الجمـــهوريـــة العربيـــة الســـوريـــة

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعـــة دمشـــــق

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية

قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات

الكشف الآلي عن الأجسام المطمورة اعتماداً على صور رادار اختراق سطح الأرض باستخدام الشبكات العصبونية الالتفافية

رسالة مقدَّمة لنيل درجة الماجستير في هندسة الإلكترونيات التطبيقية

إعداد

م. هشام نصر

إشراف

أ. د. م. نديم شاهين

العام الدراسي

2022-2023

صفحة قرار لجنة الحكم وتوقيعات لجنة المناقشة Approval Page

تصريح خطي

أنا الموقّع أدناه أصرّح بعلمي الكامل، وقبولي:

1. أن كل ما ينتج عن البحث والرسالة هو ملكية فكرية ومالية بالتشارك مع جامعة دمشق، وأنا ألتزم بأخذ موافقة الجامعة في حال رغبتي في نشر البحث أو الرسالة أو جزء منها نصّاً أو مضموناً خارج إطار الجامعة (من دُور نشر أو مكتبات أو مواقع إلكترونية وغيرها من وسائل النشر).

2. أنه لا يوجد أي جزء من هذه الرسالة أُقتُبس من أي عمل آخر أو أُنجز للحصول على شهادة أخرى في جامعة دمشق أو أيّة جامعة أو معهد تعليمي داخل الجمهورية العربية السورية أو خارجها.

الاسم والتوقيع

.

شكر وتقدير Acknowledgment

أتقدّم بالشكر والامتنان إلى الأستاذ الدكتور نديم شاهين المشرف العلمي على الرسالة، الذي كان قد أقترح عليَّ فكرة البحث، فكان لي خير معين، ولم يتوانَ لحظة في إثراء البحث مقدّماً لي كل العون والنصح، وسار معي خطوة بخطوة حتى خرج هذا البحث إلى النور.

كما أتقّدم بالشكر الجزيل والعرفان إلى قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات، بكادره التدريسي والفني، وأخصّ بالشكر الدكتور نضال زيدان رئيس القسم لما قدّمه لي من العون والتيسير في إنجازي لهذا البحث بأقصر وقت ممكن.

كما أتقدّم بالشكر والعرفان إلى كل من: الدكتور طلال حمّود (قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات)؛ الذي كان لي خير معين في الإجابة عن تساؤلاتي في مجال التعلّم العميق؛ المتعلّق بموضوع بحثي، والأستاذ الدكتور فخري بوش (كلية الآداب – قسم اللغة العربية)؛ الذي دقّق رسالة البحث لغويّاً وإملائياً ونحوياً، والدكتور محمد خالد شاهين (قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات) لتدقيقه رسالة البحث، وإعطاءها الشكل التنظيمي النهائي الأمثل.

كما أتقدّم بالشكر لزوجتي التي تحمّلتني طوال فترة دراسة الماجستير، وأشكرها لما قدّمته لي من دعم معنوي طوال فترة دراستي في سبيل نيل درجة الماجستير.

كما أتوجّه بخالص الشكر لعائلتي وأصدقائي، ولكل من مدَّ لي يد العون والمساعدة على إنجاز هذا البحث.

.

فهرس المحتويات Table of Contents

العنوان	رقم الصفحة
صفحة قرار لجنة الحكم وتوقيعات لجنة المناقشة Approval Page	I
تصريح خطي	II
شكر وتقدير Acknowledgment	III
فهرس المحتويات Table of Contents	IV
فهرس الأشكال التوضيحية	IX
فهرس الجداول	XI
قائمة المصطلحات والاختصارات	XII
المستخلص	XIII
المستخلص بالإنكليزية Abstract	XIV
الفصل الأول: الإطار العام للبحث Research General Framework	1
1.1 المقدمة	2
2.1 بعض الدراسات السابقة	3
3.1 مشكلة البحث	8
4.1 هدف البحث	9
5.1 أهمية البحث	9
6.1 مسوّغات البحث	9
7.1 محددات البحث	10
8.1 حدود البحث	10
9.1 منهج البحث وأدواته	10
10.1 بنية الرسالة	11
الفصل الثاني: مبدأ عمل تقانة GPR في كشف الأجسام المطمورة The Principle of GPR Technique in Buried Objects Detection	13
1.2 تمهيد	14
2.2 مبدأ عمل تقانة GPR	14

.

العنوان	رقم الصفحة
1.2.2 المسح المطالي Amplitude Scan (A-Scan)	15
2.2.2 المسح النصوعي Brightness-Scan (B-Scan)	16
3.2.2 المسح المقطعي العرضي Cross sectional-Scan (C-Scan)	17
3.2 النموذج الرياضي لبصمة الهدف المطمور المنعكسة في الصورة من النوع B-Scan	18
4.2 محتويات الصور GPR B-Scan	20
5.2 المكونات غير المرغوبة في صور GPR B-Scan	21
1.5.2 الموجة المباشرة Direct wave	21
2.5.2 الكشرات Clutters	21
3.5.2 الضجيج Noise	22
6.2 العوامل المؤثرة في وضوح بصمة القطع الزائد الناتجة في صور GPR B-Scan	22
1.6.2 تأثير التربة المحيطة بالأنابيب المطمورة	22
1.1.6.2 السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity	22
2.1.6.2 الناقلية الكهربائية النوعية Electrical conductivity	23
3.1.6.2 النفوذية المغناطيسية Magnetic Permeability	23
2.6.2 انتشار الأمواج الكهرطيسية EMs في الوسط تحت سطح الأرض	24
1.2.6.2 الانعكاس والانكسار Refraction & Reflection	24
2.2.6.2 التخامد Attenuation	25
3.2.6.2 الانتثار والامتصاص Scattering & Absorption	26
3.6.2 نوع مادة الجسم المطمور، وشكله	27
4.6.2 المواصفات الفنية لجهاز GPR	27
الفصل الثالث: الشبكات العصبونية العميقة وتدريبها	29
1.3 تمهيد	30
2.3 النموذج الرياضي للعصبون Neuron model	30
3.3 الشبكات العصبونية الصنعية Artificial Neural Networks (ANNs)	31
4.3 توابع التنشيط Activation Functions	32
2.4.3 تابع التنشيط ReLU	33

.

العنوان	رقم الصفحة
3.4.3 تابع التنشيط Softmax	34
5.3 الترميز الساخن الواحد One-hot-encoding	35
6.3 الشبكات العصبونية الالتفافية Convolutional Neural Network (CNNs)	36
1.6.3 عامل الالتفاف ثنائي الأبعاد Convolution 2D	36
2.6.3 معمارية الشبكة العصبونية الالتفافية CNN	38
1.2.6.3 قسم استخراج الميزات Features extraction	38
2.2.6.3 قسم التصنيف Classification	38
3.6.3 أنواع الطبقات في قسم استخراج الميزات	39
1.3.6.3 طبقة الالتفاف Convolution	39
2.3.6.3 طبقة التجميع (الدمج) Pooling	40
3.3.6.3 طبقة التسطيح Flatten layer	41
7.3 التصنيف Classification	41
8.3 تدريب الشبكات العصبونية الصنعية ANNs	42
9.3 تدريب نماذج التعلم العميق	44
1.9.3 مجموعة البيانات Dataset	44
2.9.3 الموسطات الفائقة Hyper parameters	44
1.2.9.3 الحقبات Epochs	45
2.2.9.3 حجم الدفعة Batch	45
3.2.9.3 معدل التعلم Learning Rate	45
3.9.3 توابع الخطأ Lose Functions المستعملة في نماذج التصنيف	47
1.3.9.3 تابع خطأ الأنتروبيا المتقاطعة Cross-Entropy Loss	47
2.3.9.3 تابع الخطأ Binary Cross Entropy	48
4.9.3 خوارزميات أمثلة التعلم العميق Optimization Algorithms	48
1.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج الدفعي Batch Gradient Decent (BGD)	48
2.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج العشوائي Stochastic Gradient Decent (SGD)	49
3.4.9.3 خوارزمية انحدار الدفعات الصغيرة المتدرجة Mini-Batch Gradient Decent (M-BGD)	49
4.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج مع الزخم Gradient Decent with Momentum	49

.

العنوان	رقم الصفحة
5.4.9.3 خوارزمية الخطوة التكيّفية Adaptive moment Estimation (Adam)	50
10.3 التعميم Generalization	51
11.3 طرائق التنظيم Regularization للشبكات العميقة	53
1.11.3 إضافة الضجيج إلى مداخل النموذج	52
2.11.3 تقانة الحذف العشوائي (التسرب) Dropout	52
3.11.3 التسوية الدفعية Batch normalization	54
الفصل الرابع: منهجية البحث، وإجراءاته Research Methodology and Procedures	55
1.4 تمهيد	56
2.4 مصادر مجموعة البيانات المستعملة في البحث	56
1.2.4 برنامج المحاكاة gprMax	56
2.2.4 قاعدة البيانات TU1208 Open database	58
3.4 محاكاة عملية كشف الأنابيب المطمورة في التربة باستعمال جهاز GPR	62
1.3.4 تصوّرات المحاكاة التي نُفّذت في البحث	63
4.4 مجموعات البيانات المستعملة في البحث	66
1.4.4 مجموعة بيانات التدريب Training Dataset	66
2.4.4 مجموعة بيانات الاختبار Testing Dataset	67
5.4 معمارية نموذج التصنيف المقترح المبني على الشبكة العصبونية الالتفافية CNN	67
1.5.4 قسم استخراج الميزات	69
2.5.4 المصنّف	69
3.5.4 المعالجة الأولية Preprocessing لصور الدخل	69
6.4 تدريب نموذج التصنيف المقترح	70
1.6.4 الموسطات الفائقة للنموذج المقترح في هذا البحث	71
2.6.4 تقانات التنظيم التي استُعملت في أثناء التدريب	71
7.4 الأدوات البرمجية والعتادية التي استُعملت في البحث	71
8.4 مقاييس الأداء لنماذج التصنيف Metrics in classification	72
1.8.4 الدقّة Precision (Pre)	73
2.8.4 الاستدعاء Recall (Rec)	74

.

العنوان	رقم الصفحة
3.8.4 الخصوصيَّة Specificity (Spe)	74
4.8.4 الضبط Accuracy (Acc)	74
5.8.4 مؤشر التقويم F1-Score	74
6.8.4 منحني خصائص التشغيل Receiver Operating Characteristic (ROC)	75
9.4 النتائج والمناقشة Results and Discussion	76
1.9.4 تقويم أداء نموذج التصنيف المقترح المبني على الشبكة العصبونية الالتفافية مع استعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم	76
1.1.9.4 نتائج التدريب؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم	76
2.1.9.4 نتائج الاختبار ؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم على مجموعة بيانات الاختبار	78
2.9.4 تقويم أداء نموذج التصنيف المقترح؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam	80
1.2.9.4 نتائج التدريب؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam	80
2.2.9.4 نتائج الاختبار ؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam على مجموعة بيانات الاختبار	82
10.4 تحليل النتائج والمناقشة	86
11.4 الاستنتاجات Conclusions	88
12.4 خاتمة البحث	89
الآفاق المستقبلية	90
المراجع References	91

.

فهرس الأشكال التوضيحية

الشكل	رقم الصفحة
الشكل (2–1): مكونات جهاز GPR	14
الشكل (2–2): تحصيل البيانات بوساطة GPR	15
الشكل (2–3): الإشارة الناتجة عن المسح من النوع A-Scan	16
الشكل (2–4): صورة بالمجال الرمادي ناتجة عن المسح من النوع B-Scan	17
الشكل (2–5): المسح من النوع C-Scan	18
الشكل (2–6): القطع الزائد الناتج عن الهدف المطمور في صور GPR B-Scan	19
الشكل (2–7): الإشارات المرسلة والمستقبلة بجهاز GPR	21
الشكل (2–8): الانعكاس والانكسار للأمواج الكهرطيسية في وسط الانتشار تحت سطح الأرض	24
الشكل (2–9): خسائر التشتت للأمواج الكهرطيسية عند مرورها في الأوساط غير المتجانسة	26
الشكل (3–1): النموذج الرياضي للعصبون.	31
الشكل (3–2): الشبكة العصبونية الصنعية ANN كاملة الاتصال FC	32
الشكل (3–3): تابع التنشيط ReLU، ومشتقه	33
الشكل (3–4): آلية عمل تابع التنشيط Softmax.	34
الشكل (3–5): مبدأ الترميز الواحد الساخن	35
الشكل (3–6): مبدأ عمل الالتفاف ثنائي الأبعاد	37
الشكل (3–7): معمارية الشبكة العصبونية الالتفافية	38
الشكل (3–8): مبدأ عمل طبقة التجميع	41
الشكل (3–9): مراحل التدريب في الشبكات ANNs	43
الشكل (3–10): طريقة تحديث x عند استعمال معدل تعلم صغير جداً.	46
الشكل (3–11): طريقة تحديث x عند استعمال معدل تعلم مرتفع بصورة مفرطة	46
الشكل (3–12): مفهوم الإفراط في التعليم والتعلّم الناقص	52
الشكل (3–13): تقانة التسرب Dropout	53
الشكل (4–1): خلية Yee واحدة تظهر عليها مركبات الحقل الكهربائي E والمغناطيسي B	57

.

الشكل	رقم الصفحة
الشكل (4–2): شكل حفرة الاختبار المستعملة في قاعدة البيانات TU1208 وأبعادها، وما تحتويه من أهداف مطمورة	59
الشكل (4–3): صورة ناتجة عن مسح منطقة الطبقات المتعددة؛ باستعمال التردد 900 MHz	61
الشكل (4–4): صورة ناتجة عن خط المسح الثاني في منطقة 20-14 Gneiss باستعمال التردد 900 MHz	61
الشكل (4–5): صورة ناتجة عن خط المسح الثاني في منطقة الحجر الجيري باستعمال التردد 250 MHz	61
الشكل (4–6): توصيف للبيئة المحاكاة	62
الشكل (4–7): صورة GBR B-Scan محاكاة ناتجة عن أحد تصوّرات المحاكاة	65
الشكل (4–8): معمارية نموذج التصنيف المقترح في البحث (عمل الباحث)	68
الشكل (4–9): مصفوفة الارتباك Confusion matrix في المصنفات الثنائية	73
الشكل (4–10): منحني خصائص التشغيل ROC	75
الشكل (4–11): منحني الخسارة لمرحلة التدريب، والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم	77
الشكل (4–12): منحني الضبط لمرحلة التدريب، والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم	77
الشكل(4–13): مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار نموذج التصنيف (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم) على مجموعة بيانات الاختبار	79
الشكل (4–14): منحني خصائص التشغيل ROC لنموذج التصنيف (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم) عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار	79
الشكل (4–15): منحني الخسارة لمرحلة التدريب، والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam	81
الشكل (4–16): منحني الضبط لمرحلة التدريب، والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam	81
الشكل(4–17): مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار النموذج؛ باستخدام خوارزمية الأمثلة Adam على مجموعة بيانات الاختبار	83
الشكل (4–18): منحني خصائص التشغيل ROC للنموذج؛ باستخدام خوارزمية الأمثلة Adam عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار	84
الشكل(4–19): نتيجة الإخراج لنموذج التصنيف المُعتمد، على عيّنة عشوائيّة من مجموعة بيانات الاختبار	85

.

فهرس الجداول

الجدول	رقم الصفحة
الجدول (2-1): قيم سرعة انتشار EMs في بعض المواد الجيولوجية المعروفة	23
الجدول (2-2): قيم معامل الانعكاس على السطح الفاصل بين مادتين مختلفتين	25
الجدول (4-1): الخصائص الكهرطيسية للتربة، وللأنابيب المحاكاة في تصوّرات المحاكاة	64
الجدول (4-2): الموسطات الفائقة للنموذج المقترح	71
الجدول (4-3): قواعد تفسير قيمة AUC	76
الجدول (4-4): نتائج الاختبار؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم	80
الجدول (4-5): نتائج الاختبار؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam	84
الجدول (6-4): مقارنة نموذج التصنيف المقترح مع الدراسات السابقة	87

.

قائمة المصطلحات والاختصارات

المصطلح باللغة العربية	الاختصار	مقابله باللغة الإنكليزية
الخطوة التكيّفية	**Adam**	Adaptive Moment
الشبكات العصبونية الصنعية	**ANNs**	Artificial Neural Networks
المسح المطالي	**A-Scan**	Amplitude-Scan
المسح النصوعي	**B-Scan**	Brightness-Scan
شبكة عصبونية التفافية	**CNN**	Convolutional Neural Network
المسح المقطعي العرضي	**C-Scan**	Cross sectional- Scan
التعلم العميق	**DL**	Deep Learning
شبكات عصبونية عميقة	**DNNs**	Deep Neural Networks
أمواج كهرطيسية	**EMs**	Electro-Magnetic waves
الشبكة ذات الاتصال الكامل	**FCN**	Fully Connected Network
التكامل المحدود بالمجال الزمني	**FDTD**	Finite Differences -Time Domain
الشبكات التوليدية التنافسية	**GANs**	Generative Adversarial Nets
رادار اختراق سطح الأرض	**GPR**	Ground Penetrating Radar
تقويم لا إتلافي	**NDE**	Non-Destructive Evaluation
الوحدة الخطية المصححة	**ReLu**	Rectified Linear unit
صور ملونة من النوع: أحمر–أخضر–أزرق	**RGB Images**	Red-Green-Blue (Colorful Images)
الانحدار المتدرّج العشوائي	**SGD**	Stochastic Gradient Descent

.

المستخلص

خلفية البحث: يُعد كشف الأجسام المطمورة تحت سطح الأرض من المشاكل المثيرة للاهتمام، إحدى التقانات التي أثبتت كفايتها في أداء هذه المهمة هي رادار اختراق سطح الأرض Ground Penetrating Radar (GPR) وذلك باستعمال الأمواج الكهرطيسية. عند استعمال هذه التقانة يبرز تحدّي يتمثّل في صعوبة تفسير الصور المحصّلة؛ إذ غالباً ما تحتاج إلى مستثمر ذي خبرة في مجال تقانة GPR لتفسير محتويات هذه الصور.

هدف البحث: أتمتة عملية كشف وجود الأجسام المطمورة من الصور GPR B-Scan[1]، وذلك باستعمال الشبكة العصبونية الالتفافية Convolutional Neural Network (CNN).

المواد والطرائق: أُنشئ في هذا البحث نموذج شبكة عصبونية التفافية CNN؛ للكشف الآلي عن الأهداف المطمورة؛ بالاعتماد على صور GPR B-Scan، كما وأُنشئت مجموعتا بيانات Datasets:

- الأولى: تضمُّ صور GPR B-Scan محاكاة؛ باستعمال برنامج المحاكاة gprMax، وقد استُعملت في تدريب النموذج.
- الثانية: تضم صور GPR B-Scan حقيقية؛ مأخوذة من قاعدة البيانات مفتوحة المصدر TU1208 ومن مواقع إنترنت مختلفة، وقد استُعملت في اختبار أداء النموذج.

النتائج العملية: حقّق النموذج المقترح ضبط على بيانات التحقّق 100%، وعلى بيانات الاختبار 97.7%.

الاستنتاجات من وجهة نظر الباحث: يمكن استعمال النموذج المقترح كنظام داعم لعملية كشف الأهداف المطمورة تحت سطح الأرض؛ وذلك من قبل مستثمرين ليس لديهم الخبرة الكافية في مجال تقانة GPR.

الكلمات المفتاحية:

كشف الأجسام المطمورة تحت سطح الأرض، رادار اختراق سطح الأرض GPR، صور GPR B-Scan، شبكة عصبونية التفافية CNN.

[1] GPR B-Scan: الصور المحصَلة بجهاز GPR من النوع Brightness-Scan (المسح النصوعي).

.

Abstract

Research Background: The detection of underground objects considers One of interesting problems, one of technologies that has proven effective in performing of this task is Ground Penetrating Radar (GPR), using electro-magnetic waves. When using this technology, a challenge appears in difficulty of interpreting the images collected, which often requires an experienced GPR technology expert to interpret the contents of these images.

Research Aim: Is to automate the process of detecting the presence of buried objects from GPR B-Scan images[1] using Convolutional Neural Network (CNN).

Material and Methods: In this research, a Convolutional Neural Network (CNN) model was created to automatically detect buried objects based on GPR B-Scan images, and two datasets were created:

- The first: includes simulated GPR B-Scan Images, using gprMax simulation software. this dataset was used to train the model.
- The second: includes real GPR B-Scan Images, using TU1208 database, and various internet sources. this dataset was used to test the performance of the model.

Practical Results: The proposed CNN model achieved:

an accuracy of 100% on the validation dataset and 97.7% on the testing dataset.

Conclusions from Researcher point of View: The proposed model can be used as a supporting system for the process of detecting buried objects underground by operators who do not have sufficient experience in GPR technology.

Keywords:

Buried Objects Detection, Ground Penetrating Radar (GPR), GPR B-Scan Images, Convolutional Neural Network (CNN).

[1]GPR B-Scan images: the images collected using GPR device which their type are Brightness-scan.

.

الفصل الأول

الإطار العام للبحث

Research General Framework

.

1.1 المقدمة:

يُعدُّ رادار اختراق سطح الأرض Ground Penetrating Radar (GPR) أحد أهم التقانات المستعملة في التقويم اللا إتلافي Non-Destructive-Evaluation (NDE)، وفي الكشف عن الأهداف المطمورة في الأوساط المختلفة، مثل: التربة، والخرسانة، والأسفلت، والجليد، والصخور [1]، وفي إجراء قياس الموسطات الجيولوجية Geometric parameters للأهداف المطمورة. (وتتمثل في تقدير عمق الهدف المطمور وأبعاده)، سواء كانت الأهداف المطمورة مصنوعة من مواد معدنية، أو من مواد عازلة؛ وذلك باستعمال الأمواج الكهرطيسية Electro-Magnetic waves (EMs).

استُعمل رادار اختراق سطح الأرض GPR على نطاق واسع في المجالات المختلفة، ومنها:

- في التطبيقات العسكرية: كشف الألغام الأرضية المطمورة Land mines والقذائف غير المنفجرة [2].
- في تطبيقات علم الآثار: كشف الكنوز المطمورة والمقابر الأثرية [3].
- في تطبيقات الهندسة المدنية: كشف حديد التسليح Rebar؛ ضمن الخرسانة، وكشف أنابيب المرافق الخدمية المطمورة Buried utility pipes، مثل شبكات المياه، والصرف الصحي، وتقويم حالتها [4].
- في التطبيقات الجنائية: كشف الجثث المطمورة في التربة [5].
- في التطبيقات الجيولوجية: كشف التجاويف والكهوف تحت سطح الأرض، ودراسة بنية الطبقات تحت سطح الأرض وسماكتها [6].

غالباً ما تكون المرافق الخدمية المطمورة تحت سطح الأرض على شكل أسطواني (أنابيب الماء وأنابيب الغاز والنفط والصرف الصحي والكابلات الكهربائية.. الخ)، لذلك سيُركز في هذا البحث على كشف الأهداف المطمورة في التربة والتي على شكل أنابيب (شكل أسطواني).

.

كمقارنة مع الصور الرقمية التقليدية، فإن الصور الرقمية الناتجة عن رادار اختراق سطح الأرض GPR تُنشأُ من قياسات مبنية على انتشار الأمواج الكهرطيسية EMs، وذلك في أوساط انتشار معقدة؛ ومن ثمَّ فإن ميزات صور رادار اختراق سطح الأرض GPR مرتبطة بصورة وثيقة بالأمواج الكهرطيسية EMs المستقبلة، وجودتها.

2.1 بعض الدراسات السابقة:

استعمل الباحثون في عددٍ من الدراسات منهجيات مختلفة؛ بهدف الكشف الآلي عن القطع الزائد في صور رادار اختراق سطح الأرض GPR والذي يدل على وجود الأجسام المطمورة.

استعمل الباحثان Onyszko & Skibniewska (2021) نموذجين مبنيين على المعالجة التقليدية للصورة (تحليل المويجة ومرشح غابور)؛ من أجل كشف الأجسام المطمورة ذات الشكل الأسطواني في التربة؛ باستعمال الصور GPR B-Scan، وقد اعتمدت الدراسة على بيانات حقيقية محصّلة بجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR من نوع DS2000 Leica؛ باستعمال الترددين: 250 MHz, 700 MHz. حققت الدراسة قيمة استدعاء Recall= 0.98 للطريقة الأولى، و0.86 للطريقة الثانية [7].

استعمل الباحثُ Wang et al (2021) وزملاؤه نموذجَ شبكات عصبونية عميقة Deep Neural Network (DNN) مبنياً على مرمّز، وفاك الترميز Encoder-Decoder، وذلك بهدف كشف العيوب في حديد التسليح المتواجد داخل الخرسانة، واستعملت الدراسة بيانات محاكاة في تدريب النموذج ثم تم اختبار النموذج على بيانات حقيقية من قياسات ميدانية بجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR. حققت الدراسة قيمة ضبط Accuracy = 85%، وقيمة استدعاء Recall = 0.854، وقيمة دقّة Precision = 0.852، وقيمة مؤشر F1-Scor = 0.853 [8].

قدّم الباحث Feng et al (2021) وزملاؤه إطار عمل DNN-based Migration؛ بهدف كشف

.

الأنابيب المطمورة تحت سطح الأرض، واستطاعت الدراسة إلى جانب كشف بصمة القطع الزائد في صور GPR B-Scan، تفسير ميزات هذه البصمة؛ وذلك بهدف إعادة بناء الصور للأنابيب المطمورة، وقد حققت الدراسة ضبط Accuracy قدره 95.7% [9].

استعمل الباحث Wang et al (2022) وزملاؤه شبكة دمج ميزات متعددة الطبقات Multilayer Feature Fusion Network؛ مبنية على الشبكات العصبونية الالتفافية (CNNs)، وذلك بهدف الكشف الآلي عن الأجسام المطمورة في التربة التي على شكل تجاويف مملوءة بالهواء وتجاويف مملوءة بالماء. تم تدريب النموذج واختباره على مجموعة بيانات أُنشئت في الدراسة باستعمال برنامج المحاكاة gprMax، وباستعمال حلقة تكبير بيانات مبنية على الشبكات التوليدية التنافسية Generative Adversarial Nets (GANs)، كما واستُعملت قياسات ميدانية بجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR. حققت الدراسة F1-scor = 93.23% [10].

اقترح الباحث Su et al (2023) وزملاؤه نموذج تعلم عميق نوع End-to-End مبني على نموذج Key point-regression؛ من أجل كشف مواقع المرافق الخدمية المطمورة التي على شكل أنابيب (خرسانية ومعدنية)، مثل: انابيب الماء، والغاز، والنفط، والصرف الصحي، وذلك من صور GPR B-Scan. استُعمل في تحصيل البيانات جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR من النوع GSSI SIR4000 وبتردد 400MHz. حققت الدراسة ضبط Accuracy بقيمة 97.01% [11].

كشف الباحث Sun et al (2023) وزملاؤه آلياً عن القطوع الزائدة التي شكلتها جذور الأشجار في صور GPR B-Scan؛ وذلك باستعمال نموذج YOLO V5s. اعتمدت الدراسة على بيانات محاكاة، وبيانات حقيقية. في المحاكاة استُعملت ترددات العمل التالية لجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR:

(500, 750, 1000) MHz، ثم حُدّد أفضل تردّد يناسب الحالة المدروسة وهو 1 GHz، ثمّ استُعمل جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR نوع EKKO PRO GPR عند التردد 1GHz في تحصيل البيانات الميدانية.

.

حققت الدراسة : ضبط Accuracy = 96.7%، وقيمة استدعاء Recall = 86.6%، وقيمة مؤشر F1-Scor= 88.1%. [12].

كشف الباحث Liu et al (2023) وزملاؤه التصدّعات Cracks الداخلية في خرسانة الجسور؛ بهدف التقويم اللا إتلافي NDE للبنية التحتية لخطوط المواصلات؛ وذلك باستعمال نموذج YOLO v3-FDL بطبقات كشف ذات أربعة مقاييس (Four Scales-Detection Layer). استعملت الدراسة صور GPR B-Scan، وصور GPR C-Scan[1]، وقد حققت الدراسة قيمة مؤشر F1-Score = 88.1%. استعملت الدراسة بيانات محاكاة، وبيانات حقيقية باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR ذي نظام كشف ثلاثي الأبعاد 3D [13].

كشف الباحثُ Liu et al (2023) وزملاؤه آلياً عن التصدعات الداخلية في أسفلت الطرقات من صور GPR B-Scan؛ بهدف التقويم اللا إتلافي NDE للطرقات؛ لتحديد فيما إذا كانت بحاجة للصيانة أم لا؛ وذلك باستعمال نموذج Mask R-CNN (Mask Region-based Convolutional Neural Network) حُسّنَ في الدراسة، وحقق النموذج: دقّة Precision = 0.833 كما حقق قيمة مؤشّر F1- Score = 0.824. استعملت الدراسة بيانات محاكاة وبيانات حقيقية؛ باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR من النوع Geo-Scope TM MKIV؛ إذ استُعملت الترددات الآتية: GHz (0.3, 0.6, 0.9, 1.6, 2, 3) [14].

هناك عديد من الدراسات التي ناقشت ندرة توفر بيانات التدريب اللازمة لنماذج التعلم العميق في مجال تقانة رادار اختراق سطح الأرض GPR، وبيّنت أن بيانات التدريب المستعملة عادةً ما تكون مكوّنة من مجموعة محدودة نسبياً من البيانات الحقيقية المحصّلة بأجهزة رادار اختراق سطح الأرض GPR. لقد أكدت هذه الأبحاث إمكانية استعمال الصور المحاكاة كبيانات تدريبية، ومع ذلك لا تزال الحاجة موجودة لتنوّع البيانات التدريبية اللازمة؛

[1] GPR C-Scan: الصور المحصلة بجهاز GPR من النوع Cross sectional- Scan (مسح مقطعي عرضي).

للحصول على نماذج قوية في الكشف عن الأهداف المطمورة؛ باستعمال صور رادار اختراق سطح الأرض GPR.

اعتمد الباحث Pham et al (2018) وزملاؤه على نموذج Faster R-CNN، للكشف عن بصمة القطع الزائد في صور GPR B-Scans، واستعمل برنامج المحاكاة gprMax لإنشاء صور GPR محاكاة بتكوينات مختلفة للأهداف المطمورة؛ بهدف حلّ مشكلة قلة توفر مجموعات البيانات الحقيقية [15].

استعمل الباحث Yue et al (2021) وزملاؤه نموذج Least Square GAN (LSGAN) لتوليد صور GPR، بهدف معالجة ندرة بيانات رادار اختراق سطح الأرض GPR المعلّمة، وارتفاع تكاليف الحصول عليها، وللمقارنة استُعمل نموذج YOLO4 حيث دُرّب في المرة الأولى على كشف حديد التسليح من صور GPR؛ باستعمال 500 صورة GPR B-Scan حقيقية لخرسانة مباني سكنية تحتوي على حديد تسليح، ثم أُعيد التدريب على الصور التي ولّدت من نموذجLSGAN ، وبالمقارنة فقد تحسنت قيمة الدقّة Precision (Pre)؛ بمقدار 10%. بالمجمل حققت الدراسة Pre = 95.9% [16].

استعمل الباحث Zhang et al (2021) وزملاؤه شبكات GANs من أجل توليد بيانات اصطناعية لرادار اختراق سطح الأرض GPR لاستعمالها كمجموعات تدريب بهدف؛ معالجة مشكلة ندرة توفر هذه البيانات، ولاستعمال هذه البيانات في تدريب نموذج تعلم عميق للكشف الآلي عن الأجسام المطمورة بتشكيلات متنوّعة. حقق النموذج متوسط دقة mean Average Precision قدره mAP = 0.97 [17].

مما سبق ذكره، فقد اعتمدت الدراسات السابقة أساليب مختلفة؛ بهدف الكشف الآلي عن القطع الزائد الناتج عن الأهداف المطمورة في صور GPR B-Scans، كما اعتمدت على نماذج تعلم عميق جاهزة استُعملت في الدراسة إمّا بصورة مباشرة أو بعد إدخال تحسينات على هذه النماذج، ومن أجل الحصول على مجموعة البيانات Dataset اللازمة لتدريب نموذج الكشف، فإن بعض الدراسات استعملت صور GPR محاكاة، وبعضها الآخر اعتمد على صور حقيقية؛ فضلاً عن صور المحاكاة؛ ومن ثمّ كان لكل دراسة مجموعة بيانات Dataset خاصة بها. لكن

.

سلبية هذه الدراسات أنها أنشأت مجموعة البيانات (سواء بالمحاكاة أو بالقياسات الميدانية)؛ باستعمال نوع معيّن لجهاز GPR، وفي وسط طمر من نوع واحد؛ وباستعمال عدد قليل من الترددات لجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR. أكدت الدراسات السابقة أن هناك نقصاً في مجموعة البيانات اللازمة لتدريب نماذج التعلم العميق؛ بسبب ندرة توفر البيانات الحقيقية المحصلة برادار اختراق سطح الأرض GPR التي شرحها خبراء في هذا المجال (Annotated data)، كما أن الحصول على صور معلّمة Labeled GPR images غير متاح دوماً.

بُني في هذا البحث نموذجٌ لكشف الأهداف المطمورة؛ بالاعتماد على صور GPR B-Scan استناداً إلى الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs، يتّسم بعدم التعقيد، وبعدم الاعتماد على نماذج التعلم العميق الجاهزة والمتوفرة على الإنترنت، وكذلك أُنشئ قاعدتا بيانات خاصة بالبحث: واحدة لتدريب نموذج الشبكة العصبونية الالتفافية CNN والثانية لاختباره. تتسم قواعد البيانات هذه بشمولية الحالة المدروسة (أنابيب مطمورة في التربة) من حيث تنوّع أنواع الأنابيب المدروسة، وأقطارها، وعددها، وتنوّع الأوساط المطمورة فيها الأنابيب. ففي أثناء محاكاة عملية كشف الأجسام المطمورة بجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR (وذلك باستعمال برنامج gprMax)، استُعملت ترددات عمل مختلفة لجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR ضمن المجال الترددي [100, 1000] MHz، ومن أجل الصور GPR B-Scan الحقيقية، اعتُمد على الصور المتوفرة في قاعدة البيانات TU1208 والمحصّلة بثلاثة أنواع مختلفة من أجهزة رادار اختراق سطح الأرض GPR عند ترددات عمل مختلفة لهذه الأجهزة ضمن المجال [200, 900] MHz وبأوساط طمر مختلفة، سواء كانت الصور B-Scan ملونة RGB Scale أو بالمجال الرمادي Gray Scale.

.

3.1 مشكلة البحث:

التعرّف بصورة دقيقة على الأهداف المطمورة من خلال صور رادار اختراق سطح الأرض GPR يظل مهمة صعبة تعتمد بصورة كبيرة على خبرة العامل البشري؛ ومن ثمّ قد تكون النتائج غير موثوقة، كما تحتاج لعمل شاق ووقت طويل للتفسير. وهذا يحدُّ من اتخاذ القرار السريع في ضرورة الصيانة، وإعادة التأهيل عندما يستعمل رادار اختراق سطح الأرض GPR في التقويم اللا إتلافي وكمثال: التقويم اللا إتلافي لخرسانة الجسور، والمباني السكنية، والرصيف الأسفلتي للطرقات.

إن بصمة القطع الزائد في صورة رادار اختراق سطح الأرض GPR المنعكسة عن الهدف المطمور قد تكون غير واضحة؛ وذلك بسبب:

- الضجيج Noise في الصور المحصّلة، والناتج عن جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR، والبيئة المحيطة بمنطقة العمل.
- الكَشَرات Clutters في الصور المحصّلة، والناتجة عن عدم تجانس التربة أو وجود طبقات عدّة تحت سطح الأرض ذات سماحية كهربائية نسبية مختلفة فيما بينها.
- قد يكون التباين في السماحية الكهربائية النسبية بين الهدف المطمور (غير المعدني) والوسط المحيط به صغيراً أو قد يكون الهدفُ المطمور صغيرَ الأبعاد؛ مما يجعل الأمواج الكهرطيسية EMs المنعكسة عنه ضعيفة.
- قد يكون معاملُ تخامد الأمواج الكهرطيسية EMs في أثناء انتشارها في الوسط المحيط بالأجسام المطمورة كبيراً؛ مما يجعل الأمواج الكهرطيسية EMs المنعكسة عن الهدف المطمور ضعيفة.

.

4.1 هدف البحث:

يهدف البحث إلى مساعدة مستثمر الجهاز في التغلب على صعوبة كشف الأهداف المطمورة في صور رادار اختراق سطح الأرض GPR، وذلك عن طريق الكشف الآلي عن بصمة القطع الزائد المنعكس عن الهدف المطمور (أنابيب مطمورة في التربة كحالة دراسية) في صورة GPR B-Scan باستعمال الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs.

5.1 أهمية البحث:

في السنوات الأخيرة اكتسبت تقانة رادار اختراق سطح الأرض GPR شهرة واسعة كتقانة لاإتلافية NDE في الكشف عن الأهداف المطمورة. إذا تم التعرف آلياً إلى بصمة القطع الزائد للأهداف المطمورة في الصور المحصّلة فإن هذا سيسهّل على مستثمر جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR فهم نتيجة بياناته؛ ومن ثمّ يقلّل من الاعتماد على الخبرة البشرية في تفسير بيانات رادار اختراق سطح الأرض GPR؛ مما سيؤدي إلى تقليل التكلفة المالية والزمن اللازم لتفسير بيانات رادار اختراق سطح الأرض GPR؛ ومن ثمّ تحسين مجالات استعمال هذه التقانة.

6.1 مسوّغات البحث:

تفسير محتوى الصور المحصّلة باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR؛ بهدف كشف الأجسام المطمورة، يظل مهمة صعبة تعتمد بشكل كبير على خبرة العامل البشري، وطالما أن هذه النتائج تعتمد على الإنسان؛ فيمكن أن تكون غير موثوقة، وعرضة للأخطاء في الكثير من الأحيان، كما وتحتاج لعمل شاق ووقت طويل للتفسير، الأمر الذي يتطلّب البحث عن طريقة أكثر موثوقية، وأقل تكلفة واستهلاكاً للوقت؛ للكشف وبشكل آلي عن الأجسام المطمورة في الصور المحصّلة باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR.

.

7.1 محددات البحث:

أبرز التحديات التي تواجه تصنيف صور رادار اختراق سطح الأرض GPR؛ بهدف كشف وجود أهداف مطمورة فيها أو عدم وجودها هو ندرة البيانات المتوفرة والتي شرحها الخبراء في هذا المجال، والصعوبة في الحصول على ما هو متوفر.

8.1 حدود البحث:

– **الحد المكاني:** أُجريت الدراسة في قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية –جامعة دمشق.

– **الحد التقاني:** جرى تنفيذ تصوّرات محاكاة عملية كشف الأجسام المطمورة باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR، وبناء وتدريب نموذج الشبكة العصبونية الالتفافية CNN المقترح؛ باستعمال حاسوب بالمواصفات الآتية: Intel(R) Core (TM) i3-5005U CPU@2.00 GHZ ,RAM 4 GByte

– **الحد العلمي:** جرى اتباع المنهج التحليلي / التجريبي.

– **الحد الزماني:** استغرق تنفيذ البحث مدة عام وشهر اعتباراً من تاريخ صدور قرار رئاسة جامعة دمشق بالموافقة على تسجيل موضوع البحث: رقم /2010/، تاريخ 29–05–2022.

9.1 منهج البحث وأدواته:

استُخدِم المنهجُ التحليلي/ التجريبي؛ بوصفه أكثر المناهج استعمالاً، وأكثرها مناسبة لموضوع البحث، واعتُمد في جمع البيانات على الأدوات الآتية:

.

- مصادر البيانات الأولية هي صور GPR B-Scan الحقيقية باستعمال مواقع الإنترنت، وقاعدة البيانات TU1208، وصور GPR B-Scan المحاكاة التي تم محاكاتها باستعمال برنامج المحاكاة gprMax
- مصادر البيانات الثانوية كالكتب والأبحاث المنشورة في مجال البحث.
- البرامج الحاسوبية اللازمة لإجراء عملية محاكاة كشف الأهداف المطمورة بجهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR، والبرامج الحاسوبية اللازمة لبناء النموذج المقترح.

10.1 بنية الرسالة:

قُسّم البحث إلى أربعة فصول متنوعة، فقد أشير في الفصل الأول إلى الإطار العام المتضمن: المقدمة، والإشكالية البحثية، والفرضيات، والهدف، والأهمية؛ ومحددات وحدود البحث، مع استعراض لأبرز الدراسات المرجعية السابقة ذات الصلة بالموضوع، كما أُشير إلى منهج البحث المتّبع، والأدوات المستعملة.

يعرض الفصل الثاني مبدأ عمل رادار اختراق سطح الأرض GPR في الكشف عن الأهداف المطمورة في التربة، وأنواع الصور المحصّلة؛ باستعمال جهاز رادار اختراق سطح الأرض GPR؛ إذ رُكّز على الصور المحصّلة من النوع B-Scan (المسح السطوعي) وما تحتويه من بصمة قطع زائد ناتجة عن انعكاس الأمواج الكهرطيسية عن الهدف المطمور، وما تحتويه من معيقات، وأهمها الكَشَرات Clutters، كما تم التحدّث عن العوامل التي تؤثّر في وضوح بصمة القطع الزائد في صور GPR B-Scan.

يعرض الفصل الثالث مبدأ الشبكات العصبونية العميقة Deep Neural Networks (DNNs)؛ وذلك بدءاً من العصبون، ووظائف التنشيط شائعة الاستعمال؛ وصولاً إلى الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs، ومعماريتها، وآلية عملها، وآلية تدريب الشبكة العصبونية الصنعية Artificial Neural Network (ANN)، والموسطات الفائقة عند تدريب نماذج التعلم العميق، وتوابع الخطأ شائعة الاستعمال في نماذج التصنيف، كما وقَدَّم

.

شرحاً مبسّطاً لأهم خوارزميات الأمثلة المستعملة في الشبكات العصبونية العميقة، وتحدّث عن مفهوم التعميم في التعلّم العميق، وأهم طرائق التنظيم المتّبعة للتقليل من مشكلة الإفراط في التعلّم Overfitting.

ضمّ الفصل الرابع مراحل الدراسة التي أُنجزت لإنشاء وتدريب نموذج التصنيف المقترح؛ بدءاً من محاكاة عملية كشف الأنابيب المطمورة في التربة باستخدام جهاز GPR، ثمّ إنشاء مجموعة البيانات اللازمة لتدريب النموذج واختباره، إلى بناء نموذج التصنيف المقترح المبني على الشبكة العصبونية الالتفافية CNN، والموسطات الفائقة المستعملة في تدريب النموذج، والأدوات البرمجية والعتادية التي استُعملت في بناء نموذج التصنيف المقترح وتدريبه، كما ويستعرض مقاييس الأداء لنماذج التصنيف، والنتائج التي حُصِلَ عليها من تدريب واختبار نموذج التصنيف المقترح؛ باستعمال نوعين من خوارزميات الأمثلة، وعلى مجموعة بيانات التدريب وبيانات الاختبار نفسها، واختيار الخوارزمية الأفضل بناءً على النتائج الأفضل، ومقارنة هذه النتائج بالمصنّفات التي اعتمدتها الدراسات السابقة، كما استعرض هذا الفصل الاستنتاجات، وخاتمة البحث، وأبرز التوصيات، والمقترحات.

.

الفصل الثاني

مبدأ عمل تقانة GPR في كشف الأجسام المطمورة

The Principle of GPR Technique in Buried Objects Detection

.

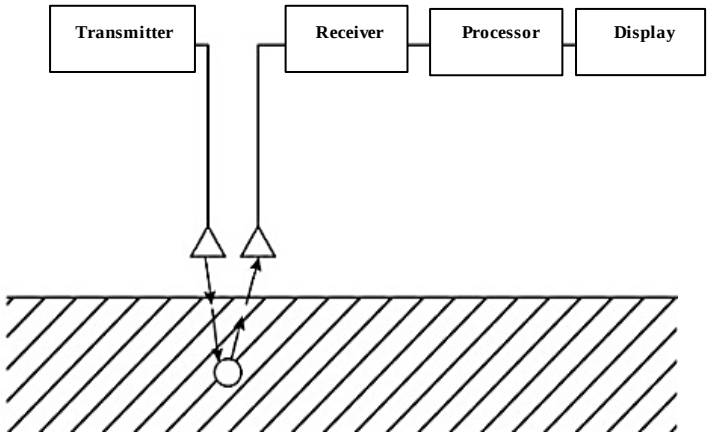
1.2 تمهيد:

تعتمد تقانة GPR بصورة أساسية على الاختلاف في السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity بين مكونات وسط الانتشار تحت سطح الأرض، والهدف المطمور المطلوب كشفه.

سيُشرح في هذا الفصل مبدأ عمل تقانة GPR في الكشف عن الأهداف المطمورة في التربة، وأنواع الصور المحصلة من جهاز GPR، والعوامل المؤثرة في وضوح بصمة القطع الزائد المنعكس عن الهدف المطمور في الصور المحصلة بجهاز GPR.

2.2 مبدأ عمل تقانة GPR:

يتكون جهازGPR من مرسل راديوي، ومستقبل، ووحدة معالجة وإظهار؛ لمعالجة البيانات المحصّلة، وعرضها على شكل صور رقمية، كما يوضح الشكل (2-1)[18].



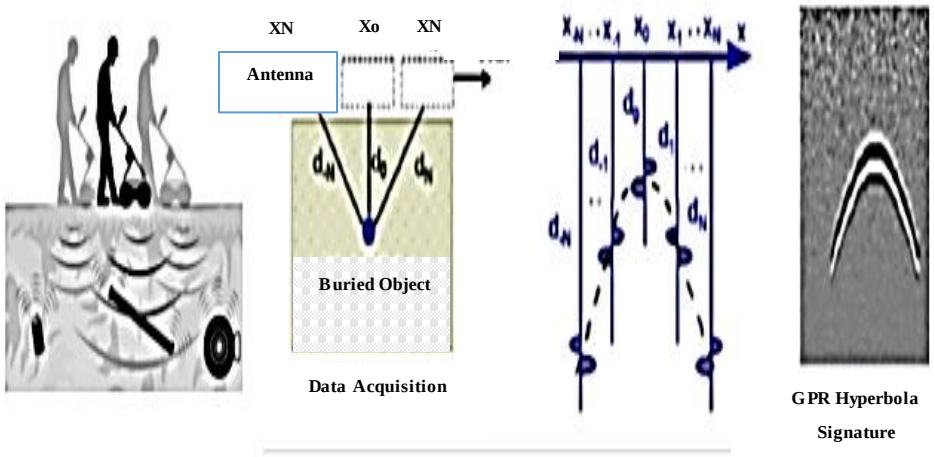
الشكل (2-1): مكونات جهاز GPR [18].

في أثناء عملية الكشف عن الهدف المطمور، يُمرّر جهازGPR فوق المنطقة المراد كشف الأهداف المطمورة فيها إما من قبل عامل خبير باستعمال الجهاز، أو باستعمال عربة متحركة، كما هو موضّح بالشكل (2-2).

.

1.2.2 المسح المطالي Amplitude-Scan (A-Scan):

في كل موقع لجهاز GPR على خط المسح تُرسَل أمواجٌ كهرطيسية EMs عن طريق هوائي الإرسال المناسب للمجال الترددي المستعمل باتجاه الأرض، تنتشر EMs في الوسط تحت سطح الأرض، وتعاني من ظواهر عدة تضعف الأمواج الكهرطيسية EMs، أهمها: التخامد Attenuation، والامتصاص Absorption، والانتثار scattering.



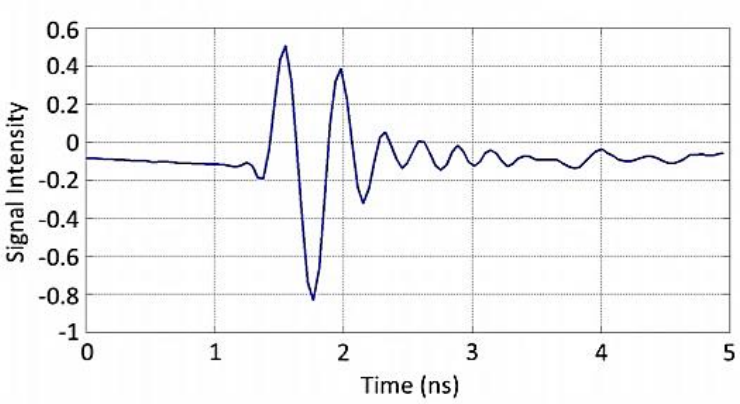
الشكل (2–2): تحصيل البيانات بوساطة GPR [18].

عند وجود اختلاف في السماحية الكهربائية النسبية ε_r بين الهدف المطمور والوسط المحيط به، تنعكس EMs باتجاه هوائي الاستقبال لجهاز GPR، فإذا كانت شدة EMs الواردة أعلى من عتبة حساسية المستقبل، تُكشف، ويُقاس مطالُ الإشارة المستقبلة كدالة في الزمن (كلما زادت حساسية المستقبل، وكذلك استطاعة المرسل، سيزداد عمق الاختراق الأعظمي الذي يمكن تحقيقه بجهاز GPR). تدعى هذه الإشارة الناتجة: المسح المطالي A-Scan، كما هو موضَّح في الشكل (3–2). تُسجّل وحدة المعالجة لجهاز GPR قيمة A-Scan المستقبلة في الموضع الحالي لجهاز GPR على سطح الأرض.

.

مبدأ عمل تقانة GPR في كشف الأجسام المطمورة

بنية المسح A-Scan تتأثر بقوة بالوسط الذي تنتشر فيه EMs، فإذا كان هذا الوسط يحتوي مناطق ذات خصائص كهرطيسية متفاوتة فيما بينها فإن المسح A-Scan سيحتوي على انعكاسات EMs معقدة (تسمى بالكَشَرات Clutters) [19] فضلاً عن انعكاسات EMs عن الهدف المطمور.



الشكل(2-3): الإشارة الناتجة عن المسح من النوع A-Scan [22].

2.2.2 المسح النصوعي (Brightness-Scan (B-Scan:

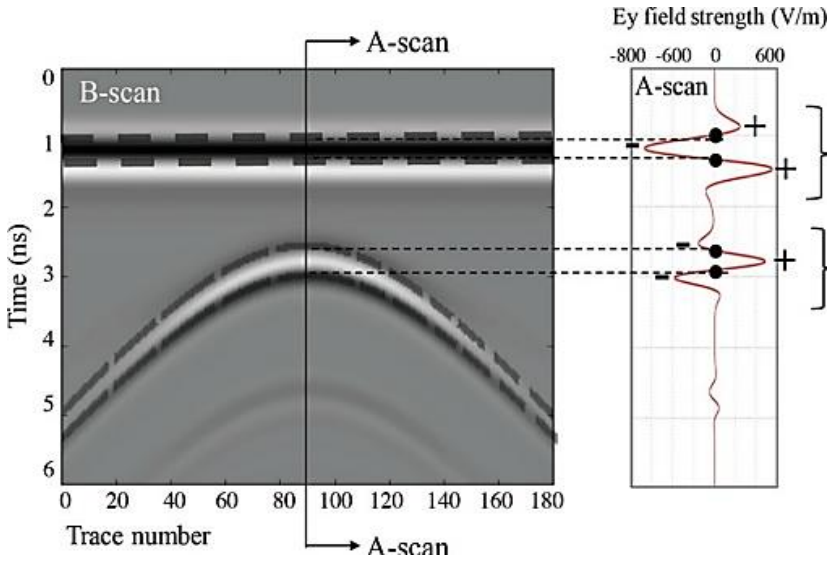
عندما يتحرك جهاز GPR فوق الهدف المطمور وعلى خط مستقيم (والذي يدعى بخط المسح) وبخطوات مسح متناسقة، يتم في كل موضع جديد لـ GPR الحصول على مسح A-Scan جديد، ثم تدمج وحدةُ المعالجة لجهاز GPR مجموعةَ عمليات المسح A-Scans؛ للحصول على صورة رقمية ثنائية البعد، تدعى الصورة المحصلة من هذا المسح GPR B-Scan image. تمثّل هذه الصورة مقطعاً رأسياً للأرض التي تُمسح على طول خط المسح لـ GPR وتعدُّ وسيلة أكثر فاعلية من المسح A-Scan في توصيف البيانات للأهداف المطمورة في الأرض [20].

في صور GPR B-Scan تُمثَّل المسوحات A-Scan المسجلة في كل موضع لـ GPR على خط المسح بشدة سطوع لعناصر الصورة (بحيث يكون السطوع في الصورة متناسباً مع مطال A-Scan المستقبلة) في الموضع المقابل لها في الصورة الرقمية المحصلة، كما يُعرض زمن انتشار الأمواج الكهرطيسية EMs من جهاز GPR

.

وإليه؛ مقابل موضع جهازGPR على سطح الأرض، ويُمثّل تغيرُ صفحة الإشارة المستقبلة عن المرسلة بتدرّج سطوع أما بالمجال الرمادي (Gray scale) أو بالمجال الملوّن (صور ملونة RGB):

في الصورة GPR B-Scan ذات المجال الرمادي، يتم تمثيل تغيُّر صفحة الإشارة المستقبلة كما يلي: يُمثَّل المطال الأعظمي الموجب للإشارة المستقبلة في الصورة المحصّلة باللون الأبيض، والمطال الأعظمي السالب للإشارة المستقبلة باللون الأسود، ومن ثمّ فإن القيم للإشارة المستقبلة التي تقع بين القيم الأعظمية المذكورة، يُعبَّر عنها بتدرّج الرمادي كما هو موضّح في الشكل (2-4). بنفس الأسلوب يتم تمثيل تغيُّر صفحة الإشارة المستقبلة بتدرّج الألوان في الصورة GPR B-Scan الملونة. يستند تفسير بيانات GPR في أغلب الدراسات إلى معلومات المسح من النوع B-Scan، وهذا ما سيُعتمد في هذا البحث. يبين الشكل (2-4) مثالاً لصورة محاكاة من النوع B-Scan.



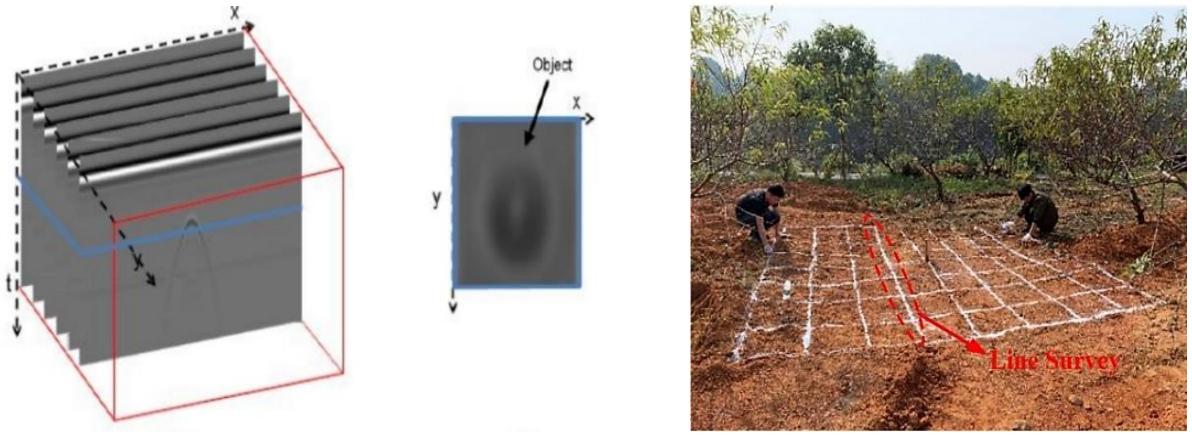
الشكل (2-4): صورة بالمجال الرمادي ناتجة عن المسح من النوع B-Scan [20].

3.2.2 المسح المقطعي العرضي Cross sectional- Scan (C-Scan):

ويتم كالآتي: بداية يرسم العاملون على جهاز GPR شبكةَ المسح على سطح الأرض المراد سبرها، بحيث تكون الأبعاد بين خطوط المسح مساوية لأبعاد الهوائي المستخدم لجهاز GPR، والذي بدوره تتعلق أبعاده مع التردد الذي

.

سيتم استخدامه في جهاز GPR. ويُمرّر جهاز GPR على خطوط المسح؛ وفق الشبكة المرسومة ذهاباً وإياباً، وبعناية من قبل المستثمر، وبعد أن يُحصل على مجموعة البيانات B-Scans في شبكة الخطوط المستقيمة التي تغطي كامل المنطقة المطلوب سبرها، تُدمج جميع البيانات المحصلة بوساطة معالج جهاز GPR. عند كل مستوي زمن (يمثل عمق طمر محدد) يُحصل على صورة تدعى GPR C-Scan image، كما يوضّح الشكل (2−5).

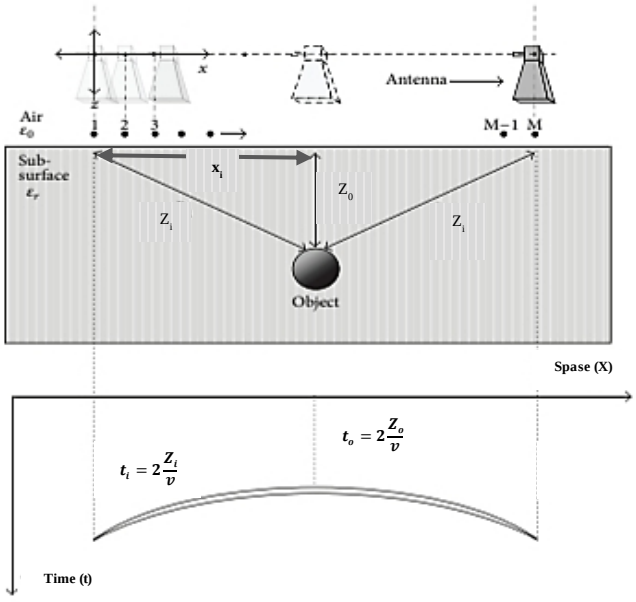


الشكل (2−5): المسح من النوع C-Scan [21].

3.2 النموذج الرياضي لبصمة الهدف المطمور المنعكسة في الصورة من النوع B-Scan:

بفرض هدف مطمور موجود في تربة متجانسة (وسط انتشار تحت سطح الأرض غير معقّد)، فإنه في أثناء المسح B-Scan يتحرك هوائي GPR في اتجاه واحد على سطح الأرض المطلوب مسحها وعلى خط مستقيم، في أثناء حركة GPR سيختلف طول مسار رحلة EMs من GPR إلى الهدف المطمور (يشار إلى هذا المسار عند كل موضع x_i لجهاز GPR على سطح الأرض بـ z_i) بطريقة منتظمة. الشكل الرياضي في الصورة والناتج عن انعكاسات EMs عن الهدف المطمور هو قطع زائد [22] معادلته تربط الموقع المكاني رقم i لهوائي GPR (x_i)، مع زمن سفر EMs رقم i (t_i)، كما هو موضّح في الشكل (2−6).

.



الشكل (2−6): القطع الزائد الناتج عن الهدف المطمور في صور GPR B-Scan.

من الشكل (2−6) نستطيع كتابة العلاقة الآتية:

$$z_i^2 = z_o^2 + x_i^2 \qquad (1-2)$$

إذ إنّ: $z_0 = v\frac{t_0}{2}\,, z_i = v\frac{t_i}{2}$؛ وبالتعويض في العلاقة (2−1) نحصل على العلاقة التالية:

$$t_i = (\frac{4x_i^2}{v^2} + t_0^2)^{1/2} \qquad (2-2)$$

إذ إنّ:

v: سرعة EMs في الوسط المدروس (التربة المدروسة) بحيث: $v = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon_r}}$.

c: سرعة الضوء في الخلاء $3*10^8$ m/sec.

ε_r:السماحية الكهربائية النسبية لوسط الانتشار(التربة).

.

(x_0, t_0): تمثل إحداثيات قمة القطع الزائد؛ وبالتالي فهو يمثّل عمق الهدف المطمور، وموضعه.

z_0 هو أقصر مسار سفر لـ EMs والذي يوافق الموضع x_0 لجهاز GPR على سطح الأرض؛ وبالتالي فهو يمثّل تقدير العمق للكائن المطمور.

إنَّ المعادلة (2−1) هي معادلة قطع زائد Hyperbola؛ ومن ثمّ فإنه في المسح B-Scan عندما يتحرك GPR فوق الهدف المطمور على خط مستقيم وبخطوات متناسقة، فإن اختلاف أزمنة وصول الموجة المنعكسة عن الهدف المطمور يشكل قطعاً زائداً في صور GPR؛ ومن ثمّ فإن كشف الهدف المطمور يمكن النظر إليه على أنه كشف بصمة القطع الزائد المنعكسة عنه في صور GPR B-Scan المحصّلة.

4.2 محتويات الصور GPR B-Scan:

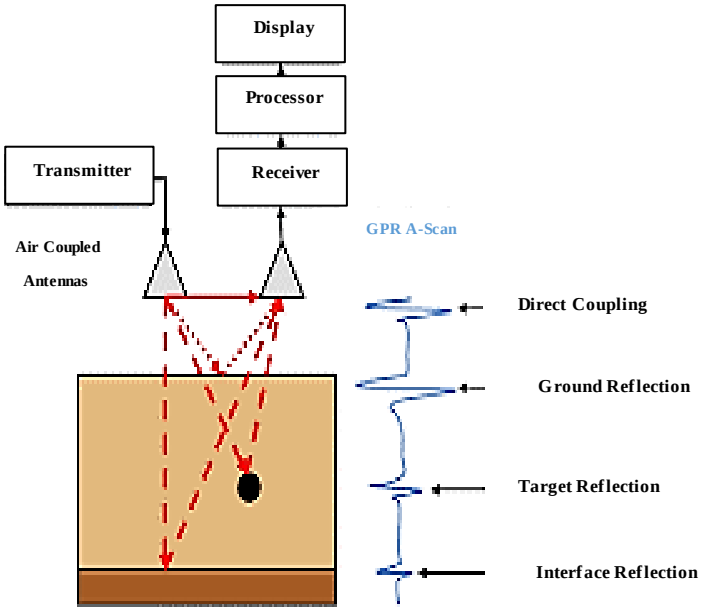
تحتوي صور GPR B-Scan عادة على بصمة القطع الزائد GPR Hyperbola الناتج عن انعكاسات الأمواج الكهرطيسية EMs عن الهدف المطمور، وعلى الموجة المباشرة Direct wave، وعلى ضجيج الخلفية Background noise. وحسب البيئة الجيولوجية المدروسة يُميّز نوعان من خلفيات الصورة المحصلة:

- **خلفية بسيطة Simple Background:** تنتج عن مشاهد جيولوجية بسيطة. مثالها هدف واحد موجود في تربة متجانسة (بتوزيع موحد).
- **خلفية معقدة Complex Background:** تنتج عن مشاهد جيولوجية معقدة. مثالها هدف واحد موجود في وسط انتشار مكون من طبقات مختلفة بالسماحية الكهربائية النسبية، أو وجود أكثر من هدف مطمور وبمسافات متقاربة؛ وهذا يسبب التداخل بين EMs المنعكسة عن الأهداف المطمورة، أو أن تكون التربة غير متجانسة.

.

5.2 المكونات غير المرغوبة في صور GPR B-Scan:

يبين الشكل (2–7) أنواع الاشارات المختلفة المستقبلة بهوائي الاستقبال لجهاز GPR .



الشكل (2–7): الإشارات المرسلة والمستقبلة بجهاز GPR [21].

1.5.2 الموجة المباشرة Direct wave:

الناتجة عن تسرب الأمواج الكهرطيسية EMs مباشرةً من المرسل للمستقبل عبر الهواء (Direct coupling)،

وكذلك عن انعكاس EMs عند اصطدامها بسطح الأرض الذي يفصل بين الهواء ووسط الانتشار (Ground Reflection). تظهر الموجة المباشرة على شكل خطوط مستقيمة في الأسطر الأولى من الصورة GPR B-Scan، تمتاز الموجة المباشرة بميزة المطال الكبير، وبحذفها تصبح معلومات القطع الزائد للهدف في الصورة أكثر وضوحاً لأنها تكون طاغية عليه.

2.5.2 الكَشَرات Clutters:

الناتجة عن انتشار EMs في البيئات الجيولوجية المعقدة، فعندما يحتوي وسط الانتشار على طبقات عدّة مختلفة

.

في السماحية الكهربائية النسبية، ستحدث انعكاساتٌ متعددة لـ EMs عن الأسطح الفاصلة بين هذه الطبقات (Interface reflection). يظهر ال Clutters على شكل قِطع خطية في كامل مساحة الصورة GPR B-Scan المحصلة [19].

3.5.2 الضجيج Noise:

وأهمه ضجيج المستقبل في GPR، والضجيج الناتج عن البيئة المحيطة، وعادة ما يكون على شكل ضجيج غاوصي.

6.2 العوامل المؤثرة في وضوح بصمة القطع الزائد الناتجة في صور GPR B-Scan:

1.6.2 تأثير التربة المحيطة بالأنابيب المطمورة:

من ناحية انتشار EMs، فإن وسط الانتشار تحت سطح الأرض له الخصائص الكهرطيسية الآتية:

1.1.6.2 السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity:

و يرمز لها ε_r، وهي تشير إلى قابلية وسط الانتشار للسماح للحقل الكهربائي E بالنفوذ خلاله، ولها تأثير في سرعة EMs. ففي وسط انتشار ذي سماحية كهربائية نسبية ε_r تكون سرعة انتشار EMs فيه [21]:

$$v \simeq \frac{c}{\sqrt{\varepsilon_r}}; c = 3 * 10^8 m/sec \qquad (3\text{-}2)$$

إن قيم ε_r تتراوح من 1 للهواء إلى 82 للماء؛ ومن ثمّ فإن سرعة EMs في الهواء v = 0.3 m/nsec، و في المواد الجيولوجية الأرضية في المجال (0.05-0.15) m/nsec.

.

2.1.6.2 الناقلية الكهربائية النوعية Electrical conductivity:

ويرمز لها σ، وتشير إلى قدرة وسط الانتشار على نقل الشحنات المتحركة من مكان لآخر، ولها تأثير في تخامد الموجة في وسط الانتشار. تزداد σ للمادة بوجود الماء والأملاح فيها، وبوجود المواد ذات الموصلية الكهربائية العالية. يبين الجدول (2–1) قيم السماحية الكهربائية النسبية والناقلية الكهربائية النوعية لبعض المواد الجيولوجية المعروفة، وسرعة انتشار EMs في هذه الأوساط [22].

الجدول (2–1): قيم سرعة انتشار الأمواج الكهرطيسية EMs في بعض المواد الجيولوجية المعروفة [22]:

المادة	سرعة EMs (m/nsec)	الناقلية الكهربائية النوعية (mS/m)	السماحية الكهربائية النسبية
الهواء	0.3	10^{-7}	1
ماء عذب	0.033	0.1-30	81
رمل جاف	0.122-0.173	0.0001-1	3-6
الاسمنت	0.134	-	5
الحصى	0.122	-	6
الخرسانة	0.067-0.15	-	4-20
البلاستيك	0.165	0.00134	3.3
الحديد	0	10^{3}-10^{7}	300

3.1.6.2 النفوذية المغناطيسية Magnetic Permeability:

ويرمز لها μ، وهي تشير إلى قابلية وسط الانتشار لاكتساب المغنطة، ولها تأثير في تخامد الموجة في وسط الانتشار. تزداد μ بوجود الصخور المغناطيسية والمواد المعدنية. عادة ما تُعَدُّ مساوية 1 لأغلب المواد الجيولوجية، وعليه يمكن عَدُّ μ لا تؤثر في إشارات الـ GPR شرط أن المنطقة المدروسة لا تحتوي على مواد مغناطيسية.

.

2.6.2 انتشار الأمواج الكهرطيسية EMs في الوسط تحت سطح الأرض:

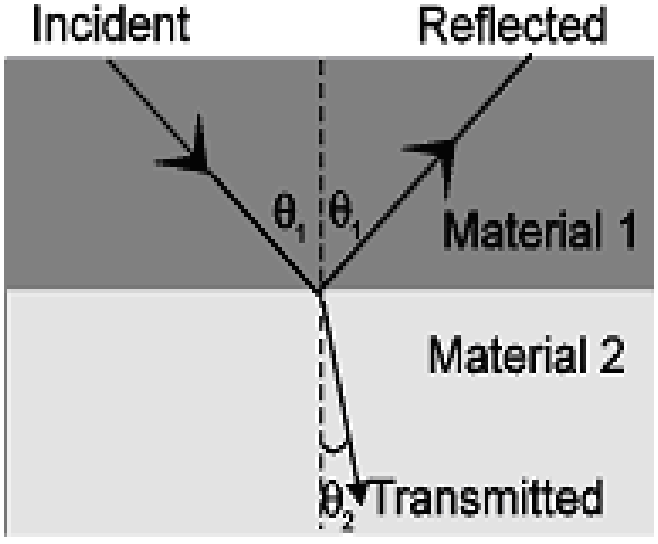
تحدث ظواهر كهرطيسية – فيزيائية مختلفة عند انتشار EMs في وسط الانتشار تحت سطح الأرض المكوّن من مواد مختلفة في الخصائص الكهرطيسية، وتؤثر هذه الظواهر في عملية الكشف عن الأهداف المطمورة؛ باستعمال GPR، سنذكر أهم هذه الظواهر.

1.2.6.2 الانعكاس والانكسار Refraction & Reflection:

يوضّح الشكل (2−8) عملية انعكاس EMs وانكسارها عند ورودها على السطح الفاصل بين مادتين مختلفتين بالسماحية الكهربائية [23].

وفقا لـ Snell's law، فإن معامل الانعكاس R على السطح الفاصل بين المادتين المختلفتين بالسماحية الكهربائية النسبية، يعطى بالعلاقة (2−4) [10]:

$$R = \frac{\sqrt{\varepsilon_{r1}} - \sqrt{\varepsilon_{r2}}}{\sqrt{\varepsilon_{r1}} + \sqrt{\varepsilon_{r2}}} \qquad (4-2)$$



الشكل (2−8): الانعكاس والانكسار للأمواج الكهرطيسية في وسط الانتشار تحت سطح الأرض [23].

.

من العلاقة (2−4)، فإن شدة EMs المنعكسة تزداد كلما زاد الاختلاف بين السماحية الكهربائية النسبية للمواد على طرفي الحدّ الفاصل بينها؛ ومن ثمّ يزداد معه وضوح القطع الزائد الناتج في الصورة المحصلة.

بين الجدول (2−2) بعض القيم لمعامل الانعكاس على السطح الفاصل بين مادتين مختلفتين بالسماحية الكهربائية النسبية. حتى يكون القطع الزائد في الصورة المحصلة واضحاً يجب أن يكون هناك فرق بقيم السماحية الكهربائية النسبية بين الهدف المطمور والوسط المحيط به.

الجدول (2−2): قيم معامل الانعكاس على السطح الفاصل بين مادتين مختلفتين [23]:

Material 1	ε_{r1}	**Material 2**	ε_{r2}	**Reflectivity (R)**
Air	1	Dry Soil	5	-38%
Dry Soil	5	Wet Soil	25	-38%
Dry Soil	5	Rock	6	-5%
Wet Soil	25	Rock	6	34%
Water	80	Rock	6	57%
Ice	3	Water	80	-67%
Permafrost	6	Wet Soil	25	-34%

2.2.6.2 التخامد Attenuation:

عندما تنتشر EMs في وسط الانتشار تحت سطح الأرض، فإنها تعاني من التخامد؛ مما ينعكس سلباً على وضوح بصمة القطع الزائد الناتج في الصورة المحصلة.

معامل تخامد EMs عند انتشارها في الوسط تحت سطح الأرض يُعطى تقريبياً بالعلاقة (2−5) [21]:

$$\alpha \simeq \sqrt{\frac{\omega\mu\sigma}{2}};\ \ \omega = 2\pi f \qquad (5-2)$$

حيث أنَّ:

.

f: تردد العمل المستعمل لجهاز GPR.

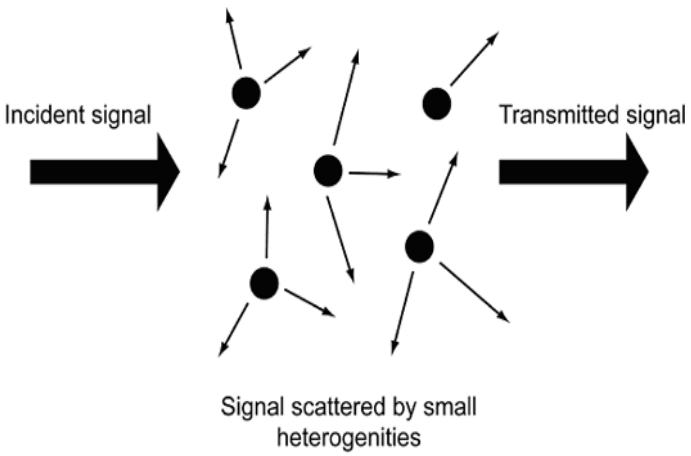
σ: الموصلية الكهربائية لوسط الانتشار.

μ: النفوذية المغناطيسية لوسط الانتشار.

كلما زاد معامل التخامد α ازداد تخامد الأمواج الكهرطيسية EMs عند انتشارها في الوسط تحت سطح الأرض؛ ومن ثمّ معامل التخامد يؤثر في وضوح بصمة القطع الزائد الناتج في الصورة GPR B-Scan وعلى عمق الكشف الأعظمي لجهاز GPR.

3.2.6.2 الانتثار والامتصاص Scattering & Absorption:

يؤدي عدم التجانس لمادة وسط الانتشار إلى تشتت الموجة الواردة، كما أن وجود جزيئات الماء في تكوين مادة وسط الانتشار يسبب امتصاص EMs ذات الترددات العالية، ووجود بعض المواد المغناطيسية يؤدي إلى امتصاص EMs وتحويلها إلى طاقة حرارية. يوضّح الشكل (2-9) خسائر التشتت.



الشكل (2-9): خسائر التشتت للأمواج الكهرطيسية عند مرورها في الأوساط غير المتجانسة.

.

3.6.2 نوع مادة الجسم المطمور وشكله:

من المعلوم أن انعكاس الأمواج الكهرطيسية عن المعادن يكون كبيراً، وعليه ستكون بصمة القطع الزائد في الصورة المحصلة واضحة. أما في حالة الأجسام العازلة؛ فإن انعكاس الأمواج الكهرطيسية عنها يعتمد على الفرق في السماحية الكهربائية النسبية بينها وبين الوسط المحيط بها. ومن ثم يجب أن يكون هناك تباين كهربائي كافٍ بين الجسم المطمور غير المعدني والوسط المحيط به، كما أن الأجسام المطمورة ذات الأسطح المستوية والمنتظمة تعكس الأمواج أكثر من الأجسام المطمورة ذات الأسطح غير المستوية أو الأسطح المتعرجة.

4.6.2 المواصفات الفنية لجهاز GPR:

ما يخص المرسل: الاستطاعة المرسلة والتردّد المستعمَل: كلما زادت الاستطاعة المرسلة؛ كلما زاد عمق الاختراق الأعظمي الممكن تحقيقه بجهاز GPR، وبالتالي زاد وضوح بصمة القطع الزائد الناتجة في الصور GPR B-Scan.

وما يخصُّ المستقبل: حساسية المستقبل وعملية الترشيح المستعملة: كلما زادت حساسية المستقبل؛ كلما زاد عمق الاختراق الأعظمي الممكن تحقيقه بجهاز GPR، وبالتالي زاد وضوح بصمة القطع الزائد الناتجة في الصور GPR B-Scan.

ما يخص الهوائيات: كفاية الهوائيات المستعملة للمرسل والمستقبل (ربح الهوائي): كلما قل عرض المخطط الاشعاعي للهوائي؛ كلما قلّ عرض منطقة الكشف، وزاد معه انحناء بصمة القطع الزائد الناتجة في الصور GPR B-Scan.

من أهم المواصفات الفنية المذكورة سابقاً هو تردد المسح المستعمل Scanning frequency الذي يُختار من خلال اثنين من المتطلبات المتناقضة:

.

- عمق السبر الأعظمي: وهو أكبر عمق يمكن أن تقطعه EMs في التربة، بحيث إذا وجد هدف مطمور على هذا العمق، انعكست عنه، ووصلت إلى المستقبل بمستوى استطاعة يكون قادراً على كشف EMs المستقبَلة وإظهارها في الصورة المحصلة النهائية على شكل قطع زائد يمكن تمييزه.
- الدقة في كشف الأهداف المطمورة: وهي أصغر مسافة بين هدفين مطمورين بحيث يستطيع جهاز GPR تمييزهما كهدفين منفصلين، وليس كهدف واحد.

يُميّز نوعان من الدقة المطلوبة في الكشف [7]: الدقة العمودية ΔZ الموضّحة في العلاقة (2-6) والدقة الأفقية $\Delta\alpha$ الموضّحة في العلاقة (2−7)، في كلا نوعي الدقة يُلحظ أنه تزداد الدقة كلما زاد تردد العمل المستعمل.

$$\Delta Z \simeq \frac{C}{4 * f\sqrt{\varepsilon_r}} \qquad (6-2)$$

$$\Delta a \simeq \frac{d * c}{2 * f\sqrt{\varepsilon_r}} \qquad (7-2)$$

أما عمق السبر الأعظمي يقل كلما زاد التردد المستعمل؛ بسبب ازدياد معامل التخامد α مع زيادة التردد.

.

الفصل الثالث

الشبكات العصبونية العميقة وتدريبها

Deep Neural Networks (DNNs) and its Training

1.3 تمهيد:

بعد دراسات وأبحاث مطوّلة أثمرت باكتشاف طريقة عمل المخ البشري من حيث قابلية التعلم، والتذكر، والقدرة على تمييز الأشياء واتخاذ القرارات؛ تمّ محاكاة طريقة عمل المخ بطريقة رياضية برمجية، وذلك عن طريق ما يسمى بالشبكات العصبونية الصنعية التي تتكون من وحدات بناء أساسية تدعى بالعصبونات Neurons.

سيُشرح في هذا الفصل آلية عمل الشبكات العصبونية الصنعية Artificial Neural Networks (ANNs)، وشرح أهم توابع التنشيط المستعملة في الشبكات العصبونية العميقة Deep Neural Networks (DNNs)، وشرح لآلية عمل الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs. وسيُتحدّث عن آلية تدريب ANNs، والموسطات الفائقة اللازمة لتدريب نماذج التعلّم العميق، وأهم توابع الخطأ المستعملة في نماذج التصنيف، وأهم خوارزميات الأمثلة المستعملة، ومفهوم التعميم عند تدريب نماذج التعلم العميق، وطرائق التقليل من الإفراط في التعلم Overfitting.

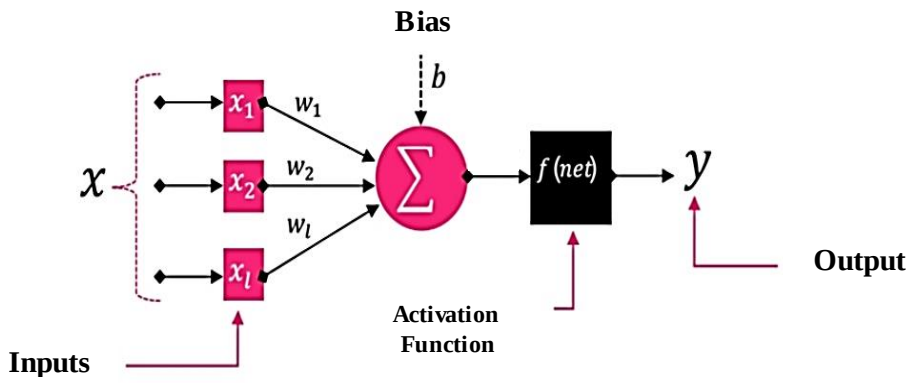
2.3 النموذج الرياضي للعصبون Neuron model:

يتم محاكاة عصبون متعدد المداخل، وذي مخرج وحيد بالنموذج الرياضي المبين في الشكل (3-1). يتكون النموذج من وحدات الإدخال، ومن جامع، ومن الاتصالات بين وحدات الإدخال، والجامع، ومن تابع تنشيط Activation Function. يوجد لكل اتصال بين وحدات الإدخال والجامع معامل يدعى بالوزن Weight.

تُجمَع نتائج ضرب كل مدخل x_i بالوزن المقابل له w_i على الاتصال بين هذا المدخل والعصبون، ثم يُضاف الانحياز bias إلى الناتج السابق، ليصبح بدوره دخلاً لتابع التنشيط الذي يرجع بدوره الناتج النهائي للعصبون على المخرج y. إذا مُثّلت المداخل بمتّجِه (Vector) الدخل $\underline{x}$ والأوزان بمتجه الوزن $\underline{w}$ ، وبالنظر إلى أنّ الانحياز هو: b، فإن الخرج النهائي للعصبون هو قيمة عددية y تُعطى بالعلاقة (3-1)[24] .

.

$$y = f\left(\underline{w} * \underline{x} + b\right) \qquad (1-3)$$



الشكل (3–1): النموذج الرياضي للعصبون [24].

3.3 الشبكات العصبونية الصنعية Artificial Neural Networks (ANNs):

وهي نموذج رياضي يحاكي كيفية عمل الخلايا العصبونية البيولوجية في دماغ الإنسان؛ ومن ثمّ يحاكي عملية التعلم عند الإنسان. تتكون الشبكة ANN من عصبونات عدّة، منظّمة في طبقات ومتصلة فيما بينها [24]، بحيث يتصل كل عصبون في الطبقة مع جميع العصبونات في الطبقة التالية؛ لذلك تسمى بالشبكات كاملة الاتصال Fully Connected (FC).

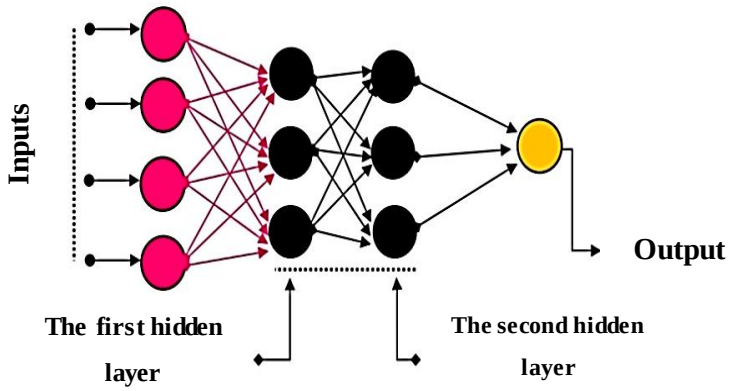
تتكوّن الشبكة ANN من طبقة إدخال، وطبقة إخراج، ويوجد بينهما طبقة مخفية واحدة أو أكثر، ومع زيادة عدد الطبقات المخفية يُحصل على شبكات أعمق، لديها القدرة على حلّ مشاكل أكثر تعقيداً.

تُعدّ هذه الشبكات أساس التعلم العميق، وبنيتها موضَّحة في الشكل (3–2)، ويمكن إدخال أنواع مختلفة من البيانات للشبكة: نصوص، وصور، وفيديو، وصوت.

منذ العقد الأول من القرن الحادي والعشرين حُسّن أداء المعالجات CPUs بصورة ملموسة عن القرن الفائت، كما تم توفير كمية كبيرة من البيانات على شبكة الإنترنت؛ مما سمح بإمكانية زيادة عدد طبقات الشبكات

.

العصبونية الصنعية. أدّى تعدد الطبقات في الشبكات العصبونية إلى مفهوم التعلم العميق، والخوارزميات في هذه الشبكات تعالج البيانات في طبقات متعددة (طبقات عميقة)؛ ولهذا فقد سميت هذه الشبكات بالشبكات العصبونية العميقة Deep Neural Networks (DNNs).



الشكل (3-2): الشبكة العصبونية الصنعية ANN كاملة الاتصال FC [24].

4.3 توابع التنشيط Activation Functions:

تابع التنشيط يقرر ما إذا كان يجب تنشيط العصبون أم لا، ويهدف إلى إدخال اللاخطية في ناتج العصبون. يجب أن يكون لتابع التنشيط في الشبكات العصبونية خصائص معينة، وهي:

- أن يكون غير خطي Nonlinear.
- أن يكون قابلاً للاشتقاق Differentiable: تُدرّب الشبكات العصبونية الصنعية؛ باستعمال خوارزمية الانحدار المتدرج (الاشتقاقي) Gradient Decent؛ لذلك يجب اشتقاق تابع التنشيط؛ وفقاً للدخل وهذا مطلب أساسي لتشغيل تابع التنشيط.
- أن يكون ذا طبيعة محدودة Bounded، لمنع حدوث مشكلة انفجار قيمة الخرج Explode.

هناك عددٌ من أنواع توابع التنشيط المستعملة في الشبكات العصبونية الصنعية. سيُتحدّث فقط عن توابع التنشيط التي استُعمِلت في هذا البحث عند بناء نموذج الشبكة العصبونية الالتفافية المقترح.

.

1.4.3 تابع التنشيط ReLU:

ويدعى بالوحدة الخطية المصحّحة Rectified Linear Unit، ففي الشبكات العصبونية متعددة الطبقات تظهر مشكلة تلاشي الانحدار بصورة أكبر كلما زاد عدد الطبقات في الشبكة، وتابع التنشيط ReLU يتغلب على هذه المشكلة، مما يسمح للشبكة بالتعلم بصورة أسرع، وبأداء أفضل. يعرّف هذا التابع، كما في العلاقة (3−2) [25].

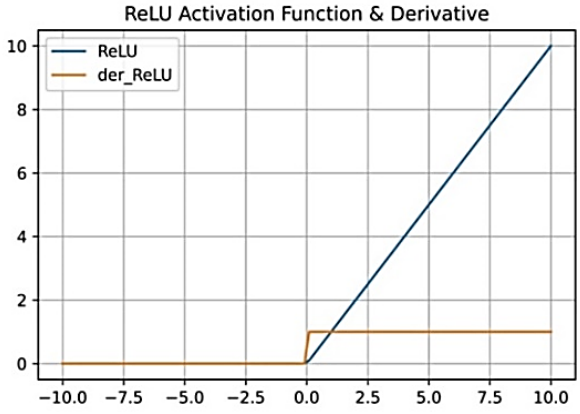
$$f(x) = \begin{cases} 0 \ for \ x \leq b \\ x \ for \ x > b \end{cases} \qquad (2-3)$$

حيث b: هي العتبة (الانحياز) التي يتم مقارنة الدخل معها، وعادة ما تكون صفراً، وعليه يحتفظ تابع التنشيط ReLU بالعناصر الإيجابية فقط، ويتجاهل جميع العناصر السلبية.

يُحسَب مشتق تابع التنشيط ReLU، كما في العلاقة (3−3):

$$\acute{f}(x) = \begin{cases} 0 \ for \ x \leq 0 \\ 1 \ for \ x > 0 \end{cases} \qquad (3-3)$$

عندما يكون الإدخال سلبيّاً، سيكون مشتق تابع التنشيط مساوياً: 0، وعندما يكون الإدخال إيجابياً يكون مشتق تابع التنشيط مساوياً: 1. يبين الشكل (3−3) تابع التنشيط ReLU ومشتقه.

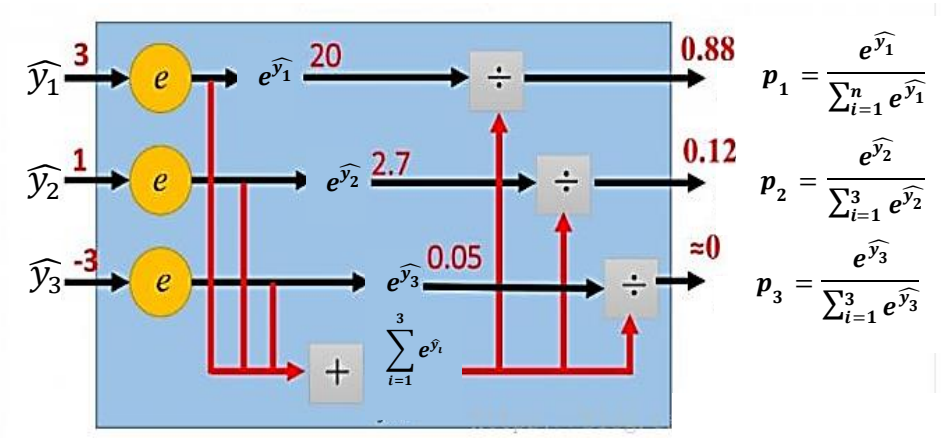


الشكل (3−3): تابع التنشيط ReLU ومشتقه [25].

.

2.4.3 تابع التنشيط Softmax:

يُحوّل هذا التابع مخارج الشبكة العصبونية إلى توزيعات احتمالية منفصلة. يكون موضع هذا التابع في الشبكات العميقة بعد طبقة الخرج. في مسائل التصنيف تكون القيم الناتجة عن عصبونات طبقة الخرج على هيئة أرقام $\widehat{y}_i$ تمثّل الفئات المتوقّعة، ويحوّلها تابع التنشيط Softmax إلى توزيعة من الاحتمالات، ويضع قيم هذه الاحتمالات في متجه $\underline{p}$ يُستعمل بدوره كمخرج في مسائل التصنيف، لإيجاد الاحتمالات المتوقّعة للفئات المختلفة. يبين الشكل (3-4) مبدأ عمل تابع التنشيط Softmax. لضمان اللاسلبية في مخارج النموذج النهائية، يُستعمَل تابع أُسيّ على كل مخرج، تُحوَّل بعد ذلك هذه القيم الجديدة بقسمة كل منها إلى مجموعها، حتّى إذا جمعنا هذه القيم الجديدة نحصل على 1، وهكذا أصبح لدينا تعيين المداخل x_i إلى احتمالات p_i، وليس إلى فئات متوقّعة $\widehat{y}_i$.



الشكل (3-4): آلية عمل تابع التنشيط Softmax [26].

وهكذا يعطينا تابع التنشيط Softmax متجهاً $\underline{p}$ يمكن تفسير عناصره على أنها احتمالات مقدّرة لكل فئة، وبالنظر إلى قيمة الاحتمال الأكبر يمكن إرجاع الادخال إلى الفئة المقابلة لهذا الاحتمال.

عند استعمال هذا التابع يجب تحويل التسميات Labels في مجموعة بيانات التدريب إلى الترميز الساخن الواحد One-hot-encoding.

.

يتم التعبير عن تابع التنشيط Softmax بالعلاقة الرياضية (3-4) [26].

$$p_i = Softmax(\hat{y}_i) = \frac{e^{\hat{y}_i}}{\sum_{i=1}^{n} e^{\hat{y}_i}} \qquad (4-3)$$

n: عدد المخارج للشبكة العصبونية (عدد الأصناف الكلي).

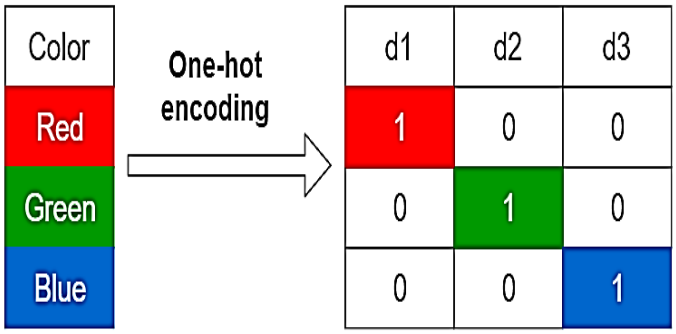
$\hat{y}_i$: الفئات التي تتنبأ بها نموذج التصنيف على طبقة الخرج، وذلك على هيئة أرقام.

i: رقم الفئة التي تتنبّأ بها نموذج التصنيف.

5.3 الترميز الساخن الواحد One-hot-encoding:

في الشبكات العصبونية العميقة DNNs، يُستعمَل عادةً تابع التنشيط Softmax في طبقة الخرج، وإنّ استعمال هذا التابع يستدعي تحويل التسميات في مجموعة بيانات التدريب إلى الترميز الساخن الواحد كما يأتي:

تحوّل التسميات Labels من الأرقام التي تمثل الصنف إلى متجه عدد عناصره مساوي لعدد الأصناف الموجودة في بيانات التدريب، كما يوضّحه الشكل (3-5).



الشكل (3-5): مبدأ الترميز الواحد الساخن [24].

.

6.3 الشبكات العصبونية الالتفافية Convolutional Neural Network (CNNs):

تُعدّ الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs من أهم أنواع الشبكات العصبونية العميقة DNNs، وهي تشكل اللبنة الأساسية في بناء معظم نماذج التعلم العميق DL. في ANNs يتم توصيل جميع العقد (العصبونات) الخاصة بطبقة واحدة بجميع عقد الطبقة التالية، وكل اتصال له وزن والذي يجب أن توجده خوارزمية التعلم. يؤدي وجود طبقات مخفية متعددة إلى وجود عدد كبير جداً من الأوزان؛ مما يجعل عملية التعلم أكثر صعوبة، وتحتاج إلى المزيد من الوقت والموارد الحاسوبية (سرعة المعالجة والذاكرة المطلوبين).

حُلّت هذه المشكلة باستعمال CNNs، والتي هي فئة من الشبكات العصبونية أمامية التغذية تستعمل طبقات الالتفاف. يعتمد اسم هذه الشبكات على وظيفة رياضية تسمى الالتفاف؛ ومن ثمّ CNNs هي شبكات عصبونية تستعمل الالتفاف في طبقة واحدة على الأقل من طبقاتها؛ بدلاً من ضرب المصفوفات.

سيُدرس عمل الشبكة العصبونية الالتفافية CNNs من أجل دخل على شكل صور رقمية والذي ينطبق مع موضوع البحث.

1.6.3 عامل الالتفاف ثنائي الأبعاد Convolution 2D:

هو عملية تبدأ بمرشح (نواة) Krenel الذي هو عبارة عن مصفوفة صغيرة من الأوزان. ينزلق الـ Krenel على بيانات الدخل ثنائية الأبعاد (الصورة) وتُضرَب عناصر Krenel بالعناصر المقابلة لها في جزء صورة الدخل الموجود عليها الـ Krenel حالياً، ثم تُجمع النتائج، وتوضَع في العنصر الأول لمصفوفة تسمى خارطة الميزات Features map، كما هو موضّح في الشكل (3-6).

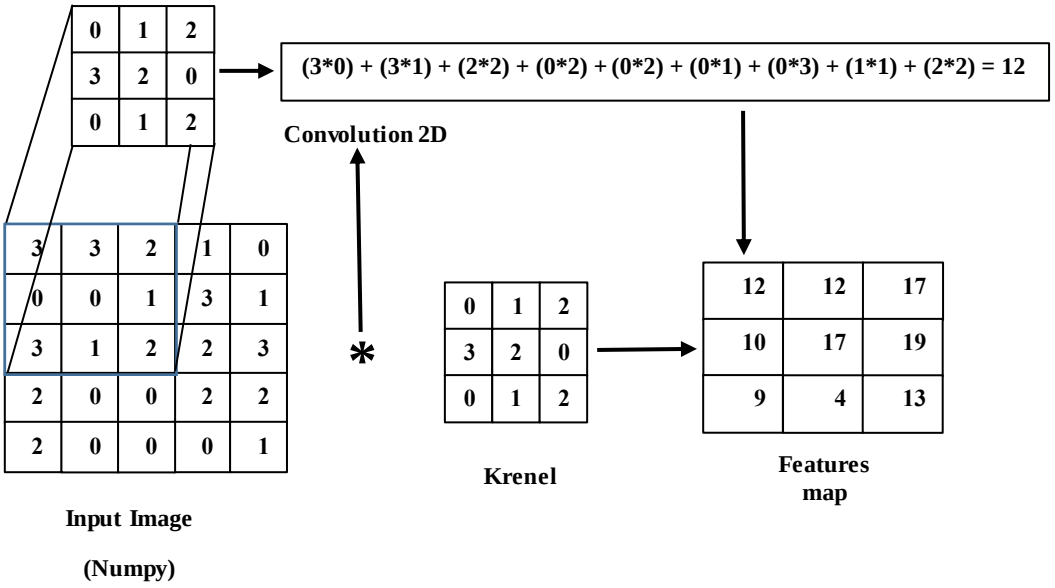
يكرر الـ Krenel هذه العملية في كل موقع له على صورة الدخل لنحصل من عملية التفاف الـ Krenel على كامل صورة الدخل على مصفوفة ثنائية البعد تسمّى خارطة الميزات المقابلة لصورة الدخل.

.

تُحسَب أبعاد مصفوفة خارطة الميزات كما يأتي [27]:

الارتفاع = (ارتفاع الصورة المدخلة – ارتفاع الـ Krenel) + 1.

العرض = (عرض الصورة المدخلة – عرض الـ Krenel) + 1.



الشكل (3–6): مبدأ عمل الالتفاف ثنائي الأبعاد [27].

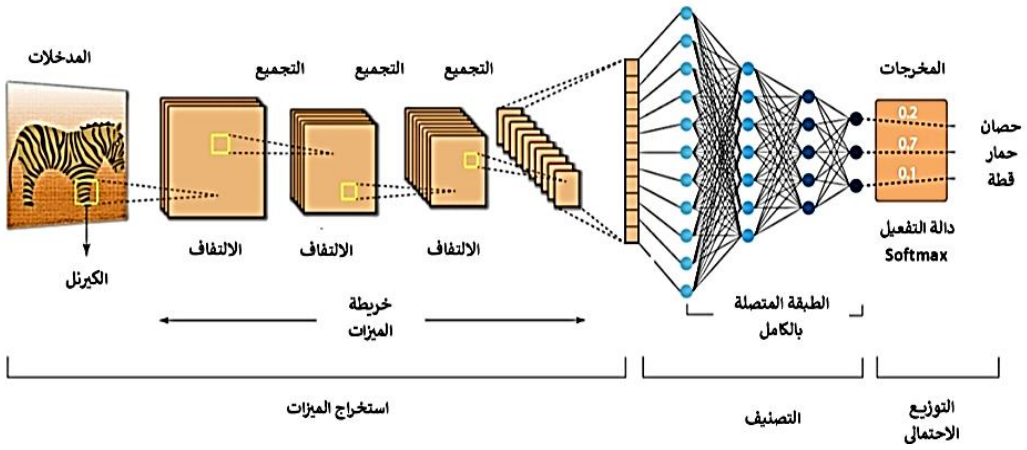
إنَّ مرشح الالتفاف Krenel في أثناء التدريب يُعاد ضبط قيمه بعد كل Epoch. إذا كانت نتيجة الجداء الداخلي لـ Krenel بجزء الصورة الممسوح كبير جداً هذا معناه أنه يوجد نسبة تطابق كبيرة بين المرشح وجزء الصورة الممسوح، وعليه يمكن استعمال هذا الجداء لاختبار وجود أنماط معينة في الصورة، ولكن لا يمكن الاعتماد على مرشحات معيّنة؛ لتحديد نمط في الصورة، لهذا تُطبّق مرشحات عدّة على الصورة في الطبقة الالتفافية نفسها.

إن تدريب شبكة CNN يعني الحصول على قيم مصفوفات هذه المرشحات.

.

2.6.3 معمارية الشبكة العصبونية الالتفافية CNN:

يبين الشكل (3-7): معمارية الشبكة العصبونية الالتفافية [24].



الشكل (3-7): معمارية الشبكة العصبونية الالتفافية [24].

1.2.6.3 قسم استخراج الميزات Features extraction:

بالنظر إلى أنّ الدخل صورة رقمية، فإن مهمة هذا القسم هو التعرف إلى الميزات المهمة في بكسلات صورة الدخل، وذلك عن طريق تنفيذ سلسلة من عمليات الالتفاف Convolution، والتجميع Pooling، بحيث تتعلم الطبقات الأقرب إلى الإدخال التعرّف إلى الميزات البسيطة، مثل الحواف، وتدرّج الألوان، بينما تتعلم الطبقات الأعمق التعرّف إلى ميّزات أكثر تعقيداً.

2.2.6.3 قسم التصنيف Classification:

عبارة عن شبكة متصلة بالكامل FC تعمل كمصنّف بعد خطوة استخراج الميزات، وهي تتوقع فئة الصورة بناءً على الميزات المستخرجة في الخطوات السابقة.

.

3.6.3 أنواع الطبقات في قسم استخراج الميزات:

1.3.6.3 طبقة الالتفاف Convolution:

تحتوي هذه الطبقة على مجموعة من المرشّحات، يعرف المرشّح باسم Krenel؛ إذ يُطبَّق كل مرشّح على جميع مناطق الصورة المدخلة، وتتمثل المهمة الرئيسة لهذه الطبقة في تحديد الميزات الموجودة في المناطق المحلية لصورة الدخل، وينتج عن هذه الطبقة خارطة الميزات Features map.

إن لطبقة لالتفاف مجموعة محددة من المعاملات الفائقة، التي تحدد حجم الإخراج لخرائط الميزات، وتحدد عدد الاتصالات في الشبكة وهذه المعاملات هي:

– أبعاد مرشّح الالتفاف Krenel: ويُعرّف الحقل الاستقبالي الذي سينزلق على جميع مواقع صورة الإدخال. زيادة هذا المعامل يسمح باستقبال المزيد من المعلومات المكانية من صورة الدخل، فتقل الدقّة في الأداء للطبقة الالتفافية في استخراج الميزات لمصفوفات دخل الطبقة الالتفافية، كما يزيد في الوقت نفسه عدد معاملات الشبكة المطلوب تدريبها.

– عدد المرشحات الالتفافية: بزيادته يزداد عمق خرج طبقة الالتفاف (عدد خرائط الميزات الناتجة)، فتزداد الدقّة في أداء الطبقة الالتفافية في استخراج الميزات لمصفوفات دخل الطبقة الالتفافية، كما ويزيد عدد أوزان الشبكة المطلوب تدريبها. إن كل مرشّح التفاف سينتج خارطة ميزات منفصلة؛ ومن ثمّ نحصل على خرائط ميزات بعدد مساوٍ لعدد المرشحات.

– الخطوة Stride: إنّ الالتفاف عملية تراكمية تتم عن طريق الانزلاق للمرشح على صورة الإدخال، وتحدد الخطوة عدد وحدات البكسل التي ينتقل بها المرشح بين كل عمليتي انزلاق متتاليتين. وتنتج الخطوات الأكبر حجماً خرائط ميزات أصغر.

.

- الحشو Padding: بهدف منع فقدان المعلومات في الحواشي لصور الدخل؛ تُضاف مدخلات صفرية حول محيط الصورة، وعليه يُضاف إطار من البكسلات التي تحمل قيمة صفر تستعمل لعلاج المشكلتين الآتيتين:

  - اضمحلال حجم الصورة تدريجياً عبر الطبقات الالتفاف المتعددة.

  - البكسلات في أطراف الصورة لا تدخل في الحسابات إلا مرات قليلة.

- تابع التنشيط: عادة ما يُستعمَل التابع ReLU كتابع تنشيط في الطبقات الالتفافية.

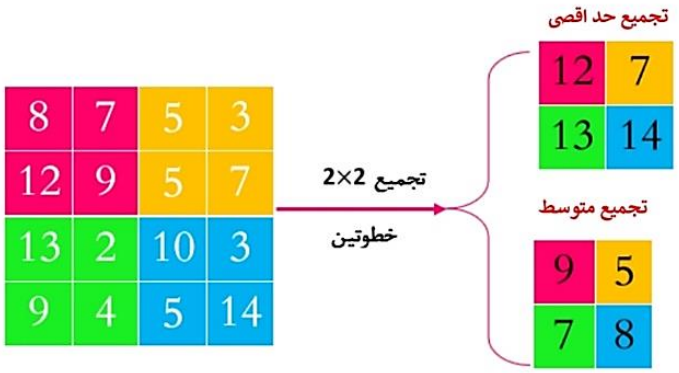
2.3.6.3 طبقة التجميع (الدمج) Pooling:

الوظيفة الأساسية لعملية التجميع هي خفض ناتج الطبقة الالتفافية على طول الأبعاد المكانية للارتفاع والعرض؛ مما يقلل من عدد المعاملات التي يجب أن تتعلمها الشبكة، فيقلل بالتالي من تأثير الإفراط في التعلم Over fitting. تتم عملية التجميع بعد عملية الالتفاف، والتجميع عبارة عن عملية اختزال لمجموعة من البكسلات المتجاورة في بكسل واحد. هذه المجموعة من البكسلات تسمّى بمرشّح التجميع Pooling Krenel، وعادة تُختار أبعاد مرشّح التجميع 2*2. طبقة التجميع تفيد في تقليل أبعاد خرائط الميزات؛ مما يقلل من قوة المعالجة المطلوبة لمعالجة مجموعة البيانات. التجميع له نوعان كما يوضّحه الشكل (3-8) [24]:

- تجميع الحدّ الأقصى Max pooling: وهو النوع الأكثر استعمالاً وفيه تُختار القيمة العظمى فقط ضمن مجال مرشّح التجميع.

- تجميع المتوسط Average pooling: وفيه يُحسب متوسط القيم ضمن مجال مرشّح التجميع.

.



الشكل (3-8): مبدأ عمل طبقة التجميع [24].

هناك معاملان فائقان لطبقة التجميع: أبعاد مرشّح التجميع، وخطوة مرشّح التجميع. الخيار شائع الاستعمال هو اختيار أبعاد مرشّح التجميع 2*2، ويُنصَح بعدم تكبير أبعاد مرشّح التجميع كثيراً؛ لأن ذلك يسبب تجاهل كثير من المعلومات لطبقة الدخل، وتصبح عملية التجميع غير مفيدة. طبقات التجميع في الشبكة ليس لها وزن أو انحياز؛ لأنها فقط تستخرج القيم مثل الحدّ الأقصى.

3.3.6.3 طبقة التسطيح Flatten layer:

بعد انتهاء سلسلة الطبقات الالتفافية، وطبقات التجميع، وقبل إنشاء الطبقة كاملة الاتصال، يُصار إلى تحويل جميع خرائط الميزات إلى متجه واحد لأجل ربطه بالطبقة الكاملة الاتصال.

7.3 التصنيف Classification:

يُعدّ التصنيف في تعلم الآلة من قسم التعلُّم الخاضع للإشراف، ويمكن تعريف التصنيف بأنه عملية تجميع الأشياء المتشابهة معاً؛ إذ يشترك جميع أعضاء المجموعة الواحدة أو الصنف الواحد الناتج عن التصنيف في خاصية محددة واحدة على الأقل لا يملكها أعضاء الأصناف الأخرى.

.

في التصنيف الخاضع للإشراف يتم بدايةً الحصول على ميزات Features؛ ممثّلة لبيانات الدخل بصورة جيدة، وخلال عملية التدريب، يُغذّى المصنّف ببيانات الدخل (الميزات Features)، وبالتسميات Labels المقابلة لها التي تمثل الفئات Classes، ويحاول المصنّف أن يتعلَّم العلاقة الموجودة بين ميزات الدخل Features والتسميات المقابلة لها. يكون التصنيف بأحد الطريقتين:

- طريقة مباشرة: يُعطى في الخرج صنف الصورة المدخلة للنموذج بصورة مباشرة.
- طريقة غير مباشرة: يُعطى في الخرج مجموعة احتمالات للصور المدخلة للنموذج، والاحتمال الأكبر يمثل الصنف الذي تنتمي إليه الصورة فعلياً.

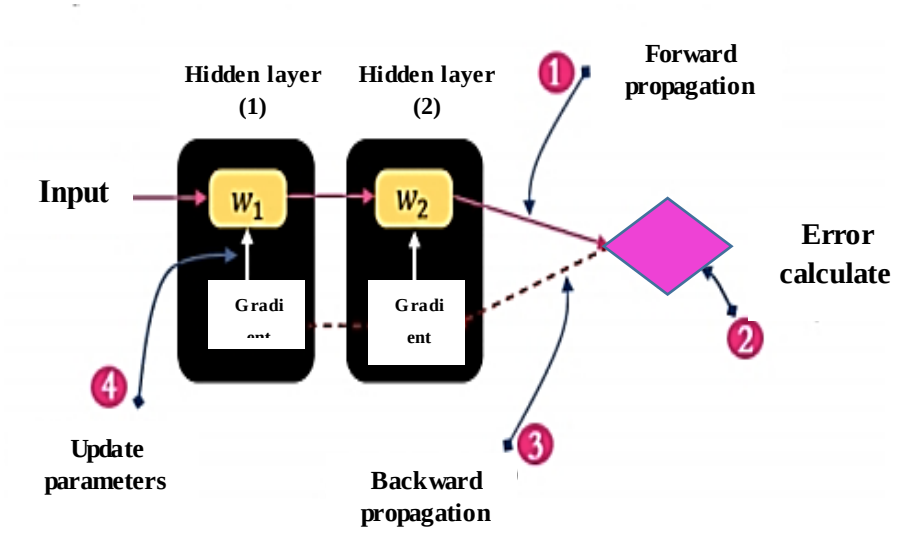
اقتُرح عددٌ من خوارزميات التصنيف التي تعتمد في عملها على الميزات التي تم حُصِل عليها، ومن أبرز خوارزميات التصنيف:

خوارزمية آلة شعاع الدعم Support Vector Machine (SVM)، وخوارزمية أقرب الجيران K-nearest neighbors (KNN)، والشبكات العصبونية الصنعية ANNs.

8.3 تدريب الشبكات العصبونية الصنعية ANNs:

يتكوّن التدريب في الشبكة العصبونية الصنعية المتعددة الطبقات من مرحلتين رئيستين: مرحلة الانتشار الأمامي Forward propagation، ومرحلة الانتشار الخلفي Backward propagation، كما يوضّحه الشكل (3-9).

.



الشكل (3-9): مراحل التدريب في الشبكات ANNs [24].

في أثناء عملية التدريب تكرّر الشبكة هذه الخطوات، وتنفذها مرّات عدّة [24]:

- تُهيّأ بدايةً معلمات التدريب (الأوزان والانحيازات) بقيم صغيرة بصورة عشوائية.
- مرحلة الانتشار الأمامي: تُولّد فيها المخارج؛ بناءً على القيم الحالية لمعاملات التدريب، وبيانات الدخل.
- مرحلة حساب الخطأ: يُحسَب فيها الفرق بين المخارج الحالية (التي تنبّأت بها الشبكة العصبونية) والمخارج المطلوبة (الأهداف)؛ وفق تابع الخطأ المُختار.
- مرحلة الانتشار الخلفي: يُحسَب فيها التدرّج (الانحدار) Gradient لتابع الخطأ عند معاملات التدريب الحالية للشبكة، لتنتشر الأخطاء التي حُصِل عليها من طبقة الخرج إلى الطبقات السابقة في الشبكة، وباتجاه عكسي.
- مرحلة تحديث معلمات التدريب: تُحدّثُ خوارزميةُ الأمثلة معلماتِ التدريب بناءً على قيمة الخطأ الحالي بالاتجاه الذي يُقلِّل فيه الخطأ في التكرار التالي.

.

9.3 تدريب نماذج التعلم العميق:

إن تدريب نموذج التعلّم العميق DL Model يحتاج إلى المكونات الآتية:

مجموعة البيانات Dataset، الموسطات الفائقة Hyper parameters، وتابع الخطأ Lose function، وخوارزمية الأمثلة Optimization algorithm.

1.9.3 مجموعة البيانات Dataset: في التعلّم العميق، تشير البيانات Data إلى أجزاء مميّزة من المعلومات التي تُنسَّق، وتُخزَّن إلكترونياً؛ لتناسب غرض محدد، ويمكن أن تكون البيانات بأشكال عديدة؛ كالنصوص، والصور والصوت، والفيديو. مجموعة البيانات Dataset: هي مجموعة من البيانات Data لها الخصائص نفسها، وتُسمَّى كلُّ نقطة بيانات من مجموعة البيانات بمثال Example أو عينة Sample. غالباً ما تُمثَّل كلُّ نقطة بيانات بوساطة متَّجه ميزة؛ إذ كل عنصر من عناصر هذا المتجه يمثل سمة من السمات المميزة لبيانات الدخل. في التعلّم الخاضع للإشراف تتعلم الخوارزمية من مجموعة بيانات تسمّى مجموعة بيانات التدريب، وهي عبارة عن مجموعة بيانات معلّمة Labeled Dataset؛ إذ تكون مكوَّنة من أزواج: عينات، وأهداف (تسميات Labels) مقابلة لها. إنَّ كمية بيانات التدريب، وجودتها أمر بالغ الأهمية في دقّة أداء نموذج التعلّم العميق.

2.9.3 الموسطات الفائقة Hyper parameters:

وهي المتغيرات التي تسمح لنموذج التعلّم العميق بالتدرّب، وتتحكم قيمها في عملية تعلم النموذج [24].

.

1.2.9.3 الحقبات Epochs:

عدد الحقبات هو معلمة فائقة يجب تحديدها خلال التدريب. حقبة واحدة تعني أن كل عينة في مجموعة بيانات التدريب قد أتيحت لها فرصة لتحديث معاملات التدريب للنموذج. تتكون الحقبة من دفعة واحدة Batch من عيّنات الدخل أو أكثر. عندما يكون عدد الحقبات مرتفعاً جداً، قد تحدث مشكلة الإفراط في التعلّم Overfitting.

2.2.9.3 حجم الدفعة Batch:

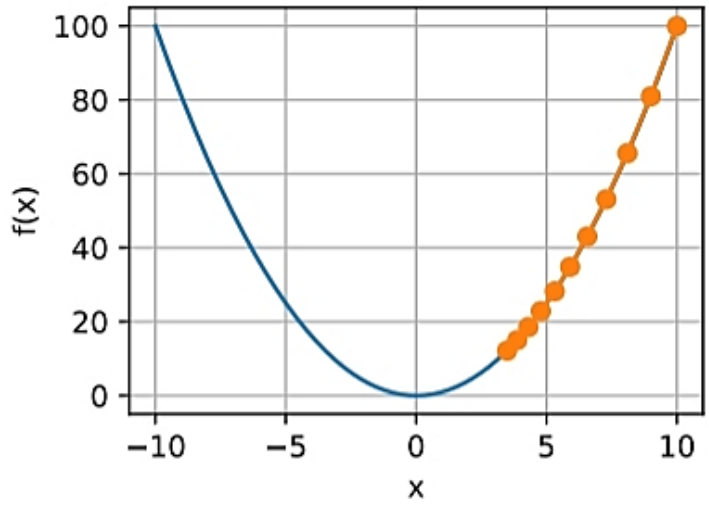
حجم الدفعة هو معلمة فائقة تحدّد عدد عينات الدخل التي يُتعامَل معها قبل تحديث معاملات تدريب النموذج. يمكن تقسيم مجموعة بيانات التدريب إلى دفعة واحدة أو أكثر.

3.2.9.3 معدل التعلّم Learning Rate:

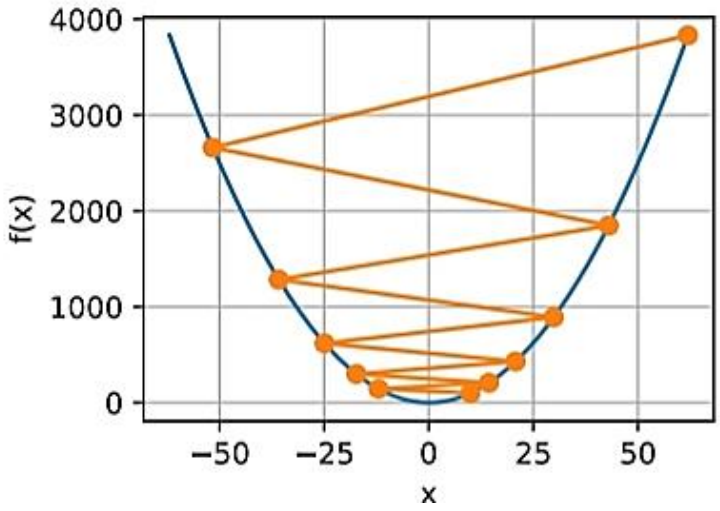
يشير معدل التعلُّم إلى المقدار الذي تُحدَّث من خلاله معلمات التدريب للنموذج في أثناء التدريب الذي يُعرف باسم حجم خطوة التحديث t_k، وهو أحد الموسطات الفائقة المهمة المستعملة في تدريب الشبكات العصبونية.

في نماذج التعلّم العميق، يكون هدف خوارزمية الأمثلة هو تحديث معلمات تدريب النموذج؛ بما يضمن تصغير تابع الخطأ. بفرض أن تابع الخطأ الذي يجب تصغيره هو $f(x)$؛ إذ x هو واحد من معلمات التدريب المطلوب تحديثها، فإذا استُعمل معدل تعلّم صغير جداً، سيكون حجم خطوة التحديث t_k صغيراً جداً؛ ومن ثمَّ عدد التكرارات المطلوبة سيكون كبيراً، وسيؤدي ذلك إلى تحديث x ببطء شديد؛ بهدف تقليل قيمة $f(x)$؛ ومن ثمَّ يستغرق التدريب وقتاً طويلاً كما يوضّحه الشكل (3−10). وعلى العكس إذا استُعمل معدل تعلّم مرتفع بصورة مفرطة، سيكون حجم خطوة التحديث كبيراً جداً، ولا يمكن ضمان أن تحديث x سيكون قادراً على خفض قيمة $f(x)$ فقد يتجاوز الحل الأمثل ويتباعد تدريجياً؛ أي ينتهي الأمر إلى الارتداد حول الحدّ الأدنى؛ ومن ثمَّ لا يتم الوصول إلى المستوى الأمثل، كما يوضّحه الشكل(3−11).

.



الشكل (3−10): طريقة تحديث x عند استعمال معدّل تعلّم صغير جداً [24].



الشكل (3−11): طريقة تحديث x عند استعمال معدّل تعلّم مرتفع بصورة مفرطة [24].

إن الحصول على معدل تعلُّم صحيح تماماً يُعدُّ أمراً صعباً، فإذا اختير صغيراً جداً سيحرز تقدماً ضئيلاً، وإذا اختير كبيراً جداً، فإن التدريب يتذبذب، وفي أسوأ الحالات يتباعد عن المطلوب تحقيقه. من المستحسن أن تتناقص قيمة معدل التعلم في أثناء التدريب، وهذا يؤدي إلى تحسين الدقّة، وتقليل الإفراط في التعلّم Overfitting.

.

3.9.3 توابع الخطأ Lose Functions المستعملة في نماذج التصنيف:

1.3.9.3 تابع خطأ الأنتروبيا المتقاطعة Cross-Entropy Loss:

يُعيّنُ نموذج المصنّف وباستعمال تابع التنشيط Softmax في خرجه كلَّ متجه دخل $\underline{x}$ إلى متجه $\underline{\hat{y}}$ يضم قيم الاحتمالات المتوقعة لنوع الصنف، بعدها تُحسَّن دقة هذا التعيين باستعمال تابع خطأ الأنتروبيا المتقاطعة كما يأتي:

يُمثَّل متّجه التسميات Labels (الأهداف المطلوبة) باستعمال الترميز الواحد الساخن One-hot encoding بالمتجه $\underline{y^h}$، وتُقارن بعدها التقديراتُ الاحتمالية الناتجة في خرج النموذج (عناصر المتجه $\underline{\hat{y}}$)؛ مع التقديرات المطلوبة والمُمثَّلة بصيغة الترميز الواحد الساخن (عناصر المتجه $\underline{y^h}$)؛ وفق تابع خطأ الأنتروبيا المتقاطعة، كما بالعلاقة (3-5) [28].

$$\text{Cross Entropy}\left(\underline{y^h}, \underline{\hat{y}}\right) = -\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} y_j^h \log \hat{y}_j \qquad (5-3)$$

n: عدد مخارج الشبكة العميقة (عدد الفئات الكلي المطلوب تصنيف المداخل إليها).

y_j^h: العنصر رقم j في المتجه $\underline{y^h}$ الذي يحتوي على الأهداف المطلوبة Labels بصيغة One-hot encoding.

$\hat{y}_j$: العنصر رقم j في المتجه $\underline{\hat{y}}$ الذي يحتوي على المخارج التي توقعها النموذج، والتي هي قيم خرج تابع التنشيط Softmax.

نظراً لأن $\underline{y^h}$ متجه واحد ساخن بطول n، فإن المجموع على j سيختفي لجميع الحدود؛ باستثناء حدّ واحد يمثل الخطأ الموافق لفئة معينة. هذا الخطأ محدود من الأسفل بالقيمة 0، وكون $\underline{\hat{y}}$ هو متجه احتمالي فلا يوجد قيمة

.

لعناصره أكبر من الواحد؛ ومن ثمّ فإنَّ سالبَ اللوغاريتم لا يمكن أن يكون أصغر من الصفر؛ ومن ثمَّ قيم تابع خطأ الأنتروبيا المتقاطعة ستكون موجبة دائماً.

2.3.9.3 تابع الخطأ Binary Cross Entropy:

في حال المصنفات الثنائية يكون عدد الفئات n = 2، وفيها يُستعمَل تابع الخطأ Binary Cross Entropy، ويُعرّف كما في العلاقة (3-6) [28].

$$\text{Binary Cross Entropy}\left(\underline{y^h},\underline{\hat{y}}\right) = -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{2}(y_j^h \log \hat{y_j} + (1-y_j^h)(\log(1-\hat{y_j}))) \qquad (6-3)$$

4.9.3 خوارزميات أمثلة التعلّم العميق Optimization Algorithms:

هي الأدوات التي تسمح بمواصلة تحديث معلمات تدريب النموذج (الأوزان والانحيازات)؛ بهدف تقليل قيمة تابع الخطأ، ويؤثر أداء خوارزمية الأمثلة بصورة مباشرة في كفاية تدريب النموذج، ووقت التدريب.

المطلوب من خوارزمية الأمثلة موارد ذاكرة أقل، وجعل النموذج يتقارب بصورة أسرع عن طريق ضبط معاملات التدريب بالصورة المثلى لتسريع عملية التعلّم.

سيُعرض في هذه الفقرة بعضُ أنواع خوارزميات الأمثلة؛ وذلك بفرض أن تابع الخطأ المطلوب تصغيره هو $f(x_k)$؛ إذ x_k هي قيمة معامل التحديث x في التكرار رقم k، والتدرج المقابل لها هو $\Delta f(x_k)$ ، وحجم خطوة التحديث في التكرار رقم k هو t_k.

1.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج الدفعي Batch Gradient Decent (BGD):

في هذه الخوارزمية، تُمرّر مجموعة البيانات بأكملها قبل إجراء تحديث واحد لمعلمات التدريب، عملياً هذا يسبب تقارباً للنموذج بصورة بطيئة للغاية. تُحدّث هذه الخوارزمية معامل التدريب x بعد أن تُدخل كل عينات مجموعة

.

التدريب إلى النموذج؛ أي بعد مسح كل مجموعة التدريب، كما في المعادلة (3-7) [24].

$$x_{k+1} = x_k - t_k \Delta f(x_k)^{(1:n)} \qquad (7-3)$$

2.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج العشوائي Stochastic Gradient Decent (SGD):

في هذه الخوارزمية تُتّخذ خطوات التحديث بناءً على ملاحظة واحدة في كل مرة؛ أي بعد إدخال كل عينة i. إن معالجة عينة واحدة في كل مرة تستغرق وقتاً أطول بكثير؛ مقارنةً بالدفعة الكاملة. تحسبُ خوارزمية SGD التدرّج وتُحدّث الموسطات لكل عينة تدريب، كما في العلاقة (3-8)[24].

$$x_{k+1} = x_k - t_k \Delta f(x_k)^{(i)} \qquad (8-3)$$

3.4.9.3 خوارزمية انحدار الدفعات الصغيرة المتدرجة Mini-Batch Gradient Decent (M-BGD):

في هذه الخوارزمية، وبدلاً من أخذ دفعة كاملة أو أخذ عينة واحدة فقط، تؤخذ دفعة صغيرة Mini-batch من العينات حجمها m عينة، وذلك بهدف تحسين الكفاية الحسابية للنموذج، يعتمد اختيار حجم الدفعة الصغيرة m على عوامل عدّة، مثل: مقدار الذاكرة، وحجم مجموعة البيانات.

تدمج هذه الخوارزمية مزايا الخوارزميتينSGD وBGD ، وتُحدّث معلمات التدريب بعد الحصول على التدرج لمجموعة صغيرة من العينات، كما في العلاقة (3-9) [24].

$$x_{k+1} = x_k - t_k \Delta f(x_k)^{(i:i+m)} \qquad (9-3)$$

نظراً لأنه في كل تكرار تُستعمَل دفعة من البيانات، بدلاً من أخذ مجموعة البيانات بأكملها، فإننا نحتاج إلى عدد أقل من التكرارات.

4.4.9.3 خوارزمية الانحدار المتدرج مع الزخم Gradient Decent with Momentum:

الزخم Momentum هو إحدى الآليات المستعملة لتحديد اتجاه التحديث، وتخميد التذبذبات في أثناء عملية التدريب، يتم ذلك عن طريق إضافة جزء من متجه التحديث لخطوة التحديث الماضية إلى متجه التحديث الحالي،كما هو

.

موضّح في العلاقتين (3-10) و(3-11) [24].

$$v_k = m\, v_{k-1} + t_k \Delta f(x_k) \qquad (10-3)$$

$$x_{k+1} = x_k - v_k \qquad (11-3)$$

m: هو قيمة الزخم Momentum إذ $m \in [0, 1]$ وهو يحدد عدد التكرارات التي دُمجت فيها التدرجات السابقة في التحديث الحالي. بصورة عامة تُضبط m على 0.5 حتى يستقر التعلّم الأولي ثم يُزاد إلى 0.9 أو أعلى.

5.4.9.3 خوارزمية الخطوة التكيّفية Adaptive moment (Adam):

في خوارزمية SGD تُحدَّث كلُّ موسطات التدريب في الشبكة العميقة، باستعمال خطوة تحديث ثابتة t_k، أما في الطرائق التكيفية يُكيَّف حجم الخطوة لكل معامل تدريب على حدة. ففي الأجزاء الأولى من الشبكة العميقة توجد طبقات التفافية، عدد قنواتها قليل، وبأبعاد كبيرة للقناة، وفي الأجزاء الأخيرة للشبكة العميقة تكون الطبقات ذات قنوات أكثر، ولكن بأبعاد أصغر، وعليه، فإن العمليات تكون مختلفة في مختلف أجزاء الشبكة؛ لذا حجم خطوة التحديث قد يكون مناسباً في الأجزاء الأولى، وغير مناسب للأجزاء الأخيرة.

موسطات التدريب في الأجزاء الأخيرة من الشبكة لها تأثير كبير في مخرجات الشبكة؛ لذا تحتاج إلى معدل خطوة صغير، أما موسطات التدريب في الأجزاء الأولى في الشبكة يكون تأثيرها صغيراً في مخرجات الشبكة لذا تحتاج إلى معدل خطوة أكبر.

Adam هي خوارزمية تحسب حجم الخطوة التكيفية لكل معامل تدريب، وتَستعمِل كلاً من متوسط التدهور للتدرجات السابقة، وقيمها التربيعية. تتكون قاعدة تحديث Adam من الخطوات الآتية [29]:

- بعد أن يُحصَل على $\Delta f(x_k)$ (تدرج تابع الخطأ لمعامل التدريب x في التكرار رقم k) تُحدَّث قيمة اللحظة الزمنية الأولى والثانية في هذه الخطوة k، كما في العلاقتين (3-12) و(3-13).

$$m_k = \beta_1 m_{k-1} + (1-\beta_1)\Delta f(x_k) \qquad (12-3)$$

$$v_k = \beta_2 v_{k-1} + (1-\beta_2)(\Delta f(x_k))^2 \qquad (13-3)$$

إذ β_1, β_2: معدّل الانخفاض الأسي لتقدير اللحظة الأولى والثانية تُحدّد يدوياً.

- تُصحّح قيمة اللحظة الزمنية الأولى والثانية، كما في العلاقة (3-14).

$$\hat{m_k} = \frac{m_k}{1-\beta_1^k}\ , \hat{v_k} = \frac{v_k}{1-\beta_2^k} \qquad (14-3)$$

- يُحدَّث معامل التدريب x، كما في العلاقة (3-15).

$$x_{k+1} = x_k - \frac{1}{\sqrt{\hat{v_k}+\varepsilon}} t_k \hat{m_k} \qquad (15-3)$$

ε: عدد صغير يُدخل يدوياً؛ بهدف تجنب القسمة على صفر. عادةً تكون قيمته 10^{-6}.

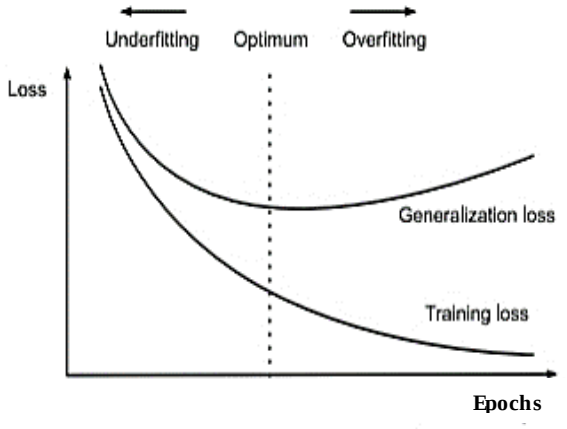
10.3 التعميم Generalization:

إن النهج في تدريب نماذج التعلّم العميق يتضمّن مرحلتين:

- **ملاءمة النموذج على بيانات التدريب Model fitting**: تمثّل هذه المرحلة الهدف الوسيط في تدريب نموذج DL، أما الهدف الحقيقي هو اكتشاف الأنماط العامة للنموذج، والتي تقدم تنبؤات دقيقة حتى على عينات جديدة غير مرئية بالنسبة للنموذج، ولكنها مشابهة للعينات التي تدرّب النموذج عليها.

- **تقدير خطأ التعميم**: يتم من خلال تقويم النموذج على بيانات الاختبار (أو بيانات التحقق)، ويطلق على الفرق بين ملاءمة النموذج على بيانات التدريب وملاءمة النموذج على بيانات الاختبار بفجوة التعميم Generalization gap، يبين الشكل (3−12) مفهوم الإفراط في التعلّم، والتعلّم الناقص.

.



الشكل (3-12): مفهوم الإفراط في التعلم، والتعلم الناقص [31].

مفهوم التعميم هو أن يكون خطأ التدريب قريباً من خطأ التعميم [30]. في التعميم يُعتمَد عادةً على مجموعة التحقق من الصحة Validation Set، ويسمى الخطأ الناتج عن هذه البيانات بخطأ التحقق من الصحة Validation error.

عندما يُقارَن بين خطأ التدريب Training error وخطأ التحقق من الصحة يتم تمييز الحالتين [31]:

- التعلّم الناقص Underfitting: في هذه الحالة يكون كلٌّ من خطأ التدريب، وخطأ التحقق من الصحة كبير، ولكن هناك فجوة صغيرة بينهما. عندما يكون النموذج غير قادر على تقليل خطأ التدريب هذا يدل أنّ النموذج بسيط للغاية، وغير قادر على تحقيق المطلوب منه.
- الإفراط في التعلّم Overfitting: عندما يكون خطأ التدريب أقل بكثير من خطأ التحقق من الصحة، ويُلحظ نمو فجوة التعميم، ومن ثمَّ يكون أداء النموذج أفضل بكثير على بيانات التدريب؛ مقارنة مع أدائه على البيانات غير المرئية.

.

11.3 طرائق التنظيم Regularization للشبكات العميقة:

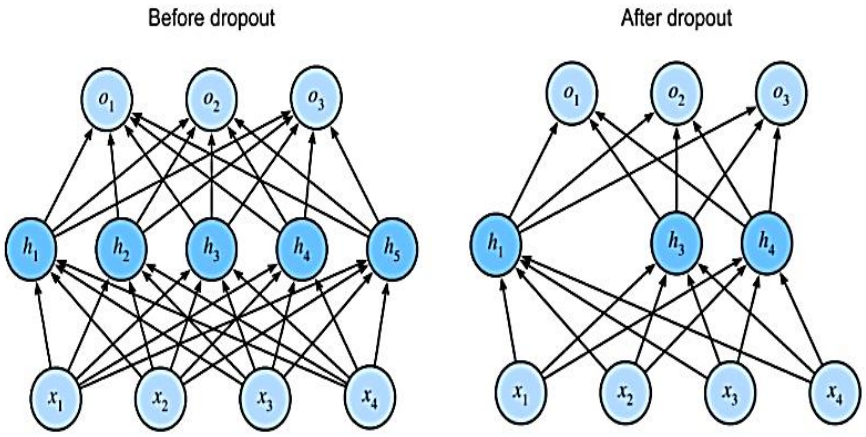
المطلوب من نموذج التعلّم العميق أن يعمل بصورة جيدة مع البيانات غير المرئية Unseen data (والتي تكون مشابهة لبيانات التدريب)؛ وذلك بهدف تقليل الفجوة بين أداء التدريب وأداء الاختبار. تسمى الطرائق المستعملة؛ للتقليل من الإفراط في التعلّم بطرائق التنظيم [32].

1.11.3 إضافة الضجيج إلى مداخل النموذج:

وذلك بهدف تحقيق النعومة Smoothness للنموذج، وعندها يصبح النموذج غير حساس للتغيرات الصغيرة في المداخل. مثلاً نتوقع عند إضافة بعض الضجيج العشوائي إلى وحدات البكسل في صورة الدخل، أنه لا يؤثّر كثيراً في أداء النموذج.

2.11.3 تقانة الحذف العشوائي (التسرب) Dropout:

هي طريقة تنظيمية للشبكات العصبونية يتم فيها التخلّي عن بعض العصبونات بصورة عشوائية في أثناء التدريب كما هو مبين في الشكل (3-13).



الشكل (3-13): تقانة التسرب Dropout [33].

.

ففي كل تكرار يُحذَف جزء من العصبونات في كل طبقة بصورة عشوائية. في حين يُعطَّل الـ Dropout في أثناء الاختبار[34]. بفرض يوجد شبكة ANN بطبقة مخفية واحدة تحوي 5 عصبونات كما في الشكل (3−13)، فعند تطبيق Dropout على الطبقة المخفية يُستبعَد العصبون باحتمالية معيّنة، وتكون النتيجة شبكة تحتوي فقط على مجموعة فرعية من العصبونات الأصلية.

3.11.3 التسوية الدفعية Batch Normalization:

وهي من تقانات التعلّم الخاضع للإشراف، تؤدّي إلى إعادة تعيين توزيع ناتج الطبقة السابقة في الشبكة العميقة لتُعالج بكفاية أكبر بوساطة الطبقة اللاحقة [34]. في أثناء تدريب الشبكات العميقة تتغير معاملات التدريب باستمرار، وقد يحدث تفاوت كبير بين قيم المداخل للطبقات التالية؛ أي زيادة كبيرة في الانحراف المعياري، يسمى هذا التأثير إزاحة المتغير الداخلي Internal covariant shift. من أجل التعامل مع التغير في التوزيع في أثناء التعلّم، قُدّمَت التسوية الدفعية، وفيها تُجرى التسوية على بيانات الدخل لكل طبقة في الشبكة؛ ليكونَ لها متوسط حسابي بقيمة 0، وانحراف معياري بقيمة 1.تُنظَّم طبقات التسوية في الشبكة العصبونية بين الطبقات الخطية والطبقات اللاخطية وكمثال: طبقة الالتفاف هي طبقة خطية تتبعها طبقة التسوية، ثم طبقة لاخطية ReLu. التعبير العام للتسوية، كما في العلاقة (3-16) [34].

$$y_i = \frac{a}{\sigma}(x_i - \mu) + b \qquad (16-3)$$

حيث أنَّ: x_i: العنصر رقم i في متجه الدخل $\underline{x}$ لطبقة التسوية، y_i: العنصر رقم i في متجه الخرج $\underline{y}$ لطبقة التسوية، μ: المتوسط الحسابي لقيم عناصر المتجه$\underline{x}$، σ: الانحراف المعياري لقيم عناصر المتجه$\underline{x}$.

α: هو معامل تكبير قابل للتعلّم، b معامل انحياز قابل للتعلّم.

.

الفصل الرابع

منهجية البحث وإجراءاته

Research Methodology and Procedures

.

1.4 تمهيد:

يضم هذا الفصل المرحلة العملية التي أُنجزت في هذا البحث؛ بدءاً من إنشاء مجموعة البيانات المستعملة في تدريب النموذج واختباره، إلى بناء النموذج المقترح، والتقانات التي استُعمِلت في توسيع قاعدة البيانات، والتقانات التي استُعمِلت للتغلّب على مشكلة الإفراط في التعلّم Overfitting، كما ويتحدّث عن الموسطات الفائقة التي استُعمِلت في تدريب نموذج CNN المقترح، ومقاييس الأداء لنماذج التصنيف، والنتائج التي حُصِلَ عليها من تدريب نموذج CNN المقترح واختباره باستعمال نوعين من خوارزميات الأمثلة، وعلى مجموعة بيانات الاختبار نفسها؛ فضلاً عن تقويم أداء النموذج المقترح عن طريق مقارنته مع دراسات سابقة.

2.4 مصادر مجموعة البيانات المستعملة في البحث:

أُنشِئت في البحث مجموعة بيانات التدريب، بالاعتماد على الصور GPR B-Scan المحاكاة؛ باستعمال برنامج gprMax، وعلى الصور GPR B-Scan الحقيقية المأخوذة من قاعدة البيانات TU1208، أمّا مجموعة بيانات الاختبار فقد أُنشِئت بالاعتماد على ما هو متاح على مواقع الإنترنت من صور GPR B-Scan حقيقية.

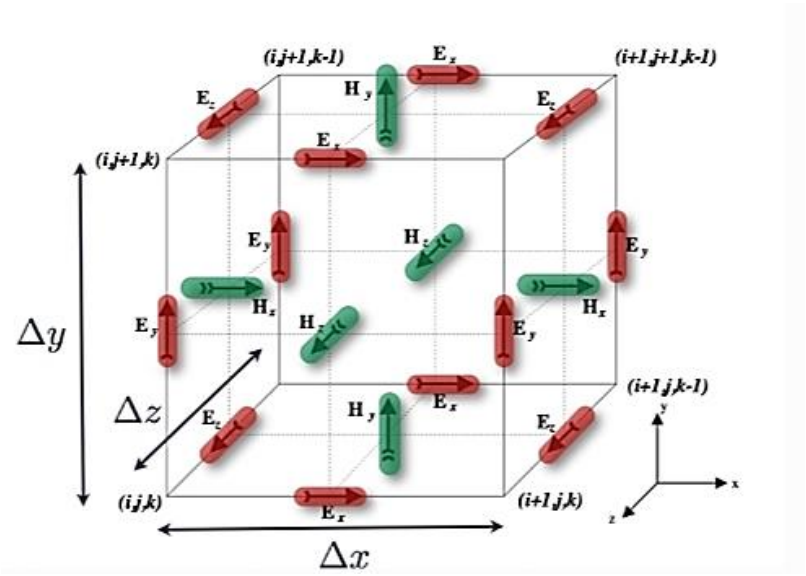
1.2.4 برنامج المحاكاة gprMax:

يُعدُّ برنامج gprMax أحد أهم برامج المحاكاة التي يستعملها الباحثون للحصول على صور محاكاة لجهاز GPR من أجل معالجة مشكلة ندرة بيانات GPR التي شرحها الخبراء في مجال تقانة GPR.

gprMax هو برنامج مفتوح المصدر، يحاكي انتشار EMs في أوساط الانتشار تحت سطح الأرض، وهو مصمم لنمذجة Modeling جهاز GPR، ونمذجة التربة والمواد المطمورة في التربة [35]. كما هو معلوم يتم توصف جميع الظواهر الكهرطيسية على مجال الـ Macroscopic بوساطة معادلات ماكسويل Maxwell. برنامج

.

gprMax يستعمل خوارزمية Yee[1] لحل معادلات ماكسويل في المجال ثلاثي الأبعاد 3D؛ باستعمال طريقة التكامل المحدود بالمجال الزمني Finite Difference Time Domain (FDTD)؛ إذ قُسّمت شبكة FDTD التي تنتشر فيها EMs في أثناء المحاكاة إلى خلايا تعبّر عن الدقة المكانية لعملية المحاكاة، وتدعى الخلية الواحدة بخلية yee؛ ومن ثمَّ فإن اللبنة الأساسية لشبكة FDTD هي خلية Yee الموضَّحة في الشكل (4-1).



الشكل (4-1): خلية Yee واحدة تظهر عليها مركبات الحقل الكهربائي E والمغناطيسي H [35].

يقوم البرنامج بالحل العددي Numerical solution لمعادلات ماكسويل بناءً على الدقّة المكانية $\Delta x , \Delta y , \Delta z$ (أبعاد خلية Yee). يختار مستثمر البرنامج الدقّة المكانية بناءً على أعلى تردد في الطيف الترددي لنبضة الإرسال المستعملة في جهاز GPR المحاكى (أي بناءً على الشكل الموجي المُستعمل waveform)، وبناءً على حجم الهدف المطمور المحاكى. كلما كانت الدقة المكانية أصغر، يصبح النموذج أقرب إلى التمثيل الحقيقي للمشكلة، لكن ذلك يكون محدوداً بإمكانات الحاسوب المستعمل (سرعة المعالجة، وسعة الذاكرة المتاحة). يقوم gprMax بالحل العددي لمعادلات ماكسويل في المجال الزمني بطريقة تكرارية، ففي كل تكرار Iteration

[1] خلية Yee: سميت على اسم الباحث Kane Yee الذي كان رائداً في طريقة FDTD.

تتقدم EMs في شبكة FDTD بمقدار خلية yee واحدة؛ إذ أنَّ FDTD Solver يُحاكي انتشار الحقول الكهرطيسية من أجل نافذة زمنية Time window معطاة (التي يختارها مستثمر البرنامج بما يكفي للسماح لـ EMs بالانتشار من هوائي مرسل GPR عبر المادة المحيطة بالهدف المطمور إلى الهدف المطمور، والعودة إلى هوائي مستقبل GPR، فقيمتها تتعلق بنوع مادة وسط الانتشار، وعمق الهدف المطمور). يقوم gprMax بصورة أساسيّة بإجراء عمليات المحاكاة ثلاثية الأبعاد 3D باستعمال طريقة FDTD بالنمط (TEM) Transverse Electro-Magnetic: الحقل الكهرطيسي المستعرض، ويمكن استعماله لإجراء عمليات المحاكاة 2D باستعمال النمط (TMz) Transverse Magnetic: الحقل المغناطيسي المستعرض في الاتجاه z، ويتم ذلك بجعل أحد الأبعاد نموذج المحاكاة Domain space في البيئة المحاكاة مساوياً خلية Yee واحدة في ذلك الاتجاه.

يحتاج برنامج gprMax لملف إدخال Input file يحتوي على معلومات عن جهاز GPR، وعن المواد المراد محاكاتها، وكذلك معلومات أخرى مثل (أبعاد البيئة المحاكاة، والدقّة المكانية، والنافذة الزمنية، وطريقة حركة جهاز GPR على خط المسح). يجب تحقيق شروط معينة عند تحديد الأبعاد الهندسية Geometric لنموذج المحاكاة المدروس، وكذلك عند تحديد الدقة المكانية Spatial resolution، وذلك استناداً إلى نوع مادة وسط الانتشار المدروسة، وأبعاد الهدف المطمور، والشكل الموجي (Waveform) للنبضة المرسلة من جهاز GPR، وإلاَّ فلن يعمل البرنامج بالشكل المطلوب في أثناء المحاكاة، لهذا يُنصح بمراجعة الموقع الرسمي للبرنامج للتعرف بصورة دقيقة على هذه الشروط الواجب تحقيقها.

2.2.4 قاعدة البيانات TU1208 Open database:

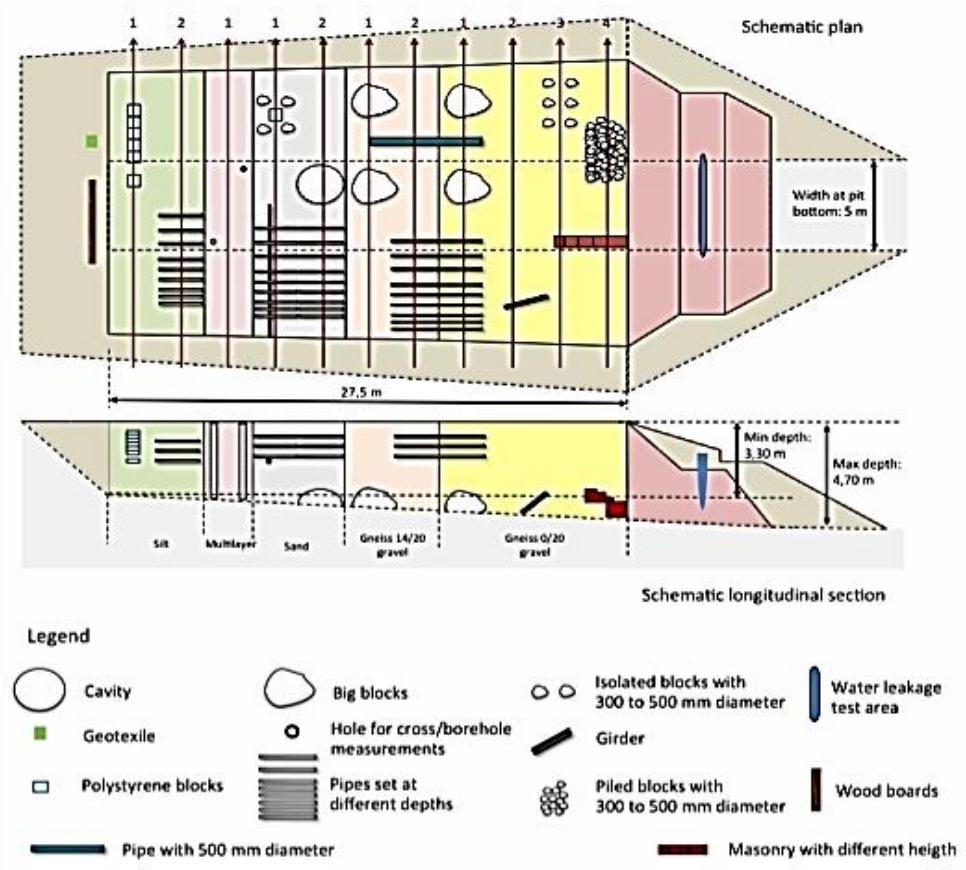
سُجّلَت فيها بيانات GPR Radar-grams (مسوحات من نوع B-Scan) في موقع الاختبار الجيوفيزيائي Nantes (France)، وهو تابع للمعهد الفرنسي للعلوم والتكنولوجيا:

.

Institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux (IFSTTAR).

موقع الاختبار المذكور بعيد عن مصادر الضجيج، مثل التركيبات الكهربائية والأشجار، وقد صُمّمَ لتوفير حقل تجريبي لتقانة GPR في بيئة متحكم بها منذ التصميم، وذلك بهدف مشاركة المجتمع العلمي في مجموعة مختارة من استجابات GPR الموثوقة والمثيرة للاهتمام [36].

يبين الشكل (4–2) شكل حفرة الاختبار المذكورة، وأبعادها، والأهداف المطمورة المستعملة فيها.



الشكل (4–2): شكل حفرة الاختبار وأبعادها، المُستعمَلة في قاعدة البيانات TU1208، وما تحتويه من أهداف مطمورة [36].

طول الحفرة الاختبارية 27.5m وهي ذات جوانب منحدرة، عرضها في القاع 5m، وعرضها في الأعلى يتراوح من 19 m إلى 24.6 m وعمق الحفرة يتراوح من 3.3 m إلى 4 m. قُسّمت الحفرة الاختبارية إلى 5 مناطق

.

مملوءة بمواد طمر مختلفة (منطقة الطمي Silt region، و منطقة الطبقات المتعددة Multilayers، و منطقة الحجر الجيري Limestone، و منطقة Gneiss 14/20، و منطقة Gneiss 0/20)، وكل منطقة من المناطق المذكورة تضم عدداً من الأهداف شائعة الوجود في البيئات الواقعية: أنابيب، وكابلات كهربائية، وحجارة، وتجاويف هوائية، وحجارة بناء، وبلوكات صخرية؛ باستثناء منطقة الـ Multilayers؛ إذ إنها لا تحتوي على أي أهداف مطمورة؛ وذلك بهدف الحصول على صور تحوي فقط ضجيجاً وكشَراتٍ Clutter (أي الحصول على صور GPR تحتوي فقط على خلفية معقدة).

في قاعدة البيانات TU1208 يوجد 11 خطَّ مسحٍ لـ GPR، بطول 19m، وبعرض 2.5m، سُجّلَ في هذه القاعدة 67 ملفاً Radargram (مسوحات من نوع B-Scan)، وهي ملفات ذات اللواحق (.DT, .dzt, .rd3)؛ وذلك باستعمال ثلاثة أنواع من أجهزة GPR نبضية مزودة ب 14هوائيَاً مختلفاً بحسب التردد المستعمل. هذه الأجهزة تعمل في المجال الترددي MHz [200:1000]، وأنواعها هي:

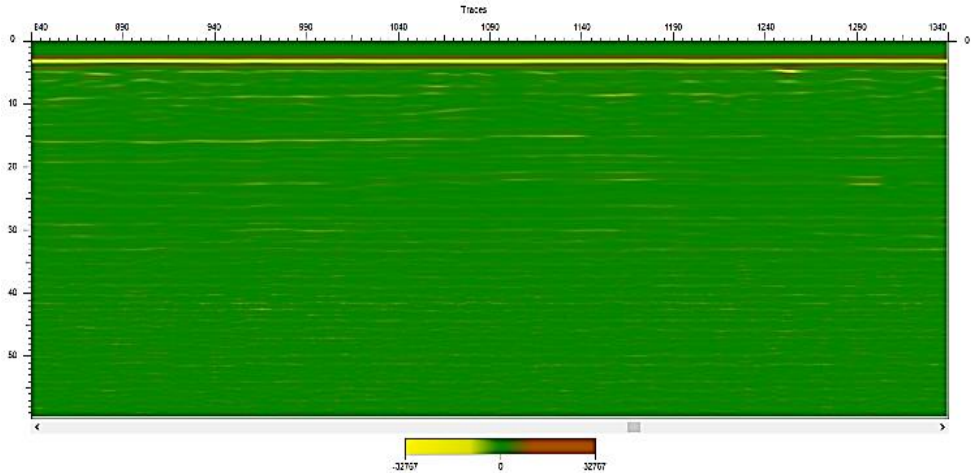
- GSST (Nashua, NH, USA).
- MALA Geoscince (Mala, sweden).
- IDS (Pisa, Italy).

تم في هذا البحث الاختيار – من قاعدة البيانات TU1208 – فقط للصور GPR B-Scan الخاصة بالأهداف المطمورة التي من نوع أنابيب والتي هي موضوع البحث؛ إذ استُعملت الأنواع الآتية من الأنابيب في قاعدة البيانات TU1208:

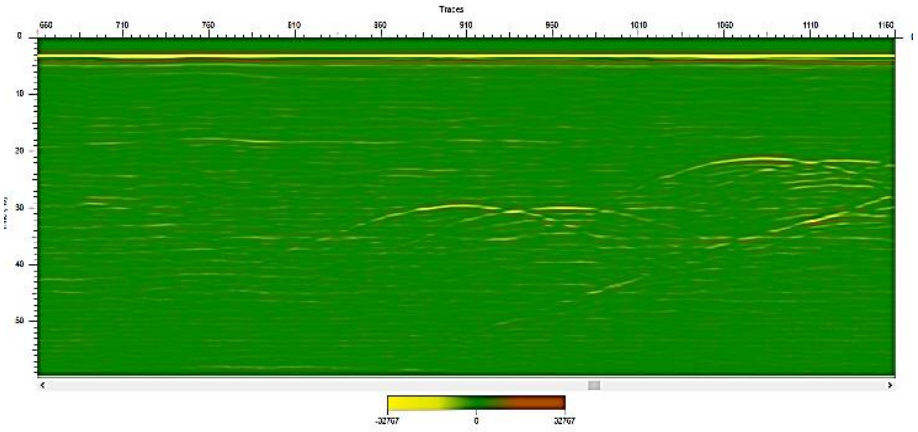
أنابيب فولاذية Steel فارغة، وأنابيب Poly Vinyl Chloride (PVC) مملوءة بالماء، وأنابيب PVC فارغة بأقطار 12.5 cm، وأنبوب خرساني واحد فارغ بقطر 0.5m.

تبّين الأشكال من الشكل (4–3) إلى الشكل (4–5) أمثلة عن الصور المأخوذة من قاعدة البيانات TU1208 [36].

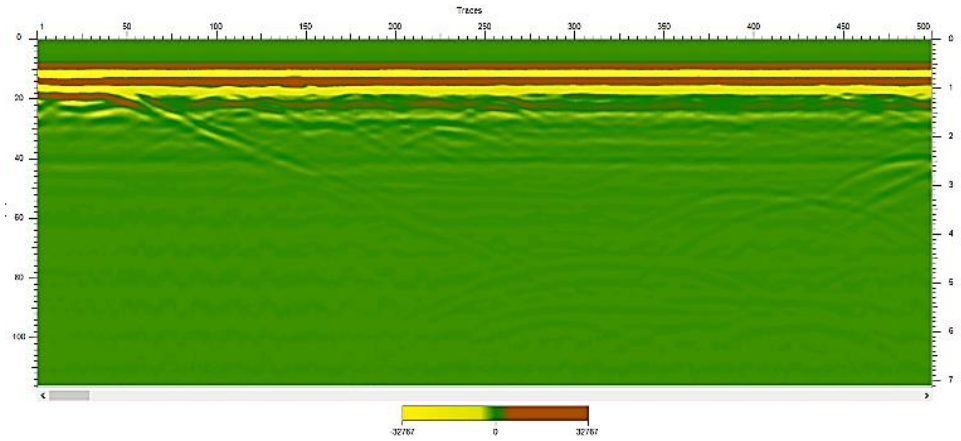
.



الشكل (4-3): صورة ناتجة عن مسح منطقة Multilayers؛ باستعمال التردد 900MHz.



الشكل (4-4): صورة ناتجة عن خط المسح الثاني في منطقة Gneiss 14-20؛ باستعمال التردد 900MHz.

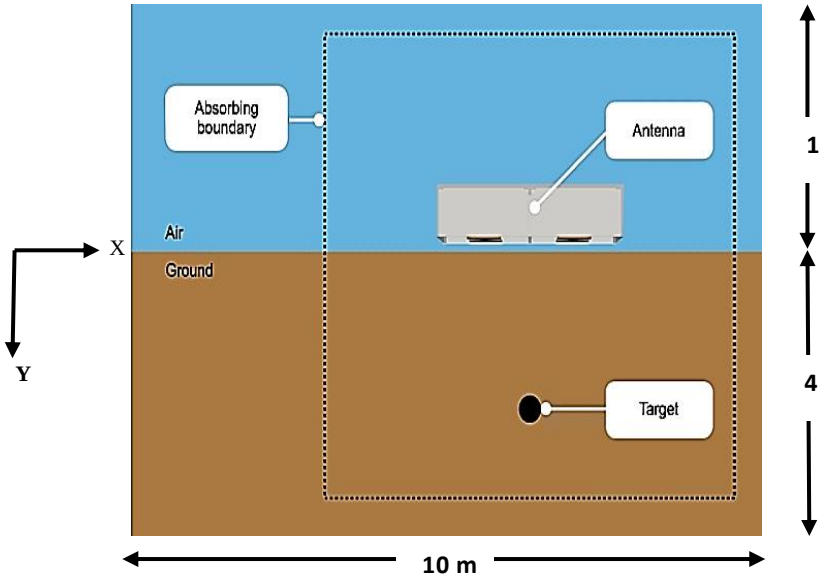


الشكل (4-5): صورة ناتجة عن خط المسح الثاني في منطقة Limestone؛ باستعمال التردد 250MHz.

.

3.4 محاكاة عملية كشف الأنابيب المطمورة في التربة؛ باستعمال جهاز GPR:

قمنا بمحاكاة عملية كشف أنابيب بلاستيكية ومعدنية (أنبوب مفرد، وأنبوبان، وثلاثة أنابيب) مطمورة في تربة من أربعة أنواع مختلفة، الأنابيب ذات أقطار مختلفة وعلى أعماق طمر مختلفة في التربة، وطول خط المسح الذي سيتحرك عليه جهاز GPR هو 10m؛ وذلك باستخدام برنامج المحاكاة gprMax v3.1.6؛ بهدف إنشاء صور GPR B-Scan محاكاة ملونة (RGB).



الشكل (4–6): توصيف للبيئة المُحاكاة [35].

يوضّح الشكل (4–6) توصيف للبيئة التي تم محاكاتها في بحثنا، وهي تتكون من قسمين:

- القسم الأرضي Ground: وهو على شكل مستطيل يحاكي تربة بعمق 4m (على طول المحور Y)، وبعرض 10m(على طول المحور X): وهذا يمثّل طول خط المسح الذي سيتم وفقه سبر القسم الأرضي باستعمال جهاز GPR. في هذا القسم تتم محاكاة أنواع مختلفة من التربة وذلك حسب الجدول (4–1)، ومحاكاة الأنابيب المطمورة التي تمّ محاكاتها على شكل أسطوانات مختلفة بالأقطار، وبمادة الصنع،

.

وبالتوضّع ضمن هذا القسم، وعلى عمق من 0.25 m إلى 2 m (تمّ اختيار هذا العمق لكي نتيح لبصمة القطع الزائد بالظهور بشكلها الكامل في الصورة المحاكاة الناتجة).

- القسم الهوائي Air: وهو على شكل مستطيل، يحاكي المنطقة فوق سطح التربة المدروسة؛ إذ يتحرك جهاز GPR لمسح القسم الأرضي. هذا القسم ذو ارتفاع 1m(على طول المحور Y)، وعرض 10m (على طول المحور X). في هذا القسم يتم محاكاة جهاز الـ GPR، من حيث التوضّع، وطريقة حركته على خط مستقيم (خط المسح الذي طوله 10 m) في أثناء مسح القسم الأرضي.

تمَّ محاكاة جهازGPR بالموسطات الآتية:

الهوائي من النوع Dipole hertzian مستقطب؛ وفق المحور Z، وإشارة الإرسال ذات شكل موجي waveform من النوع Ricker بمطال واحدي، وترددات العمل للجهاز ضمن المجال MHz [1000 :100] وهوائي الإرسال يرتفع عن سطح الأرض 5cm؛ وفق المحورY، وهوائي الاستقبال يبعد عن هوائي الإرسال بمسافة أفقية؛ وفق المحور X قدرها 3cm، وخلال عملية المسح، فإن كلا الهوائيين يتحركان معاً وبوقت واحد في كل خطوة تحصيل معلومات على طول المحور X؛ إذ إنَّ قيمة خطوة الحركة على طول خط المسح هي 5cm.

1.3.4 تصوّرات المحاكاة التي نُفّذت في البحث:

تم محاكاة نوعين من الأنابيب المطمورة، واختيار ثلاث قيم لأقطارها: cm (10, 25, 50)، واختيرت أربعةُ أنواعٍ من التربة المحيطة بالأنابيب (عُدَّت الأنابيبُ والتربة مكونة من مواد متجانسة أي بتوزيع موحّد)، كما يوضّح الجدول (4−1). نُفّذَ 360 تصوّرُ محاكاةٍ؛ إذ اختير في تصورات المحاكاة أعماق طمر عشوائية للأنابيب المطمورة بمجال m[0.25: 2]، وبخطوة 0.25m، ومواضع مختلفة للأنابيب؛ وفق المحور X ضمن القسم الأرضي من البيئة المحاكاة، كما واختيرت عددُ الأنابيب المطمورة ضمن القيم (1,2,3)، ووزّعت مواضعُ الأنابيب بصورة عشوائية؛

.

وفق المحور X في القسم الأرضي. كل تصوّر محاكاة ينتج عنه صورة واحدة من النمط B-Scan (المسح النصوعي).

الجدول (4-1): الخصائص الكهرطيسية للتربة وللأنابيب المحاكاة في تصوّرات المحاكاة [22, 23, 37].

أنواع التربة المحاكاة	رمال جافة Dray sand ε_r=3, σ=0.001 S/m, μ=1
	تربة طينية جافة Dray clay soil ε_r=10, σ= 0.01 S/m, μ=1
	رمال رطبة Wet sand ε_r=20 , σ= 0.1 S/m, μ=1
	half_space (مضمنة ضمن برنامج gprMax) ε_r=6 , σ = 0 S/m, μ=1
أنواع الأنابيب المحاكاة	أنابيب بلاستيكية ε_r=2, σ= 0.01 mS, μ=1
	أنابيب معدنية pec (مضمنة ضمن gprMax)

يبين المقطع البرمجي التالي ملف الإدخال لبرنامج المحاكاة gprMax (كُتِبَ بالبرنامج Visual Studio Code على شكل ملف بلاحقة in.) وهو يمثل أحد تصوّرات المحاكاة.

```
#domain: 10.000 5.000 0.02
#dx_dy_dz: 0.02 0.02 0.02
#time_window: 30e-9
#material: 6 0 1 0 half_space
#waveform: ricker 1 0.4e9 my_ricker
#hertzian_dipole: z 0.240 4.050 0 my_ricker
#rx: 0.270 4.050 0
#src_steps: 0.05 0 0
```

.

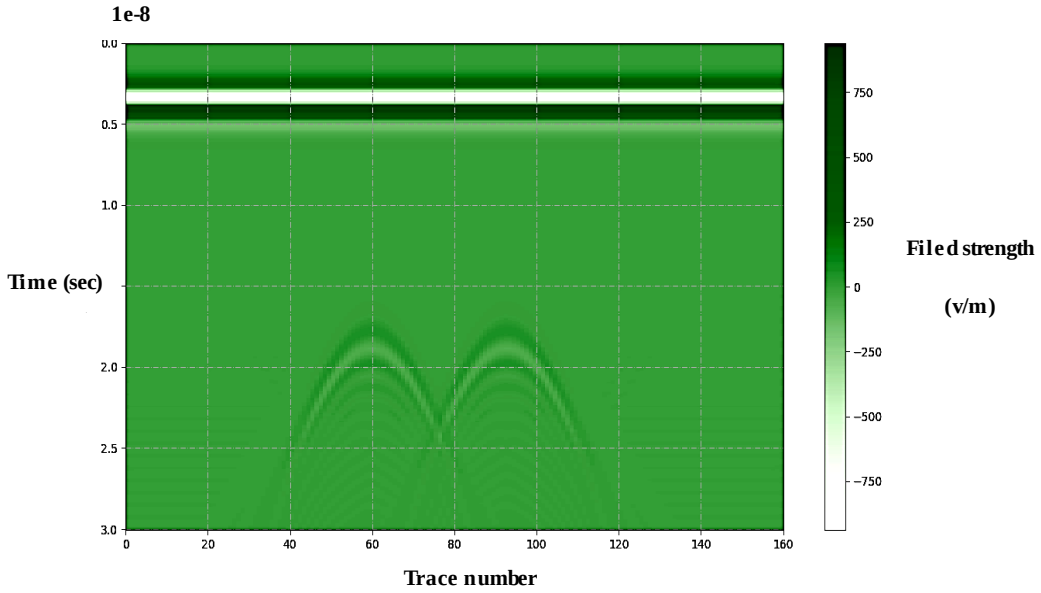
#rx_steps: 0.05 0 0

#box: 0 0 0 10.000 4.000 0.02 half_space

#cylinder: 3.800 3.000 0 3.800 3.000 0.02 0.150 pec

#cylinder: 5.800 3.000 0 5.800 3.000 0.02 0.150 pec

الصورة الناتجة عن تصوّر المحاكاة المذكور موضّحة بالشكل (4-7).



الشكل (4-7): صورة GBR B-Scan محاكاة ناتجة عن أحد تصوّرات المحاكاة (عمل الباحث).

في هذا التصوّر تم محاكاة جهاز GPR يتحرك على خط مسح مستقيم، وفق المحور X بطول 10m، وبخطوة مسح 5cm. اختيرت قيمة الدقة المكانية 2 mm، والنافذة الزمنية 30nsec. الشكل الموجي لنبضة الإرسال لجهاز GPR من النوع Ricker بمطال واحدي (هذا يعبّر في برنامج gprMax عن ارسال استطاعة من جهاز GPR بنسبة 100%)، وبتردد 400MHz، وتمَّ محاكاة أنبوبين معدنيين بقطر 30cm للأنبوب، وعلى عمق 1m، والمسافة الأفقية بين الانبوبين وفق المحور X، قدرها 2m، والأنبوبان مطموران في وسط half_space ذي الخصائص الكهرطيسية الآتية:

.

السماحية الكهربائية النسبية $\varepsilon_r = 6$، الناقلية الكهربائية النوعية $\sigma = 0$ S/m، والنفاذية المغناطيسية $\mu = 1$، والفقد المغناطيسي قيمته 0 Ohms/m. في نهاية تصوّر المحاكاة المذكور سابقاً، حُصلَ على 160 Traces (وتمثّل عدد المسوحات من النوع A-Scans) والتي دُمِجت للحصول على صورة واحدة من النمط B-Scan؛ باستعمال الأمر التالي في موجه أوامر ويندوز Command Prompt:

```
python -m tools.outputfiles_merge user_models/cylinder_Bscan_2D --remove-files
```

نُفّذَ 200 تصوّر محاكاة بوجود الأنابيب المطمورة في القسم الأرضي، عند تردد عمل 400 MHz، وفي 4 أنواع للتربة المذكورة في الجدول (4–1)، وتم في النهاية الحصول على 200 صورة GPR B-Scan ملونة RGB تحتوي على قطوع زائدة ناتجة عن وجود الأنابيب المطمورة المحاكاة. بعد ذلك، نُفّذَ 160 تصوّر محاكاة على البيئة المحاكاة السابقة نفسها، ولكن من دون وجود أنابيب مطمورة، وعند ترددات عمل لجهاز GPR ؛ ضمن المجال MHz [100, 1000]، وفي 4 أنواع للتربة المذكورة في الجدول (4–1) فحصلنا على 160 صورة محاكاة GPR B-Scan ملونة لا تحتوي على قطوع زائدة.

4.4 مجموعات البيانات المستعملة في البحث:

1.4.4 مجموعة بيانات التدريب Training Dataset:

– جُمِعت الصور GPR B-Scan المحاكاة والتي حُصِلَ عليها؛ باستعمال برنامج المحاكاة gprMax والتي تحتوي عل قطوع زائدة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة في البيئة المحاكاة (وعددها 200 صورة) في فئة تحت اسم: يوجد كشف للهدف Target detection وعُلّمت بـ 0.

– أُضيف 40 صورة GPR B-Scan حقيقية لا تحتوي على أهداف مطمورة من قاعدة البيانات TU1208 إلى الصور GPR B-Scan المحاكاة التي لا تحتوي على قطوع زائدة (عددها 160) (فأصبح مجموع الصور التي لا

.

تحتوي على أنابيب مطمورة 200 صورة) وجُمِعت هذه الصور في فئة تحت اسم:

لا يوجد كشف أهداف No Target detection وعُلّمت بـ 1.

بالمجمل بيانات التدريب تحتوي على 400 صورة GPR B-Scan (200 صورة تحتوي على أنابيب مطمورة و200 صورة تحتوي فقط على خلفية، تكون هذه الخلفية إما بسيطة وإما معقّدة).

2.4.4 مجموعة بيانات الاختبار Testing Dataset:

اختيرت مجموعة من صور GPR B-Scan حقيقية (ملونة(RGB) وبالمجال الرمادي Cray scale) مأخوذة من قاعدة البيانات TU1208 Open database [36] ومن مواقع انترنت مختلفة.

– جُمِعت الصور GPR B-Scan الحقيقية والتي تحتوي عل قطوع زائدة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة (وعددها 50 صورة) في فئة تحت اسم: يوجد كشف للهدف Target detection وعُلّمت بـ 0.

– تم تجميع الصور GPR B-Scan الحقيقية التي لا تحتوي على قطوع زائدة (عددها 40) في فئة تحت اسم: لا يوجد كشف للهدف No Target detection وعُلّمت بـ 1.

بالمجمل بيانات الاختبار تحتوي على 90 صورة GPR B-Scan (50 صورة تحوي أنابيب مطمورة و40 صورة تحوي فقط خلفية معقّدة).

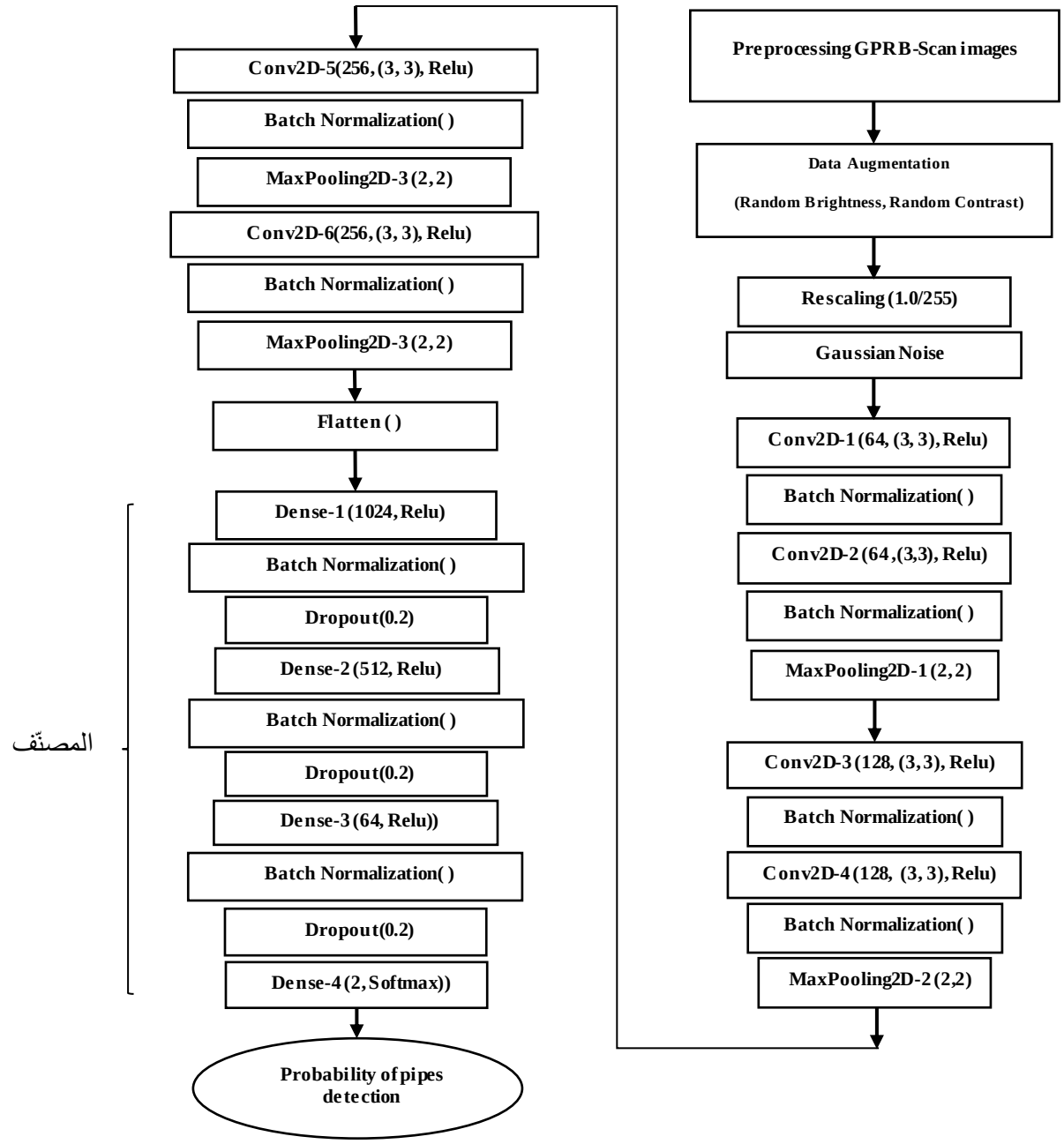
5.4 معمارية نموذج التصنيف المقترح المبني على الشبكة العصبونية الالتفافيةCNN:

المهمة المطلوبة من النموذج: هي كشف وجود القطع الزائد (الناتج عن انعكاسات EMs عن الأنابيب المطمورة في التربة) أو عدم وجوده داخل صور GPR B-Scan؛ ومن ثمَّ أُطّرت المهمة إلى مشكلة تصنيف ثنائي.

استُعمل أثناء بناء النموذج مبدأ التجربة والخطأ Trial and Error حيث قمنا بتغيير بنية النموذج والموسطات

.

الفائقة للطبقات الالتفافية، وللطبقات كاملة الاتصال من حيث: عدد وحجم المرشحات الالتفافية، وعدد العصبونات في كل طبقة، ومن ثمّ مراقبة النتائج للحصول على أفضلها. يبين الشكل (4–8) معمارية نموذج CNN المقترح.



الشكل (4–8): معمارية نموذج التصنيف المقترح في البحث (عمل الباحث).

نُفّذَ النموذج باستعمال لغة البرمجة Python 3.9.12؛ مع المكتبات التالية:

Tensorflow 2.10.0، Keras 2.9.0؛ وذلك باستعمال منصة العمل Jupyter Notebook.

.

1.5.4 قسم استخراج الميزات: ويضم 6 طبقات التفافية Conv2D؛ إذ إنَّ أبعاد مرشح الالتفاف Krenel لكل طبقة التفافية هو (3*3)، أما عدد المرشحات الالتفافية فهو: 64 مرشحاً للطبقات الالتفافية الأولى والثانية، و128 مرشحاً للطبقات الالتفافية الثالثة والرابعة، و256 مرشحاً للطبقات الالتفافية الخامسة والسادسة. تابع التنشيط المستعمل Activation function لكل طبقة التفافية هو التابع Relu، أبعاد مرشّح التجميع Max pooling2D هو (2*2)، وخطوة الالتفاف strides = (1, 1)، وتم استخدام الحشو Padding بإضافة اطار من قيم الأصفار حول مصفوفة دخل الطبقة الالتفافية قبل اجراء عملية الالتفاف عليها، بهدف جعل أبعاد خارطة الميزات Features map الناتجة عن عملية الالتفاف (وذلك قبل اجراء عملية التجميع عليها)، بنفس أبعاد مصفوفة الدخل، وبهدف استخدام العناصر في أطراف مصفوفة الدخل بشكل أكثر في عمليات الالتفاف.

2.5.4 المصنّف: يتكوّن من 4 طبقات كاملة الاتصال Dense، بعدد عصبونات 1024 عصبوناً للطبقة الأولى، و512 عصبوناً للطبقة الثانية، و64 عصبوناً للطبقة الثالثة، وعصبونان للطبقة الرابعة. توابع التنشيط المستعملة للطبقات الثلاث الأولى هي Relu، وللطبقة الأخيرة هي Softmax.

3.5.4 المعالجة الأولية Preprocessing لصور الدخل:

صور الدخل هي صور GBR B-Scan مختلفة المقاسات (الأبعاد)، وسواء ملونة RGB أو بالمجال الرمادي، وتشمل المعالجة الأولية لصور الدخل:

-حذف الموجة المباشرة من صور الدخل عن طريق إزالة الصفوف الأولى القليلة من الصورة التي تحتوي على الموجة المباشرة.

-ضبط السطوع والتباين لصور الدخل؛ وذلك باستعمال برنامج GPRSoft Viewer.

-توحيد أبعاد صور الدخل إلى 128*128 بيكسل: Image_size= (128,128,3)

.

6.4 تدريب نموذج التصنيف المقترح:

في هذا البحث ومن أجل تدريب نموذج التصنيف المقترح، استُعمل التدريب الخاضع للإشراف؛ حيث تكون عينات التدريب على شكل أزواج من: الميّزات الممثلة لصور الدخل، والتسميات (الأهداف المطلوبة) المقابلة لها في الخرج. استُعمل نوعان من خوارزميات الأمثلة على نموذج CNN المقترح وهما خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم وخوارزمية الأمثلة Adam، وذلك بهدف المقارنة، واختيار الأنسب من حيث النتائج. قُسّمت بيانات التدريب بنسبة: 80% للتدريب (320 صورة GPR B-Scan)، و20% للتحقق (80 صورة GPR B-Scan)، ونظراً لصغر حجم مجموعة بيانات التدريب المستعملة فقد استُعمل الآتي من تقانات توسيع بيانات التدريب Data-Augmentation:

التغيير العشوائي لإضاءة الصور Random-Brightness (بنسبة 20%)، والتغيير العشوائي لتباين الصور Random-Contrast (بنسبة 20%). ولزيادة متانة النموذج أُدخِل ضجيج غاوصي على الصور في أثناء التدريب بمتوسط حسابي 0 وبانحراف معياري 1 (حيث تتم عمليات توسيع بيانات التدريب المذكورة سابقاً في الوقت الحقيقي أثناء تدريب النموذج، وذلك عند إدخال بيانات التدريب للنموذج) وذلك وفق التعليمات التالية:

```
X = tf.keras.layers.RandomBrightness (0.2) (inputs)
X = layers.RandomContrast (0.2) (X)
X = layers.noise.GaussianNoise (0.1) (X)
```

كما استُعمل الخلط العشوائي للبيانات في أثناء التدريب (Shuffle = True).

عدد موسطات نموذج التصنيف المقترح: وذلك حسب المعمارية المذكورة في الشكل (4-8)، وحسب موسطات الطبقات الالتفافية والطبقات المتّصلة بالكامل التي تمَّ اعتمادها، هي كما يلي:

Total parameters: 18491394, Trainable parameters: 18486402, Non-trainable parameters: 4992.

.

1.6.4 الموسطات الفائقة للنموذج المقترح في هذا البحث:

اتُّخذت الموسطات الفائقة التالية الموضّحة في الجدول (4-2) في أثناء عملية التدريب للنموذج.

الجدول (4-2): الموسطات الفائقة للنموذج المقترح (عمل الباحث):

عدد حقب التدريب Max epochs	حجم دفعة البيانات Mini-Batch size	خوارزمية الأمثلة المستعملة Optimizer	تابع الخسارة Loss function	بارامترات القياس المراقبة Metrics	معدل التعلم Learning rate
100	16	-Adam -SGD with Momentum	Binary cross-entropy	Accuracy, Loss, Recall, Precision, F1-Score, auc	0.00001

2.6.4 تقانات التنظيم التي استُعملت في أثناء التدريب:

استُعملت تقانات التنظيم التالية؛ بهدف زيادة مناعة النموذج ضد الإفراط في التعليم Overfitting:

التسوية الدفعية BatchNormalization، وتقانة التسرب Dropout وبنسبة 20%، وإضافة الضجيج الغاوصي لصور الدخل.

7.4 الأدوات البرمجية والعتادية التي استُعملت في البحث:

- gprMax v3.1.6 (big smoke).

- GPRSoft Viewer ver1.4.2 .

- Python 3.9.12 [MSC v.1916 64 bit (AMD64)].

- Tensorflow 2.10.0 مع Keras 2.9.0.

.

- المكتبات البرمجية الآتية:

  - مكتبة Matplotlib، واستدعينا منها الحزمة pyplot؛ من أجل تنفيذ الرسم البياني.
  - مكتبة Utils التي استدعينا منها الحزمة np_utils؛ من أجل تحويل التسميات Labels المرتبطة بالصور في قاعدة البيانات إلى الترميز الواحد الساخن One-hot-encoding.
  - مكتبة Sklearn؛ لحساب قيم مقاييس التصنيف F1-Score, Acc, Pre, Rec, AUC، ولرسم منحني ROC، ولاستخراج قيم مصفوفة الارتباك Confusion matrix.
  - مكتبة Numpy؛ لتحويل صور الدخل إلى مصفوفات من نوع Numpy.

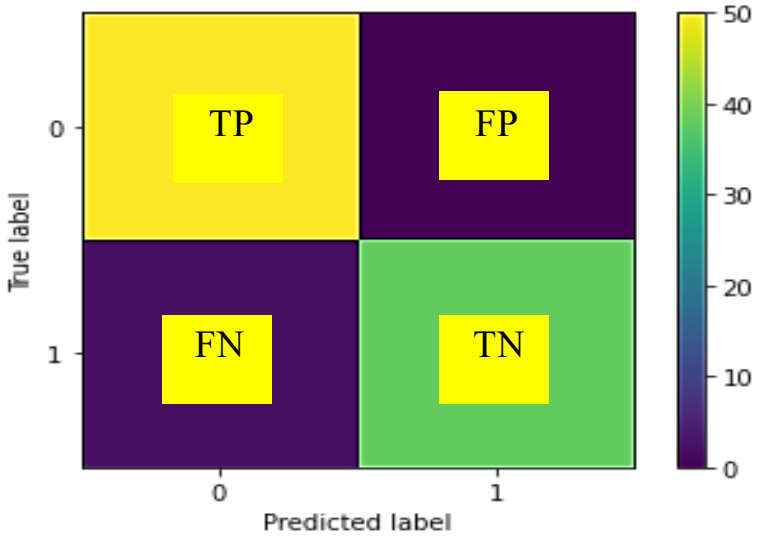
-إطار العمل المستعمل: Jupyter Notebook (anaconda3).

-لاب توب بالمواصفات الآتية: Intel(R) Core (TM) i3-5005U CPU@2.00 GHZ ,RAM 4 G Byte

8.4 مقاييس الأداء لنماذج التصنيف Metrics in classification:

تُستعمَل لتحديد أداء نموذج التصنيف. فبعد تدريب النموذج باستعمال بيانات التدريب، يجب تقويم دقّة عمل هذا النموذج باستعمال بيانات الاختبار. يُقوَّم عادةً أداءُ نموذج التصنيف من خلال مجموعة من المقاييس التي تعكس جودة أداء النموذج، سنذكر منها المقاييس التي تستند إلى مصفوفة الارتباك Confusion matrix [24] التي تمثل بدورها عدد القيم التنبؤية الإيجابية والسلبية الصحيحة والخاطئة. يبين الشكل (4-9) شكل مصفوفة الارتباك في المصنفات الثنائية: تمثّل أعمدة مصفوفة الارتباك الفئات التي تنبّأ بها نموذج التصنيف، أمّا أسطرها، فتمثّل الفئات الحقيقية المطلوبة.

.



الشكل (4-9): مصفوفة الارتباك Confusion matrix في المصنّفات الثنائية [24].

حيث أنَّ:

FP (False Positive): عدد القيم التنبؤية الإيجابية الخاطئة.

FN (False Negative): عدد القيم التنبؤية السلبية الخاطئة.

TN (True Negative): عدد القيم التنبؤية السلبية الصحيحة.

TP (True Positive): عدد القيم التنبؤية الإيجابية الصحيحة.

1.8.4 الدقّة Precision (Pre):

وتمثّل نسبة التنبؤات الموجبة الصحيحة؛ ضمن كل التنبؤات الموجبة (التنبؤات الموجبة الصحيحة والخاطئة)، وهي موضّحة بالعلاقة (4-1) [24].

$$\mathrm{Pre} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \qquad (1-4)$$

.

2.8.4 الاستدعاء Recall (Rec):

ويمثّل معدل التنبؤات الموجبة الصحيحة True Positive Rate (TPR)، وتُعرَّف كما بالعلاقة (4−2) [24].

$$\text{Rec} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \qquad (2-4)$$

3.8.4 الخصوصيَّة Specificity (Spe):

وتمثّل معدل التنبؤات السالبة الصحيحة True Negative Rate (TNR)، وتُحسب من العلاقة (4−3) [24].

$$\text{Spe} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \qquad (3-4)$$

ومنه، فإنَّ معدّل التنبؤات الموجبة الخاطئة False Positive Rate (FPR)، يُحسب بالعلاقة (4-4) [24]:

$$\text{FPR} = 1 - \text{SPE} \qquad (4-4)$$

4.8.4 الضبط Accuracy (Acc):

يقيس الضبط نسبة التنبؤات الصحيحة (السالبة الصحيحة والموجبة الصحيحة) إلى العدد الكلي من الحالات الخاضعة للاختبار، كما هو موضّح بالعلاقة (4−5) [24].

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{TN} + \text{FP}} \qquad (5-4)$$

5.8.4 مؤشر التقويم F1-Score: الصيغة العامة لهذا المؤشّر Fβ-Score [24]:

$$F_\beta - Score = \frac{(1+\beta)^2 (Pre * Rec)}{\beta^2 (Pre + Rec)} \qquad (6-4)$$

β: معامل وزن الدمج، إذ F تشير إلى دمج Fusion لمقاييس التقويم: Pre, Rec.

وعليه، فإن الصيغة F1-Score تُعطى بالعلاقة (4−7).

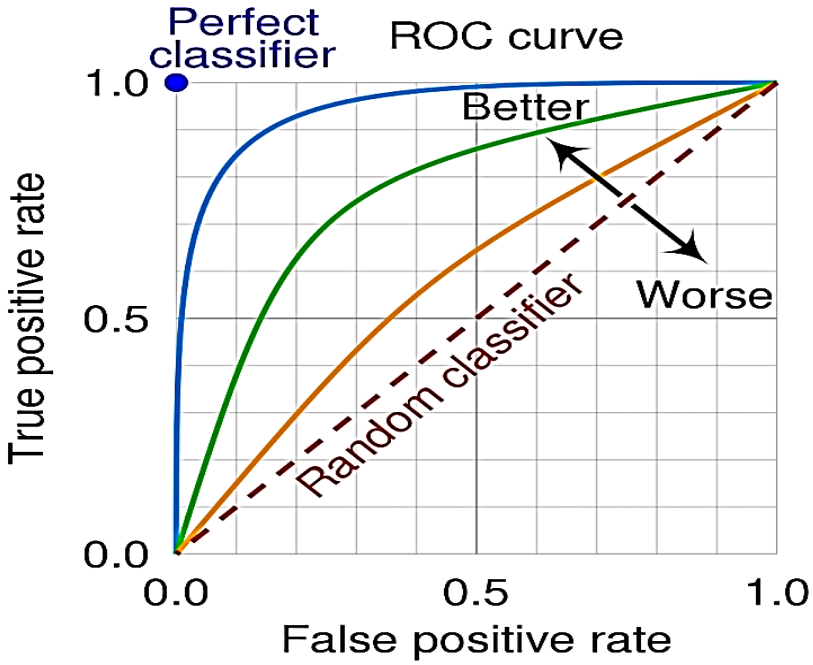
$$\text{F1} - \text{Score} = 2 * \frac{\text{Rec} * \text{Pre}}{\text{Rec} + \text{Pre}} \qquad (7-4)$$

.

6.8.4 منحني خصائص التشغيل Receiver Operating Characteristic (ROC):

هو منحنٍ بياني، يُستعمَل كمقياس لجودة نظام التصنيف، إذ توضَّح نتائج النظام وقدرته باستعمال العلاقة بين الحساسية Rec والخصوصيَّة Spe. تمتد محاور المنحني ROC على المجال [0,1]، ويمثل هذا الرسم البياني الإظهار لمعدل التنبؤات الموجبة الحقيقية (إذ إنّ TPR = Rec) على المحور الرأسي؛ مقابل معدل التنبؤات الموجبة الكاذبة على المحور الأفقي والتي تساوي FPR = 1-Spe، كما هو موضَّح بالشكل (4-10)[38].

يعطي منحنى ROC تصوّراً ثنائي الأبعاد لأداء المصنف، قد نرغب في تمثيل أداء ROC بقيمة عددية واحدة تمثل الأداء المتوقع، وإحدى الطرائق الشائعة تتم عن طريق حساب Area Under Curve (AUC) والتي هي المنطقة الواقعة تحت منحنى خصائص التشغيل ROC .



الشكل (4-10): منحني خصائص التشغيل ROC [38].

نظراً لأن AUC يمثل جزءاً من مساحة مربع الوحدة، فستكون قيمته دائماً بين 0 و 1 ، وهذه القيمة تخبر عن مدى قدرة النموذج على التمييز بين الفئات، فكلما اقترب AUC من 1 كان أداء المصنّف أفضل. فمن أجل

.

AUC=0.5 نحصل على منحني ROC المسمى على الشكل (4−3) بـ Random classifier وكلما ازدادت قيمة AUC عن 0.5، اقترب منحني ROC من النقطة Perfect classifier وأصبح أداء المصنف أفضل.

يبين الجدول (6−1) القاعدة الأساسية لتفسير قيمة AUC.

الجدول (4−3): قواعد تفسير قيمة AUC [38]:

لا يوجد تمييز No discrimination	$AUC \leq 0.5$
تمييز ضعيف Poor discrimination	$0.5< AUC \leq 0.6$
تمييز مقبول Acceptable discrimination	$0.6 < AUC \leq 0.7$
تمييز ممتاز Excellent discrimination	$0.7 < AUC \leq 0.9$
تمييز بارز Outstanding discrimination	$AUC > 0.9$

9.4 النتائج والمناقشة Results and Discussion:

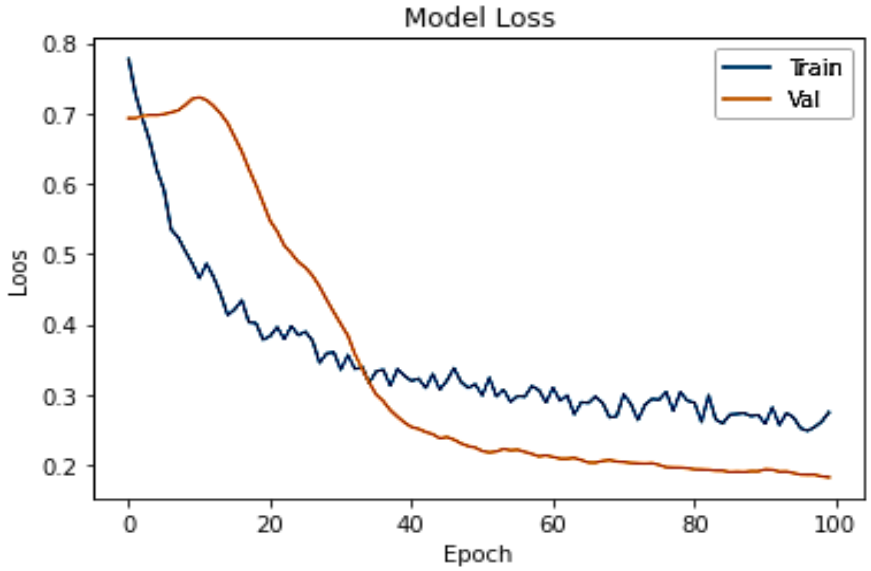
1.9.4 تقويم أداء نموذج التصنيف المقترح المبني على الشبكة العصبونية الالتفافية مع استعمال خوارزمية الأمثلة SGD مع الزخم:

1.1.9.4 نتائج التدريب مع استعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم:

تتكوَّن مجموعة بيانات التدريب من 400 صورة GPR B-Scan محاكاة وملونة، قُسّمت بنسبة 80% للتدريب، و20% للتحقق بعد أن طُبّقت بعض تقانات توسيع البيانات عليها المذكورة سابقاً.

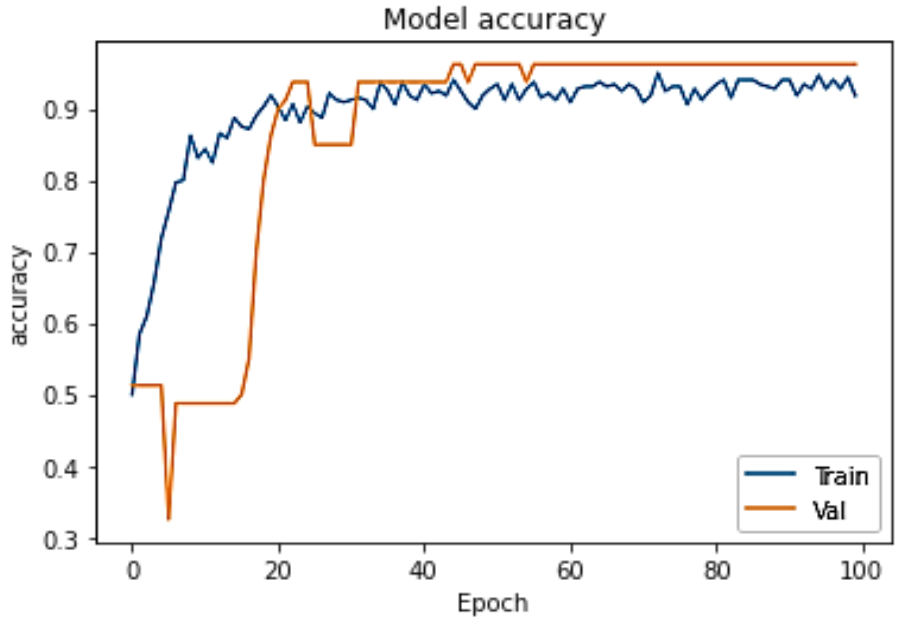
يوضّح الشكل (4−11) والشكل (4−12) عملية Model fitting لنموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) في أثناء عملية التدريب.

.



الشكل (4-11): منحني الخسارة لمرحلة التدريب والتحقق باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم (عمل الباحث).

كما هو متوقع تبدأ الخسارة بقيم عالية، وتنخفض تدريجياً في أثناء عملية التدريب، لتصل أفضل قيمة للخسارة على بيانات التدريب إلى 0.2488، وعلى بيانات التحقق إلى 0.1826.



الشكل (4-12): منحني الضبط لمرحلة التدريب والتحقق باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم (عمل الباحث).

.

يبدأ الضبط بقيمة صغيرة، وتزداد القيمة تدريجياً مع عملية التدريب؛ لتصل أفضل قيمة للضبط على بيانات التدريب إلى 0.9406، وعلى بيانات التحقق إلى 0.9625.

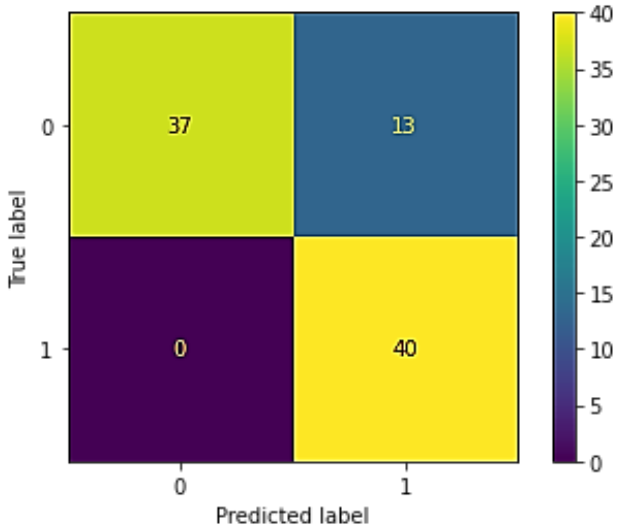
في المنحنيين السابقين، نلاحظ أنّ هناك تغيّرات كبيرة في الجزء الأول من المنحني (خاصةً في أوّل 35 حقبة تدريبية)، وهذا سببه أن النموذج في بداية التدريب لا زال في مرحلة التعلُّم، يُخطئ في حقبة تدريب حالية، ثمَّ يحاول تصحيح أخطاؤه في حقب التدريب اللاحقة، وفي النهاية نلاحظ استقرار منحني التدريب، وهذا يعني أنّ النموذج قد تمّ تدريبه، أي تمّت ملاءمته على بيانات التدريب.

2.1.9.4 نتائج الاختبار باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم على مجموعة بيانات الاختبار:

يبين الشكل (4−13) مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار نموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) على مجموعة بيانات الاختبار المكونة من 90 صورة GPR B-Scan حقيقية ملونة، وبالمجال الرمادي، تشكّل هذه المجموعة بيانات غير مرئية بالنسبة للنموذج المقترح، وهي قريبة من البيانات التي دُرّبَ النموذج عليها وتضم:

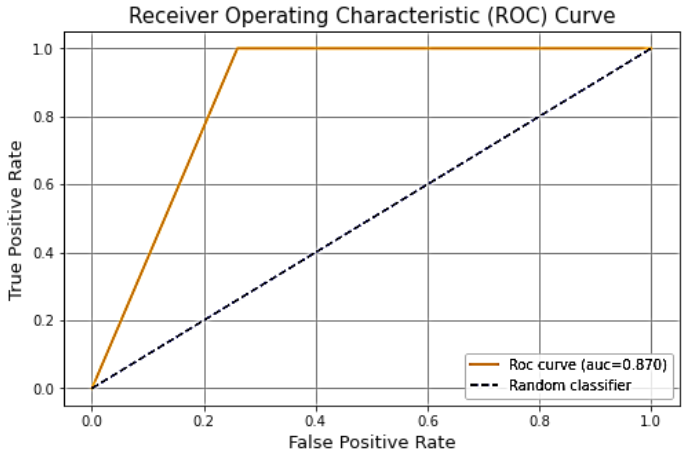
- 50 صورة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة: نجحت الخوارزمية بتصنيف 37 صورة منها بصورة صحيحة وأخطأت في تصنيف 13 صورة.
- 40 صورة لا تحتوي على أنابيب مطمورة: وقد نجحت الخوارزمية بتصنيف جميع هذه الصور بصورة صحيحة.

.



الشكل (4-13): مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار نموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) على مجموعة بيانات الاختبار (عمل الباحث).

يبين الشكل (4-14) منحني خصائص التشغيل ROC لنموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار، وكما هو مُلاحظ، فإنّ مقياس auc أعطى قيمة 0.870، وهذا يدل على جودة جيدة لخوارزمية التصنيف.



الشكل (4-14): منحني خصائص التشغيل ROC لنموذج التصنيف (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار (عمل الباحث).

.

إنّ تفسير شكل منحني ROC السابق هو كما يلي:

باستعمال عدد التنبؤات الموجبة والسالبة الحقيقية والخاطئة التي تُظهرها مصفوفة الارتباك الناتجة في الشكل (4−13)، فإننا نستطيع حساب كل من معدّل التنبّؤات الموجبة الصحيحة TPR، ومعدّل التنبّؤات الموجبة الخاطئة FPR للنموذج أثناء اختباره على مجموعة بيانات الاختبار كما يلي:

$$FPR = 1 - \frac{TN}{TN + FP} = 1 - \frac{40}{53} = 0.245$$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{37}{37} = 1$$

وعليه يكون منحني ROC في بدايته على شكل خط مستقيم يمر من المبدأ $(0, 0)$ ومن النقطة $(0.25, 1)$، ومن ثمَّ يتم اكمال رسم المنحني حتّى يصل كل من المعدّلين FPR, TPR إلى قيمهم الأعظمية المتمثّلة بالقيمة 1. لذلك يظهر منحنيROC بعد ذلك على شكل خط مستقيم يمر بالنقطة $(0.25, 1)$ والنقطة $(1, 1)$.

استُعملت قيم مصفوفة الارتباك التي حصلنا عليها في حساب مقاييس أداء النموذج المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم) على بيانات الاختبار، كما هو موضَّح في الجدول (4−4).

الجدول (4−4): نتائج الاختبار باستعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم (عمل الباحث):

Acc	Rec	Pre	F1-score	AUC
0.855	**1**	**0.754**	**0.860**	**0.87**

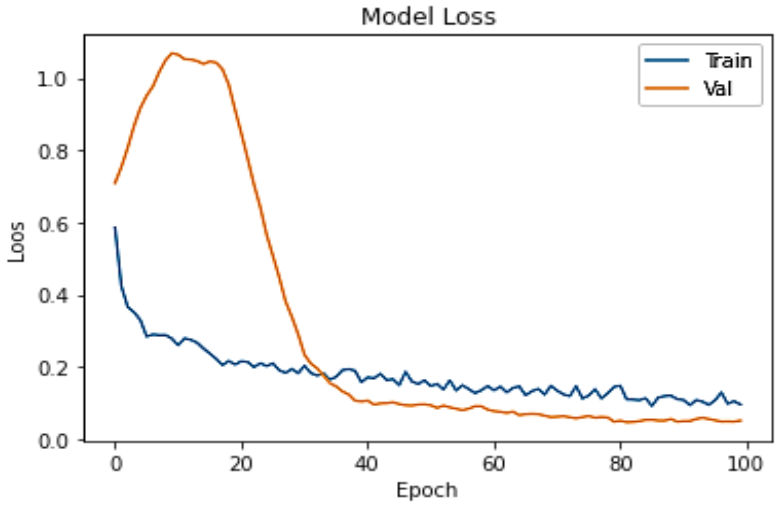
2.9.4 تقويم أداء نموذج التصنيف المقترح؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam:

1.2.9.4 نتائج التدريب؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam:

يوضّح الشكل (4−15) والشكل (4−16) عملية Model fitting لنموذج التصنيف المقترح؛ مع استعمال خوارزمية

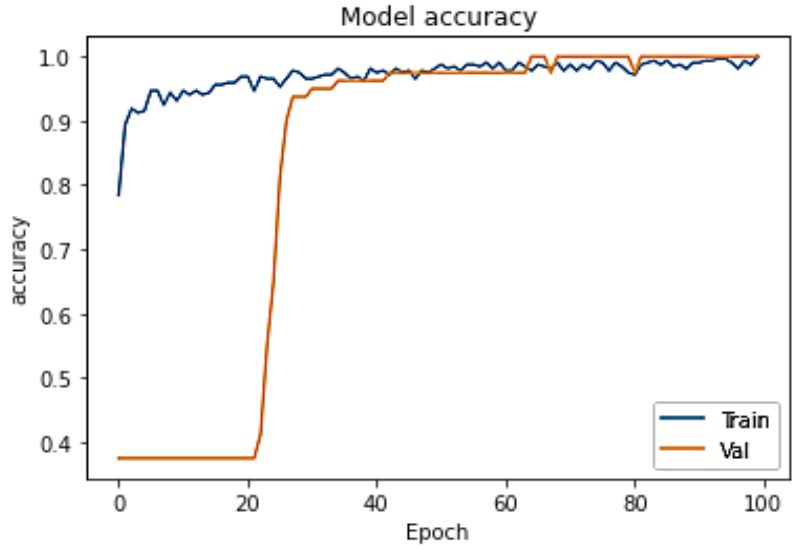
.

الأمثلة Adam في أثناء عملية التدريب على بيانات التدريب نفسها المستعملة عند اختيار خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم.



الشكل (4-15): منحني الخسارة لمرحلة التدريب والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam (عمل الباحث).

كما هو متوقع تبدأ الخسارة بقيم عالية، وتنخفض تدريجياً لتصل أفضل قيم الخسارة على بيانات التدريب إلى 0.0961، وعلى بيانات التحقق إلى 0.0487.



الشكل (4-16): منحني الضبط لمرحلة التدريب والتحقق؛ باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam (عمل الباحث).

.

يبدأ الضبط بقيم صغيرة، وتزداد القيمة تدريجياً مع عملية التدريب، لتصل أفضل قيم الضبط على بيانات التدريب إلى 1.00، وعلى بيانات التحقق إلى 1.00.

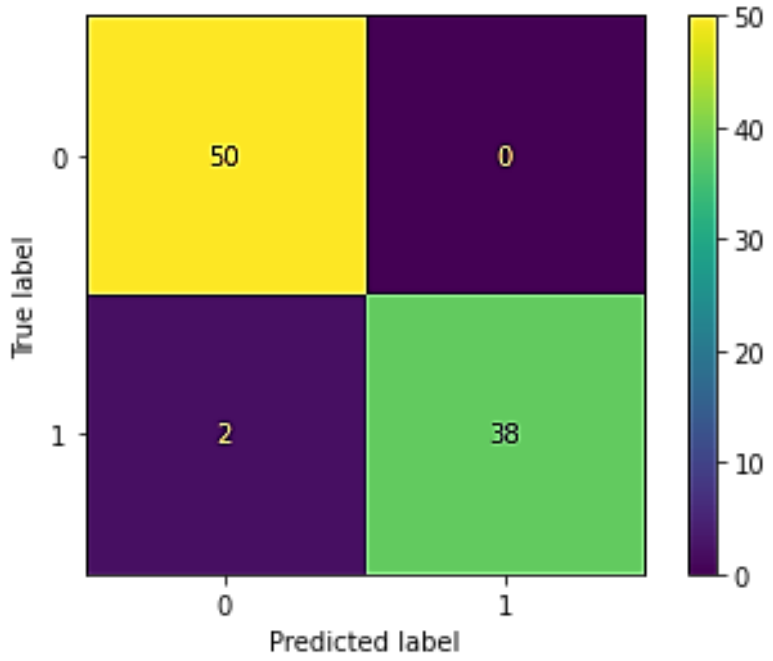
في المنحنيين السابقين، نلاحظ أنّ التغيّرات في منحنيات التدريب قليلة بالمقارنة مع منحنيات التدريب عند استعمال خوارزمية SGD مع الزخم، كما وأنَّ فجوة التعميم أقل منها في حال استعمال خوارزمية SGD مع الزخم، وهذا يدل على أنَّ أداء نموذج التصنيف أثناء التدريب في حال استعمال خوارزمية Adam أفضل منه في حال استعمال خوارزمية SGD مع الزخم.

2.2.9.4 نتائج الاختبار؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam على مجموعة بيانات الاختبار:

يبيّن الشكل (4−17) مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار نموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam) على مجموعة بيانات الاختبار المكونة من 90 صورة GPR B-Scan والتي هي البيانات نفسها التي اختُبر النموذج عليها عند استعمال خوارزمية الأمثلة SGD؛ مع الزخم.

- 50 صورة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة: وقد نجحت الخوارزمية بتصنيف جميع هذه الصور بصورة صحيحة.
- 40 صورة لا تحتوي على أنابيب مطمورة: نجحت الخوارزمية بتصنيف 38 صورة منها بصورة صحيحة، وأخطأت في تصنيف صورتين منها.

.



الشكل (4-17): مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار نموذج التصنيف (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam)

على مجموعة بيانات الاختبار (عمل الباحث).

يبيّن الشكل (4-18) منحني خصائص التشغيل ROC لنموذج التصنيف المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam) عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار، وكما هو ملاحظ المنحني يتجه أعلى ويسار المخطط؛ أي باتجاه النقطة (1,0)، ومقياس auc أعطى قيمة 0.975، وهذا يدل على جودة عالية لخوارزمية التصنيف.

إنّ تفسير شكل منحني ROC الناتج هو كما يلي:

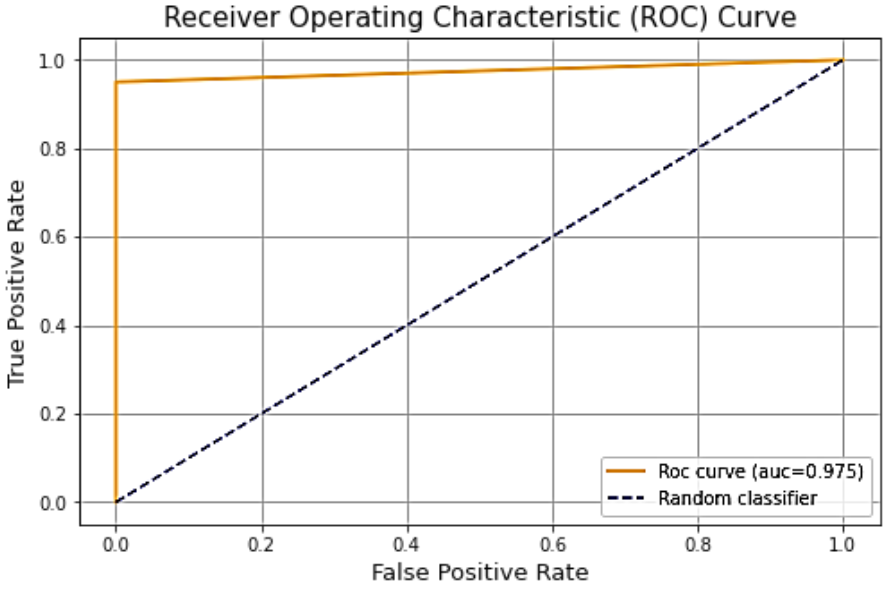
باستعمال عدد التنبؤات الموجبة والسالبة الحقيقية والخاطئة التي تُظهرها مصفوفة الارتباك الناتجة في الشكل (4-17)، فإننا نستطيع حساب كل من معدّل التنبّؤات الموجبة الصحيحة TPR، ومعدّل التنبّؤات الموجبة الخاطئة FPR لنموذج التصنيف عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار كما يلي:

$$FPR = 1 - \frac{TN}{TN + FP} = 1 - \frac{38}{38} = 0$$

.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{50}{52} = 0.962$$

وعليه يكون منحني ROC في بدايته على شكل خط مستقيم، يمر من المبدأ (0 ,0) ومن النقطة (0, 0.96)، ومن ثمَّ يتم اكمال رسم منحنيROC حتّى يصل كل من المعدّلين FPR, TPR إلى قيمهم الأعظمية المتمثّلة بالقيمة 1. لذلك يظهر منحنيROC بعد ذلك على شكل خط مستقيم يمر من النقطة (0, 0.96) والنقطة (1,1).



الشكل (4-18): منحني خصائص التشغيل ROC للنموذج (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam)

عند اختباره على مجموعة بيانات الاختبار (عمل الباحث).

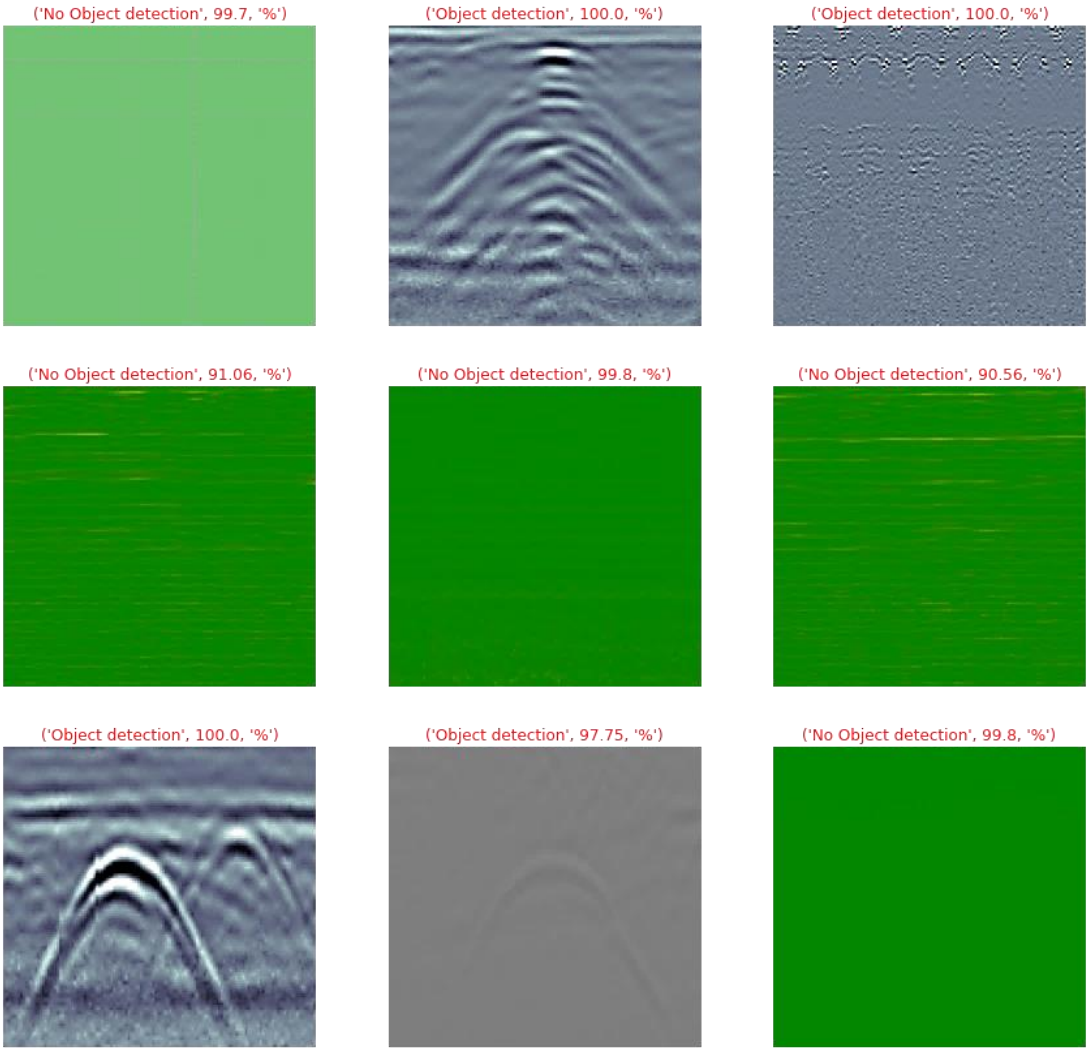
استُعملت قيم مصفوفة الارتباك التي حصلنا عليها في حساب مقاييس أداء النموذج المقترح (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam) على بيانات الاختبار، كما هو موضح في الجدول (4-5).

الجدول (4-5): نتائج الاختبار؛ مع استعمال خوارزمية الأمثلة Adam (عمل الباحث):

Acc	Rec	Pre	F1-score	AUC
0.977	**0.95**	**1**	**0.974**	**0.975**

.

يبيّن الشكل (4–19) نتيجة الإخراج لنموذج التصنيف المعتمد (باستعمال خوارزمية الأمثلة Adam) على عينة عشوائية من مجموعة بيانات الاختبار:



الشكل (4–19): نتيجة الإخراج لنموذج CNN على عينة عشوائية من مجموعة بيانات الاختبار (عمل الباحث).

.

10.4 تحليل النتائج والمناقشة:

يُلحظ من الجدول (4-4) والجدول (4-5) أن استعمال خوارزمية الأمثلة Adam للشبكة المقترحة أعطى نتائج أفضل على مجموعة بيانات التدريب نفسها، وبيانات الاختبار نفسها، لذا اعتُمِدت خوارزمية الأمثلة Adam في النموذج النهائي المقترح في هذا البحث. يمكن تعليل ذلك كما يأتي:

إن القيمة الابتدائية لمعدل التعلّم 0.00001، ففي حال استعمال خوارزمية الأمثلة Adam، تقوم الخوارزمية بتكييف معدل التعلّم؛ وذلك بمراقبة أداء النموذج على مجموعة بيانات التدريب، وتعديل معدل التعلّم استجابةً لذلك، أما في حال استعمال خوارزمية SGD مع الزخم؛ فإن قيمة معدل التعلم تبقى ثابتة كل فترة التدريب للنموذج.

قوّم أداء النموذج النهائي المقترح في البحث، بالاعتماد على أهم مقاييس الأداء لخوارزميات التصنيف، وهي:

الدقّة Pre، والاستدعاء Rec، والضبط Acc، والمساحة الواقعة تحت المنحني AUC، والمؤشّر F1-Score.

حُسِبت مقاييس الأداء المذكورة للنموذج المقترح وقورِنت بدراسات مرجعية سابقة، كما هو موضّح في الجدول (4-6).

.

الجدول (6-4): مقارنة النموذج المقترح بالدراسات السابقة:

الطريقة (Method)	المؤشّر F1-score	الاستدعاء Rec	الدقّة Pre	الضبط Acc	المرجع
Gabor filter, Wavelet analysis	0.12	0.98	0.06	-	Onyszko & Skibniewska,. (2021) [7]
Traditional edge detection	0.24	0.86	0.14	-	
Encoder-decoder DNN	0.853	0.854	0.852	0.850	Wang et al (2021) [8]
DNN-based Migration	0.9264	0.9141	0.939	0.957	Feng et al (2021) [9]
LSGAN YOLO v4	0.803	0.764	0.849	-	Yue et al (2021) [16]
CNNs	0.9323	-	-	–	Wang et al (2022) [10]
End-to-End DL model based on Key point-regression model	-	-	-	0.97	Su et al (2023) [11]
YOlO V5s	0.881	0.866	0.896	0.967	Sun et al (2023) [12]
YOLO V3- FDL Four scales-detection layer	0.881	-	-	-	Liu et al (2023) [13]
Mask R-CNN	0.824	0.815	0.833	-	Liu et al (2023) [14]
CNNs	**0.974**	**0.95**	**1**	**0.977**	**نموذج CNN المقترح**

.

11.4 الاستنتاجات Conclusions:

الكشف الآلي عن الهدف المطمور؛ بالاعتماد على صور GPR B-Scan قابل للتحقيق باستعمال الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs، فقد أظهرت النتائج موثوقية جيدة لنموذج CNN المقترح؛ إذ بلغت القيم:

Acc=0.977, Pre=1, Rec=0.95, F1-Score=0.974, AUC=0.975.

هذه القيم حُصِل عليها بناءً على مجموعة بيانات الاختبار التي اختيرت في هذا البحث حتّى تكون متناسبة مع الحالة الدراسية التي بُحِثت (كشف أنابيب مطمورة في التربة).

في الواقع العملي الحقيقي عند كشف الأجسام المطمورة بجهاز GPR، فإن البيئات الجيولوجية الحقيقية التي تحتوي على الأجسام المطمورة قد تكون أكثر تعقيداً مما دُرس، وكذلك الأجسام المطمورة قد تكون بأشكال معقّدة عن حالة الأنابيب التي دُرِست في هذا البحث كحالة دراسة، ونظراً لأن تقانات التعلّم العميق الخاضعة للإشراف تقودها البيانات Data-driven، فمن الصعب تطبيق الشبكة المدربة تدريباً جيداً، مباشرة على مجموعة بيانات جديدة مختلفة بصورة كبيرة عن بيانات التدريب؛ ومن ثمَّ قد يسوء أداء النموذج المقترح في الدراسة على الكشوفات الميدانية الحقيقية في بيئات أكثر تعقيداً. وعليه، يمكن اعتماد النموذج المقترح في البحث في الكشف الآلي عن الأنابيب المطمورة في صور GPR B-Scan، ليكون بمنزلة مساعد للمستثمرين الذين لا يملكون الخبرة الكافية في تفسير بيانات GPR؛ ومن ثمَّ تقديم أداة داعمة دون استبدال الوكيل البشري الذي في النهاية سيكون صاحب القرار في التفسير النهائي للنتائج.

.

12.4 خاتمة البحث:

تُعدُّ تقانة GPR من التقانات المهمة المستعملة في التقويم اللا إتلافي NDE، والكشف عن الأهداف المطمورة، وقد استُعملت على نطاق واسع في هذا المجال. يُنتج الهدف المطمور في الصورة المحصّلة بجهاز GPR بصمة تكون على شكل قطع زائد، ووضوح هذه البصمة في الصورة يتوقّف بصورة كبيرة على تعقيد البيئة الجيولوجية تحت سطح الأرض، وبنوع مادة الهدف المطمور، وشكله، وأبعاده ، وبنوع التربة، ومن ثمَّ يحتاج تفسير الصور المحصلة إلى مستثمر ذي خبرة في مجال هذه التقانة، وبهدف تقليل الاعتماد على الخبرة البشرية في تفسير النتائج؛ مما يقلل من التكاليف المالية، ويوفّر الوقت اللازم لتفسير البيانات المحصّلة بجهاز GPR والتي قد تكون ضخمة، فقد استُعمل في هذا البحث الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs كواحدة من تقانات التعلّم العميق من أجل أتمتة عملية الكشف الآلي عن الأنابيب المطمورة (كدراسة حالة)؛ بالاعتماد على الصور المأخوذة من جهاز GPR من النوع B-Scan images.

بُنيَ في هذا البحث نموذجُ CNN لتصنيف صور GPR B-Scan إلى صور تحتوي على أنابيب مطمورة، وصور لا تحتوي على أنابيب مطمورة، وتظهر نتيجةُ الكشف في خرجه على شكل احتمال متوقّع، وأُنشئَت مجموعةُ تدريب النموذج المقترح من صور GPR B-Scan محاكاة، وتم التغلب على محدودية البيانات المستعملة باستعمال تقانات زيادة البيانات، واختُبر النموذج على مجموعة اختبار تضمُّ صور GPR B-Scan حقيقية، وهي صور غير مرئية بالنسبة للنموذج. لأجل تقويم النموذج المقترح، حُسِبَت مقاييس الأداء التالية: الضبط، والاستدعاء، والدقّة، والخصوصية، والمؤشّر F1-score، وAUC: المساحة الواقعة تحت منحني ROC، وقورِنت هذه القيم مع نتائج تقويم نماذج أخرى في الأبحاث السابقة المرتبطة بموضوع البحث.

أظهرت النتائج موثوقية جيدة للنموذج المقترح؛ إذ بلغت القيم:

Acc=0.977, Pre=1, Rec=0.95, F1-Score=0.974, AUC=0.975

.

الآفاق المستقبلية

أهم الصعوبات التي كانت تواجه تصنيف صور GBR B-Scan هي محدودية البيانات، إذ إنَّ عدد الصور التي دُرّبَ نموذج CNN المقترح عليها في البحث كان 400 صورة، وعدد الصور التي تم اختُبِر النموذج عليها كان 90 صورة؛ لذلك يوصى بزيادة عدد البيانات لتطوير البحث في المستقبل.

ويوصى بتطوير النموذج، ليصبح مكون من ثلاث مراحل، على سبيل المثال: المرحلة الأولى: اكتشاف وجود أهداف مطمورة في صور GBR B-Scan أو عدم وجودها، والمرحلة الثانية: تحديد أبعاد الهدف المطمور الذي اكتُشِفَ بصورة آليّة من المرحلة الأولى، والمرحلة الثالثة: تحديد نوع مادة الهدف المطمور المكتشف.

ويوصى باستعمال طرائق فاعلة في تقليل الكشرات Clutters في صور GPR B-Scan؛ بهدف تحسين وضوح بصمة القطع الزائد فيها، والناتج عن الهدف المطمور.

ويوصى بتحقيق الكشف الآلي عن الأهداف المطمورة باستعمال الصور GPR C-Scan (المسح المقطعي العرضي).

.

References المراجع

[1] Lombardi, F., Podd, F., & Solla, M. (2022). From its Core to the Niche: Insights from GPR Applications. *Remote Sensing,*14(13), 1-30.

[2] Ebrahim ,S. M., Medhat, NI., Mansour. K.K., & Gaber, A. (2018). Examination of Soil Effect upon GPR Detectability of Landmine with Different Orientations. *NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics,*7(1), 90–98.

[3] Al-Khalidy, A., Naser, H.A., & Al.Yasi, A.I. (2023). Detection of Buried Archeological Remains Using GPR Technique at Kifel Town to the South of Hilla/Iraq. *Iraqi Journal of Science and Technology*, 12(3), 64-75.

[4] Lai, W.W. L., Dérobert, X., & Annan, P. (2018). A review of Ground Penetrating Radar Application in Civil Engineering: a 30-Year Journey from Locating and Testing to Imaging and Diagnosis. *Ndt E International*, 96, 58–78.

[5] Kelly,T., Angel, M.N., Oconov, D.E., Huff, C.C., Morris, L.E., & Wach, G.D. (2021). A Novel Approach to 3D Modelling Ground Penetrating Radar (GPR) Data. A Case Study of Cemetery and Application for Criminal Investigation. *Forensic Science International*, 325, 1-15. https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2021.110882.

[6] Alsharahi, G., Faize, A., Maftei, C., Bayjja, M., Louzazni, M., Driouach, A. & others. (2019). Analysis and Modeling of GPR Signals to Detect Cavities: Case Studies in Morocco. *Journal of Electromagnatic Engineering and Science*, 19(3), 177–187.

[7] Onyszko, K., & Skibniewska, A. (2021). A New Methodology for the Detection and Extraction of Hyperbolas in GPR Images. *Remote Sensing*, 13(23), 1-30.

[8] Wang, J., Chen, K., Liu, H., Zhang, J., Kang, W., Li, S., & others. (2021). Deep Learning-Based Rebar Clutters Removal and Defect Echoes Enhancement in GPR Images. *IEEE Access*, 9, 207-218.

[9] Feng, J., Yang, L., Wang, H., Tain, Y., & Xiao, J. (2021). Subsurface Pipes Detection Using DNN-Based Back Projection on GPR Data. *IEEE/CVS Winter Conference on Applications of Computer Vision*, 266-275.

[10] Wang, H., Ouyang, S., Liu, Q., Liao, K., & Zhou, L. (2022). Buried Target Detection Method for Ground Penetrating Radar Based on Deep Learning. *journal of Applied Remote Sensing*, 16(1), 1-21. http://doi.org/10.1117/1.JRS.16.018503.

[11] Su,Y., Wang,J., Li, D., Wang, X., Hu, L., Yao,Y., & Kang,Y. (2023). End-to-End Deep Learning Model for Underground Utilities Localization Using GPR. *Automation in construction*, 149, 1-19. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104776.

[12] Sun, D., Jiang, F., Wu, H., Liu, Sh., Luo, P., & Zhao, Z. (2023). Root Location and Root Diameter Estimation of Trees Based on Deep Learning and Ground Penetrating Radar. *Agronony*, 13(2), 1-18. https://doi.org/10.3390/agronomy13020344.

.

[13] Liu, Z., Gu, X., CH, J., Wang, D., Chen, Y., & Wang, L. (2023). Automatic Recognition of Pavement Cracks from Combined GPR B-Scan and GPR C-Scan Images Using Multiscale Feature Fusion Deep Neural Networks. *Automation in construction*, 146, 1-15. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104698.

[14] Liu, Z., Yeoh, J. KW., Gu, X., Dong, Q., Chen, Y., Wu, W. & others. (2023). Automatic Pixel-Level Detection of Vertical Cracks in Asphalt Pavement Based on GPR Investigation and Improved Mask R-CNN. *Automation in construction*, 146, 1-43. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104689.

[15] Pham, M.T., & Lefèvre, S. (2018). Buried Object Detection from B-scan Ground Penetrating Radar Data Using Faster-RCNN. *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 6804-6807.

[16] Yue, Y., Liu, H., Meng, X., Li, Y., & Du, Y. (2021). Generation of High-Precision Ground Penetrating Radar Images Using Improved Least Square Generative Adversarial Networks. *Remote sensing*, 13(22), 1-16.

[17] Zhang, X., Han, L., Robinso , M., & Gallagher, A. (2021). A GANs-Based Deep Learning Framework for Automatic Subsurface Object Recognition from Ground Penetrating Radar Data. *IEEE Access*, 9, 9-18.

[18] Kanafiah, S., Ali, H., Firdaus, AZ.A., Azalan, MS.Z., Jusman, Y., Khairi, AA., & others (2019). Metal Shape Classification of Buried Object Using Multilayer Perception Neural Network in GPR Data. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 705(1), 1-10. https://doi.org/10.1088/1757-899x/705/1/012028.

[19] Oliveira, R.J., Caldeira, B., Teixido, T., & Borges, J.F. (2021). GPR Clutter Reflection Noise-Filtering through Singular Value Decomposition in the Bidimensional Spectral Domain. *Remote sensing*,13(10), 1-15. https://doi.org/10.3390/rs13102005.

[20] Benedetto, A., Tosti, F., Ciampoli, L.B., & Damico,F. (2017). An Overview of Ground-Penetrating-Radar Signal Processing Techniques for Road Inspections. *Signal processing*,132, 201-209.

[21] Rossi, M. (2022). Ground Penetrating Radar. *Engineering Geophysics*, 87-94.

[22] Zhou, D., & Zhu, H. (2021). Application of Ground Penetrating Radar in Detecting Deeply Embedded Reinforcing Bars in Pile Foundation. *Advances in Civil Engineering*, 1-13.

[23] Rasol, M., Perez-Gracia, V., Fermandes, F.M., Pais, J.C., Santos-Assuncao, S.S., & Roberts, J.S. (2022). Ground Penetrating Radar System: Principles. *Handbook of Cultural Heritage Analysis*, 705-738.

[24] Zhang, A., Lipton, Z.C., Li, M., & Smola, A.J. (2021). Dive into Deep Learning.

arXiv preprint arXiv, 1-1178.

[25] Szandata, T. (2021). Review and Comparison of Commonly Used Activation Functions for Deep Neural Networks. *Bio-inspired neurocomputing*, 203-224.

.

[26] Banerjee, K., Gupta, R.R., Vyas, K., & Mishra, B. (2020). Exploring Alternatives to Softmax Function. *arXiv preprint arXiv*, 1-8.

[27] Wu, J. (2017). Introduction to Convolutional Neural Networks. *National Key Lab for Novel Software Technology*, 5(23), 1-31.

[28] Ho, Y., & Wookey, S. (2019). The Real-World-Weight Cross-Entropy Loss Function: Modeling the Costs of Mislabeling. *IEEE Access*, 8, 4806-4813.

[29] Liu, R., Wu, T., & Mozafari, B. (2020). Adam with Bandit Sampling for Deep Learning. *Neural Information Processing Systems*, 33, 5393-5404.

[30] Hui, L., Belkin, M., & Nakkiran, P. (2022). Limitations of Neural Collapse for Understanding Generalization in Deep Learning. *arXiv preprint arXiv*, 1-13.

[31] Li, Z., Liu, L., Dong, Ch., & Shang, J. (2020). Overfitting or Underfitting? Understand Robustness Drop in Adversarial Training. *arXiv preprint arXiv*, 1-10.

[32] Li, L., & Spratling, M. (2023). Understanding and Combating Robust Overfitting via Input Loss Landscape Analysis and Regularization. *Pattern Recognition*, 136, 1-11.

[33] Bacanin, N., Zivkovic, M., Al-Turjman, F., Venkatachalam, K., Trojovsky, P.,Strumberger,I., & Bezdan,T. (2022). Hybridized Sine Cosine Algorithm with Convolutional Neural Networks Dropout Regularization Application. *Scientific Reports*, 12(1),1-20.

[34] Huang, L., Zhou, Y., Wang, T., Luo, J., & Liu, X. (2022). Delving into the Estimation Shift of Batch Normalization in a Network. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 763-772.

[35] Warren, C., Giannopoulos, A., & Giannakis, I. (2016). gprMax: Open Source Software to Simulate Electromagnetic Wave Propagation for Ground Penetrating Radar. *Computer Physics Communications*, 209. 163-170.

[36] Derobert, X., & Pajewski, L. (2018). TU1208 Open Database of Radargrams: The Dataset of the IFSTTAR Geophysical Test Site. *Remote sensing*, 10(4), 1-50. https://doi.org/10.3390/rs10040530.

[37] Sun, H.H., Cheng, W, & Fan, Z. (2022). Learning to Remove Clutter in Real-World GPR Images Using Hybrid Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1-14.

[38] Yang. S., & Berdin, G. (2017). The Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve. *The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles*, 5(19), 34-36.

.

Syrian Arab Republic
Ministry of Higher Education and Scientific Research
Damascus University
Faculty of Mechanical and Electrical Engineering
Department of Electronics and Communication Engineering

Automatic Detection of Buried Objects Depending on Ground Penetrating Radar Images Using Convolutional Neural Networks

A dissertation submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Applied Electronics Engineering

By
Eng. Hisham Naseer

Supervised by
Prof. Dr. Eng. Nadim Chahin

Academic year

2022-2023