس لتحليل سلوك النماذج ومناقشة نتائجها بصورة أكثر تفصيلاً، مما يسمح بتحديد أفضل نموذج وأفضل استراتيجية للمعالجة المسبقة ضمن إطار هذه الدراسة.

3-1 إعدادات التجربة وضبط المعلمات

في هذه الدراسة، تم استخدام ثلاثة نماذج من نماذج التعلم العميق لتصنيف صور الأنسجة الخاصة بسرطان الثدي اعتماداً على قاعدة بيانات BreakHis، وهي: InceptionV3 وDenseNet201 وViT. وقد تم اختيار هذه النماذج نظراً لكونها من أكثر النماذج استخداماً في مجال تحليل الصور الطبية، كما أنها تعتمد على بنيات مختلفة، مما يسمح بدراسة تأثير نوع المعمارية على أداء التصنيف ومقارنة كفاءتها في التمييز بين العينات الحميدة والخبيثة.

تم تقسيم قاعدة البيانات كما جاء في الفصل السابق إلى ثلاث مجموعات رئيسية، حيث خُصصت نسبة 70% للتدريب، و15% للتحقق (Validation)، و15% للاختبار (Testing). وقد استُخدمت مجموعة التحقق لمراقبة أداء النماذج أثناء عملية التدريب وضبط المعلمات او الوسائط الفائقة، في حين استُخدمت مجموعة الاختبار لتقييم قدرة النماذج على التعميم على بيانات جديدة غير مستخدمة أثناء التعلم. ولضمان عدالة المقارنة بين النماذج المختلفة، تم اعتماد نفس إعدادات التدريب الأساسية لجميع التجارب، كما هو موضح في الجدول التالي:

جدول 3-1. إعدادات التدريب المعتمدة لجميع النماذج

parameter	المعلمة اوالوسيط	القيمة
(Batch Size)	حجم الدفعة	32
(Learning Rate)	معدل التعلم	0.001
(Loss Function)	دالة الخسارة	Cross Entropy Loss
(Optimizer)	خوارزمية التحسين	SGD
(Epochs)	عدد حقب التدريب	50

فيما يخص استراتيجية التعلم بالنقل (Transfer Learning)، فقد تم تجميد الطبقات الأساسية المدربة مسبقاً (Frozen Layers) في جميع النماذج، مع تدريب طبقة التصنيف النهائية فقط، وذلك للاستفادة من الميزات المستخلصة مسبقاً وتقليل زمن التدريب.

كما تم استبدال طبقة التصنيف الأصلية في جميع النماذج بمصنف متعدد الطبقات (MLP) يتكون من البنية:

$$2048 \rightarrow 1024 \rightarrow 512 \rightarrow 2$$

يمثل العدد 2048 متجه الخصائص (Feature Vector) الناتج عن النموذج الأساسي، بينما تمثل 1024 و512 عدد العقد في الطبقتين المخفيتين على التوالي، في حين تمثل الطبقة الأخيرة المكونة من عقدتين طبقة الإخراج الخاصة بعملية التصنيف الثنائي (حميد/خبيث).

بالنسبة لنموذج **InceptionV3**، تم استخدام صور بحجم 299×299 بكسل بما يتوافق مع متطلبات النموذج

أما نموذج **DenseNet201** فقد استُخدمت معه صور بحجم 224 × 224 بكسل، مع تعديل طبقة التصنيف النهائية لتتلاءم مع مهمة التصنيف الثنائي.

وبالنسبة لنموذج Vision Transformer (ViT)، فقد استُخدمت صور بالحجم نفسه 224 × 224 بكسل، حيث يتم تقسيم الصورة إلى أجزاء صغيرة (Patches) قبل معالجتها بواسطة طبقات المحول، ثم تمريرها إلى رأس التصنيف النهائي.

تم تقييم أداء النماذج باستخدام مجموعة من المقاييس الإحصائية، شملت الدقة (Accuracy)، والدقة النوعية (Precision)، والاسترجاع (Recall)، ودرجة F1-Score، بالإضافة إلى تحليل منحنيات الدقة والخسارة خلال مرحلتي التدريب والتحقق لدراسة سلوك النماذج وقدرتها على التعميم.

2-3 النتائج والمناقشة

3-3 نتائج نموذج InceptionV3

يتناول هذا القسم عرض وتحليل نتائج نموذج **InceptionV3** في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي تحت ظروف معالجة مختلفة. ويستند التقييم إلى مجموعة من المقاييس الإحصائية، ومنحنيات التعلم، ومصفوفات الالتباس، بهدف دراسة تأثير تقنيات المعالجة المسبقة على كفاءة النموذج وأدائه التصنيفي.

1-3-3 نتائج نموذج InceptionV3 باستخدام الصور الأصلية

في هذه التجربة، تم تدريب نموذج **InceptionV3** باستخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات BreakHis دون تطبيق أي تقنيات معالجة مسبقة، وذلك بهدف تقييم قدرة النموذج على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي اعتمادًا على الخصائص المستخرجة مباشرة من الصور.

تم تلخيص أداء نموذج **InceptionV3** باستخدام تقرير التصنيف (Classification Report) كما هو موضح في الجدول التالي:

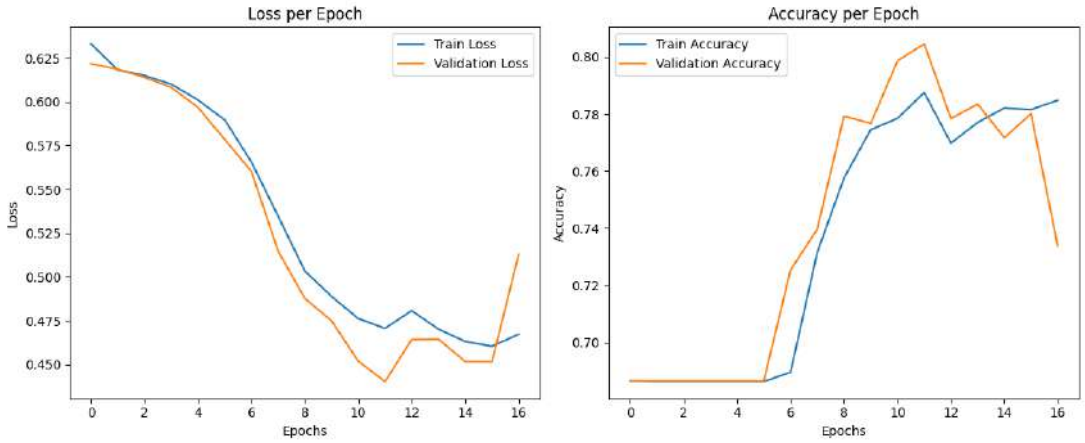
جدول 3-2. تقرير التصنيف لنموذج InceptionV3

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.69	0.58	0.63	372
Malignant	0.82	0.88	0.85	815
Accuracy	0.79			
Avg Macro	0.75	0.73	0.74	1187
Avg Weighted	0.78	0.79	0.78	1187

تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن نموذج **InceptionV3** حقق أداءً جيدًا في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) حوالي 79%. كما سجلت الفئة الخبيثة (Malignant) أفضل النتائج من حيث الدقة والاسترجاع، مما يدل على قدرة النموذج على اكتشاف أغلب الحالات السرطانية بشكل صحيح.

في المقابل، كانت نتائج الفئة الحميدة (Benign) أقل نسبيًا، خاصة من حيث الاسترجاع (Recall)، وهو ما يشير إلى وجود بعض الصعوبة في التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة بسبب التشابه في الخصائص النسيجية.

2-3-3 تحليل منحنيات التعلم



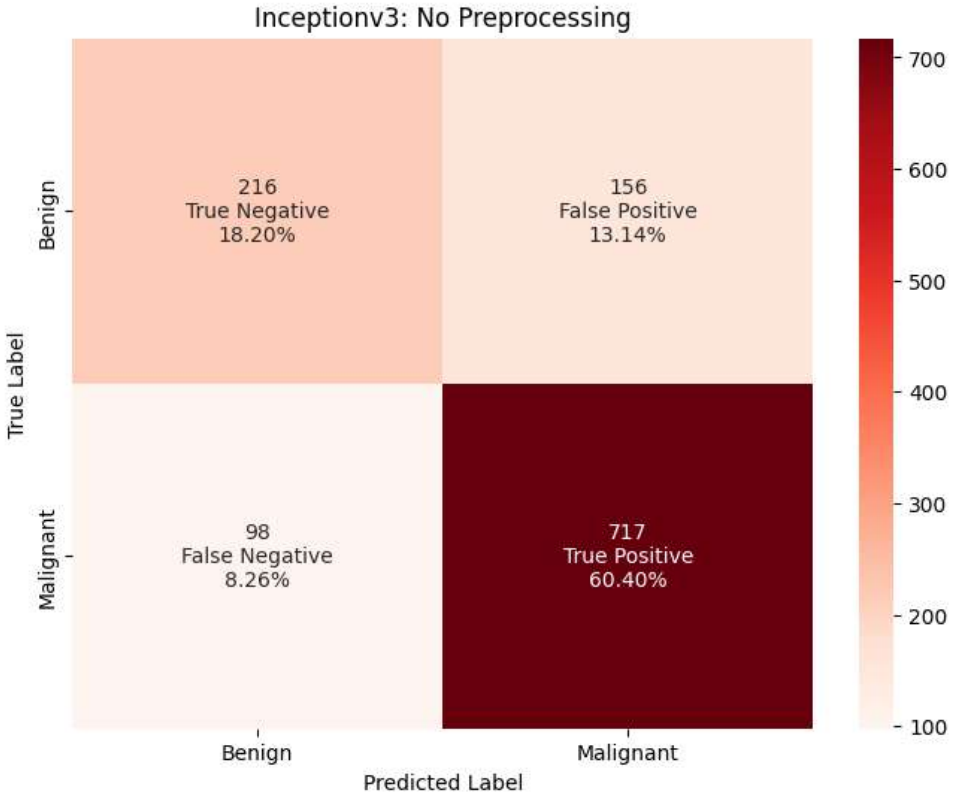
شكل 3-1. منحنيات التدريب والتحقق للنموذج Inceptionv3 على الصور الاصلية

يوضح الشكل3-12 التالي تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 على الصور الأصلية:

- منحنى الخسارة (Loss per Epoch): نلاحظ انخفاضًا تدريجيًا ومتوازيًا في قيم خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) من الحقبة الأولى وحتى الحقبة الحادية عشرة (Epoch 11)، مما يدل على تحسن أداء النموذج وقدرته على تعلم الخصائص المهمة للصور النسيجية بشكل مستقر. ومع ذلك، بعد الحقبة 11 يلاحظ وجود تباعد (Divergence) حيث تستمر خسارة التدريب في الانخفاض بينما تبدأ خسارة التحقق في الارتفاع التدريجي، وهو مؤشر مبكر على بداية حدوث حالة فرط التعلم (Overfitting) نتيجة لغياب تقنيات المعالجة المسبقة وتأثير الضوضاء في الصور الأصلية.

- منحنى الدقة (Accuracy per Epoch): يظهر المنحنى سلوكًا مستقرًا وثابتًا في الدقة خلال الحقب الخمس الأولى عند حوالي 68%، ثم شهدت نتائج تحسنا تصاعديا ملحوظا مع زيادة عدد الحقب التدريبية حتى بلغت دقة التحقق ذروتها عند الحقبة 11 بنسبة قاربت و80%، قبل أن تسجل انخفاضًا وتذبذبًا في الحقب الأخيرة (تراجعت إلى حوالي و73% عند الحقبة 16). هذا التذبذب والانخفاض الأخير يؤكد سلوك فرط التعلم الملاحظ في منحنى الخسارة، وهو أمر شائع عند تدريب النماذج العميقة المعقدة مثل InceptionV3 مباشرة على صور طبية أصلية دون معالجة مسبقة للألوان أو التباين."

3-3-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-2. مصفوفة الالتباس للنموذج Inceptiov3 على الصور الأصلية

جدول 3-3. نتائج تقييم النموذج على مجموعة الاختبار InceptionV3 على الصور الاصلية

Metric	Value
Accuracy Test	0.7860
Loss Test	0.4514
Precision	0.8213
Recall	0.8798
F1-Score	0.8495
MCC	0.4842

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **InceptionV3** دقة إجمالية بلغت 78.60% عند استخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات BreakHis. كما أظهر النموذج قدرة جيدة على اكتشاف الحالات الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 87.98%، وهي نتيجة مهمة في التطبيقات الطبية نظرًا لأهمية تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

من جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي 0.4842، مما يشير إلى وجود أداء تصنيفي متوسط إلى جيد مع توازن مقبول بين الفئتين.

ومن خلال تحليل مصفوفة الالتباس، نلاحظ أن النموذج أخطأ في تصنيف 156 حالة حميدة على أنها خبيثة، بينما تم تصنيف 98 حالة خبيثة على أنها حميدة. ويمكن تفسير هذا التباين بعدم توازن عدد العينات بين الفئتين داخل مجموعة البيانات، بالإضافة إلى اعتماد النموذج على الصور الأصلية دون تطبيق أي تقنيات معالجة مسبقة لتحسين جودة الصور أو تعزيز الخصائص النسيجية.

بصفة عامة، أظهرت النتائج أن نموذج **InceptionV3** يمتلك قدرة جيدة على تصنيف الصور النسيجية، إلا أن الأداء ما يزال قابلًا للتحسين، خاصة بالنسبة للحالات الحميدة، مما يبرز أهمية تطبيق تقنيات المعالجة المسبقة في المراحل القادمة من الدراسة.

4-3 نتائج المرحلة الثانية: تحسين التباين باستخدام تقنية CLAHE

في هذه المرحلة، تم تطبيق تقنية تحسين التباين التكيفي محدود التباين (CLAHE) كخطوة معالجة مسبقة، بهدف إبراز المعالم النسيجية الدقيقة وتوحيد الإضاءة في الصور المجهرية.

تم تلخيص أداء النموذج باستخدام تقرير التصنيف (Classification Report) كما هو موضح في الجدول التالي:

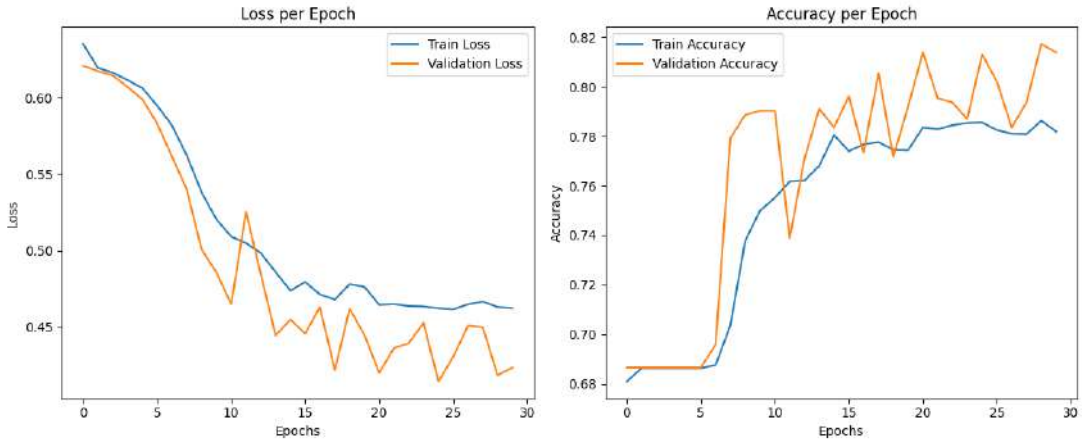
جدول 3-4. تقرير التصنيف لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.69	0.77	0.73	372
Malignant	0.89	0.84	0.87	815
Accuracy	0.82			
Avg Macro	0.79	0.81	0.80	1187
Avg Weighted	0.83	0.82	0.82	1187

تشير نتائج تقرير التصنيف إلى تحسن أداء نموذج **InceptionV3** بعد تطبيق تقنية CLAHE مقارنة باستخدام الصور الأصلية. حيث ارتفعت الدقة العامة (Accuracy) إلى حوالي 82%، كما تحسنت قيم Precision وF1-Score، مما يدل على فعالية المعالجة المسبقة في تحسين جودة الخصائص المستخرجة من الصور النسيجية.

كما سجلت الفئة الحميدة (Benign) تحسنًا ملحوظًا في قيمة الاسترجاع (Recall) التي ارتفعت من 58% إلى 77%، وهو ما يشير إلى تحسن قدرة النموذج على التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة.

3-4-1 تحليل منحنيات التعلم



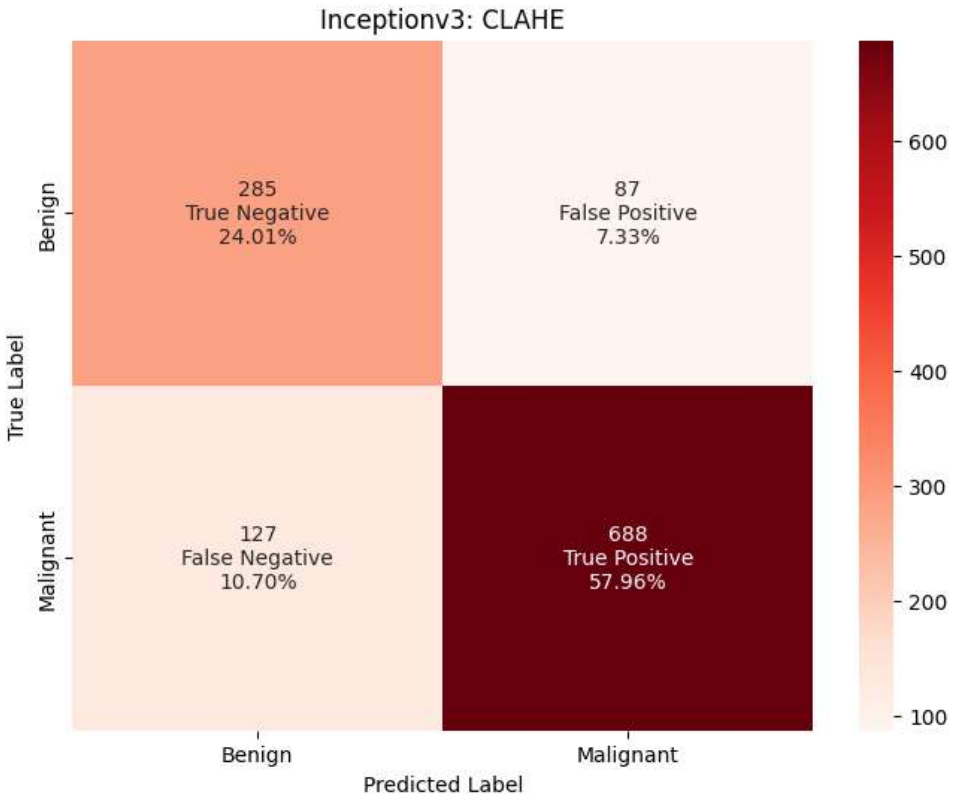
شكل 3-3. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE

يوضح الشكل 3-4 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 بعد تطبيق تقنية المعالجة المسبقة CLAHE على الصور النسيجية.

- منحنى الخسارة (Epoch per Loss): نلاحظ انخفاضًا تدريجيًا ومستقرًا في قيم خسارة التدريب (Loss Train) وخسارة التحقق (Loss Validation) مع تقدم الحقب التدريبية. وبالمقارنة مع حالة الصور الأصلية، ساهم تطبيق تقنية CLAHE في تقليل التباعد (Divergence) بين منحني التدريب والتحقق خلال المراحل المتقدمة من التدريب، حيث حافظت خسارة التحقق على قيم منخفضة ومستقرة وصلت إلى حوالي 0.41. وتشير هذه النتائج إلى أن تحسين التباين الموضعي ساعد النموذج على تقليل ظاهرة فرط التعلم (Overfitting) وتحسين استقرار عملية التعلم.

- منحنى الدقة (Epoch per Accuracy): يوضح منحنى الدقة تحسنًا تدريجيًا في أداء النموذج بعد المراحل الأولى من التدريب، حيث تجاوزت دقة التحقق (Accuracy Validation) نسبة 81% في عدة حقب تدريبية، مع استقرار نسبي في منحنيات التدريب والتحقق. ويعكس هذا التحسن قدرة النموذج على التعميم (Generalization) بشكل أفضل بعد تطبيق تقنية CLAHE، التي ساهمت في إبراز التفاصيل النسيجية وتحسين وضوح البنى الخلوية داخل الصور.

2-4-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-4. مصفوفة الالتباس لنموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE

جدول 3-5. نتائج اختبار نموذج InceptionV3 باستخدام تقنية CLAHE

Metric	Value
Accuracy Test	0.8197
Loss Test	0.4107
Precision	0.8877
Recall	0.8442
F1-Score	0.8654
MCC	0.5947

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **InceptionV3** بعد تطبيق تقنية CLAHE دقة إجمالية بلغت 81.97%. كما أظهر النموذج قدرة جيدة على اكتشاف الحالات الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 84.42%، وهي نتيجة مهمة في التطبيقات الطبية نظرًا لأهمية تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

من جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي 0.5947، مما يشير إلى تحسن ملحوظ في الأداء التصنيفي مقارنة بالتجربة السابقة، مع توازن أفضل بين الفئتين.

ومن خلال تحليل مصفوفة الالتباس، نلاحظ أن النموذج أخطأ في تصنيف 87 حالة حميدة على أنها خبيثة، بينما تم تصنيف 127 حالة خبيثة على أنها حميدة. ويمكن تفسير هذا التباين بأنه ما يزال هناك تشابه نسيجي بين الفئتين، إلا أن تطبيق تقنية CLAHE ساهم في تقليل عدد الأخطاء مقارنة بالصور الأصلية من خلال تحسين التباين وإبراز التفاصيل الدقيقة في الصور.

بصفة عامة، أظهرت النتائج أن نموذج **InceptionV3** بعد استخدام تقنية CLAHE يمتلك قدرة أفضل على تصنيف الصور النسيجية، مع تحسن واضح في الأداء مقارنة بالصور الأصلية، مما يؤكد فعالية تقنيات تحسين التباين في تعزيز دقة النماذج العميقة في التطبيقات الطبية.

5-3 نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة النسيجية

في هذه التجربة، تم تطبيق تقنية Normalization Stain على الصور النسيجية قبل تدريب نموذج **InceptionV3**، وذلك بهدف توحيد الألوان النسيجية وتقليل الاختلافات الناتجة عن ظروف التلوين المختلفة، مما يساعد النموذج على استخراج الخصائص النسيجية بشكل أكثر دقة واستقرارًا.

تم تلخيص أداء نموذج **InceptionV3** باستخدام تقرير التصنيف (Report Classification) كما هو موضح في الجدول التالي:

جدول 3-6. تقرير تصنيف نموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة

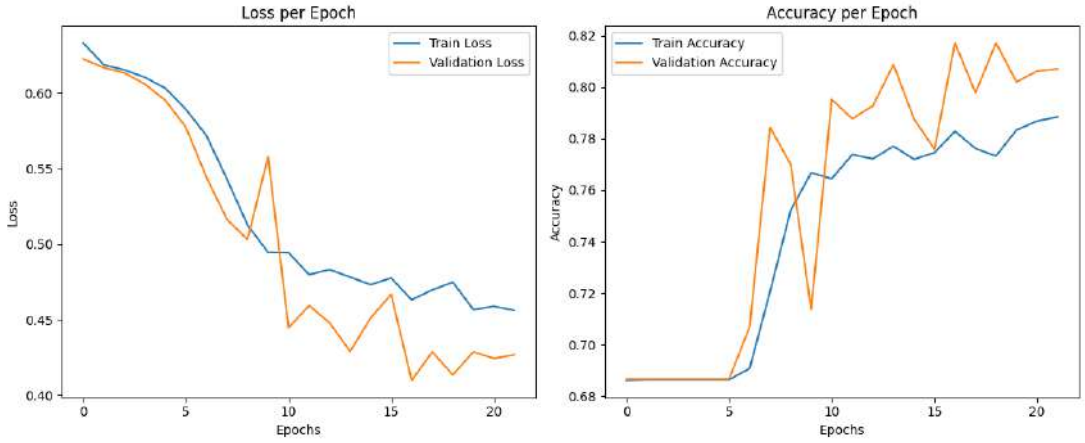
Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.70	0.72	0.71	372
Malignant	0.87	0.86	0.87	815
Accuracy	0.82			
Avg Macro	0.79	0.79	0.79	1187
Avg Weighted	0.82	0.82	0.82	1187

تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن نموذج **InceptionV3** حقق أداءً مقبولًا عند استخدام الصور المعالجة بتقنية Stain Normalization، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) نحو 82%. كما أظهرت مؤشرات التقييم المختلفة توازنًا نسبيًا بين قيم الدقة (Precision) والاسترجاع (Recall)، مما يعكس قدرة النموذج على التمييز بين العينات الحميدة والخبيثة بدرجة جيدة.

أما بالنسبة للفئة الخبيثة (Malignant)، فقد سجل النموذج قيمًا مرتفعة في كل من الدقة والاسترجاع ومقياس F1-Score، حيث بلغت قيمها (0.87)، و(0.86)، و(0.87) على التوالي، مما يدل على فعاليته في اكتشاف الحالات الخبيثة وتصنيفها بصورة صحيحة. في المقابل، حققت الفئة الحميدة (Benign) قيمًا أقل نسبيًا، حيث بلغت الدقة (0.70) والاسترجاع (0.72) ومقياس F1-Score (0.71)، إلا أنها ظلت ضمن مستوى أداء مقبول.

بصفة عامة، تعكس هذه النتائج قدرة نموذج **InceptionV3** على التعامل مع الصور المعالجة بتقنية Stain Normalization وتحقيق أداء متوازن في مهمة تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي إلى فئتين: حميدة وخبيثة.

تحليل منحنيات التعلم



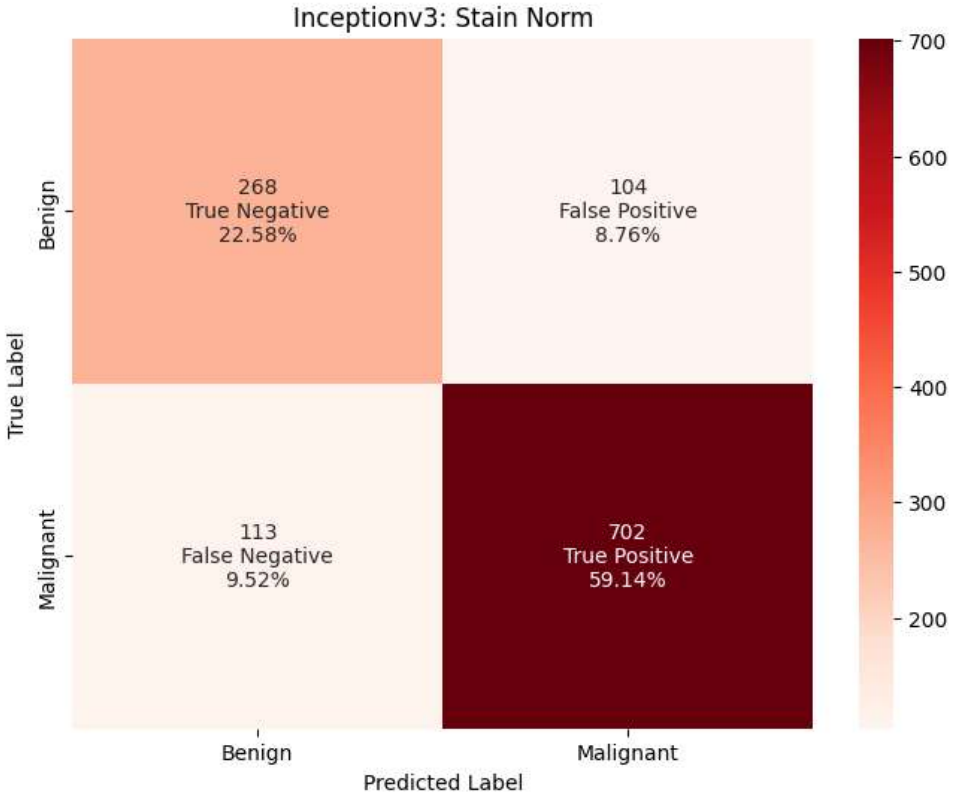
شكل 3-5. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة

يوضح الشكل 3-6 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 بعد تطبيق تقنية تسوية الألوان (Normalization Stain)

- منحنى الخسارة (Epoch per Loss): يُظهر المنحنى انخفاضًا تدريجيًا ومستقرًا لكل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Loss Validation) مع تقدم الحقب التدريبية. كما نلاحظ أن خسارة التحقق استقرت عند قيم منخفضة قاربت 0.41، مع تقارب واضح بين منحني التدريب والتحقق، مما يدل على تحسن استقرار عملية التعلم وتقليل تأثير فرط التعلم (Overfitting) مقارنة بحالة الصور الأصلية. ويعكس ذلك فعالية تقنية Normalization Stain في تقليل الاختلافات اللونية الناتجة عن عمليات التلوين المختلفة وتحسين جودة الخصائص النسيجية المستخرجة.

- منحنى الدقة (Epoch per Accuracy): يوضح منحنى الدقة تحسنًا تدريجيًا في أداء النموذج بعد الحقب الأولى من التدريب، حيث تجاوزت دقة التحقق (Accuracy Validation) نسبة 81% خلال عدة مراحل تدريبية مع استقرار نسبي في الأداء خلال الحقب الأخيرة. وتشير هذه النتائج إلى أن تقنية Normalization Stain ساهمت في تحسين قدرة النموذج على التعميم (Generalization) وتحقيق أداء أكثر استقرارًا أثناء عملية التعلم.

1-5-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-6. مصفوفة الالتباس للنموذج Inception بعد توحيد الصبغة

جدول 3-7. نتائج اختبار نموذج InceptionV3 بعد توحيد الصبغة

Metric	Value
Accuracy Test	0.8172
Loss Test	0.4090
Precision	0.8710
Recall	0.8613
F1-Score	0.8661
MCC	0.5781

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **InceptionV3** دقة إجمالية بلغت 81.72% بعد تطبيق تقنية توحيد الصبغة. كما أظهر النموذج قدرة جيدة على اكتشاف الحالات الخبيثة، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 86.13%، مما يدل على فعالية النموذج في التعرف على معظم الحالات السرطانية بشكل صحيح.

كما سجل النموذج قيمة $MCC = 0.5781$، وهي أعلى مقارنة باستخدام الصور الأصلية، مما يشير إلى تحسن التوازن بين الفئتين وتقليل أخطاء التصنيف.

وتوضح النتائج أن تقنية Normalization Stain ساهمت في تحسين استقرار عملية التعلم وتقليل تأثير اختلافات التلوين داخل الصور النسيجية، وهو ما انعكس إيجابًا على أداء نموذج **InceptionV3** في مهمة التصنيف.

6-3 نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE و توحيد الصبغة

في هذه التجربة، تم دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain بهدف تحسين جودة الصور النسيجية من خلال تعزيز التباين وتوحيد الألوان في الوقت نفسه، ثم استخدام الصور الناتجة لتدريب نموذج **InceptionV3**.

تم تلخيص أداء النموذج باستخدام تقرير التصنيف (Report Classification) كما هو موضح في الجدول التالي:

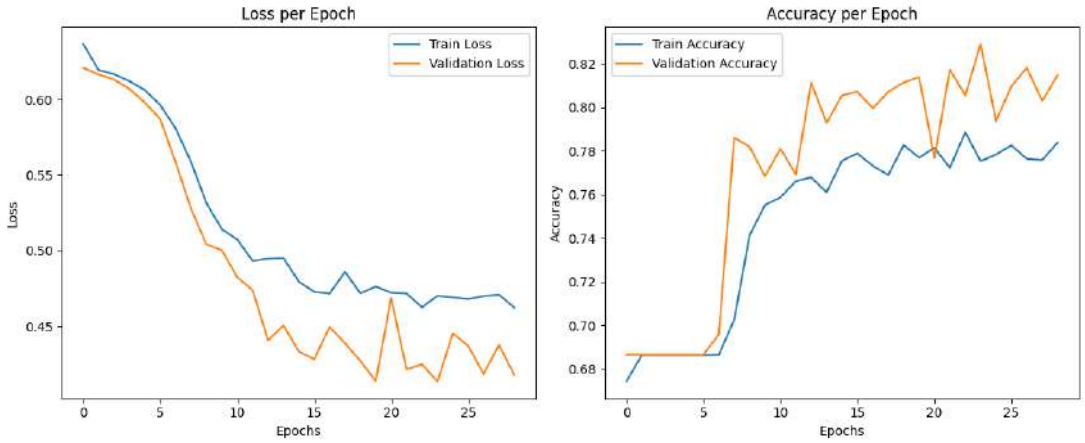
جدول 3-8. تقرير تصنيف نموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE و Stain Normalization

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.75	0.66	0.70	372
Malignant	0.85	0.90	0.88	815
Accuracy	0.83			
Avg Macro	0.80	0.78	0.79	1187
Avg Weighted	0.82	0.83	0.82	1187

تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain ساهم في تحسين الأداء العام لنموذج **InceptionV3** مقارنة باستخدام الصور الأصلية أو تطبيق كل تقنية بشكل منفصل، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) حوالي 83%.

كما حقق النموذج أفضل أداء بالنسبة للفئة الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 90%، مما يدل على قدرة عالية للنموذج على اكتشاف الحالات السرطانية بشكل صحيح.

1-6-3 تحليل منحنيات التعلم



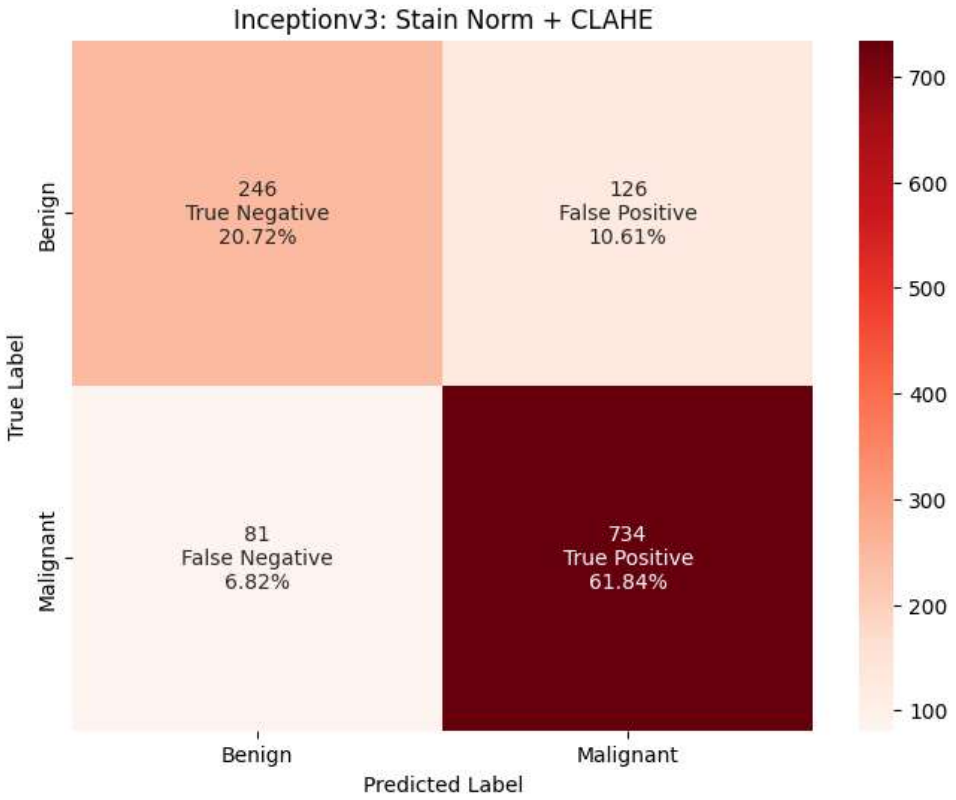
شكل 3-7. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE وStain Normalization

يوضح الشكل 3-7 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج InceptionV3 عند تطبيق المقاربة الهجينة المقترحة، والتي تجمع بين تقنيتي Stain و.CLAHE

* منحنى الخسارة (Epoch per Loss): نلاحظ انخفاضًا تدريجيًا ومستقرًا في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Loss Validation) مع تقدم الحقب التدريبية. كما يظهر منحنى خسارة التحقق بقيم منخفضة ومستقرة وصلت إلى حوالي (40.0)، مع تقارب واضح بين منحنيي التدريب والتحقق خلال معظم مراحل التعلم. ويشير هذا السلوك إلى تحسن استقرار النموذج وتقليل تأثير فرط التعلم (Overfitting) مقارنة باستخدام الصور الأصلية، مما يعكس فعالية الدمج بين تقنيتي تحسين التباين وتوحيد الألوان في تحسين جودة البيانات المدخلة.

* منحنى الدقة (Epoch per Accuracy): يوضح منحنى الدقة تحسنًا تدريجيًا في أداء النموذج بعد الحقب الأولى من التدريب، حيث تجاوزت دقة التحقق (Accuracy Validation) نسبة 82% خلال عدة مراحل تدريبية مع استقرار نسبي في الحقب الأخيرة. وتشير هذه النتائج إلى أن الدمج بين CLAHE وStain Normalization ساهم في تحسين قدرة النموذج على التعميم (Generalization) واستخراج الخصائص النسيجية بشكل أكثر كفاءة.

2-6-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-8. مصفوفة الالتباس للنموذج Inceptionv3 بعد دمج

جدول 3-9. نتائج تقييم نموذج InceptionV3 باستخدام دمج CLAHE و Stain Normalization

Metric	Value
Accuracy Test	0.8256
Loss Test	0.4076
Precision	0.8535
Recall	0.9006
F1-Score	0.8764
MCC	0.5834

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **InceptionV3** أفضل أداء عند استخدام دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain، حيث بلغت دقة الاختبار 82.56%.

كما سجل النموذج أعلى قيمة للاسترجاع (Recall) بلغت 90.06%، مما يدل على قدرة ممتازة على اكتشاف الحالات الخبيثة وتقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

من جهة أخرى، بلغت قيمة $MCC = 0.5834$، مما يشير إلى وجود توازن جيد بين الفئتين وتحسن واضح مقارنة باستخدام الصور الأصلية.

بصفة عامة، توضح النتائج أن دمج تقنيات المعالجة المسبقة ساهم بشكل فعال في تحسين جودة الصور النسيجية وتقليل تأثير الاختلافات اللونية، مما انعكس إيجابيًا على أداء نموذج **InceptionV3** في مهمة تصنيف سرطان الثدي.

7-3 المناقشة العامة للنتائج

تهدف هذه الدراسة إلى تقييم تأثير تقنيات المعالجة المسبقة على أداء نموذج **InceptionV3** في تصنيف صور سرطان الثدي النسيجية اعتمادًا على قاعدة بيانات .BreakHis ولتحقيق ذلك، تمت مقارنة أداء النموذج باستخدام الصور الأصلية، وتقنية CLAHE، وتقنية Normalization Stain، إضافة إلى دمج التقنيتين معًا.

جدول 3-10. مقارنة نتائج نموذج InceptionV3 باستخدام مختلف تقنيات المعالجة المسبقة

Technique	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	MCC
Images Original	0.7860	0.8213	0.8798	0.8495	0.4842
CLAHE	0.8197	0.8877	0.8442	0.8654	0.5947
Stain Normalization	0.8172	0.8710	0.8613	0.8661	0.5781
Stain + CLAHE	0.8256	0.8535	0.9006	0.8764	0.5834

من خلال النتائج السابقة، نلاحظ أن تطبيق تقنيات المعالجة المسبقة ساهم بشكل واضح في تحسين أداء نموذج **InceptionV3** مقارنة باستخدام الصور الأصلية فقط.

فقد حققت الصور الأصلية أضعف النتائج من حيث الدقة العامة وقيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC)، وهو ما يدل على تأثر النموذج بالاختلافات اللونية وضعف التباين الموجود في الصور النسيجية الخام.

بعد تطبيق تقنية CLAHE، تحسن أداء النموذج بشكل ملحوظ، خاصة فيما يتعلق بتقليل أخطاء تصنيف الحالات الحميدة، ويعود ذلك إلى قدرة هذه التقنية على تحسين التباين الموضعي وإبراز التفاصيل الدقيقة داخل الأنسجة.

أما تقنية توحيد الصبغة فقد ساهمت في توحيد الألوان النسيجية وتقليل الاختلافات الناتجة عن طرق التلوين المختلفة، مما أدى إلى تحسين استقرار النموذج وتحقيق توازن أفضل بين الفئتين.

في المقابل، أظهر دمج تقنيتي CLAHE وStain Normalization أفضل أداء إجمالي، حيث حقق أعلى دقة وأعلى قيمة للاسترجاع (Recall) وأفضل قيمة لـ .F1-Score وتشير هذه النتائج إلى أن الجمع بين تحسين التباين وتوحيد الألوان يسمح للنموذج باستخراج خصائص نسيجية أكثر وضوحًا وفعالية.

تتفق النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة مع العديد من الدراسات الحديثة التي أثبتت فعالية نموذج InceptionV3 في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. فقد أظهرت دراسة Nawaz وآخرون (2023) أن استخدام

نموذج InceptionV3 المعتمد على التعلم بالنقل أدى إلى تحقيق أداء مرتفع في تصنيف صور سرطان الثدي، كما بينت أن تحسين جودة الصور قبل التدريب يسهم في تعزيز قدرة النموذج على استخراج السمات النسيجية المهمة [78].

كما تتوافق نتائج هذه الدراسة مع دراسة Alzubaidi وآخرون (2024)، التي قارنت عدة نماذج للتعلم العميق في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، ومن بينها InceptionV3. وأوضحت الدراسة أن تقنيات المعالجة المسبقة، مثل تحسين التباين وتوحيد الخصائص البصرية للصور، يمكن أن تؤدي إلى تحسين أداء النموذج وزيادة استقراره في عملية التصنيف [79].

ومن جهة أخرى، بينت دراسة Gurcan وآخرون (2023) أن الاختلافات اللونية في الصور النسيجية الناتجة عن عمليات التلوين تمثل أحد التحديات الرئيسية في أنظمة التشخيص المعتمدة على الذكاء الاصطناعي، وأن استخدام تقنيات تحسين التباين وتوحيد الصبغة يمكن أن يسهم في تقليل هذه الاختلافات وتحسين دقة النماذج العميقة، وهو ما يتوافق مع النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة، حيث أدى دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain إلى تحقيق أفضل أداء إجمالي لنموذج InceptionV3 [80].

وبصفة عامة، تؤكد المقارنة مع الدراسات السابقة أن نموذج InceptionV3 يعد من النماذج الفعالة في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، كما تشير إلى أن تطبيق تقنيات المعالجة المسبقة المناسبة يمكن أن يحسن من جودة الخصائص المستخرجة ويزيد من كفاءة النموذج في التمييز بين الأورام الحميدة والخبيثة، وهو ما تدعمه النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة.

8-3 نتائج نموذج DenseNet201

يُخصَّص هذا القسم لعرض ومناقشة نتائج نموذج **DenseNet201** في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. ويشمل التحليل دراسة أداء النموذج في مختلف مراحل التجربة بالاعتماد على المقاييس الكمية ومنحنيات التدريب والتحقق ومصفوفات الالتباس، بهدف تقييم قدرته على التعميم وقياس أثر تقنيات المعالجة المسبقة على دقة التصنيف.

1-8-3 نتائج نموذج DensNet201 باستخدام الصور الاصلية

في هذه التجربة، تم تدريب نموذج **DenseNet201** باستخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات BreakHis دون تطبيق أي تقنيات معالجة مسبقة، وذلك بهدف تقييم قدرة النموذج على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي اعتمادًا على الخصائص المستخرجة مباشرة من الصور.

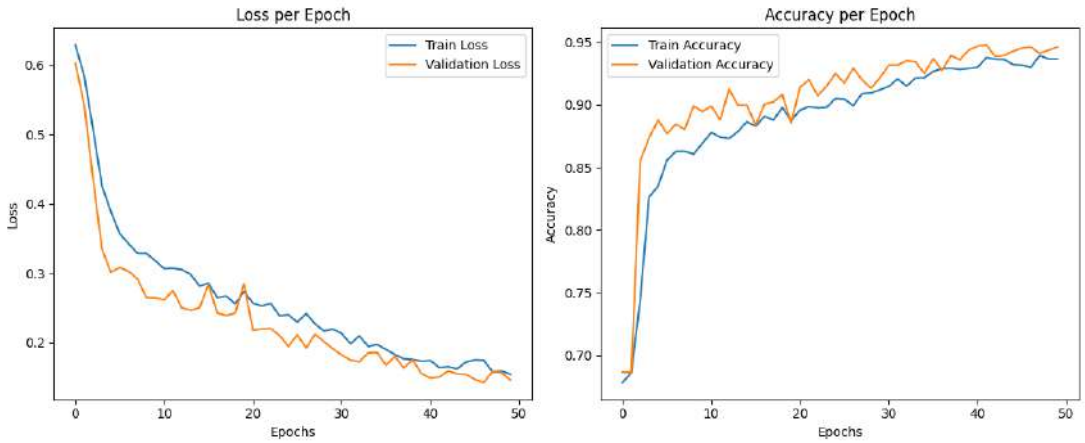
جدول 3-11. تقرير تصنيف نموذج DenseNet-201 على الصور الاصلية

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.91	0.90	0.91	372
Malignant	0.96	0.96	0.96	815
Accuracy	0.94			
Avg Macro	0.93	0.93	0.93	1187
Avg Weighted	0.94	0.94	0.94	1187

تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن نموذج **DenseNet201** حقق أداءً مرتفعًا في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) حوالي 94%. كما أظهر النموذج قدرة ممتازة على تصنيف كلتا الفئتين، مع تحقيق نتائج مرتفعة للفئة الخبيثة (Malignant) والفئة الحميدة (Benign) على حد سواء.

وقد سجلت الفئة الخبيثة أفضل النتائج بقيم بلغت حوالي 96% لكل من الدقة (Precision) والاسترجاع (Recall) ودرجة ،F1)-Score) مما يدل على قدرة النموذج العالية على اكتشاف الحالات السرطانية بصورة صحيحة. كما حققت الفئة الحميدة نتائج جيدة جدًا، حيث تجاوز بعض المؤشرات 90%، وهو ما يعكس قدرة النموذج على التمييز بين الفئتين بكفاءة عالية.

3-8-2 تحليل منحنيات التعلم



شكل 3-9. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 باستخدام الصور الأصلية

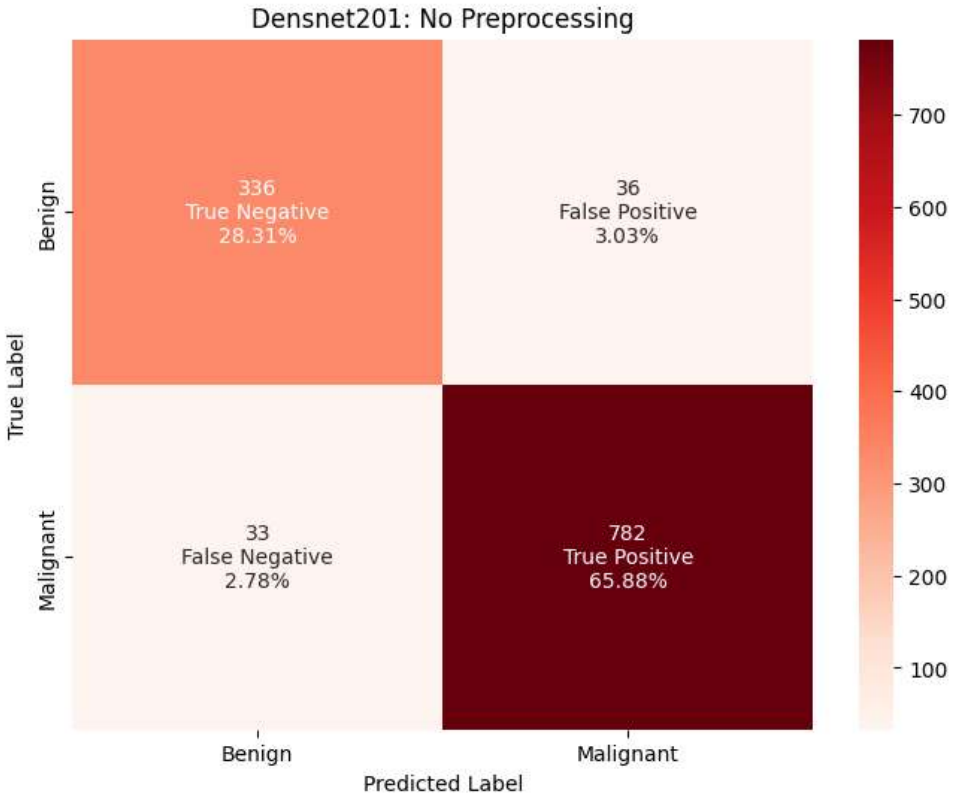
يوضح الشكل3-9 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج DenseNet201 على الصور الأصلية:

منحنى الخسارة (Loss per Epoch): يُظهر المنحنى انخفاضًا تدريجيًا ومستقرًا في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) منذ الحقب الأولى وحتى نهاية التدريب. كما يلاحظ وجود تقارب واضح بين المنحنيين مع تذبذبات طفيفة فقط، مما يدل على استقرار عملية التعلم وقدرة النموذج على التعميم بشكل

جيد دون ظهور مؤشرات واضحة على فرط التعلم (Overfitting). وقد استقرت خسارة التحقق في نهاية التدريب عند قيمة منخفضة تقارب (0.15)، وهو ما يعكس جودة عملية التعلم.

منحنى الدقة (Accuracy per Epoch): يبين المنحنى ارتفاعًا سريعًا في دقة التدريب والتحقق خلال الحقب الأولى، ثم استمر التحسن بشكل تدريجي حتى تجاوزت الدقة 93% في المراحل الأخيرة من التدريب. كما يُلاحظ تقارب منحني التدريب والتحقق خلال معظم الحقب، مع تسجيل دقة تحقق بلغت حوالي 94.5% في نهاية التدريب، مما يؤكد قدرة النموذج على استخراج الخصائص النسيجية المهمة وتجنب مشكلة فرط التعلم.

3-8-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-10. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 على الصور الاصلية

جدول 3-12. نتائج اختبار نموذج DenseNet-201 على مجموعة الاختبار

Metric	Value
Accuracy Test	0.9419
Loss Test	0.1373
Precision	0.9560
Recall	0.9595
F1-Score	0.9577
MCC	0.8646

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **DenseNet201** دقة إجمالية بلغت 94.19% عند استخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات .BreakHis كما أظهر النموذج قدرة عالية على اكتشاف الحالات الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 95.95%، وهي نتيجة مهمة في التطبيقات الطبية لما لها من دور في تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

من جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي (0.8646)، مما يشير إلى وجود توافق قوي بين التصنيفات الحقيقية والمتوقعة، ويعكس أداءً تصنيفيًا مرتفعًا ومتوازنًا بين الفئتين.

ومن خلال تحليل مصفوفة الالتباس، نلاحظ أن عدد حالات التصنيف الخاطئ كان محدودًا نسبيًا، حيث تم تصنيف 36 حالة حميدة على أنها خبيثة، مقابل 33 حالة خبيثة صُنِّفت على أنها حميدة. وتشير هذه النتائج إلى كفاءة النموذج في التمييز بين الفئتين، وقدرته على تعلم الخصائص النسيجية المميزة لكل منهما، مما أسهم في تحقيق أداء تصنيفي مرتفع ومتوازن.

بصفة عامة، أظهرت النتائج أن نموذج **DenseNet201** يمتلك قدرة ممتازة على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي حتى عند استخدام الصور الأصلية فقط، حيث تفوق بشكل واضح على نموذج **InceptionV3** من حيث جميع مؤشرات الأداء تقريبًا، مما يعكس فعالية بنية الشبكة الكثيفة (Connections Dense) في تحسين استخراج السمات وتعزيز دقة التصنيف.

9-3 نتائج المرحلة الثانية: تحسين التباين (CLAHE)

في هذه المرحلة، تم تطبيق تقنية CLAHE على الصور النسيجية قبل تدريب نموذج ،DenseNet201 بهدف تحسين التباين المحلي وإبراز التفاصيل الدقيقة داخل الأنسجة المجهرية. وقد ساعدت هذه المعالجة في توضيح الحدود والبنى الخلوية، مما وفر صوراً أكثر وضوحاً للنموذج أثناء التعلم. تم تلخيص أداء نموذج densnet201 باستخدام تقرير التصنيف كما هو موضح في الجدول التالي :

جدول 3-13. تقرير تصنيف للنموذج Desnet201 باستخدام تقنية clahe

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.93	0.87	0.93	372
Malignant	0.94	0.97	0.96	815
Accuracy	0.94			
Avg Macro	0.93	0.92	0.93	1187
Avg Weighted	0.94	0.94	0.94	1187

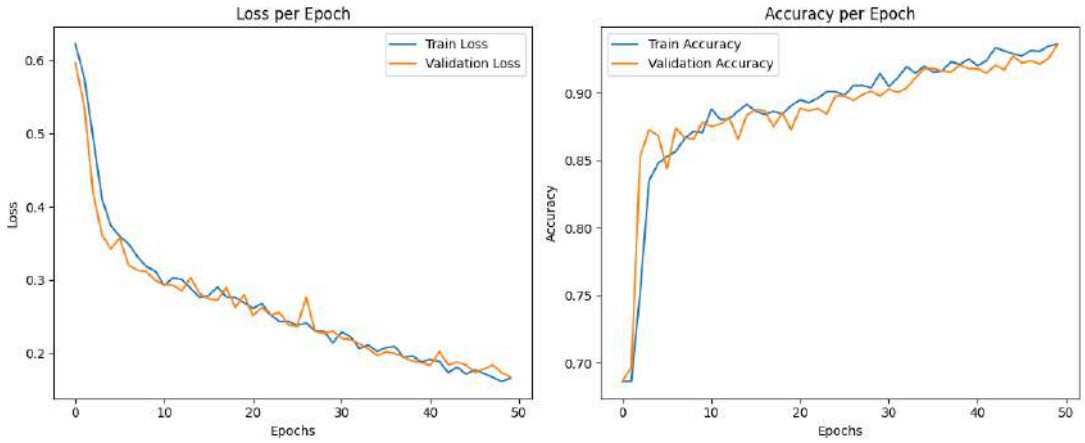
تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن النموذج حقق أداءً مرتفعاً في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) حوالي 94%. كما أظهر النموذج قدرة عالية على التعرف على الحالات الخبيثة (Malignant)، إذ سجل قيمة الاسترجاع (Recall) بلغت 97% وقيمة F1-Score بلغت 96%، مما يدل على فعاليته في اكتشاف معظم الحالات السرطانية وتصنيفها بصورة صحيحة.

في المقابل، حققت الفئة الحميدة (Benign) نتائج جيدة، حيث بلغت قيمة الدقة (Precision) 93%، وقيمة الاسترجاع (Recall) 87%، وقيمة F1-Score 90%. ويشير هذا الاختلاف البسيط بين الفئتين إلى وجود عدد محدود من حالات الالتباس في تصنيف العينات الحميدة مقارنة بالحالات الخبيثة، مع احتفاظ النموذج بتوازن جيد بين الدقة والاسترجاع.

كما سجلت القيم الإجمالية لكل من Average Macro وAverage Weighted أداءً مستقراً، حيث بلغت قيمة F1-Score نحو 93% و94% على التوالي، في حين تراوحت قيم الدقة والاسترجاع بين 92% و94%، مما يعكس استقرار أداء النموذج وقدرته على التعامل مع الفئتين بكفاءة.

وبصفة عامة، تعكس هذه النتائج الكفاءة العالية للنموذج في التمييز بين الأورام الحميدة والخبيثة، مع تحقيق مستوى مرتفع من الدقة ومختلف مؤشرات الأداء، ولا سيما في الكشف عن الحالات الخبيثة، مما يؤكد فعاليته وملاءمته لتطبيقات تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي المعتمدة على تقنيات التعلم العميق.

3-9-1 تحليل منحنيات التعلم



شكل 3-11. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 بتقنية CLAHE

يوضح الشكل 3-11 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج DenseNet بعد تطبيق تقنية المعالجة المسبقة .CLAHE وفيما يلي وصف سلوك منحنى الخسارة ثم منحنى الدقة خلال عملية التدريب.

نلاحظ من منحنيي الخسارة والدقة أن نموذج DenseNet201 أظهر سلوكاً تدريبياً مستقراً وفعالاً بعد تطبيق تقنية .CLAHE فقد سجل منحنى الخسارة انخفاضاً تدريجياً ومنتظماً لكل من خسارة التدريب (Loss Train) وخسارة التحقق (Loss Validation) على مدار الحقب التدريبية، حيث انخفضت القيم من مستويات مرتفعة في بداية التدريب إلى قيم منخفضة في نهايته، مما يدل على نجاح النموذج في تعلم الخصائص المميزة للصور وتحسين قدرته على التعميم.

كما يُلاحظ وجود تقارب كبير بين منحنيي التدريب والتحقق دون حدوث تباعد ملحوظ، وهو ما يشير إلى استقرار عملية التعلم وعدم معاناة النموذج من مشكلة فرط التعلّم (Overfitting). وعلى الرغم من ظهور بعض التذبذبات الطفيفة في منحنى التحقق خلال المراحل المتقدمة من التدريب، فإنها بقيت ضمن نطاق محدود ولم تؤثر في الاتجاه العام للمنحنى.

أما بالنسبة لمنحنى الدقة، فقد أظهر كل من منحنيي دقة التدريب (Accuracy Train) ودقة التحقق (Validation Accuracy) اتجاهاً تصاعدياً منتظماً، حيث ارتفعت الدقة بسرعة خلال الحقب الأولى ثم استقرت تدريجياً عند قيم مرتفعة في نهاية التدريب. كما أن التقارب الواضح بين المنحنيين يعكس قدرة النموذج على تحقيق أداء متوازن على بيانات التدريب والبيانات غير المرئية.

وبصفة عامة، تؤكد هذه النتائج أن تطبيق تقنية CLAHE ساهم في تحسين جودة الصور النسيجية وإبراز تفاصيلها الدقيقة، مما مكّن نموذج DenseNet201 من استخراج الخصائص المهمة بكفاءة أعلى وتحقيق أداء مستقر ودقة مرتفعة في تصنيف صور سرطان الثدي.

2-9-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-12. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 باستخدام تقنية CLAHE

جدول 3-14. نتائج تقييم نموذج DenseNet-201 باستخدام تقنية CLAHE

Metric	Value
Accuracy Test	0.9377
Loss Test	0.1839
Precision	0.9427
Recall	0.9681
F1-Score	0.9552
MCC	0.8536

تشير نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه إلى أن نموذج **DenseNet-201** حقق دقة إجمالية بلغت 93.77% عند استخدام تقنية CLAHE كما أظهر النموذج قدرة عالية على التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة، حيث بلغت قيمتا الدقة (Precision) والاسترجاع (Recall) 94.27% و96.81% على التوالي، في حين بلغت قيمة F1-Score حوالي 95.52%، مما يعكس توازناً جيداً بين الدقة والاسترجاع.

ومن جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي 0.8536، وهي قيمة مرتفعة تشير إلى وجود توافق قوي بين التصنيفات المتوقعة والتصنيفات الحقيقية، مما يؤكد موثوقية النموذج في عملية التصنيف.

كما يُظهر تحليل مصفوفة الالتباس أن النموذج تمكن من تصنيف 324 حالة حميدة و789 حالة خبيثة تصنيفاً صحيحاً، بينما أخطأ في تصنيف 48 حالة حميدة على أنها خبيثة و26 حالة خبيثة على أنها حميدة. وتشير هذه النتائج إلى قدرة النموذج على اكتشاف معظم الحالات الخبيثة مع الحفاظ على مستوى مرتفع من الدقة التصنيفية.

وبصفة عامة، تؤكد النتائج فعالية تقنية CLAHE في تحسين جودة الصور النسيجية وإبراز التفاصيل المهمة، مما ساهم في تعزيز أداء نموذج **DenseNet-201** وتحقيق نتائج مرتفعة في مختلف مؤشرات التقييم.

3-10 نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة

في هذه المرحلة، تم تطبيق تقنية توحيد الصبغة بهدف تقليل الاختلافات اللونية الناتجة عن تباين ظروف الصبغ والتحضير المخبري بين العينات النسيجية، وذلك لتحسين تجانس الصور المدخلة إلى نموذج **DenseNet201** وتمكينه من التركيز بصورة أكبر على الخصائص البنيوية للأنسجة.

جدول 3-15. تقرير تصنيف نموذج Densnet201 بعد توحيد الصبغة

class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.76	0.80	0.78	372
Malignant	0.91	0.89	0.90	815
Accuracy	0.86			
Avg Macro	0.83	0.84	0.84	1187
Avg Weighted	0.86	0.86	0.86	1187

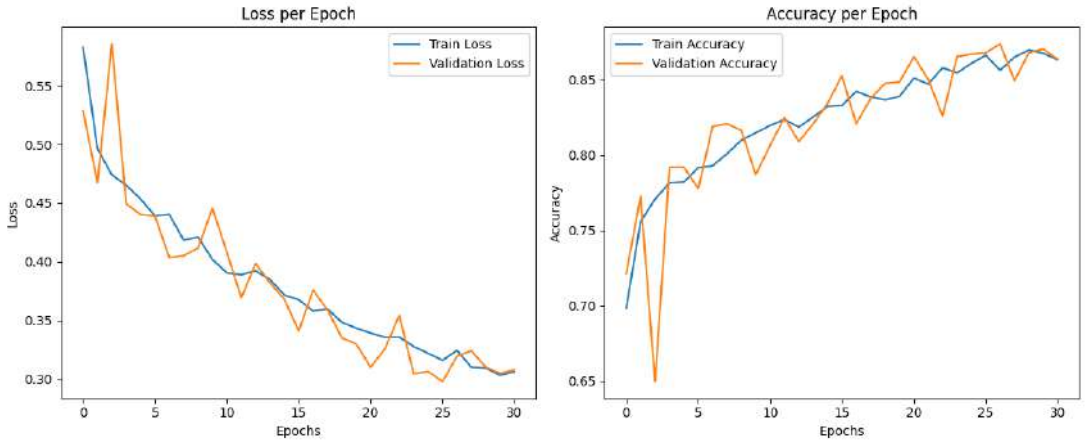
تشير نتائج تقرير التصنيف إلى أن النموذج حقق أداءً جيداً في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث بلغت الدقة العامة (Accuracy) حوالي 86%، مما يعكس قدرة مناسبة على التمييز بين الأورام الحميدة (Benign) والأورام الخبيثة (Malignant). وقد سجلت الفئة الخبيثة أفضل النتائج، إذ بلغت الدقة النوعية (Precision) 91%، والاسترجاع (Recall) 89%، بينما وصلت قيمة مقياس F1-Score إلى 90%. وتُبرز هذه النتائج كفاءة النموذج في التعرف على الحالات الخبيثة وتصنيفها بشكل صحيح، وهو ما يُعد عاملاً مهماً في تطبيقات التشخيص الطبي.

في المقابل، حققت الفئة الحميدة أداءً أقل نسبياً مقارنة بالفئة الخبيثة، حيث بلغت الدقة النوعية (Precision) 76%، والاسترجاع (Recall) 80%، في حين سجل مقياس F1-Score قيمة قدرها 78%. ويشير هذا التباين إلى وجود بعض الصعوبات في التمييز بين الفئتين، مما أدى إلى ارتفاع نسبي في عدد الأخطاء التصنيفية المرتبطة بالحالات الحميدة.

كما أظهرت نتائج المتوسط الموزون (Average Weighted) قيماً بلغت 86% لكل من الدقة النوعية والاسترجاع ومقياس F1-Score، في حين بلغ المتوسط الكلي (Average Macro) حوالي 84%. وتدل هذه القيم على أن النموذج يتمتع بأداء متوازن بصورة عامة رغم وجود تفاوت في مستوى الأداء بين الفئتين. وبصفة عامة، تؤكد هذه النتائج فعالية

النموذج في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، مع تفوق ملحوظ في اكتشاف الحالات الخبيثة، مما يعزز إمكانية توظيفه كأداة مساعدة لدعم التشخيص المبكر للمرض.

1-10-3 تحليل منحنيات التعلم



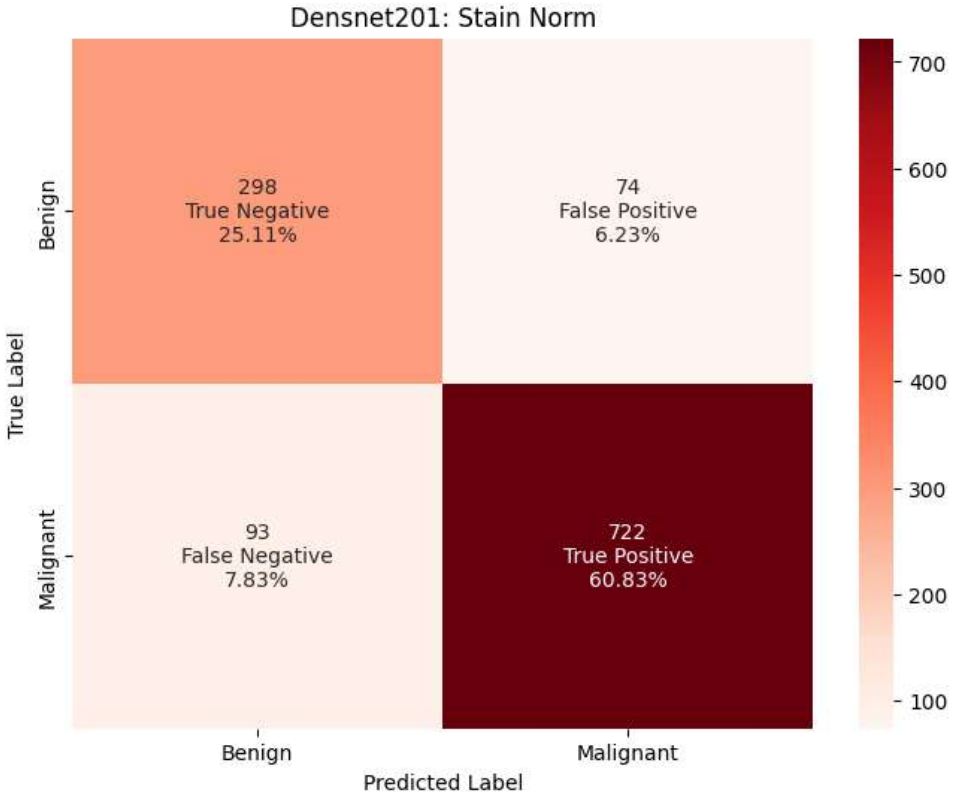
شكل 3-13. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet201 باستخدام تقنية توحيد الصبغة

يوضح الشكل3-13تطور أداء نموذج **DenseNet201** بعد تطبيق تقنية توحيد الصبغة على الصور النسيجية. وقد ساهمت هذه التقنية في توحيد التباينات اللونية الناتجة عن اختلاف بروتوكولات التلوين وظروف التصوير، مما أدى إلى تحسين تجانس البيانات المدخلة وتسهيل عملية استخراج السمات المهمة المرتبطة بالأنسجة المرضية.

- **منحنى الخسارة (Loss per Epoch):** يُلاحظ انخفاض تدريجي ومستقر في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) على مدار الحقب التدريبية، مع تقارب واضح بين المنحنيين طوال عملية التعلم. ويشير هذا السلوك إلى استقرار التدريب وقدرة النموذج على الاستفادة من البيانات المعالجة دون ظهور مؤشرات واضحة على فرط التعلّم (Overfitting). كما يعكس هذا التقارب فعالية تقنية توحيد الصبغة في تقليل التباين اللوني غير المرغوب فيه بين الصور، مما ساعد النموذج على التركيز على الخصائص النسيجية ذات الأهمية التشخيصية.

- **منحنى الدقة (Accuracy per Epoch):** يُظهر منحنى الدقة ارتفاعًا تدريجيًا في أداء النموذج خلال مرحلتي التدريب والتحقق، حيث استمرت الدقة في التحسن مع زيادة عدد الحقب إلى أن بلغت مستويات مرتفعة في نهاية التدريب. كما يُلاحظ تقارب منحنيي التدريب والتحقق وانخفاض التذبذبات في المراحل الأخيرة، وهو ما يدل على استقرار عملية التعلم وتحسن قدرة النموذج على التعميم. ويمكن إرجاع هذا الأداء إلى مساهمة تقنية توحيد الصبغة في توحيد المظهر اللوني للصور النسيجية، مما سهّل على النموذج استخراج السمات المميزة والتفريق بين الحالات الحميدة والخبيثة بصورة أكثر كفاءة.

2-10-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-14. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 عند توحيد الصبغة

جدول 3-16. نتائج اختبار نموذج DenseNet201

Metric	Value
Accuracy Test	0.8593
Loss Test	0.3044
Precision	0.9070
Recall	0.8859
F1-Score	0.8963
MCC	0.6780

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس، أظهر نموذج **DenseNet201** أداءً جيدًا على مجموعة الاختبار، حيث بلغت دقة التصنيف الكلية 85.93%. كما سجل النموذج قيمًا بلغت 90.70% لمقياس Precision، و88.59% لمقياس Recall، و89.63% لمقياس F1-score، إضافة إلى معامل ارتباط ماثيوز (MCC) الذي بلغ 67.80%. وتعكس هذه النتائج أداءً تصنيفيًا متوازنًا نسبيًا بين الفئتين، مع قدرة مقبولة على التمييز بين الحالات المختلفة.

ومن خلال تحليل مصفوفة الالتباس،يتضح أن النموذج تمكن من تصنيف 298 عينة من الفئة الحميدة (Benign) بشكل صحيح، وهو ما يمثل نسبة 79.57% من إجمالي عينات هذه الفئة، في حين تم تصنيف 74 حالة بشكل خاطئ على أنها خبيثة بنسبة 20.43%. أما بالنسبة للفئة الخبيثة ،(Malignant) فقد تم تصنيف 722 عينة بشكل صحيح بنسبة 88.59%، مقابل 93 حالة خبيثة تم تصنيفها بشكل غير صحيح على أنها حميدة بنسبة 11.41%. ويُلاحظ أن النموذج يُظهر قدرة أفضل نسبيًا على التعرف على الحالات الخبيثة مقارنة بالحالات الحميدة، وهو أمر بالغ الأهمية في التطبيقات الطبية، نظرًا لأهمية تقليل حالات السلبية الكاذبة (Negatives False)، أي الحالات الخبيثة التي يتم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها حميدة. ويعكس ذلك قدرة جيدة للنموذج على التعميم، مع وجود بعض الأخطاء المحدودة.

11-3 نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE و Normalization Stain

تم في هذه المرحلة اعتماد استراتيجية دمج تهدف إلى تحسين قدرة نموذج DenseNet على التعميم، وذلك من خلال الجمع بين تقنيات المعالجة المسبقة للصور الطبية، بما في ذلك CLAHE لتعزيز التباين المحلي وNormalization Stain لتوحيد خصائص الألوان بين العينات النسيجية. وقد ساهم هذا الدمج في تقليل التباين غير المرغوب فيه بين الصور وتحسين وضوح البنى النسيجية، مما انعكس إيجابًا على أداء النموذج خلال مرحلة الاختبار.

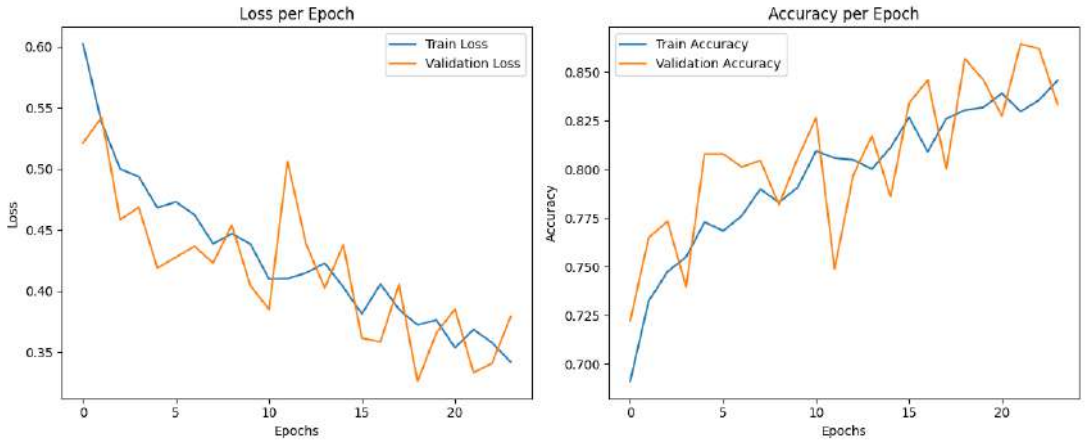
جدول 3-17. تقرير تصنيف نموذج DenseNet بعد الدمج

الفئة	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.86	0.66	0.75	372
Malignant	0.86	0.95	0.90	815
Accuracy		0.86		1187
Avg Macro	0.86	0.81	0.83	1187
Avg Weighted	0.86	0.86	0.85	1187

يُظهر تقرير التصنيف أن النموذج حقق أداءً جيدًا بشكل عام، حيث بلغت دقة التصنيف الكلية (Accuracy) حوالي 86%. كما سجلت فئة Malignant أداءً أعلى من حيث Recall (0.95)، مما يدل على قدرة النموذج العالية على اكتشاف الحالات السرطانية بشكل صحيح، وهو أمر بالغ الأهمية في التطبيقات الطبية.

في المقابل، سجلت فئة Benign قيمة Recall أقل (0.66)، مما يشير إلى وجود بعض الحالات التي تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها خبيثة. أما القيم المتوسطة (Average Macro و Average Weighted) فتؤكد استقرار الأداء العام مع تأثير واضح لعدم توازن البيانات.

3-11-1 تحليل منحنيات التعلم



شكل 3-15. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج DenseNet-201 عند الدمج

يوضح الشكل 3-15 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج DenseNet بعد تطبيق تقنيتي المعالجة المسبقة CLAHE وتوحيد الألوان (Normalization Stain).

منحنى الخسارة (Loss per Epoch)

نلاحظ انخفاضًا تدريجيًا ومنتظمًا ومستقرًا في قيم خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) عبر مختلف الحقب التدريبية، حيث تراجعت القيم من حوالي 0.60 لتصل إلى ما دون 0.37 في الحقبة الأخيرة. ويعكس هذا السلوك الهبوطي المتناسق قدرة النموذج على التعلم بشكل فعال وتحقيق تعميم جيد على البيانات غير المرئية (Generalization).

وعلى عكس النماذج المدربة على الصور الأصلية، يُلاحظ تقارب واضح بين منحني التدريب والتحقق دون ظهور أي تباعد (Divergence) مما يشير إلى غياب واضح لحالة فرط التعلّم (Overfitting). ومع ذلك، سُجلت بعض التذبذبات الطفيفة والمؤقتة في خسارة التحقق عند الحقبة الحادية عشرة (Epoch 11) قبل أن تعود إلى مسارها التنازلي، وهو سلوك طبيعي يرتبط بآلية التحديث العشوائي للأوزان (Optimization Mini-batch) خصوصًا مع البيانات الطبية عالية التعقيد.

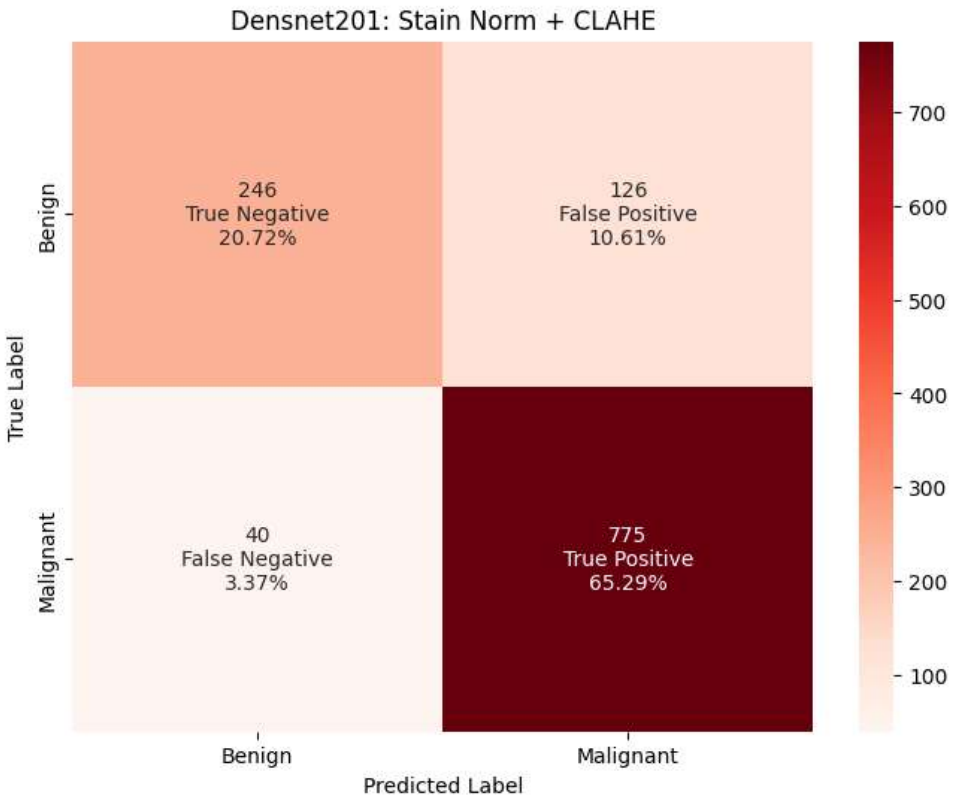
منحنى الدقة (Accuracy per Epoch)

يُظهر منحنى الدقة سلوكًا تصاعديًا مستقرًا، حيث بدأت دقة التدريب من حوالي 69% ثم تحسنت تدريجيًا وبشكل ثابت لتصل إلى حوالي 84.5% في نهاية التدريب.

في المقابل، اتبعت دقة التحقق (Validation Accuracy) نفس الاتجاه التصاعدي مع بعض التذبذب في المراحل المتقدمة، حيث تراوحت بين 83% و 86.5%.

إن ملاحظة تقارب أداء التحقق مع التدريب، وأحيانًا تفوقه، تعكس بوضوح الأثر الإيجابي لدمج تقنيتي CLAHE وStain Normalization. حيث ساهم هذا الدمج في تقليل الفروقات اللونية غير المرغوبة وتحسين تباين البنى النسيجية، مما أدى إلى تعزيز قدرة النموذج على استخراج الخصائص المهمة وتحسين التعميم على البيانات الجديدة.

3-11-2 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-16. مصفوفة الالتباس للنموذج Densnet201 عند توحيد الصبغة

جدول 3-18. نتائج اختبار نموذج DenseNet بعد الدمج

المقياس	القيمة
Loss Test	0.3171
Accuracy	0.8602
Precision	0.8602
Recall	0.9509
Score F1	0.9033
MCC	0.6641

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس، حقق نموذج **DenseNet201** بعد دمج تقنية CLAHE أداءً جيداً على مجموعة الاختبار، حيث بلغت دقة التصنيف الإجمالية 86.02%، مع قيمة Precision تساوي 86.02%، وRecall بلغت 95.09%، وF1-score وصلت إلى 90.33%، بالإضافة إلى معامل ارتباط ماثيو (MCC) الذي بلغ 66.41%، مما يعكس قدرة النموذج على تحقيق أداء تصنيفي قوي خاصة في التعرف على الحالات الخبيثة.

ومن خلال تحليل مصفوفة الالتباس، يتضح أن النموذج تمكن من تصنيف 246 عينة من الفئة الحميدة (Benign) بشكل صحيح، مقابل 126 حالة تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها خبيثة. في المقابل، تم تصنيف 775 عينة من الفئة الخبيثة (Malignant) بشكل صحيح، بينما تم تسجيل 40 حالة خبيثة تم تصنيفها بشكل غير صحيح على أنها حميدة. ويُلاحظ أن النموذج يُظهر حساسية عالية جداً تجاه الحالات الخبيثة، وهو ما يفسر ارتفاع قيمة Recall، مما يُعد أمراً مهماً في التطبيقات الطبية حيث يُفضل تقليل حالات الإغفال (False Negatives)، حتى وإن كان ذلك على حساب زيادة بسيطة في الحالات الإيجابية الكاذبة.

12-3 المناقشة العامة للنتائج

تهدف هذه الدراسة إلى تقييم تأثير تقنيات المعالجة المسبقة على أداء نموذج **DenseNet201** في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي اعتمادًا على قاعدة بيانات BreakHis. ولتحقيق ذلك، تمت مقارنة أداء النموذج باستخدام الصور الأصلية، وتقنية CLAHE، وتقنية Normalization Stain، بالإضافة إلى دمج التقنيتين معًا.

جدول 3-19. مقارنة أداء نموذج DenseNet201 تحت مختلف تقنيات المعالجة المسبقة

Technique	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	MCC
Images Original	0.9419	0.9560	0.9595	0.9577	0.8646
CLAHE	0.9377	0.9427	0.9681	0.9552	0.8536
Stain Normalization	0.8593	0.9070	0.8859	0.8963	0.6780
Stain + CLAHE	0.8602	0.8602	0.9509	0.9033	0.6641

من خلال النتائج المتحصل عليها، يتضح أن نموذج **DenseNet201** حقق أفضل أداء عند استخدام الصور الأصلية، حيث سجل أعلى دقة تصنيف وأفضل قيمة لمعامل ارتباط ماثيو (MCC)، مما يدل على قدرة النموذج على استخراج الخصائص النسيجية المهمة مباشرة من الصور دون الحاجة إلى معالجات إضافية مكثفة.

كما أظهرت تقنية CLAHE أداءً قريبًا جدًا من أداء الصور الأصلية، حيث حافظ النموذج على مستوى مرتفع من الدقة مع تحقيق قيمة استرجاع (Recall) أعلى للحالات الخبيثة. ويُعزى ذلك إلى قدرة هذه التقنية على تحسين التباين الموضعي وإبراز التفاصيل الدقيقة داخل الأنسجة، مما يساعد النموذج على اكتشاف عدد أكبر من الحالات السرطانية.

في المقابل، أدى تطبيق تقنية Normalization Stain إلى انخفاض ملحوظ في مؤشرات الأداء مقارنة بالصور الأصلية. ويمكن تفسير ذلك بأن عملية توحيد الصبغة قد غيّرت بعض الخصائص اللونية المميزة الموجودة في صور قاعدة بيانات BreakHis والتي يستفيد منها النموذج أثناء عملية التصنيف.

أما عند دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain، فلم يُسجل النموذج تحسنًا إضافيًا مقارنة باستخدام CLAHE وحدها، بل بقي الأداء قريبًا من نتائج توحيد الصبغة. وعلى الرغم من تسجيل قيمة مرتفعة للاسترجاع، إلا أن انخفاض الدقة النوعية (Precision) وقيمة MCC يشير إلى زيادة عدد الحالات الحميدة المصنفة خطأً على أنها خبيثة.

كما أظهرت منحنيات التعلم استقرارًا جيدًا أثناء التدريب في مختلف التجارب، مع تقارب واضح بين منحنيات التدريب والتحقق، مما يدل على قدرة نموذج **DenseNet201** على التعميم وعدم تأثره بشكل كبير بظاهرة فرط التعلم (Overfitting).

بصفة عامة، تشير النتائج إلى أن نموذج **DenseNet201** يتمتع بقدرة عالية على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، وأن تقنية CLAHE تُعد أكثر تقنيات المعالجة المسبقة فعالية ضمن هذه الدراسة، في حين لم تحقق تقنية Normalization Stain أو دمجها مع CLAHE تحسنًا ملموسًا مقارنة باستخدام الصور الأصلية.

تتفق النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة مع العديد من الدراسات الحديثة التي أكدت فعالية نموذج DenseNet201 في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. فقد قدمت دراسة Kaya وآخرون (2023) نموذجًا قائمًا على التعلم بالنقل باستخدام DenseNet201، وأظهرت النتائج قدرة النموذج على تحقيق معدلات دقة مرتفعة في تصنيف صور قاعدة بيانات BreakHis، مما يؤكد كفاءة البنية الكثيفة للنموذج في استخراج الخصائص النسيجية المهمة [81].

كما تتوافق نتائج هذه الدراسة مع دراسة Ak وآخرون (2023)، التي استخدمت نموذج DenseNet201 لاستخراج الخصائص العميقة من صور BreakHis مع مصنف .XGBoost وقد أظهرت الدراسة أن النموذج حقق أداءً متميزًا مقارنة بالعديد من النماذج الأخرى، وأكدت أن التعلم بالنقل باستخدام DenseNet201 يعد أسلوبًا فعالًا لتصنيف الأورام الحميدة والخبيثة [82].

ومن جهة أخرى، بينت دراسة Ramasamy وآخرون (2024) التي قارنت عدة نماذج تعلم بالنقل، من بينها DenseNet201 وDenseNet121 وInceptionV3 وMobileNetV2، أن نماذج DenseNet تمتلك قدرة عالية على تصنيف الصور النسيجية، مع اختلاف الأداء تبعًا لطبيعة البيانات وأساليب المعالجة المسبقة المستخدمة [83].

وبصفة عامة، تؤكد المقارنة مع الدراسات السابقة أن نموذج DenseNet201 يمثل أحد النماذج الفعالة في مجال تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، كما تشير إلى أن تأثير تقنيات المعالجة المسبقة يعتمد على خصائص

البيانات وآلية عمل النموذج. وتتفق هذه الملاحظات مع نتائج الدراسة الحالية، التي أظهرت أن الصور الأصلية وتقنية CLAHE قدمتا أفضل أداء، في حين أن توحيد الصبغة أو دمجه مع CLAHE لم يؤديا إلى تحسين واضح في دقة التصنيف.

13-3 نتائج نموذج Vision Transformer

يُخصَّص هذا القسم لاستعراض نتائج نموذج **Vision Transformer (ViT)** ومناقشة أدائه في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. ويركز التحليل على مقارنة أداء النموذج في مختلف مراحل التجربة من خلال دراسة مقاييس التقييم، ومنحنيات التدريب والتحقق، ومصفوفات الالتباس، وذلك لتقييم مدى استفادته من تقنيات المعالجة المسبقة وتحسين جودة الصور.

1-13-3 نتائج المرحلة الأولى: الأداء على البيانات الأصلية (Baseline)

في هذه التجربة، تم تدريب نموذج ViT باستخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات BreaKHis دون تطبيق أي تقنيات معالجة مسبقة. تهدف هذه الخطوة إلى تقييم كفاءة بنية المحولات الرؤية وآليات الانتباه الذاتي (Self-Attention) في استخلاص العلاقات والميزات النسيجية العالمية والموضعية مباشرة من الصور الخام، ومقارنتها بالشبكات الالتفافية التقليدية تم تلخيص أداء نموذج ViT باستخدام تقرير التصنيف (Classification Report) كالتالي: latex```

جدول 3-20. تقرير تصنيف نموذج ViT

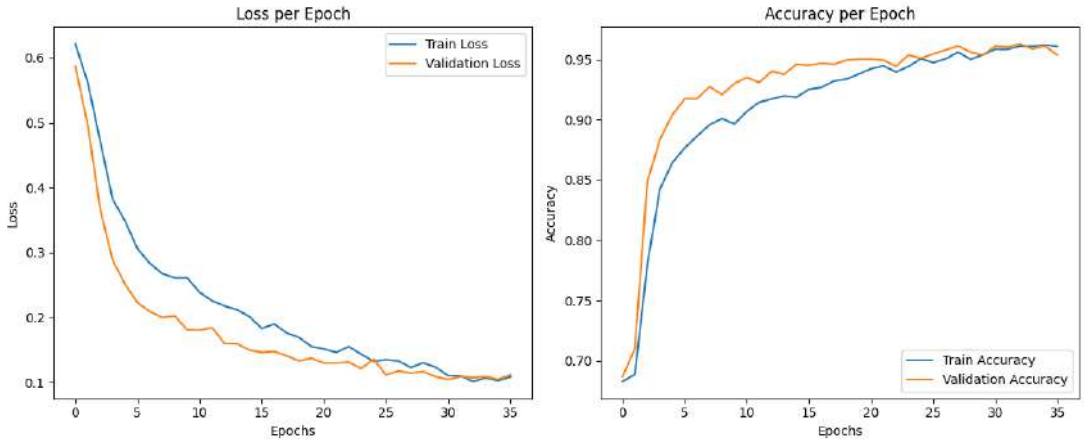
الفئة	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.92	0.93	0.92	372
Malignant	0.97	0.96	0.96	815
Avg Macro	0.94	0.95	0.94	1187
Avg Weighted	0.95	0.95	0.95	1187
Accuracy	0.95			

يوضح تقرير التصنيف أن نموذج ViT حقق أداءً مرتفعاً في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، حيث بلغت الدقة الكلية (Accuracy) نحو 95%، مما يعكس كفاءة النموذج في التمييز بين العينات الحميدة والخبيثة.

بالنسبة لفئة Benign، حقق النموذج قيمة Precision بلغت 0.92 وقيمة Recall بلغت 0.93، في حين سجل F1-Score قيمة 0.92، مما يشير إلى قدرة جيدة على التعرف على الحالات الحميدة مع تقليل أخطاء التصنيف.

أما بالنسبة لفئة Malignant، فقد أظهر النموذج أداءً متميزاً، حيث بلغت قيمة Precision 0.97 وقيمة Recall 0.96، كما حقق F1-Score قدره 0.96، مما يدل على كفاءة عالية في اكتشاف الحالات الخبيثة وتصنيفها بدقة، وهو أمر بالغ الأهمية في التطبيقات الطبية الخاصة بتشخيص سرطان الثدي.

2-13-3 تحليل منحنيات التعلم



شكل 3-17. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT باستخدام الصور الأصلية.

يوضح الشكل 3-17 تطور كل من دالة الخسارة يوضح الشكل تطور أداء نموذج Transformer Vision (ViT) خلال مرحلتي التدريب والتحقق .

- **منحنى الخسارة (Loss per Epoch):**

يُلاحظ انخفاض تدريجي في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) مع تقدم الحقب التدريبية. كما بقيت خسارة التحقق أقل من خسارة التدريب خلال معظم مراحل التدريب، مع تقارب المنحنيين تدريجياً واستقرارهما في الحقب الأخيرة، مما يعكس استقرار عملية التعلم.

- **منحنى الدقة (Accuracy per Epoch):**

يُظهر المنحنى ارتفاعاً تدريجياً في دقة كل من التدريب والتحقق منذ الحقب الأولى، حيث تجاوزت الدقة 95% في المراحل المتقدمة من التدريب. كما بقي منحنى دقة التحقق قريباً من منحنى دقة التدريب، مع تسجيل قيم أعلى بقليل في بعض الحقب، مع وجود تذبذبات طفيفة لا تؤثر في الاتجاه العام للأداء.

بصفة عامة، تُظهر المنحنيات تحسناً تدريجياً في أداء نموذج ViT خلال عملية التدريب، مع استقرار كل من قيم الخسارة والدقة في الحقب الأخيرة وتقارب نتائج التدريب والتحقق.

3-13-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-18. مصفوفة الالتباس للنموذج vit على الصور الاصلية

جدول 3-21. نتائج اختبار نموذج ViT على الصور الأصلية

Metric	Value
Loss Test	0,1187
Accuracy	0,9520
Precision	0,9679
Recall	0,9620
F1-Score	0,9649
MCC	0,8889

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحة أعلاه، حقق نموذج ViT أداءً تصنيفياً جيداً عند استخدام الصور الأصلية من قاعدة بيانات BreakHis دون تطبيق أي تقنيات معالجة مسبقة. حيث بلغت الدقة الإجمالية (Accuracy) حوالي 95.20%، مما يعكس قدرة النموذج على التعميم بشكل فعّال على بيانات الاختبار غير المرئية.

كما أظهر النموذج أداءً قوياً في اكتشاف الحالات الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 96.20%، وهي نتيجة مهمة في التطبيقات الطبية نظراً لأهمية تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

كذلك سجل معامل ارتباط ماثيوز (MCC) قيمة مرتفعة بلغت 0.8889، مما يدل على قوة النموذج في التمييز بين الفئتين مع توازن جيد في الأداء.

بشكل عام، تُظهر النتائج أن نموذج ViT يمتلك قدرة جيدة على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي حتى في حالة استخدام الصور الأصلية فقط، مع أداء مستقر وموثوق، إلا أن النتائج تبقى قابلة للتحسين عند إدخال تقنيات المعالجة المسبقة في المراحل اللاحقة من الدراسة.

3-13-4 نتائج المرحلة الثانية: تطبيق تقنية CLAHE على نموذج ViT

في هذه التجربة، تم تدريب نموذج **ViT** باستخدام صور قاعدة بيانات BreakHis بعد تطبيق تقنية تحسين التباين التكيفي المحدود (CLAHE)، وذلك بهدف تحسين وضوح البنى النسيجية وإبراز التفاصيل المهمة التي تساعد النموذج على التمييز بين الأورام الحميدة والخبيثة.

تم تلخيص أداء نموذج **ViT** باستخدام تقرير التصنيف (Classification Report) كما هو موضح في الجدول التالي:

جدول 3-22. تقرير تصنيف نموذج ViT بعد تطبيق CLAHE

الفئة	Precision	Recall	F1-Score	Support
Benign	0.95	0.91	0.93	372
Malignant	0.96	0.98	0.97	815
Avg Macro	0.95	0.94	0.95	1187
Avg Weighted	0.95	0.95	0.95	1187
Accuracy	0.95			

بناءً على تقرير التصنيف الخاص بنموذج ViT بعد تطبيق تقنية تحسين التباين (CLAHE) على الصور النسيجية لقاعدة بيانات BreakHis، يلاحظ تحقيق أداء تصنيفي مرتفع ومستقر، حيث بلغت الدقة الإجمالية (Accuracy) حوالي 95%، مما يعكس قدرة النموذج على التعميم بشكل جيد على بيانات الاختبار.

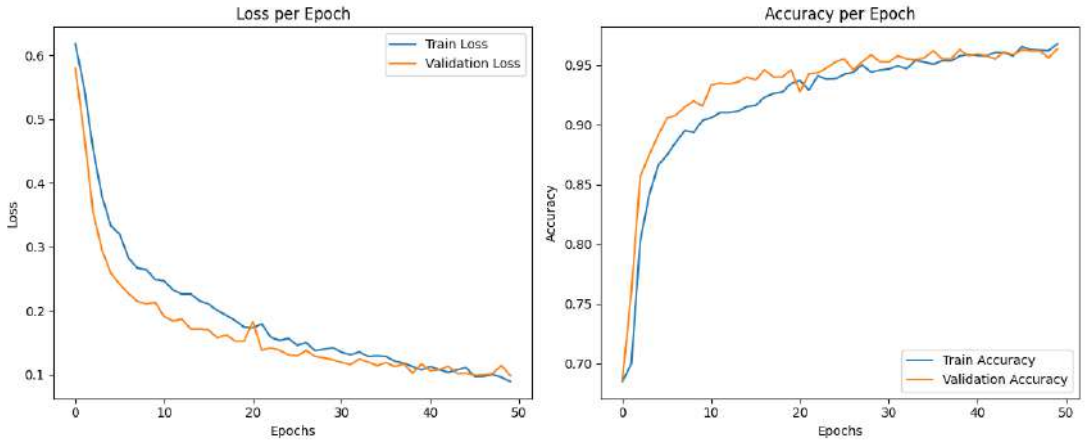
بالنسبة لفئة Benign، سجل النموذج قيمة Precision بلغت 0.95 وقيمة Recall بلغت 0.91 مع F1-Score يساوي 0.93، مما يدل على أداء جيد في التعرف على الحالات الحميدة مع وجود نسبة بسيطة من الأخطاء في الاسترجاع.

أما فئة Malignant فقد حققت أداءً أقوى، حيث بلغت قيمة Precision 0.96 وقيمة Recall 0.98، في حين بلغ F1-Score 0.97، وهو ما يعكس قدرة عالية جداً للنموذج على اكتشاف الحالات الخبيثة بدقة، وهو أمر بالغ الأهمية في التطبيقات الطبية.

كما أن القيم الإجمالية لكل من Average Macro وAverage Weighted جاءت متقاربة عند حوالي 0.95، مما يشير إلى توازن جيد في الأداء بين الفئتين رغم عدم تساوي عدد العينات.

بشكل عام، توضح النتائج أن دمج تقنية CLAHE ساهم في تحسين تباين الصور النسيجية، مما أدى إلى تعزيز قدرة نموذج ViT على استخراج الخصائص المميزة وتحقيق أداء تصنيفي مرتفع وموثوق.

5-13-3 تحليل منحنيات التعلم



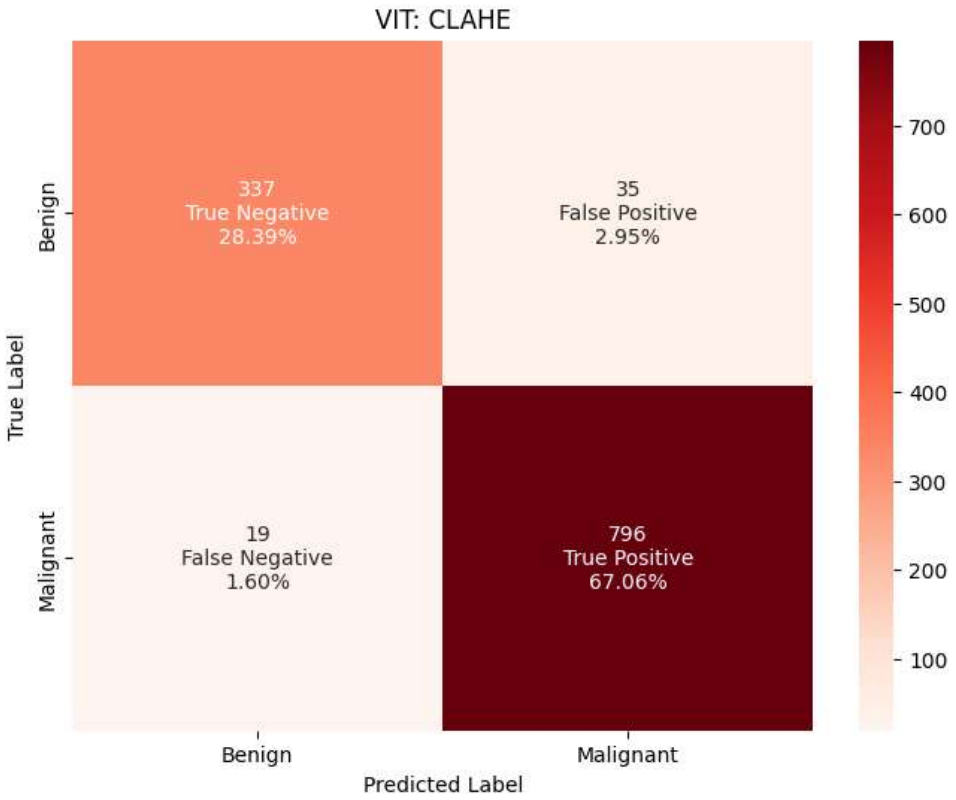
شكل 3-19. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT باستخدام الصور الأصلية

يوضح الشكل 3-19 تطور كل من دالة الخسارة (Loss) والدقة (Accuracy) أثناء مرحلتي التدريب والتحقق لنموذج ViT باستخدام صور CLAHE:

منحنى الخسارة (Loss per Epoch): نلاحظ انخفاضًا تدريجيًا ومتوازيًا في قيم خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) عبر مختلف الحقب التدريبية، مما يدل على تحسن مستمر في أداء النموذج وقدرته على تعلم الخصائص النسيجية المهمة بكفاءة. كما يُلاحظ تقارب واضح بين منحنيي الخسارة دون ظهور تباعد ملحوظ بينهما، وهو ما يشير إلى استقرار عملية التعلم وعدم تأثر النموذج بظاهرة فرط التعلم (Overfitting). وفي المراحل الأخيرة من التدريب تستقر قيم الخسارة عند مستويات منخفضة، مما يعكس وصول النموذج إلى حالة جيدة من التقارب (Convergence).

منحنى الدقة (Accuracy per Epoch): يُظهر المنحنى ارتفاعًا تدريجيًا ومستمرًا لكل من دقة التدريب (Train Accuracy) ودقة التحقق (Validation Accuracy) مع تقدم عملية التدريب، حيث بلغت الدقة مستويات مرتفعة تجاوزت 95%. كما يُلاحظ وجود تقارب كبير بين منحنيي الدقة طوال معظم مراحل التدريب مع استقرار واضح في الحقب الأخيرة، مما يؤكد قدرة النموذج على التعميم الجيد على البيانات غير المرئية ويعكس فعالية تقنية CLAHE في تحسين جودة البيانات المدخلة.

6-13-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-20. مصفوفة الالتباس للنموذج Vit على clahe

جدول 3-23. نتائج تقييم نموذج ViT باستخدام صور CLAHE

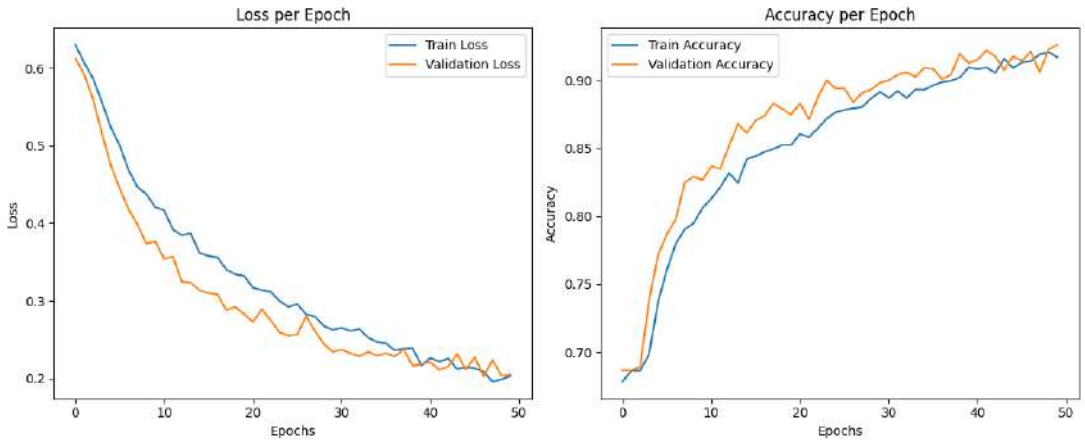
Metric	Value
Test Accuracy	0.9545
Test Loss	0.1164
Precision	0.9579
Recall	0.9767
F1-Score	0.9672
MCC	0.8935

بناءً على نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه، حقق نموذج **ViT** دقة إجمالية بلغت 95.45% عند استخدام صور CLAHE من قاعدة بيانات BreakHis. كما أظهر النموذج قدرة ممتازة على اكتشاف الحالات الخبيثة (Malignant)، حيث بلغ معدل الاسترجاع (Recall) حوالي 97.67%، وهي نتيجة مهمة في التطبيقات الطبية نظرًا لأهمية تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة.

من جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي(0.8935)، مما يشير إلى وجود توافق مرتفع بين القيم المتوقعة والحقيقية وقدرة تصنيفية قوية ومتوازنة بين الفئتين.

بصفة عامة، أظهرت النتائج أن نموذج **ViT** يمتلك قدرة عالية على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي عند استخدام تقنية CLAHE، حيث حقق مستويات مرتفعة من الدقة والاسترجاع ومعامل ،(F1)-Score مما يجعله من النماذج الواعدة لتطبيقات التشخيص بمساعدة الحاسوب.

7-13-3 نتائج المرحلة الثالثة: توحيد الصبغة النسيجية لنموذج ViT



شكل 3-21. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT بعد توحيد الصبغة

يوضح الشكل3-21تطور أداء نموذج Transformer Vision خلال مرحلتي التدريب والتحقق حقبة تدريبية، حيث تعكس المنحنيات سلوكاً تعلمياً مستقراً وقدرة جيدة على التعميم.

- **منحنى الخسارة (Loss per Epoch):**

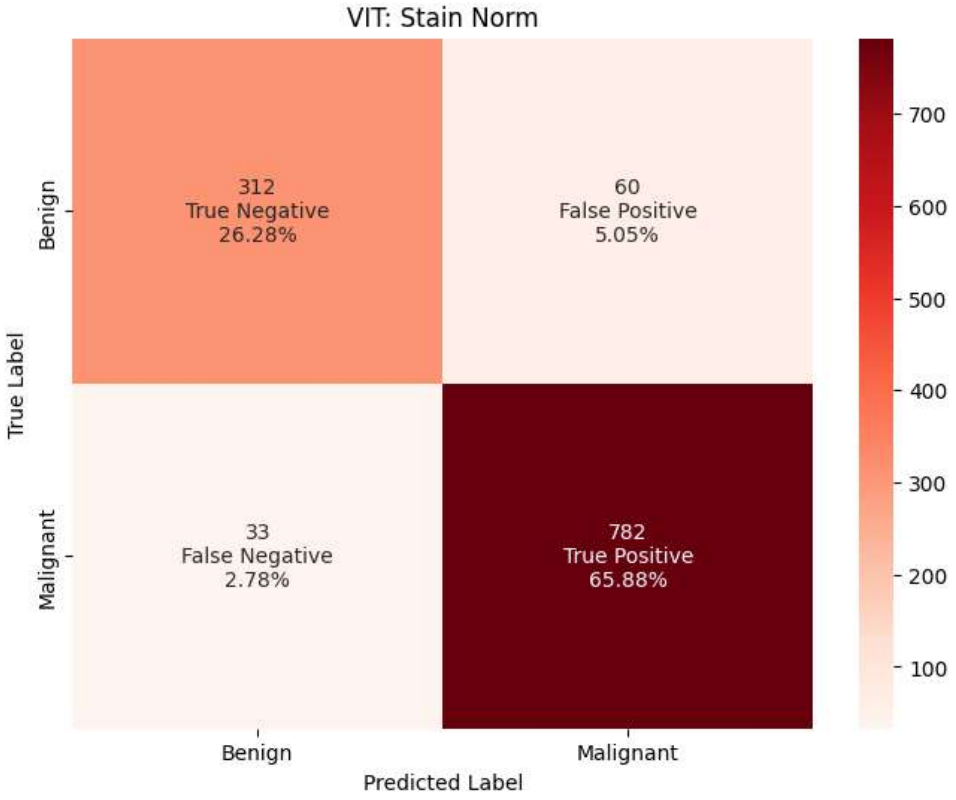
يُلاحظ انخفاض تدريجي ومنتظم في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) مع تقدم عملية التدريب. كما يظهر تقارب واضح بين المنحنيين طوال الحقب التدريبية، مع استقرار خسارة التحقق عند مستويات منخفضة، مما يشير إلى قدرة النموذج على التعميم بشكل جيد وعدم تأثره بظاهرة فرط التعلّم (Overfitting). ويعكس هذا السلوك فعالية إعدادات التدريب وجودة البيانات المستخدمة في بناء النموذج.

- **منحنى الدقة (Accuracy per Epoch):**

يبيّن منحنى الدقة تحسناً سريعاً في المراحل الأولى من التدريب، حيث ارتفعت دقة كل من التدريب والتحقق بصورة متواصلة حتى تجاوزت نسبة 90% في الحقب المتقدمة. كما يُلاحظ وجود توافق كبير بين منحنيي الدقة، مع غياب التذبذبات الحادة أو التباعد الملحوظ بينهما، مما يدل على استقرار عملية التعلم وقدرة النموذج على استخراج الخصائص التمييزية للصور بكفاءة عالية.

وبصفة عامة، تعكس هذه النتائج أداءً مستقراً وفعالاً لنموذج ViT، حيث تمكن من تحقيق توازن جيد بين التعلم من بيانات التدريب والقدرة على التعميم على بيانات التحقق، مما يجعله مناسباً لمهام تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي.

8-13-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-22. مصفوفة الالتباس للنموذج vit بعد توحيد الصبغة

جدول 3-24. نتائج تقييم نموذج ViT باستخدام Normalization Stain

Metric	Value
Accuracy Test	0.9217
Loss Test	0.1974
Precision	0.9287
Recall	0.9595
F1-Score	0.9439
MCC	0.8155

تشير نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه إلى أن نموذج **ViT** حقق دقة إجمالية بلغت 92.17% عند استخدام تقنية Normalization. Stain كما أظهر النموذج قدرة جيدة على التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة، حيث بلغت قيمتا الدقة (Precision) والاسترجاع (Recall) 92.87% و95.95% على التوالي، في حين بلغت قيمة F1-Score حوالي 94.39%، مما يعكس توازناً جيداً بين الدقة والاسترجاع.

ومن جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي 0.8155، وهي قيمة مرتفعة نسبياً تشير إلى وجود توافق جيد بين التصنيفات المتوقعة والتصنيفات الحقيقية، مما يعكس موثوقية النموذج في عملية التصنيف.

وبصفة عامة، تعكس هذه النتائج فعالية نموذج **ViT** عند استخدام تقنية Normalization Stain، حيث حقق مستويات مرتفعة في مختلف مؤشرات التقييم مع قدرة جيدة على التعميم وتصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي بدقة عالية.

3-13-9 نتائج المرحلة الرابعة: دمج تقنيتي CLAHE وتوحيد الصبغة لنموذج ViT

في هذه التجربة، تم تطبيق تقنيتي توحيد الصبغة (Normalization Stain) وتحسين التباين (CLAHE) على صور قاعدة بيانات BreakHis قبل تدريب نموذج Transformer Vision .(ViT) يهدف هذا الدمج إلى تقليل الاختلافات اللونية الناتجة عن إجراءات التلوين المجهري وتحسين وضوح التفاصيل النسيجية المهمة، مما يساعد النموذج على استخراج خصائص أكثر تميزاً ودقة.

جدول 3-25. تقرير تصنيف نموذج ViT بعد دمج تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين

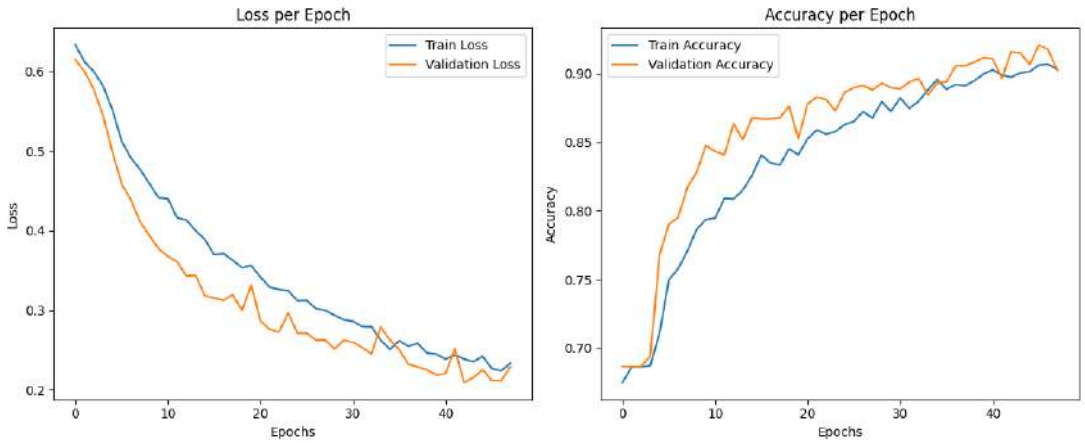
الفئة	Precision	Recall	F1-Score	الدعم
Benign	0.87	0.81	0.84	372
Malignant	0.92	0.94	0.93	815
Accuracy	0.90			
Avg Macro	0.89	0.88	0.89	1187
Avg Weighted	0.90	0.90	0.90	1187

يوضح تقرير التصنيف أن نموذج ViT حقق أداءً جيداً في تصنيف صور سرطان الثدي بعد تطبيق تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين. فقد بلغت الدقة الكلية (Accuracy) حوالي 90%، مما يدل على قدرة النموذج على التمييز بين الصور الحميدة والخبيثة بكفاءة مرتفعة.

بالنسبة لفئة Malignant، حقق النموذج قيمة Recall بلغت 94.0 وقيمة F1-Score بلغت 93.0، مما يعكس قدرته العالية على اكتشاف الحالات الخبيثة بشكل صحيح وتقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة، وهو جانب بالغ الأهمية في التطبيقات الطبية. كما سجلت الفئة قيمة Precision بلغت 92.0، مما يدل على انخفاض عدد التصنيفات الإيجابية الخاطئة.

أما فئة Benign فقد حققت قيمة Precision بلغت 87.0 وقيمة Recall بلغت 81.0، وهو ما يشير إلى أداء جيد في التعرف على الحالات الحميدة، رغم وجود بعض حالات الالتباس مع الفئة الخبيثة. كما بلغ المتوسط المرجح

(Average Weighted) لمقاييس الأداء الرئيسية 90.0، مما يؤكد توازن النموذج وفعاليته في التعامل مع عدم تساوي عدد العينات بين الفئتين.



شكل 3-23. منحنيات التدريب والتحقق لنموذج ViT بعد دمج

يوضح الشكل 3-23 تطور أداء نموذج ViT بعد تطبيق تقنيتي توحيد الصبغة (Normalization Stain) وتحسين التباين (CLAHE) على الصور المدخلة. وقد ساهمت هذه المعالجات المسبقة في تحسين جودة البيانات وتقليل التباينات غير المرغوبة بين الصور، مما انعكس إيجاباً على عملية التعلم وأداء النموذج.

- **منحنى الخسارة (Loss per Epoch):**

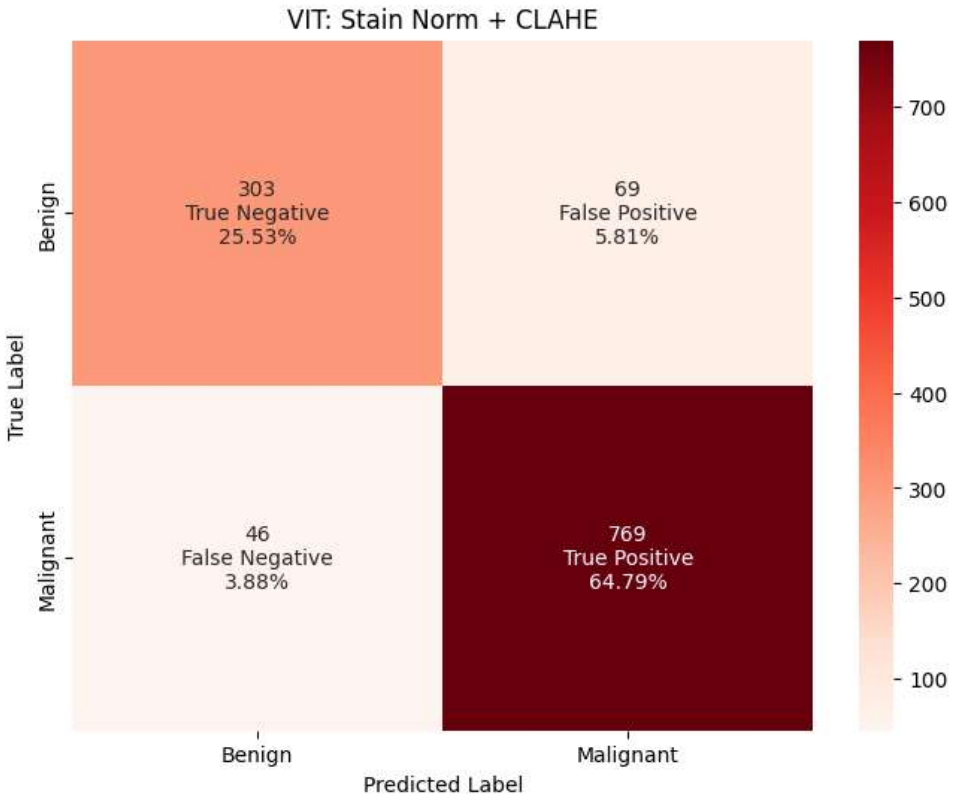
يُلاحظ انخفاض تدريجي ومستقر في كل من خسارة التدريب (Train Loss) وخسارة التحقق (Validation Loss) على امتداد الحقب التدريبية. كما يظهر تقارب واضح بين المنحنيين دون وجود تباعد ملحوظ، مما يدل على قدرة النموذج على التعميم بشكل جيد وعدم تأثره بظاهرة فرط التعلّم (Overfitting). ويعكس هذا السلوك الأثر الإيجابي لتقنيات المعالجة المسبقة في تقليل الضوضاء البصرية وتحسين جودة الخصائص المستخرجة من الصور.

- **منحنى الدقة (Accuracy per Epoch):**

يُظهر منحنى الدقة تحسناً سريعاً خلال المراحل الأولى من التدريب، حيث ارتفعت دقة كل من التدريب والتحقق بشكل متواصل حتى تجاوزت 90% في الحقب المتقدمة. كما يتضح وجود توافق كبير بين منحنيي الدقة مع استقرار الأداء في المراحل النهائية من التدريب، مما يشير إلى نجاح النموذج في تعلم الخصائص النسيجية المميزة للصور. ويؤكد هذا التقارب أن دمج تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين ساهم في توفير بيانات أكثر تجانساً، الأمر الذي انعكس على تحسين دقة التصنيف واستقرار عملية التعلم.

بصفة عامة، تُبرز هذه النتائج فعالية دمج تقنيتي Normalization Stain وCLAHE في تحسين جودة الصور النسيجية، مما مكّن نموذج ViT من تحقيق أداء تصنيفي مرتفع ومستقر على بيانات التحقق والاختبار.

10-13-3 تحليل مصفوفة الالتباس



شكل 3-24. مصفوفة الالتباس للنموذج Vit بعد دمج

جدول 3-26. نتائج اختبار نموذج ViT بعد دمج تقنيتي توحيد الصبغة وتحسين التباين

Metric	Value
Accuracy Test	0.9031
Loss Test	0.2453
Precision	0.9177
Recall	0.9436
F1-Score	0.9304
MCC	0.7718

تشير نتائج الاختبار ومصفوفة الالتباس الموضحتين أعلاه إلى أن نموذج **ViT** حقق دقة إجمالية بلغت 90.31% عند استخدام دمج تقنيتي CLAHE وStain. Normalization كما أظهر النموذج قدرة جيدة على التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة، حيث بلغت قيمتا الدقة (Precision) والاسترجاع (Recall) 91.77% و94.36% على التوالي، في حين بلغت قيمة F1-Score حوالي 93.04%، مما يعكس توازناً جيداً بين الدقة والاسترجاع.

ومن جهة أخرى، بلغت قيمة معامل ارتباط ماثيو (MCC) حوالي 0.7718، وهي قيمة تشير إلى وجود توافق جيد بين التصنيفات المتوقعة والتصنيفات الحقيقية.

وبصفة عامة، أظهرت نتائج دمج تقنيتي CLAHE وNormalization Stain أداءً جيداً لنموذج **ViT** في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، مع قدرة جيدة على التمييز بين الفئتين وتحقيق نتائج متوازنة في مختلف مؤشرات التقييم.

14-3 مناقشة عامة لنتائج نموذج Vision Transformer

جدول 3-27. مقارنة أداء نموذج ViT باستخدام تقنيات المعالجة المسبقة المختلفة

Technique	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	MCC
Images Original	0.9520	0.9679	0.9620	0.9649	0.8889
CLAHE	0.9545	0.9579	0.9767	0.9672	0.8935
Stain Normalization	0.9217	0.9287	0.9595	0.9439	0.8155
Stain + CLAHE	0.9031	0.9177	0.9436	0.9304	0.7718

15-3 المناقشة العامة لنتائج نموذج المحوّل البصري

أظهرت نتائج الدراسة أن نموذج Transformer Vision (ViT) يمتلك قدرة عالية على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي من قاعدة بيانات BreakHis، حيث حقق مستويات مرتفعة من الدقة ومختلف مؤشرات الأداء عبر مراحل التجارب المختلفة. ويُعزى ذلك إلى اعتماد النموذج على آلية الانتباه الذاتي (Self-Attention) التي تسمح بتحليل العلاقات بين أجزاء الصورة واستخراج الخصائص المحلية والعالمية في الوقت نفسه، مما يجعله مناسباً لمهام تصنيف الصور الطبية المعقدة.

عند استخدام الصور الأصلية، حقق النموذج دقة بلغت حوالي 95.20% مع قيمة F1-Score بلغت 96.49% ومعامل ارتباط ماثيو (MCC) قدره 0.8889، مما يدل على قدرة جيدة على التمييز بين الحالات الحميدة والخبيثة وتحقيق توازن مقبول بين الحساسية والدقة.

أما بعد تطبيق تقنية CLAHE، فقد سجل النموذج أفضل أداء بين جميع التجارب، حيث ارتفعت الدقة إلى 95.45% وتحسن معدل الاسترجاع (Recall) إلى 97.67% مع زيادة قيمة MCC إلى 0.8935. وتشير هذه النتائج إلى أن تحسين التباين ساهم في إبراز التفاصيل النسيجية الدقيقة، مما مكّن نموذج ViT من استخراج خصائص أكثر تميزاً وتحسين قدرته على اكتشاف الأورام الخبيثة، وهو أمر ذو أهمية كبيرة في التطبيقات الطبية.

في المقابل، أدى استخدام تقنية توحيد الصبغة (Normalization Stain) إلى تحقيق دقة بلغت 92.17%، وهي أقل من أداء الصور الأصلية وتقنية CLAHE. وقد يشير ذلك إلى أن عملية توحيد الصبغة، رغم دورها في تقليل الاختلافات

اللونية بين الشرائح النسيجية، ربما أدت إلى فقدان بعض المعلومات البصرية الدقيقة التي يعتمد عليها نموذج ViT في عملية التصنيف.

كما أظهرت نتائج دمج تقنيتي CLAHE وتوحيد الصبغة انخفاضاً إضافياً في الأداء، حيث بلغت الدقة 90.31%، وهي أقل من جميع الحالات السابقة. ويمكن تفسير ذلك بأن الدمج بين المعالجتين أدى إلى تعديل مفرط للصور النسيجية، مما أثر في بعض الخصائص المهمة التي يحتاجها نموذج ViT لاستخراج السمات التمييزية بكفاءة.

ومن خلال تحليل منحنيات التعلم، لوحظ وجود تقارب واضح بين منحنيات التدريب والتحقق في مختلف التجارب، مع انخفاض تدريجي للخسارة وارتفاع مستمر للدقة، دون ظهور مؤشرات واضحة على فرط التعلّم (Overfitting)، مما يدل على استقرار عملية التدريب وقدرة النموذج على التعميم على البيانات غير المرئية.

كما دعمت نتائج مصفوفات الالتباس هذه الملاحظات، حيث أظهر النموذج قدرة أكبر على اكتشاف الحالات الخبيثة مقارنة بالحالات الحميدة، وهو أمر إيجابي في مجال التشخيص الطبي نظراً لأن تقليل عدد الحالات السرطانية غير المكتشفة يمثل أولوية أساسية.

بصفة عامة، تشير نتائج الدراسة إلى أن نموذج Transformer Vision (ViT) يعد نموذجاً فعالاً لتصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، وأن تقنية CLAHE كانت أفضل أسلوب للمعالجة المسبقة في هذه الدراسة، حيث حققت أعلى قيم لمختلف مؤشرات الأداء، في حين أن توحيد الصبغة أو دمجه مع CLAHE لم يؤدِ إلى تحسين الأداء، بل تسبب في انخفاضه. وتؤكد هذه النتائج أن تأثير المعالجة المسبقة يعتمد على طبيعة النموذج المستخدم، وأن تحسين جودة الصور لا يضمن بالضرورة تحقيق أداء أفضل، بل يجب اختيار التقنية التي تتوافق مع خصائص النموذج وبنية البيانات.

تتوافق النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة مع العديد من الدراسات الحديثة التي أكدت الكفاءة العالية لنماذج المحولات البصرية (Transformer Vision) في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. فقد بينت دراسة Baroni وآخرون (2024) أن نماذج ViT قادرة على تحقيق أداء مرتفع في مهام تصنيف الصور النسيجية، كما أشارت إلى أن تأثير تقنيات المعالجة المسبقة يعتمد على طبيعة البيانات وبنية النموذج المستخدم، وهو ما يتفق مع نتائج هذه الدراسة التي أظهرت تفاوت تأثير تقنيات المعالجة المسبقة على أداء النموذج [84].

كما تتوافق نتائج هذه الدراسة مع ما توصلت إليه دراسة Fatma وآخرون (2026)، التي اعتمدت على قاعدة بيانات BreakHis لتشخيص سرطان الثدي باستخدام نموذج محسن من Vision Transformer. وقد أوضحت الدراسة أن تطبيق تقنية تحسين التباين (CLAHE) ساهم في تعزيز الخصائص النسيجية الدقيقة وتحسين أداء النموذج، في حين أن تأثير تقنيات توحيد الصبغة يختلف تبعاً لخصائص البيانات وطبيعة بنية النموذج، وهو ما يدعم النتائج المتحصل عليها في هذه الدراسة [85].

ومن جهة أخرى، أشارت دراسة StainSWIN (2024) إلى أن تقنيات توحيد الصبغة تعد من الأساليب المهمة لتقليل الاختلافات اللونية في الصور النسيجية، إلا أن فعاليتها تختلف باختلاف نموذج التعلم العميق المستخدم. وقد أوضحت الدراسة أن المعالجة المفرطة للصور قد تؤدي إلى فقدان بعض الخصائص النسيجية الدقيقة اللازمة لعملية التصنيف، وهو ما يمكن أن يفسر انخفاض أداء نموذج ViT عند استخدام توحيد الصبغة أو دمجه مع تقنية CLAHE في هذه الدراسة [86].

وبصفة عامة، تؤكد المقارنة مع الدراسات السابقة أن نموذج Transformer Vision يعد من النماذج الواعدة في مجال تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، كما تبين أن اختيار تقنية المعالجة المسبقة المناسبة يمثل عاملاً أساسياً في تحسين الأداء. وتشير هذه النتائج إلى أن تحسين جودة الصور لا يؤدي بالضرورة إلى رفع كفاءة التصنيف، بل يعتمد ذلك على مدى توافق أسلوب المعالجة المسبقة مع خصائص النموذج والبيانات المستخدمة.

16-3 المقارنة والمناقشة العامة بين النماذج

تهدف هذه المرحلة إلى مقارنة أداء النماذج الثلاثة المدروسة (DenseNet201، InceptionV3 وTransformer Vision (ViT من أجل تحديد النموذج الأكثر كفاءة في تصنيف صور سرطان الثدي ضمن قاعدة بيانات BreakHis. تُظهر النتائج التجريبية أن جميع النماذج تمكنت من تحقيق أداء جيد في مهمة

جدول 3-28. المقارنة النهائية لأداء النماذج باستخدام أفضل تقنية لكل نموذج

النموذج	أفضل تقنية	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	MCC
InceptionV3	Stain Normalization + CLAHE	82.56%	85.35%	90.06%	87.64%	5834.0
DenseNet201	CLAHE	93.77%	94.27%	96.81%	95.52%	8536.0
ViT	CLAHE	95.45%	95.79%	97.67%	96.72%	8935.0

تُظهر النتائج النهائية المقارنة بين النماذج الثلاثة المدروسة (InceptionV3، DenseNet201، Vision Transformer) باستخدام أفضل إعداد تم الحصول عليه لكل نموذج.

يمكن ملاحظة أن نموذج Transformer Vision حقق أفضل أداء شامل، حيث سجل أعلى قيمة للدقة 95.45% وأفضل نتائج في جميع مؤشرات التقييم، بما في ذلك F1-Score وMCC، مما يعكس قدرته العالية على استخراج العلاقات العالمية داخل الصور النسيجية بفضل آلية الانتباه الذاتي (Self-Attention).

في المرتبة الثانية، جاء نموذج DenseNet201 بأداء قوي جداً، خاصة عند استخدام تقنية CLAHE، حيث حقق نتائج مرتفعة ومتوازنة، مما يؤكد فعالية الشبكات الالتفافية الكثيفة في استخراج الميزات الدقيقة من الصور الطبية.

أما نموذج InceptionV3 فقد سجل أقل أداء مقارنة بالنموذجين الآخرين، رغم تحسن الحساسية (Recall)، إلا أن انخفاض الدقة العامة ومؤشر MCC يشير إلى محدودية قدرته مقارنة بالنماذج الأحدث. وبصفة عامة، تؤكد هذه النتائج أن النماذج المعتمدة على Transformer أصبحت أكثر كفاءة في مهام التصنيف الطبي مقارنة بالشبكات الالتفافية التقليدية، خاصة عند توفر بيانات ذات بنية معقدة مثل الصور النسيجية.

الخاتمــة العامــة

هدفت هذه الدراسة إلى تقييم أداء بعض نماذج التعلم العميق الحديثة في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي إلى فئتين رئيسيتين هما الأورام الحميدة والأورام الخبيثة، وذلك بالاعتماد على قاعدة بيانات BreakHis. كما سعت الدراسة إلى تحليل تأثير تقنيات المعالجة المسبقة للصور على أداء هذه النماذج، من خلال تطبيق تقنيتي CLAHE وStain Normalization بالإضافة إلى الدمج بينهما، بهدف تحسين جودة الصور وإبراز الخصائص النسيجية المهمة التي تساعد النماذج على التعلم واستخراج السمات التمييزية بصورة أكثر فعالية.

اعتمد الجانب التطبيقي من هذه الدراسة على ثلاثة نماذج حديثة في مجال الرؤية الحاسوبية والتعلم العميق، وهي InceptionV3 وDenseNet-201 وVision Transformer (ViT). وقد تم تدريب هذه النماذج واختبارها في أربع حالات مختلفة تشمل الصور الأصلية والصور المعالجة باستعمال تقنيات المعالجة المسبقة المختلفة، ثم تقييم أدائها باستخدام مجموعة من المقاييس المعتمدة في تصنيف الصور الطبية، والمتمثلة في الدقة (Accuracy)، والاسترجاع (Recall)، والدقة الإيجابية (Precision)، ودرجة F1-Score، ومعامل ارتباط ماثيوز (MCC).

أظهرت النتائج التجريبية أن نماذج التعلم العميق الحديثة تمتلك قدرة عالية على تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي، مع وجود فروقات واضحة في الأداء بين النماذج المدروسة. وقد تبين أن نموذج Vision Transformer (ViT) حقق أفضل النتائج مقارنة بالنماذج الأخرى، مما يؤكد فعالية آلية الانتباه التي يعتمد عليها في تمثيل المعلومات واستخراج الخصائص المعقدة من الصور النسيجية.

كما أظهرت النتائج أن تقنية CLAHE كانت الأكثر فعالية بين تقنيات المعالجة المسبقة المدروسة، حيث ساهمت في تحسين أداء نموذج ViT ليحقق أعلى دقة بلغت 95.45%، مع قيمة Precision تساوي 95.79%، وقيمة Recall بلغت 97.67%، ودرجة F1-Score بلغت 96.72%، بالإضافة إلى معامل ارتباط ماثيوز مقداره 0.8935. وتدل هذه النتائج على أن تحسين التباين المحلي للصورة يساعد النموذج على إبراز التفاصيل النسيجية الدقيقة والتمييز بشكل أفضل بين العينات الحميدة والخبيثة.

في المقابل، أظهرت تقنية Stain Normalization نتائج أقل مقارنة بالصور الأصلية وتقنية CLAHE، حيث سجل النموذج دقة قدرها 92.17%. كما أن الدمج بين تقنيتي CLAHE وStain Normalization لم يؤدِّ إلى تحسين الأداء، بل حقق أدنى النتائج بدقة بلغت 90.31%. ويشير ذلك إلى أن تأثير المعالجة المسبقة يعتمد بشكل كبير على طبيعة البيانات والنموذج المستخدم، وأن تطبيق عدد أكبر من خطوات المعالجة لا يؤدي بالضرورة إلى تحسين نتائج التصنيف.

بشكل عام، تؤكد النتائج المتحصل عليها أهمية اختيار تقنيات المعالجة المسبقة المناسبة عند تطوير أنظمة التشخيص المعتمدة على الذكاء الاصطناعي، كما تبرز الإمكانات الكبيرة التي توفرها نماذج المحولات البصرية الحديثة،

وخاصة نموذج ViT، في تحسين دقة تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي. ويمكن أن تساهم هذه النماذج مستقبلاً في دعم الأطباء ومساعدتهم على اتخاذ قرارات تشخيصية أكثر دقة وموثوقية.

الآفاق المستقبلية

في ضوء النتائج المتحصل عليها، يمكن اقتراح مجموعة من الآفاق البحثية التي من شأنها المساهمة في تحسين أداء أنظمة تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي المعتمدة على التعلم العميق.

أولاً، يمكن توسيع نطاق الدراسة ليشمل نماذج أكثر حداثة في مجال المحولات البصرية، مثل Swin Transformer وDeiT، ومقارنة أدائها مع النماذج المدروسة في هذا العمل. كما يمكن تطوير نماذج هجينة تجمع بين الشبكات العصبية الالتفافية والمحولات البصرية (CNN-Transformer Hybrids) للاستفادة من قدرة الشبكات الالتفافية على استخراج الخصائص المحلية وقدرة المحولات على تمثيل العلاقات بعيدة المدى داخل الصورة.

ثانياً، يمكن دراسة تأثير تقنيات معالجة مسبقة إضافية على أداء النماذج، خاصة أن نتائج هذه الدراسة أظهرت أن تقنية CLAHE ساهمت في تحسين الأداء، بينما لم تحقق عملية الدمج بين CLAHE وStain Normalization النتائج المتوقعة. لذلك، قد يكون من المفيد اختبار تقنيات أكثر تطوراً لتوحيد الصبغات وتحسين جودة الصور، مثل StainGAN أو CycleGAN.

ثالثاً، يمكن توسيع الدراسة لتشمل قواعد بيانات نسيجية أخرى، أو دمج عدة قواعد بيانات معاً بهدف زيادة تنوع العينات وتحسين قدرة النماذج على التعميم. كما يمكن الاستفادة من تقنيات زيادة البيانات (Data Augmentation) والنماذج التوليدية مثل GANs لتوليد عينات اصطناعية تسهم في تحسين عملية التدريب وتقليل تأثير عدم توازن البيانات.

إضافة إلى ذلك، يمكن دراسة استراتيجيات تعلم أكثر تقدماً، مثل التعلم شبه الموجّه (Semi-Supervised Learning) أو التعلم الذاتي الإشراف (Self-Supervised Learning)، بهدف الاستفادة من البيانات غير الموسومة وتقليل الحاجة إلى عمليات الوسم اليدوي المكلفة في المجال الطبي.

وأخيراً، يمكن توجيه الجهود نحو تطوير أنظمة دعم القرار الطبي (Clinical Decision Support Systems) المعتمدة على هذه النماذج، مع دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (Explainable AI) لزيادة شفافية القرارات وتحسين ثقة الأطباء في النتائج، مما يسهم في تعزيز إمكانية استخدام هذه الأنظمة في البيئات الطبية الحقيقية.

الملحقات

بناء شبكة عصبية التفافية

في هذا الملحق نعرض مثالا نقوم فيه باستخدام حزمة tensorflow ببناء وتنفيذ شبكة عصبية التفافية خطوة بخطوة، مع توضيح كيفية معالجة كل طبقة للصورة المدخلة وتحويلها إلى تمثيلات أكثر ملاءمة لاستخراج الميزات والتصنيف.

الخطوة 1: استيراد المكتبات المطلوبة

في هذه الخطوة نقوم باستيراد مكتبة tensorflow لتنفيذ عمليات الشبكات العصبية الالتفافية، ومكتبة Matplotlib لعرض الصور والنتائج.

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
```

الخطوة 2: تحميل الصورة ومعالجتها مسبقًا

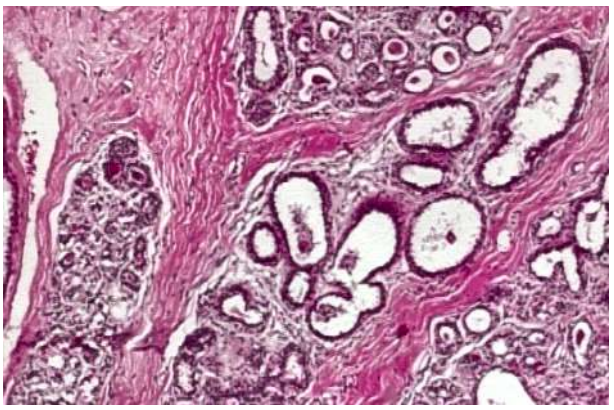
يتم تحميل الصورة، ثم تحويلها إلى صورة بتدرج رمادي (Grayscale)، وتغيير أبعادها إلى (200×200) بكسل، ثم تنظيم (Normalize) قيم البكسلات لتكون ضمن المجال المناسب للمعالجة.

```
InputImagePath = "../ImputImage"

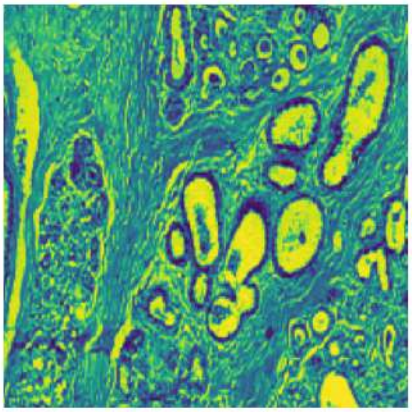
Img = tf.io.read_file(InputImagePath)
Img = tf.io.decode_png(image, channels=1)
Img = tf.image.resize(image, [200, 200])
Img = tf.image.convert_image_dtype(image, tf.float32)

print("Shape Of Original Image:", Img.shape)

plt.figure(figsize=(6,6))
plt.imshow(tf.squeeze(Img))
plt.title("Original Image")
plt.axis('off')
plt.show()
```



(أ) الصورة الأصلية



(ب) الصورة الأصلية بعد المعالجة الأولية

شكل 3-25. مقارنة بين الصور النسيجية الأصلية والصور بعد المعالجة الاولية بالكود السابق.

الخطوة 3: تعريف مرشح الالتفاف (Convolution Kernel)

في هذه الخطوة يتم تعريف مرشح لابلاس لاكتشاف الحواف (Laplacian Kernel) بهدف استخراج الميزات المهمة من الصورة.

```
Laplaciankernel = tf.constant([
                                [-1, -1, -1],
                                [-1,  8, -1],
                                [-1, -1, -1]
                                ], dtype=tf.float32)

Laplaciankernel = tf.reshape(Laplaciankernel, [3, 3, 1, 1])

# Add batch dimension
Img = tf.expand_dims(Img, axis=0)
```

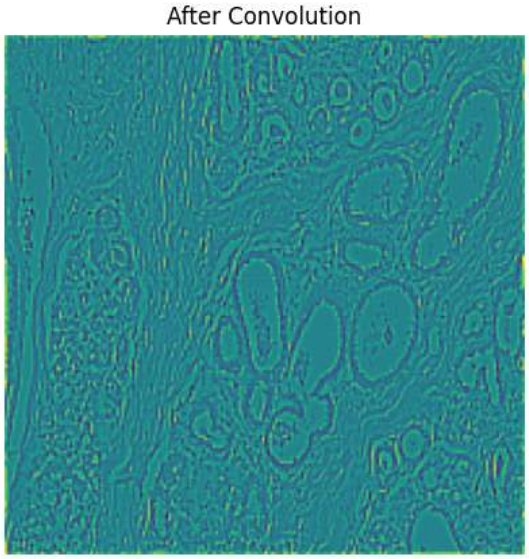
الخطوة 4: تطبيق طبقة الالتفاف

تقوم طبقة الالتفاف (Convolution Layer) بتطبيق المرشح على الصورة لاستخراج الحواف والميزات المهمة.

```
conv_Img = tf.nn.conv2d(
           input=Img,
           filters=Laplaciankernel,
           strides=[1, 1, 1, 1],
           padding='SAME')
```

```
print("After Convolution Shape:", conv_Img.shape)

plt.figure(figsize=(5,5))
plt.imshow(tf.squeeze(conv_output))
plt.title("After Convolution")
plt.axis('off')
plt.show()
```



شكل 3-26. شكل الصورة النسيجية بعد عملية الالتفاف.

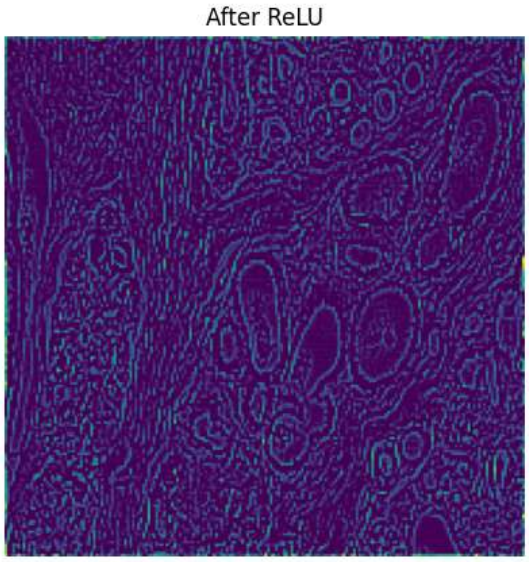
الخطوة 5: تطبيق دالة التنشيط

تقوم دالة (ReLU) بإزالة القيم السالبة واستبدالها بالصفر، مما يضيف خاصية اللاخطية (Non-linearity) إلى الشبكة ويساعدها على تعلم أنماط أكثر تعقيدًا.

```
relu_Img = tf.nn.relu(conv_Img)

print("Shape After ReLU:", relu_Img.shape)

plt.figure(figsize=(6,6))
plt.imshow(tf.squeeze(relu_output))
plt.title("After ReLU Activation")
plt.axis('off')
plt.show()
```



شكل 3-27. شكل الصورة النسيجية بعد تطبيق دالة ReLU

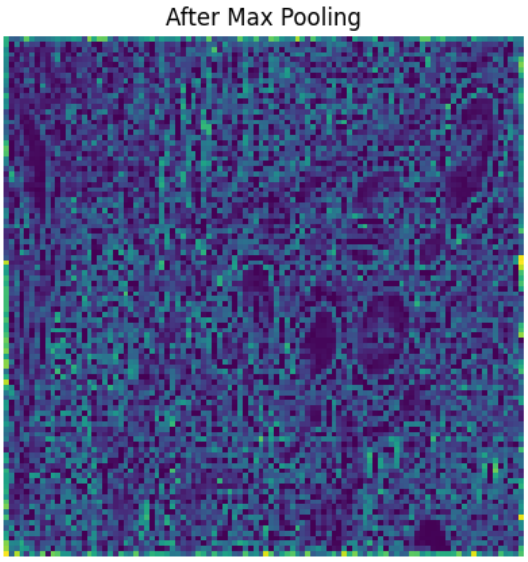
الخطوة 6: تطبيق طبقة التجميع الأعظمي

تعمل طبقة (Max Pooling) على تقليل الأبعاد المكانية للصورة مع الاحتفاظ بأهم الميزات المستخرجة.

```
pool_Img = tf.nn.max_pool2d(
                  #input=relu_Img,
                  input=tf.squeeze(relu_Img, axis=1),
                  ksize=[1, 2, 2, 1],
                  strides=[1, 2, 2, 1],
                  padding='SAME')

print("Shape After Pooling:", pool_Img.shape)

plt.figure(figsize=(5,5))
plt.imshow(tf.squeeze(pool_Img))
plt.title("After Max Pooling")
plt.axis('off')
plt.show()
```



شكل 3-28. شكل الصورة النسيجية بعد عملية التجميع .

الخطوة 7: تطبيق طبقة التسطيح

تحول طبقة (Flatten Layer) خرائط الميزات ثنائية الأبعاد إلى شعاع أحادي البعد ليتم استخدامه في الطبقات كاملة الاتصال.

```
flatten_layer = tf.keras.layers.Flatten()
flatten_Img = flatten_layer(pool_Img)

print("Shape After Flatten:", flatten_Img.shape)

print("First 30 Flattened Values:")
print(flatten_Img.numpy()[0][:30])
```

الخطوة 8: تعريف مرشح الالتفاف (Fully Connected Layer)

تتعلم الطبقة كاملة الاتصال (Dense Layer) الأنماط عالية المستوى من متجه الميزات الناتج عن طبقة Flatten، ثم تنتج التنبؤات النهائية.

```
dense_layer = tf.keras.layers.Dense(
                                    units=64,
                                    activation='relu')

dense_Img = dense_layer(flatten_Img)

print("Shape After Fully Connected Layer:", dense_Img.shape)
```

المـراجع

[1] Institute for Health Metrics and Evaluation. Global burden of disease, 2024. Accessed: .16-06-2026

[2] World Health Organization. Breast cancer fact sheet, 2023. Accessed: .14-04-2026

[3] Institut National de Sante Publique (INSP). Reseau national des registres des cancers, 2024. Accessed: .16-06-2026

[4] World Health Organization. Promoting cancer early diagnosis, 2017. Accessed: .14-04-2026

[5] National Cancer Institute. Breast cancer, 2023.

[6] Fabio A. Spanhol, L. S. Oliveira, Caroline Petitjean, and Laurent Heutte. A dataset for breast cancer histopathological image classification. *Pattern Recognition*, ,595--61:584 2016.

[7] Joann G. Elmore, Gary M. Longton, Patricia A. Carney, and et al. Diagnostic concordance among pathologists interpreting breast biopsy specimens. *JAMA*, ,1132--1122:(11)313 2015.

[8] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, 2015.

[9] Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, and et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 2017.

[10] Alexey Dosovitskiy et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv preprint arXiv:2010.11929*, 2020.

[11] International Agency for Research on Cancer. *Breast Cancer Screening*. IARC Handbooks of Cancer Prevention. IARC, 2016.

[12] National Comprehensive Cancer Network. Nccn clinical practice guidelines in oncology: Breast cancer screening, 2023.

[13] M. T. Mandelson, N. Oestreicher, P. L. Porter, et al. Breast density as a predictor of mammographic detection. *Journal Name*, 2000.

[14] D. S. Gomes, S. S. Porto, D. Balabram, and H. Gobbi. Interobserver variability in breast pathology. *Journal Name*, 2014.

[15] T. T. Brunyé, T. Drew, D. L. Weaver, and J. G. Elmore. Visual search and diagnostic accuracy in pathology. *Journal Name*, 2017.

[16] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, ,444--436:(7553)521 2015.

[17] John McCarthy, Marvin L Minsky, Nathaniel Rochester, and Claude E Shannon. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence. Technical report, Dartmouth College, 1955.

[18] Stuart Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson, 4th edition, 2020.

[19] James Hendler. Avoiding another ai winter. *IEEE Intelligent Systems*, ,4--2:(2)23 2008.

[20] Edward H Shortliffe. *Computer-based medical consultations: MYCIN*. Elsevier, 1976.

[21] Bruce G Buchanan and Edward H Shortliffe. *Rule-based expert systems: the MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*. Addison-Wesley, 1984.

[22] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 25, pages ,1105--1097 2012.

[23] Andrew Janowczyk and Anant Madabhushi. Deep learning for digital pathology image analysis: A comprehensive tutorial with selected use cases. *Journal of Pathology Informatics*, 7(1):29, 2016.

[24] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.

[25] Francesco Curia. Transfer learning based performance comparison of the pre-trained deep neural networks. *Journal of Quality in Health Care and Economics*, 5, 2022.

[26] Andre Esteva, Brett Kuprel, Roberto A Novoa, Justin Ko, Susan M Swetter, Helen M Blau, and Sebastian Thrun. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, ,118--115:(7639)542 2017.

[27] Shervin Minaee, Yuri Boykov, Fatih Porikli, Antonio Plaza, Nasser Kehtarnavaz, and Demetri Terzopoulos. Image segmentation using deep learning: a survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, ,3542--3523:(7)44 2021.

[28] Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, ,88--42:60 2017.

[29] Thomas J Fuchs et al. Deep learning for histopathology: a review. *The Journal of Pathology*, ,425--410:(4)254 2021.

[30] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pages .241--234 Springer, 2015.

[31] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages ,778--770 2016.

[32] Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv preprint arXiv:2010.11929*, 2020.

[33] Mateusz Buda, Atsuto Maki, and Maciej A Mazurowski. A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Pattern Recognition*, ,259--85:249 2018.

[34] Nicola Michielli, Alessandro Caputo, Manuela Scotto, Alessandro Mogetta, Orazio Antonino Maria Pennisi, Filippo Molinari, Davide Balmativola, Martino Bosco, Alessandro Gambella, Jasna Metovic, Daniele Tota, Laura Carpenito, Paolo Gasparri, and Massimo Salvi. Stain normalization in digital pathology: Clinical multi-center evaluation of image quality. *Journal of Pathology Informatics*, 13:100145, 2022.

[35] Andreas Holzinger, Chris Biemann, Constantinos S Pattichis, and Douglas B Kell. Causability and explainability of artificial intelligence in medicine. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 9(4):e1312, 2019.

[36] David H. Hubel and Torsten N. Wiesel. Receptive fields of single neurons in the cat's striate cortex. *Journal of Physiology*, ,591--574:(3)148 1959.

[37] Syed Qamrun Nisa, Amelia Ritahani Ismail, M. A. B. MD Ali, and Mohammad Shadab Khan. Medical image analysis using deep learning: A review. In *2020 IEEE 7th International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences (ICETAS)*, pages ,3--1 2020.

[38] Fabio A Spanhol, Luiz S Oliveira, Caroline Petitjean, and Laurent Heutte. A dataset for breast cancer histopathological image classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(7):1455--,1462 2016.

[39] Babak Ehteshami Bejnordi, Mitko Veta, Paul Johannes Van Diest, Bram Van Ginneken, Nico Karssemeijer, Geert Litjens, Jeroen Awm Van Der Laak, et al. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer. *JAMA*, 318(22):2199-,2210- 2017.

[40] Neeraj Kumar, Ruchika Verma, Sanjeev Sharma, Sharat Bhargava, Abhishek Vahadane, and Amit Sethi. A dataset and a technique for generalized nuclear segmentation for digital pathology. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, ,1560--1550:(7)36 2017.

[41] Angel Cruz-Roa, Hannah Gilmore, Anupama Basavanhally, Michael Feldman, Shridar Ganesan, Natalie Nch Shih, John Tomaszewski, Anant Madabhushi, and Fabio González. Automatic detection of invasive ductal carcinoma in whole slide images with convolutional neural networks. In *Medical Imaging 2014: Digital Pathology*, volume 9041, page 904103. SPIE, 2014.

[42] Matthew D Zeiler and Rob Fergus. Visualizing and understanding convolutional networks. In *Computer Vision--ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September ,12-6 2014, Proceedings, Part I 13*, pages .833--818 Springer, 2014.

[43] Maximilian Ilse, Jakub Tomczak, and Max Welling. Attention-based deep multiple instance learning. In *International Conference on Machine Learning*, pages .2136--2127 PMLR, 2018.

[44] Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2021.

[45] Richard J. Chen et al. Scaling vision transformers to gigapixel images via hierarchical self-supervised learning. *arXiv preprint arXiv:2108.10470*, 2022.

[46] Usman Haider, Muhammad Hanif, Ahmar Rashid, Khursheed Aurangzeb, Akhtar Khalil, and Musaed Alhussein. Discriminative dictionary learning using penalized rank-1 approximation for breast cancer classification with imbalanced dataset. *IEEE Access*, 2023.

[47] Sreedhar Kollem, Chandrasekhar Sirigiri, and Samineni Peddakrishna. A novel hybrid deep cnn model for breast cancer classification using lipschitz-based image augmentation and recursive feature elimination. *Biomedical Signal Processing and Control*, 95:106406, 2024.

[48] Ramgopal Kashyap. Dilated residual grooming kernel model for breast cancer detection. *Pattern Recognition Letters*, ,164--159:157 2022.

[49] Zhanbo Yang, Lingyan Ran, Shizhou Zhang, Yong Xia, and Yanning Zhang. Ems-net: Ensemble of multiscale convolutional neural networks for classification of breast cancer histology images. *Neurocomputing*, ,53--366:46 2019.

[50] Yiping Zhou, Can Zhang, and Shaoshuai Gao. Breast cancer classification from histopathological images using resolution adaptive network. *IEEE Access*, ,35991--10:35977 2022.

[51] Ritesh Maurya, Nageshwar Nath Pandey, Malay Kishore Dutta, and Mohan Karnati. Fccs-net: Breast cancer classification using multi-level fully convolutional-channel and spatial attention-based transfer learning approach. *Biomedical Signal Processing and Control*, 94:106258, 2024.

[52] Weiming Mi, Junjie Li, Yucheng Guo, Xinyu Ren, Zhiyong Liang, Tao Zhang, and Hao Zou. Deep learning-based multi-class classification of breast digital pathology images. *Cancer Management and Research*, pages ,4617--4605 2021.

[53] Daniel S Luz, Thiago JB Lima, Romuere RV Silva, Deborah MV Magalhães, and Flavio HD Araujo. Automatic detection metastasis in breast histopathological images based on ensemble learning and color adjustment. *Biomedical Signal Processing and Control*, 75:103564, 2022.

[54] Ertan Bütün, Murat Uçan, and Mehmet Kaya. Automatic detection of cancer metastasis in lymph node using deep learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 82:104564, 2023.

[55] M Sreeraj and Jestin Joy. A machine learning based framework for assisting pathologists in grading and counting of breast cancer cells. *ICT Express*, ,444--440:(4)7 2021.

[56] Mobeen Ur Rehman, Suhail Akhtar, Muhammad Zakwan, and Muhammad Habib Mahmood. Novel architecture with selected feature vector for effective classification of mitotic and non-mitotic cells in breast cancer histology images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71:103212, 2022.

[57] Xueqin Zhang, Chang Liu, Tianren Li, and Yunlan Zhou. The whole slide breast histopathology image detection based on a fused model and heatmaps. *Biomedical Signal Processing and Control*, 82:104532, 2023.

[58] Chengyang Gao, Qiule Sun, Wen Zhu, Lizhi Zhang, Jianxin Zhang, Bin Liu, and Junxing Zhang. Transformer based multiple instance learning for wsi breast cancer classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 89:105755, 2024.

[59] Mamoona Humayun, Muhammad Ibrahim Khalil, Saleh Naif Almuayqil, and Noor Zaman Jhanjhi. Framework for detecting breast cancer risk presence using deep learning. *Electronics*, 12(2):403, 2023.

[60] David Murcia-Gomez, Ignacio Rojas-Valenzuela, and Olga Valenzuela. Impact of image preprocessing methods and deep learning models for classifying histopathological breast cancer images. *Applied Sciences*, 12(22):11375, 2022.

[61] Areej A Malibari, Marwa Obayya, Abdulbaset Gaddah, Amal S Mehanna, Manar Ahmed Hamza, Mohamed Ibrahim Alsaid, Ishfaq Yaseen, and Amgad Atta Abdelmageed. Artificial hummingbird algorithm with transfer-learning-based mitotic nuclei classification on histopathologic breast cancer images. *Bioengineering*, 10(1):87, 2023.

[62] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, ,1916--1904:(9)37 2015.

[63] Christian et al. Szegedy. Rethinking the inception architecture for computer vision. *CVPR*, 2016.

[64] Gao et al. Huang. Densely connected convolutional networks. *CVPR*, 2017.

[65] Karel Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics Gems IV*. Academic Press, 1994.

[66] Marc Macenko, Marc Niethammer, J. Stephen Marron, et al. A method for normalizing histology slides for quantitative analysis. In *ISBI*, 2009.

[67] Erik Reinhard, Michael Ashikhmin, Bruce Gooch, and Peter Shirley. Color transfer between images. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001.

[68] Sinno Jialin Pan and Qiang Yang. A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, ,1359--1345:(10)22 2010.

[69] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, and Li Fei-Fei. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages ,255--248 2009.

[70] Francois Chollet. *Deep Learning with Python*. Manning Publications, 2 edition, 2021.

[71] S. Vidivelli, P. Padmakumari, C. Parthiban, A. DharunBalaji, R. Manikandan, and Amir H. Gandomi. Optimising deep learning models for ophthalmological disorder classification. *Scientific Reports*, 2025.

[72] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens Van Der Maaten, and Kilian Q Weinberger. Densely connected convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.

[73] Md Zahangir Alom et al. A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures. *Electronics*, 8(3):292, 2019.

[74] S. Vidivelli, P. Padmakumari, C. Parthiban, A. DharunBalaji, R. Manikandan, and A. H. Gandomi. Optimising deep learning models for ophthalmological disorder classification. *Scientific Reports*, 2024.

[75] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *CVPR*, 2016.

[76] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens Van Der Maaten, and Kilian Q Weinberger. Densely connected convolutional networks. *CVPR*, 2017.

[77] Christian Szegedy et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning. In *AAAI*, 2016.

[78] Muhammad Nawaz et al. Breast cancer classification using transfer learning based inceptionv3 model. *Diagnostics*, 2023.

[79] Laith Alzubaidi et al. Deep learning models for breast cancer histopathological image classification: A comparative study. *Scientific Reports*, 2024.

[80] Metin N. Gurcan et al. Histopathological image analysis: A review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2023.

[81] A magnification-independent method for breast cancer classification using transfer learning. *Healthcare Analytics*, 2023.

[82] Alireza Maleki, Mohammad Raahemi, and Hamid Nasiri. Breast cancer diagnosis from histopathology images using deep neural network and xgboost. *Biomedical Signal Processing and Control*, 86:105152, 2023.

[83] Valarmathi Krishnasamy Meena Prakash Ramasamy, Thayammal Subburaj and Vimala Mannarsamy. Performance analysis of breast cancer histopathology image classification using transfer learning models. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2024.

[84] G. L. Baroni et al. Optimizing vision transformers for histopathology: Pretraining and normalization in breast cancer classification. *Journal of Imaging*, 10(5):108, 2024.

[85] T. Fatma et al. Magnification-independent breast cancer diagnosis using a gwo-enhanced vision transformer with multi-stage stain normalization. *Scientific Reports*, 2026.

[86] X. Li et al. Vision transformer-based stain normalization for histopathology image analysis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 131:108136, 2024.

ملخص

هدفت هذه الدراسة إلى تقييم فعالية تقنيات التعلم العميق في الكشف المبكر عن سرطان الثدي من خلال تصنيف الصور النسيجية إلى أورام حميدة وأخرى خبيثة باستخدام قاعدة بيانات BreakHis. ولتحقيق هذا الهدف، تم الاعتماد على ثلاثة نماذج متقدمة للتعلم العميق هي: InceptionV3 وDenseNet-201 وVision Transformer (ViT). كما تم دراسة تأثير مجموعة من تقنيات المعالجة المسبقة للصور، والمتمثلة في CLAHE وStain Normalization بالإضافة إلى الدمج بينهما، بهدف تحسين جودة الصور النسيجية وتعزيز أداء النماذج في عملية التصنيف.

أظهرت النتائج أن تقنيات المعالجة المسبقة كان لها تأثير إيجابي في تحسين أداء النماذج المدروسة، حيث ارتفعت دقة نموذج InceptionV3 من (78,60%) عند استخدام الصور الأصلية إلى (82,56%) عند تطبيق المعالجة المسبقة المدمجة (CLAHE + Stain Normalization)، مما يؤكد فعالية هذه التقنيات في تحسين جودة الصور وإبراز الخصائص النسيجية المهمة للتصنيف.

كما حقق نموذج DenseNet-201 أداءً جيدًا، حيث بلغت الدقة حوالي (86%)، إلى جانب قيم مرتفعة لمؤشرات Precision وRecall وF1-Score، وهو ما يعكس قدرته على استخراج السمات النسيجية الدقيقة والتمييز بكفاءة بين الأورام الحميدة والخبيثة.

أما نموذج Vision Transformer (ViT) فقد حقق أفضل النتائج بين جميع النماذج المختبرة، حيث بلغت دقة التصنيف (95,20%)، مع قيم Precision وRecall وF1-Score بلغت (96,79%) و(96,20%) و(96,49%) على التوالي، بالإضافة إلى قيمة MCC بلغت (88,89%)، مما يدل على كفاءة عالية وموثوقية كبيرة في تصنيف الصور النسيجية لسرطان الثدي.

تؤكد هذه النتائج أهمية توظيف تقنيات المعالجة المسبقة في تحسين جودة الصور الطبية ورفع أداء نماذج التعلم العميق، كما تبرز الإمكانات الواعدة لنموذج Vision Transformer (ViT) بوصفه النموذج الأكثر فعالية ضمن النماذج المدروسة. وعليه، يمكن اعتباره خيارًا واعدًا لتطوير أنظمة ذكية داعمة للتشخيص المبكر لسرطان الثدي والمساعدة في اتخاذ القرار الطبي.

كلمات مفتاحية

سرطان الثدي، التصوير النسيجي، التعلم العميق، الشبكات العصبية الالتفافية، قاعدة بيانات BreakHis، المعالجة المسبقة للصور، تحسين التباين (CLAHE)، تطبيع الصبغات، التصنيف الثنائي، الكشف المبكر عن السرطان، تقييم النماذج

ABSTRACT

This study aimed to evaluate the effectiveness of deep learning techniques in the early detection of breast cancer through the classification of histopathological images into benign and malignant tumors using the **BreakHis** dataset. To achieve this objective, three advanced deep learning models were employed: **InceptionV3**, **DenseNet-201**, and **Vision Transformer (ViT)**. In addition, the impact of several image preprocessing techniques was investigated, namely **CLAHE** and **Stain Normalization**, as well as their combination, in order to enhance image quality and improve the classification performance of the models.

The results showed that preprocessing techniques had a positive impact on model performance, where the accuracy of the **InceptionV3** model increased from (**60%.78**) when using raw images to (**56%.82**) after applying the combined preprocessing approach (CLAHE + Stain Normalization), confirming the effectiveness of these techniques in improving image quality and highlighting important histological features for classification.

The **DenseNet-201** model also achieved good performance, reaching an accuracy of approximately (**86%**), along with high values of **Precision**, **Recall**, and **F1-Score**. This reflects its ability to extract fine-grained histological features and effectively distinguish between benign and malignant tumors.

The **Vision Transformer (ViT)** model achieved the best results among all tested models, with a classification accuracy of (**20%.95**). The values of **Precision**, **Recall**, and **F1-Score** were (**79%.96**), (**20%.96**), and (**49%.96**), respectively. In addition, the **MCC** value reached (**89%.88**), indicating high performance and strong reliability in classifying breast histopathological images.

These findings highlight the importance of applying image preprocessing techniques to improve the quality of medical images and enhance the performance of deep learning models. They also emphasize the promising potential of the **Vision Transformer (ViT)** as the most effective model among those studied. Consequently, it can be considered a promising approach for developing intelligent systems to support early breast cancer diagnosis and clinical decision-making.

KEYWORDS

Breast cancer, histopathological imaging, deep learning, convolutional neural networks (CNNs), BreakHis dataset, image preprocessing, contrast enhancement (CLAHE), stain normalization, binary classification, early cancer detection, model evaluation metrics