مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية
المجلد41 العدد (3) – 2025: 313-331

Damascus University Journal for engineering sciences
Vo 41 number (3) -2025: 313-331

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

هشام زيد نصر [1*] نديم يوسف شاهين [2]

[1*] طالب ماجستير في قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – جامعة دمشق. hisham.nasser@damascusuniversity.edu.sy

[2] أستاذ دكتور في قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – جامعة دمشق. nchahin@scs-net.org

الملخص:

رادار اختراق سطح الأرض Ground Penetrating Radar (GPR) هو أحد التقانات التي أثبتت كفاءتها في كشف الأجسام المطمورة وذلك باستخدام الأمواج الكهرطيسية. تعاني هذه التقانة من مشكلة تتمثّل في أن التعرّف بشكل دقيق على الأجسام المطمورة من خلال صور GPRيظل مهمة صعبة تعتمد بشكل كبير على خبرة مستثمر جهاز GPR، وبالتالي قد تكون نتائج تفسير الصور غير موثوقة، كما وتحتاج لعمل شاق ووقت طويل للتفسير. يهدف البحث إلى مساعدة مستثمر جهاز GPR في التغلب على هذه المشكلة، وذلك عن طريق بناء نموذج شبكة عصبونية التفافية Convolutional Neural Network (CNN) يقوم بالكشف الآلي عن بصمة القطع الزائد المنعكس عن الهدف المطمور (أنبوب مطمور في التربة كحالة دراسية) في صور GPR من النوع B-Scan (مسح نصوعي Brightness-Scan).

هناك تحدي يتمثّل في تأمين مجموعة البيانات اللازمة لتدريب نماذج التعلم العميق في مجال تقانة GPR، وذلك بسبب ندرة بيانات GPR الحقيقية والمشروحة من قبل خبراء في هذا المجال، كما أن الحصول على صور GPR معلّمة Labeled images غير متاح دوماً، لذا تم في هذا البحث إنشاء مجموعتي بيانات Datasets مكونة من صور GPR B-Scan محاكاة باستخدام برنامج المحاكاة gprMax ومن صور GPR B-Scan حقيقية، استُخدمت في تدريب واختبار نموذج CNN. حقق النموذج المقترح دقة 100% على بيانات التحقق، ودقة 97.5% على بيانات الاختبار التي تمثّل بيانات غير مرئية بالنسبة للنموذج، وهذا يمثّل أداء عالي للنموذج المقترح، وبالتالي يمكن استخدام نموذج CNN المقترح كنظام داعم لعملية كشف الأجسام المطمورة من قبل مستثمرين ليس لديهم الخبرة الكافية في مجال تقانة GPR.

الكلمات المفتاحية: رادار اختراق سطح الأرض GPR، كشف الأجسام المطمورة، شبكة عصبونية التفافية CNN، بصمة القطع الزائد، صور GPR من النوع B-Scan

تاريخ الإيداع: 2023/3/7
تاريخ القبول: 2023/6/12

حقوق النشر: جامعة دمشق – سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب **CC BY-NC-SA**

ISSN (online): 2789-6854
http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index

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

Hisham Zaid Nasser[*1] Nadim Youssef Chahin[2]

[*1.] Master student; Mechanical and Electrical Faculty - Electronics and Communications Engineering Department - Damascus university. hisham.nasser@damascusuniversity.edu.sy

[2.] Professor, doctor in Electronics and Communications Engineering Department - Mechanical and Electrical Faculty - Damascus university. nchahin@scs-net.org

Received: 7/3/2023
Accepted: 12/6/2023

Copyright: Damascus University- Syria, The authors retain the copyright under a
CC BY- NC-SA

Abstract:

Ground Penetrating Radar (GPR) is one of the technologies that has proven its efficiency in detecting buried objects by using electro-magnetic waves. However, this technology suffers from the problem that accurately identifying buried objects through GPR images remains a challenging task that heavily relies on the experience of the GPR device operator. So, the results of interpreting images may be unreliable, and require hard work and a long time for interpretation. The aim of this research is to help GPR device operator overcome this problem by building a Convolutional Neural Network (CNN) model that automatically detects the hyperbola signature reflected from the buried target (buried pipe in soil as case study) in GPR images from type of B-Scan (Brightness -Scan) **.**There is a challenge in providing the necessary dataset for deep learning models in the field of GPR technology, due to the scarcity of real GPR data discussed by experts in this field. Also, obtaining labeled GPR images is not always available. Therefore, in this research, two datasets consisted of simulated GPR B-Scan images using the gprMax simulation software, and real GPR B-Scan images were created, which were used to train and test the CNN model. The proposed model achieved accuracy = 100% on the validation dataset and accuracy = 97.5% on the test dataset, which represents invisible data to the model. This demonstrates the high performance of the proposed model, and thus the proposed CNN model can be used as a supporting system for detecting buried objects by GPR device operators who do not have sufficient experience in the field of GPR technology**.**

Keywords: Ground Penetrating Radar (GPR), Buried objects detection, Convolutional Neural Network (CNN), Hyperbola signature, GPR B-Scan images**.**

المقدمة Introduction:

يُعد رادار اختراق سطح الأرض Ground Penetrating Radar (GPR) أحد أهم التقانات المستخدمة في التقييم غير المدمّر Non Destructive Evaluation (NDE)، وفي الكشف عن الأجسام المطمورة في الأوساط المختلفة مثل التربة والخرسانة والإسفلت والجليد والصخور (Lombardi et al., 2022, 3033)، سواء كانت الأجسام المطمورة مصنوعة من مواد معدنية، أو من مواد عازلة، وذلك باستخدام الأمواج الكهرطيسية. تم استخدام GPR على نطاق واسع في مختلف المجالات نذكر منها:

في التطبيقات العسكرية: كشف الألغام الأرضية المطمورة Land mines والقذائف غير المنفجرة (Ebrahim et al., 2018, 90-98). في تطبيقات علم الآثار: كشف الكنوز المطمورة والمقابر الأثرية (Al-Khalidy et al., 2023, 64-75). في تطبيقات الهندسة المدنية: كشف حديد التسليح Rebar ضمن الخرسانة وكشف أنابيب المرافق الخدمية المطمورة Buried utility pipes مثل شبكات المياه والصرف الصحي، وتقييم حالتها (Lai et al., 2018, 58-78). في التطبيقات الجنائية: كشف الجثث المطمورة في التربة (Kelly et al., 2021, 110882)؛ في التطبيقات الجيولوجية: كشف التجاويف تحت سطح الأرض ودراسة بنية وسماكة الطبقات تحت سطح الأرض (Alsharahi et al., 2019, 177-187).

عند استخدام جهاز GPR في كشف الأجسام المطمورة، يتم عرض نتيجة الكشف لمستثمر الجهاز على شكل صورة رقمية؛ وفي حال استخدام مسح من النوع B-Scan (مسح نصوعي Brightness-Scan) فإن الصورة الناتجة بهذا المسح تسمى GPR B-Scan image، هذه الصورة يتم إنشاؤها من قياسات مبنية على انتشار الأمواج الكهرطيسية في أوساط انتشار معقدة، وحيث أن الأمواج الكهرطيسية المنعكسة عن الأجسام المطمورة تشكل بصمة قطع زائد في صور GPR B-Scan (Zhou et al., 2021, 1-13)، فإن وضوح بصمة القطع الزائد في صور GPR مرتبط بشكل وثيق بجودة الأمواج الكهرطيسية المستقبلة، وبالتالي فهو مرتبط بتعقيد البيئة الجيولوجية المتواجد فيها الجسم المطمور.

ومن هنا تبرز مشكلة صعوبة التعرّف على الأجسام المطمورة من خلال صور GPR المحصّلة، حيث يعتمد تفسير صور GPR B-Scan المحصّلة بشكل كبير على خبرة مستثمر جهاز GPR، وبالتالي قد تكون نتائج تفسير الصور غير موثوقة. غالباً ما تكون المرافق الخدمية المطمورة تحت سطح الأرض على شكل أسطواني (أنابيب الماء وأنابيب الغاز والنفط والصرف الصحي والكابلات الكهربائية.. الخ)، لذلك سيتم في هذا البحث أتمتة كشف الأنابيب المطمورة في التربة (كحالة دراسة) من خلال الصور GPR B-Scan وذلك باستخدام نموذج شبكة عصبونية التفافية Convolutional Neural Network (CNN).

2. الدراسات المرجعية Literature Review:

قام الباحثون باستخدام منهجيات مختلفة بهدف الكشف الآلي عن القطع الزائد في صور GPR B-Scan الناتج عن انعكاسات الأمواج الكهرطيسية عن الأجسام المطمورة في أوساط طمر مختلفة.

قام الباحث Onyszko وزميله باستخدام نموذجان مبنيان على المعالجة التقليدية للصورة (تحليل المويجة ومرشح غابور) من أجل كشف الأجسام المطمورة ذات الشكل الاسطواني في التربة باستخدام الصور GPR B-Scan، وقد اعتمدت الدراسة على

ISSN (online): 2789-6854
http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index

بيانات حقيقية محصّلة بجهاز GPR من نوع Leica DS2000 باستخدام الترددين: 250 MHz, 700 MHz وحققت الدراسة قيمة استدعاء Recall= 0.98 للطريقة الأولى و0.86 للطريقة الثانية (Onyszko et al., 2021, 4892)

استخدم الباحث J. Wang وزملاؤه باستخدام نموذج شبكات عصبونية عميقة Deep Neural Network (DNN) مبني على مرمّز وفاك الترميز Encoder-Decoder ، وذلك بهدف كشف العيوب في حديد التسليح المتواجد داخل الخرسانة، واستخدمت الدراسة بيانات محاكاة في تدريب النموذج ثم تم اختبار النموذج على بيانات حقيقية من قياسات ميدانية بجهاز GPR. حققت الدراسة دقة 85% وقيمة استدعاء Recall= 0.854 وقيمة احكام Precision = 0.852 وقيمة مؤشر F1-Scor= 0.853. (J. Wang et al., 2021, 87207-87218)

استخدم الباحث H. Wang وزملاؤه شبكة دمج ميزات متعددة الطبقات Multilayer Feature Fusion Network مبنية على الشبكات العصبونية الالتفافية (CNNs)، وذلك بهدف الكشف الآلي عن الأجسام المطمورة التي على شكل تجاويف مملوءة بالهواء وتجاويف مملوءة بالماء. تم تدريب النموذج واختباره على مجموعة بيانات تم انشاؤها في الدراسة باستخدام برنامج المحاكاة gprMax، وباستخدام حلقة تكبير بيانات مبنية على الشبكات التوليدية التنافسية Generative Adversarial Nets (GANs)، كما وتم استخدام قياسات ميدانية بجهاز GPR حققت الدراسة F1-scor = 93.23% ودقة 94.57%. (H. Wang et al., 2022, 018503)

اقترح الباحث Su 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. استخدم في تحصيل البيانات جهاز GPR من النوع GSSI SIR4000 وبتردد 400MHz. حققت الدراسة دقة كشف 97.01%. (Su et al., 2023, 104776)

قام الباحث D. Sun وزملاؤه بالكشف الآلي عن القطوع الزائدة التي شكلتها جذور الأشجار في صور GPR B-Scan، وذلك باستخدام نموذج Yolo V5s، وحققت الدراسة دقة كشف 96.7% وقيمة استدعاء Recall = 86.6% وقيمة مؤشر F1-Scor= 88.1%. اعتمدت الدراسة على بيانات محاكاة وبيانات حقيقية باستخدام ترددات العمل التالية لجهاز GPR:

(500, 750, 1000) MHz. حيث تم استخدام جهاز GPR نوع EKKO PRO GPR في تحصيل البيانات الميدانية (D. Sun et al., 2023, 344).

قام الباحث Liu وزملاؤه بكشف التصدعات Cracks الداخلية في خرسانة الجسور بهدف التقييم الغير مدمّر NDE للبنية التحتية لخطوط النقل، وذلك باستخدام نموذج Yolo v3-FDL (Four Scales-Detection Layer) بطبقات كشف ذات أربعة مقاييس. استخدمت الدراسة صور GPR من النوع GPR B-Scan ومن النوع GPR C-Scan (مسح مقطعي عرضي Cross sectional- Scan)، وقد حققت الدراسة قيمة مؤشر F1-Score = 88.1%. استخدمت الدراسة بيانات محاكاة، وبيانات حقيقية باستخدام جهاز GPR ذو نظام كشف ثلاثي الأبعاد 3D.(Liu et al., 2023a, 104698)

قام الباحث Liu وزملاؤه بالكشف الآلي عن التصدعات الداخلية في اسفلت الطرقات من صور GPR B-Scan، بهدف التقييم غير المدمّر NDE للطرقات لتحديد فيما إذا كانت بحاجة للصيانة أم لا، وذلك باستخدام نموذج Mask R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) تم تحسينه في الدراسة، وحقق النموذج: Precision= 0.833 كما وحقق قيمة مؤشّر F1- Score = 0.824. استخدمت الدراسة بيانات محاكاة وبيانات حقيقية باستخدام جهاز GPR من النوع

Geo-Scope TM MKIV حيث تم استخدم الترددات التالية (0.3, 0.6, 0.9, 1.6, 2, 3) GHz. (Liu et al., 2023b, 104689)

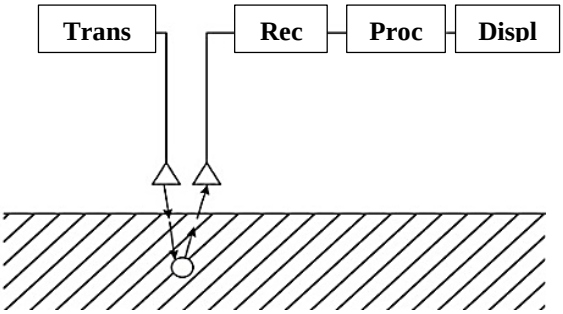
خلاصة الدراسات السابقة:

اعتمدت الدراسات السابقة أساليب مختلفة بهدف الكشف الآلي عن القطع الزائد الناتج عن الأهداف المطمورة في صور GPR B-Scan، وقد اعتمدت هذه الدراسات على نماذج تعلم عميق جاهزة تم استخدامها في الدراسة أما بشكل مباشر أو بعد ادخال تحسينات على هذه النماذج، ومن أجل الحصول على مجموعة البيانات Dataset اللازمة لتدريب نموذج الكشف، فإن بعض الدراسات استخدمت صور GPR محاكاة، وبعضها الآخر اعتمد (بالإضافة إلى صور المحاكاة) على صور حقيقية، وبالتالي كان لكل دراسة مجموعة بيانات Dataset خاصة بها. لكن سلبية هذه الدراسات أنها أنشأت مجموعة البيانات (سواء بالمحاكاة أو بالقياسات الميدانية) باستخدام نوع معيّن لجهاز GPR وفي وسط طمر من نوع واحد وباستخدام عدد قليل من الترددات لجهاز GPR. تم في بحثنا بناء نموذج خاص بنا 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 الانترنيت، وكذلك تم إنشاء قاعدتي بيانات خاصة بالدراسة تتسم بشمولية الحالة المدروسة (أنابيب مطمورة في التربة) من حيث تنوّع أنواع وعدد الأنابيب المدروسة، وتنوّع أنواع الأوساط المطمورة فيها الأنابيب، واستخدمنا ترددات عمل مختلفة لجهاز GPRضمن المجال الترددي MHz [100, 1000] واعتمدنا على قاعدة البيانات TU1208 المؤلفة من صور GPR B-Scan حقيقية محصّلة بثلاثة أنواع مختلفة من أجهزة GPR.

3. الأسس النظرية للبحث:

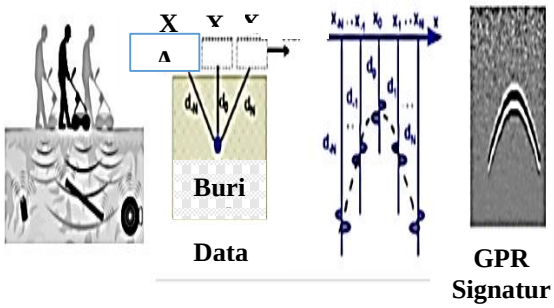
1.3. تحصيل البيانات باستخدام GPR:

يتكون جهاز GPR من مرسل راديوي، ومستقبل، ووحدة معالجة وإظهار لمعالجة البيانات المحصّلة ثم عرضها على شاشة على شكل صور رقمية (Kanafiah et al., 2019, 012028) كما يوضح الشكل (1).



الشكل (1) مكونات جهاز GPR.

أثناء عملية الكشف عن الهدف المطمور، يتم تمرير جهاز GPR فوق المنطقة المراد كشف الأهداف المطمورة فيها أما من قبل مستثمر، أو باستخدام عربة متحركة كما هو موضح بالشكل (2) بحيث يتحرك كل من هوائي الارسال والاستقبال لجهاز GPR سويةً مع بعضهما خلال عملية الكشف.

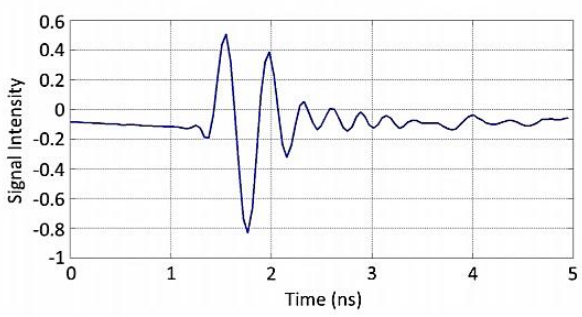


الشكل (2) تحصيل البيانات بواسطة جهاز GPR.

في كل موقع (X_i) لجهاز GPR على خط المسح Survey line، يتم ارسال أمواج كهرطيسية عن طريق هوائي الإرسال لجهاز GPR باتجاه الأرض، تنتشر الأمواج كهرطيسية في الوسط تحت سطح الأرض وتعاني من عدة ظواهر أهمها التخامد Attenuation، وعند وجود اختلاف في قيم السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity (ε_r)

بين الجسم المطمور والوسط المحيط به، تنعكس الأمواج الكهرطيسية عن الجسم المطمور عائدة باتجاه هوائي الاستقبال لجهاز GPR، فإذا كانت شدة الأمواج الكهرطيسية الواردة أعلى من عتبة حساسية المستقبل لجهاز GPR، يتم كشفها، حيث يتم قياس مطال الإشارة المستقبلة كدالة في الزمن. تدعى هذه الإشارة الناتجة: المسح المطالي Amplitude Scan (A-Scan) كما هو موضح في الشكل (3). تقوم وحدة المعالجة لجهاز GPR بتسجيل قيمة A-Scan في الموضع الحالي لجهاز GPR على سطح الأرض.

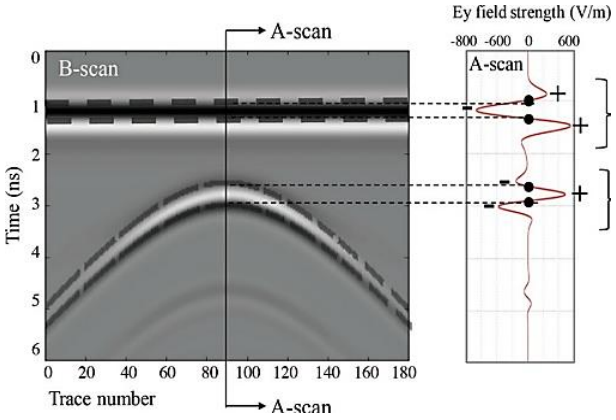
بنية المسح A-Scan تتأثر بقوة بالوسط الذي تنتشر فيه الأمواج الكهرطيسية، فإذا كان هذا الوسط يحتوي مناطق ذات قيم مختلفة بالسماحية الكهربائية النسبية، فإن المسح A-Scan سيحتوي (إضافةً إلى انعكاسات لأمواج الكهرطيسية عن الهدف المطمور) على انعكاسات معقّدة للأمواج الكهرطيسية تسمى بالكَشَرات Clutters.



الشكل (3) المسح المطالي A-Scan.

وهكذا خلال حركة جهاز GPR فوق الهدف المطمور وعلى خط مستقيم وبخطوات مسح متناسقة، يتم في كل موضع جديد لـ GPR الحصول على مسح A-Scan جديد. تقوم وحدة المعالجة لجهاز GPR بدمج مجموعة عمليات المسح A-Scans للحصول على صورة رقمية ثنائية البعد تدعى GPR B-Scan image، تمثّل هذه الصورة مقطع رأسي للأرض التي يتم مسحها على طول خط المسح لـ GPR وتعد وسيلة أكثر فعالية من المسح A-Scan في توصيف البيانات للأهداف المطمورة تحت سطح الأرض (Benedetto et al., 2017, 201-209).

في صور GPR B-Scan: يتم تمثيل A-Scans المسجلة في كل موضع لـ GPR على خط المسح بشدة سطوع للبكسلات في الموضع المقابل لها في الصورة GPR B-Scan، كما ويتم عرض زمن انتشار الأمواج الكهرطيسية من وإلى جهاز GPR مقابل موضع جهاز GPR على سطح الأرض، ويتم تمثيل تغيّر صفحة الإشارة المستقبلة عن الإشارة المرسلة بتدرّج رمادي (صورة بالمجال الرمادي Gray Scale) أو بتدرج الألوان (صورة ملونة RGB). يبين الشكل (4) مثال لصورة محاكاة GPR B-Scan بالمجال الرمادي.



الشكل (4) صورة محاكاة GPR B-Scan بالمجال الرمادي.

إن أزمنة وصول الأمواج الكهرطيسية المنعكسة عن الجسم المطمور تشكل في صور GPR B-Scan قطع زائد Hyperbola، وبالتالي فإن كشف الجسم المطمور يمكن النظر إليه على أنه كشف لبصمة القطع الزائد Hyperbola signature في صور GPR B-Scan المحصّلة.

2.3 محتويات الصور GPR B-Scan:

كما هو موضح في الشكلان (4,5) فإن الصورة GPR B-Scan تحتوي على:

1.2.3 بصمة القطع الزائد Hyperbola signature: الناتجة عن انعكاسات الأمواج الكهرطيسية عن الهدف المطمور (Zhou et al., 2021, 1-13). إن وضوح بصمة القطع الزائد في الصورة يتأثر بشكل أساسي بالعوامل التالية:

1.1.2.3 وسط الانتشار تحت سطح الأرض وتردد العمل المستخدم لجهاز GPR: تتخامد الأمواج الكهرطيسية عند انتشارها في الوسط تحت سطح حيث أن معامل تخامد الأمواج الكهرطيسية عند انتشارها في الوسط تحت سطح الأرض يعطى بشكل تقريبي بالعلاقة (1) (Rossi, 2022, 87-94):

$$\alpha = \sqrt{\frac{\omega\mu\sigma}{2}};\ \omega = 2\pi f \qquad (1)$$

f: تردد العمل المستخدم لجهاز GPR.

μ: النفوذية المغناطيسية Magnetic Permeability لوسط الانتشار تحت سطح الأرض.

σ: الموصلية الكهربائية Electrical conductivity لوسط الانتشار تحت سطح الأرض.

نلاحظ من العلاقة (1) أنه بزيادة الموصلية الكهربائية والنفاذية المغناطيسية لوسط الانتشار وبزيادة تردد العمل المستخدم لجهاز GPR يزداد تخامد الأمواج الكهرطيسية عند انتشارها في وسط الانتشار تحت سطح الأرض، وبالتالي يقل وضوح بصمة القطع الزائد في الصورة GPR B-Scan.

2.1.2.3 نوع مادة الهدف المطمور: من المعلوم أن انعكاس الأمواج الكهرطيسية عن المعادن يكون كبيراً، وعليه ستكون بصمة القطع الزائد (الناتجة عن الأهداف المعدنية المطمورة) في الصورة المحصلة أكثر وضوحاً، أما في حالة الأجسام العازلة فإن انعكاس الأمواج الكهرطيسية عنها يعتمد على الفرق في السماحية الكهربائية النسبية ε_r بينها وبين الوسط المحيط بها. وفقا Snell فإن معامل الانعكاس R على السطح الفاصل بين مادتين مختلفتين بالسماحية الكهربائية النسبية يعطى بالعلاقة (2) (H. Wang et al., 2022, 018503):

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

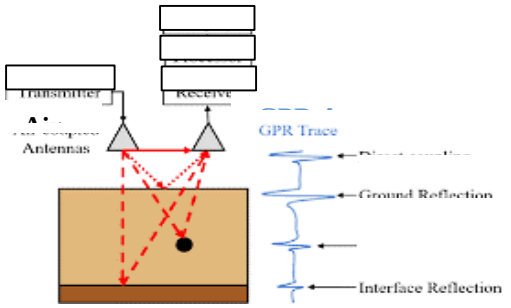
ε_{r1}: السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity لوسط الانتشار تحت سطح الأرض.

ε_{r2} : السماحية الكهربائية النسبية Dielectric Permittivity للجسم المطمور.

وبالتالي يجب أن يكون هناك تباين كهربائي كافي بين الجسم المطمور الغير معدني والوسط المحيط به حتى تكون بصمة القطع الزائد واضحة في الصورة GPR B-Scan.

2.2.3 الموجة المباشرة Direct wave: وتتألف من الاشارة المتسربة مباشرةً من المرسل إلى المستقبل عبر الهواء وتدعى بالاقتران المباشر Direct coupling، ومن الاشارة المنعكسة عند اصطدامها بسطح الأرض الذي يفصل بين الهواء ووسط الانتشار وتدعى بانعكاس الأرض Ground Reflection. تمتاز الموجة المباشرة بميزة المطال الكبير، وبحذفها تصبح بصمة القطع الزائد للهدف في الصورة GPR B-Scan أكثر وضوحاً (Chantasen et al., 2018, 210-227).

3.2.3 الكَشَرات Clutters: الناتجة عن انتشار الأمواج الكهرطيسية في البيئات الجيولوجية المعقدة (عندما يكون وسط الانتشار يحتوي عدة طبقات مختلفة في السماحية الكهربائية النسبية فإنه يسبب انعكاسات متعددة للأمواج الكهرطيسية عن الأسطح الفاصلة بين هذه الطبقات Interface reflection). يظهر الـ Clutters على شكل قِطع خطية في الصور المحصلة (Oliveira et al., 2021, 2005).



الشكل (5) الإشارات المرسلة والمستقبلة بجهاز GPR.

4. مواد البحث وطرائقه:

من المعروف أن دقة النتائج لنموذج التعلم العميق تعتمد إلى حد كبير على حجم وموثوقية مجموعة البيانات المستخدمة في تدريب النموذج. نظراً لصعوبة توفّر جهاز GPR لإجراء قياسات ميدانية حقيقية بواسطته، فقد قمنا بإنشاء مجموعتي بيانات خاصة بالبحث بالاعتماد على صور GPR B-Scan محاكاة باستخدام برنامج المحاكاة gprMax، وعلى صور GPR B-Scan حقيقية تم استخراجها من قاعدة البيانات TU1208. وعلى صور GPR B-Scan حقيقية (سواء ملونة أو بالمجال الرمادي) مما هو متاح على مواقع الانترنيت.

1.4 برنامج المحاكاة gprMax:

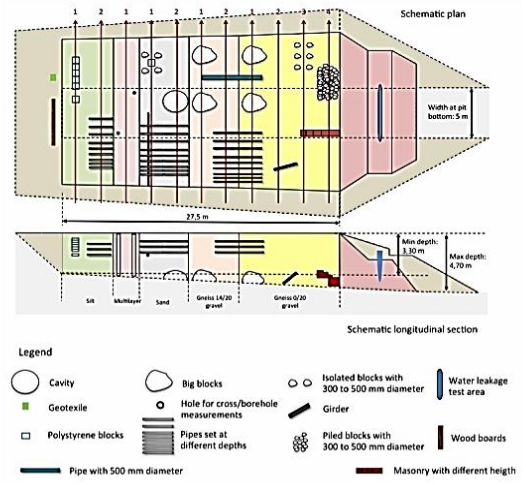
يعتبر برنامج gprMax أحد أهم برامج المحاكاة المستخدمة من قبل الباحثين للحصول على صور محاكاة لجهاز GPR من أجل معالجة مشكلة ندرة بيانات GPR المشروحة من قبل الخبراء في مجال تقانة GPR. وهو برنامج مفتوح المصدر (Warren et al., 2016, 163-170) يحاكي انتشار الأمواج الكهرطيسية في أوساط الانتشار تحت سطح الأرض، ويحل معادلات ماكسويل في الأبعاد الثلاثة 3D باستخدام طريقة التكامل المحدود بالمجال الزمني Finite Difference Time Domain (FDTD).

تم تصميم البرنامج لنمذجة جهاز GPR، ونمذجة التربة والمواد. تم كتابة البرنامج بلغة Python 3x مع كتابة الأجزاء المهمة للأداء بلغة Cython بهدف تحسين الكفاءة والسرعة وسهولة الاستخدام للبرنامج، وهو يتضمن محلّل Solver قائم على وحدة المعالجة المركزية Central Processing Unit (CPU) ومحلّل Solver قائم على وحدة معالجة الرسومات Graphics Processing Unit (GPU). برنامج gprMax يحتاج لملف إدخال Input file يحتوي على معلومات عن جهاز GPR المراد نمذجته وعن المواد المراد محاكاتها، وكذلك يحتوي أوامر خاصة ببرنامج gprMax. 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 (Wave form) للنبضة المرسلة من جهاز GPR وإلا فلن يعمل البرنامج بالشكل المطلوب أثناء المحاكاة.

2.4 قاعدة البيانات TU1208:

في هذه القاعدة تم تسجيل بيانات خام GPR Radargrams (مسوحات من نوع B-Scan) في موقع الاختبار الجيوفيزيائي Nantes في فرنسا، هذا الموقع عبارة عن حفرة اختبارية تحتوي عدد من الأهداف المختلفة الاشكال والمواد، وهي مطمورة في أوساط طمر مختلفة. الموقع المذكور بعيد عن مصادر الضجيج مثل التركيبات الكهربائية والأشجار، وقد تم تصميمه 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 (Derobert et al. , 2018, 530).

يبين الشكل (6) شكل وأبعاد حفرة الاختبار المذكورة والأهداف المطمورة المستخدمة فيها.



الشكل (6) شكل وأبعاد حفرة الاختبار والأهداف المطمورة المستخدمة في قاعدة البيانات TU1208.

طـول الحفـرة الاختباريــة 27.5m وهــي ذات جوانــب منحــدرة، عرضـها في القاع 5m وعرضـها في الأعلى m (19÷24.6) وعمق الحفرة m (3.3÷4.7)، تم تقسيم الحفرة الاختبارية إلى 5 مناطق مملوءة بمواد مختلفة:

(طمي Silt، حجر جيري رسوبي Limestone تم طحنه على شكل حبيبات رملية، صخور رسوبية Gneiss تم سحقها على شكل حبيبات رملية). المناطق المذكورة تضم العديد من الأهداف الشائعة الوجود في البيئات الواقعية: أنابيب، كابلات كهربائية، حجارة، تجاويف، حجارة بناء، وكتل صخرية، باستثناء منطقة من المناطق الخمسة، حيث أنها لا تحتوي على أي أهداف مطمورة (منطقة الـ Multilayers) وذلك بهدف الحصول على صور تحوي فقط كشَرات Clutters أي صور تحوي فقط خلفية معقّدة.

بالمجمل يوجد 11 خط مسح لـ GPR بطول 19m وبعرض 2.5m، وقد تم تسجيل 67 ملف Radargram (مسوحات من نوع B-Scan) وهي ملفات ذات اللواحق (.DT, .dzt, .rd3). وتحتاج إلى برامج خاصة لاستخراج الصور منها.

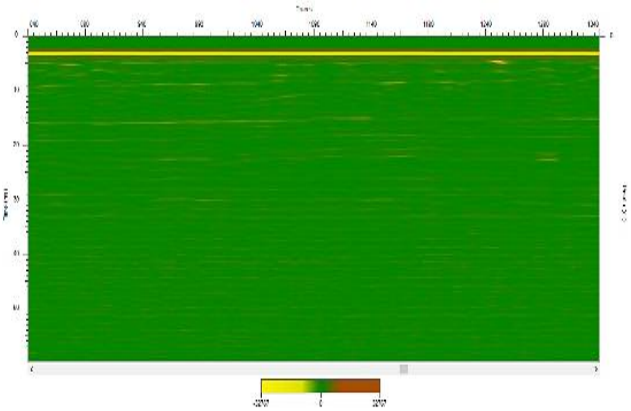
تم استخدام الأنواع التالية من الأنابيب المطمورة:

أنابيب فولاذية steel فارغة، وأنابيب Poly Vinyl Chloride (PVC) مملوءة بالماء، وأنابيب PVC فارغة وذلك بأقطار cm 12.5، بالإضافة إلى وجود أنبوب خرساني واحد فارغ وبقطر m 0.5. تم استخدام ثلاثة أنواع من أجهزة GPR وهي:

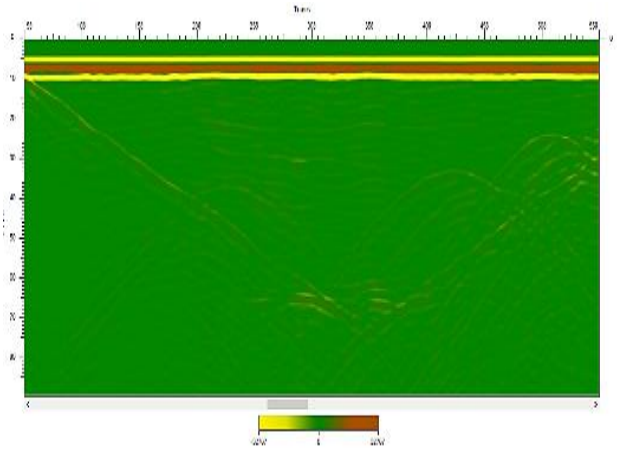
- GSST (Nashua, NH, USA).
- MALA Geoscince (Mala, sweden).
- IDS (Pisa, Italy).

هذه الأجهزة تعمل في المجال الترددي MHz (900÷ 200):

في بحثنا استخرجنا من قاعدة البيانات TU1208 الصور الناتجة عن أهداف مطمورة التي على شكل أنابيب والممسوحة بأنواع أجهزة GPR مختلفة وذلك باستخدام البرنامج GPRSoft Viewer ver1.4.2. يبين الشكلان (7،8) مثالين من صور B-Scan GPR حقيقية مستخرجة من قاعدة البيانات TU1208.



الشكل (7) صورة GPR B-Scan حقيقية من قاعدة البيانات TU1208 لا تحتوي على أهداف مطمورة.



الشكل (8) صورة GPR B-Scan حقيقية من قاعدة البيانات TU1208 تحتوي على أنابيب مطمورة.

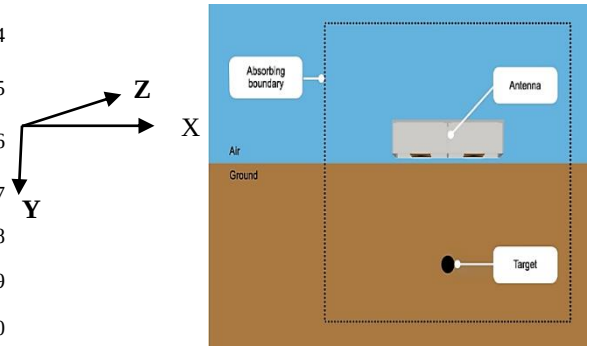
3.4 محاكاة عملية كشف الأنابيب المطمورة في التربة باستخدام جهاز GPR:

قمنا بمحاكاة عملية كشف أنابيب بلاستيكية ومعدنية (أنبوب مفرد، أنبوبان، ثلاثة أنابيب) مطمورة في تربة من أربعة أنواع مختلفة، الأنابيب على عمق 2m في التربة، وطول خط المسح الذي سيتحرك عليه جهاز GPR هو 10m، وذلك باستخدام برنامج المحاكاة gprMax v3.1.6 . يبين الشكل (9) توصيف للبيئة التي تمت محاكاتها. تتكون البيئة التي قمنا بمحاكاتها في بحثنا من:

القسم الأرضي (Ground): في هذا القسم تتم محاكاة التربة، والأنابيب المطمورة في التربة. هذا القسم على شكل مستطيل

يحاكي تربة بعمق أعظمي 4m على طول المحور Y وبعرض 10m على طول المحور X وبسماكة قيمتها 2mm وفق المحور Z قدرها خلية yee واحدة[1].

القسم الهوائي (Air): في هذا القسم يتم محاكاة جهاز الـ GPR وطريقة حركته أثناء مسح القسم الأرضي لكشف الأنابيب المطمورة. هذا القسم على شكل مستطيل، يحاكي المنطقة فوق سطح التربة المدروسة، وهو بارتفاع 1m (على طول المحور Y) وبعرض 10m(على طول المحور X) وبسماكة وفق المحور Z قدرها خلية yee واحدة وقيمتها 2mm.



الشكل (9) توصيف للبيئة التي تمت محاكاتها.

تم محاكاة جهاز GPR بالمعلمات التالية كحالة دراسية: الهوائي من النوع Dipole hertzian مستقطب وفق المحور Z، وإشارة الارسال ذات شكل موجي Waveform من النوع Ricker، وترددات العمل للجهاز ضمن المجال [100, 1000] MHz وهوائي الإرسال يرتفع عن سطح الأرض 5cm وفق المحور Y، وهوائي الاستقبال يبعد عن هوائي الارسال بمسافة أفقية وفق المحور X قدرها 3cm، وخلال عملية المسح فإن كلا الهوائيان يتحركان معاً وبوقت واحد في كل خطوة تحصيل معلومات على طول المحور X حيث أن قيمة خطوة الحركة على طول خط المسح هي 5cm.

قمنا في بحثنا بتنفيذ 350 سيناريو محاكاة باستخدام gprMax v3.1.6، كل سيناريو محاكاة ينتج عنه صورة GPR B-Scan واحدة. في سيناريوهات المحاكاة المذكورة، تم محاكاة نوعين من الأنابيب المطمورة (بلاستيكية ومعدنية)، وتم اختيار ثلاثة قيم لأقطارها: 10 cm, 25 cm, 50 cm، وتم اختيار ثلاثة قيم لعدد الأنابيب المطمورة:1، 2، 3، وتم اختيار أربعة أنواع من التربة المحيطة بالأنابيب، وتم اختيار أعماق طمر عشوائية للأنابيب وذلك ضمن المجال [0.25, 2]m وتم اختيار مواضع عشوائية للأنابيب ضمن القسم الأرضي من البيئة المحاكاة وفق المحور X وذلك ضمن المجال [0.5, 9.5]m، وتم اختيار ترددات عمل لجهاز GPR ضمن المجال [100, 1000] MHz بخطوة 50MHz. يوضّح الجدول (1) أنواع التربة والأنابيب المحاكاة وخصائصها الكهرطيسية (H. Sun et al., 2022, 1-14); (Rasol et al., 2021, 705-738).

الجدول (1) الخصائص الكهرطيسية للتربة وللأنابيب التي تم محاكاتها في سيناريوات المحاكاة المنفذة في البحث.

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

يبين الشكل (10) ملف الإدخال لبرنامج المحاكاة gprMax (تم كتابته بواسطة البرنامج Visual Studio Code على شكل ملف بلاحقة in.) وذلك في أحد سيناريوهات المحاكاة.

في السيناريو الموضح بالشكل (10) تم محاكاة عملية مسح التربة بجهاز GPR، حيث يتحرك على خط مسح Survey

[1] في برنامج **gprMax** يتم تقسيم شبكة **FDTD** التي تنتشر فيها الأمواج الكهرطيسية أثناء المحاكاة إلى خلايا تعبّر عن الدقة المكانية لعملية المحاكاة وتدعى الخلية الواحدة بخلية **yee**.

line وفق المحور X بطول 10m وبخطوة مسح 5cm. تم اختيار قيمة الدقة المكانية 2 mm ونافذة الزمن 30nsec الشكل الموجي لنبضة الارسال لجهاز GPR من النوع Ricker وبتردد 400MHz، وتم محاكاة أنبوبان معدنيان بقطر 30cm للأنبوب الواحد، وعلى عمق 1m والأنبوبان مطمورات في وسط half_space ذو الخصائص الكهرطيسية التالية:

السماحية الكهربائية النسبية $\varepsilon_r=6$، الموصلية الكهربائية $\sigma=0$ S/m، والنفاذية المغناطيسية $\mu=1$، والفقد المغناطيسي 0 Ohms/m.

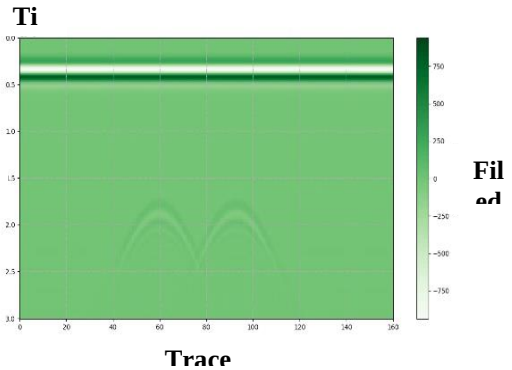
```
#title: B-scan from two metallic cylinders buried in a dielectric half-space
#domain: 10.000 5.000 0.02
#dx_dy_dz: 0.02 0.02 0.02
#time_window: 30e-9
#material: 6 0 1 0 half_space
#waveform: ricker 1 0.4e9 my_ricker
#hertzian_dipole: z 0.240 4.050 0 my_ricker
#rx: 0.270 4.050 0
#src_steps: 0.05 0 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
```

الشكل (10): ملف الإدخال لبرنامج gprMax في أحد سيناريوهات المحاكاة.

في نهاية سيناريو المحاكاة السابق، تم الحصول على 160 Traces (وتمثّل عدد المسوحات من النوع A-Scans) والتي يتم دمجها للحصول على صورة واحدة GPR B-Scan باستخدام الأمر التالي في موجه أوامر ويندوز Command Prompt:

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

الصورة GPR B-Scan الناتجة عن سيناريو المحاكاة المشروح سابقاً موضحة بالشكل (11).



الشكل (11) صورة GPR B-Scan ناتجة عن أحد سيناريوهات المحاكاة المنفّذة في البحث.

تمّ في بحثنا تنفيذ 200 سيناريو محاكاة بوجود الأنابيب المطمورة في القسم الأرضي، و تم في النهاية الحصول على 200 صورة GPR B-Scan محاكاة ملونة RGB تحتوي على قطوع زائدة ناتجة عن وجود الأنابيب المطمورة في البيئة المحاكاة.

وتم تنفيذ 150 سيناريو محاكاة السابقة على نفس البيئة المحاكاة ولكن من دون وجود أنابيب مطمورة في القسم الأرضي، فحصلنا على 150 صورة محاكاة GPR B-Scan ملونة لا تحوي على قطوع زائدة (صور تحتوي فقط خلفية بسيطة).

4.4 مجموعة البيانات المستخدمة في البحث:

1.4.4 مجموعة بيانات التدريب Training Dataset:

قمنا يدوياً بتجميع صور GPR B-Scan الناتجة عن سيناريوهات المحاكاة والتي تحتوي على قطوع زائدة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة في البيئة المحاكاة (وعددها 200 صورة) في فئة تحت اسم: يوجد كشف أهداف Target detection وتم تعليمها بـ 0.

قمنا بإضافة 50 صورة GPR B-Scan حقيقية لا تحتوي على أهداف مطمورة من قاعدة البيانات TU1208 إلى الصور

GPR B-Scan المحاكاة التي لا تحتوي عل قطوع زائدة (عددها 150 صورة) (فأصبح مجموع الصور التي لا تحتوي أنابيب مطمورة 200 صورة) وقمنا يدوياً بتجميع هذه الصور في فئة تحت اسم: لا يوجد كشف أهداف No Target detection وتم تعليمها بـ 1. بالمجمل بيانات التدريب تحتوي على 400 صورة GPR B-Scan (200 صورة تحوي أنابيب مطمورة و200 صورة تحتوي فقط خلفية أما بسيطة أو معقّدة).

2.4.4 مجموعة بيانات الاختبار Test Dataset:

قمنا يدوياً بتجميع صور GPR B-Scan حقيقية (من قاعدة البيانات TU1208 ومن مواقع انترنيت مختلفة) والتي تحتوي عل قطوع زائدة ناتجة عن وجود أنابيب مطمورة (وعددها 60 صورة) في فئة تحت اسم: يوجد كشف أهداف Target detection وتم تعليمها بـ 0. قمنا يدوياً بتجميع الصور GPR B-Scan الحقيقية التي لا تحتوي عل قطوع زائدة (عددها 40) في فئة تحت اسم: لا يوجد كشف أهداف No Target detection وتم تعليمها بـ 1.

بالمجمل بيانات الاختبار تحتوي على 100 صورة GPR B-Scan حقيقية (60 صورة تحوي أنابيب مطمورة و40 صورة تحوي فقط خلفية معقّدة).

5.4 بنية نموذج CNN المقترح:

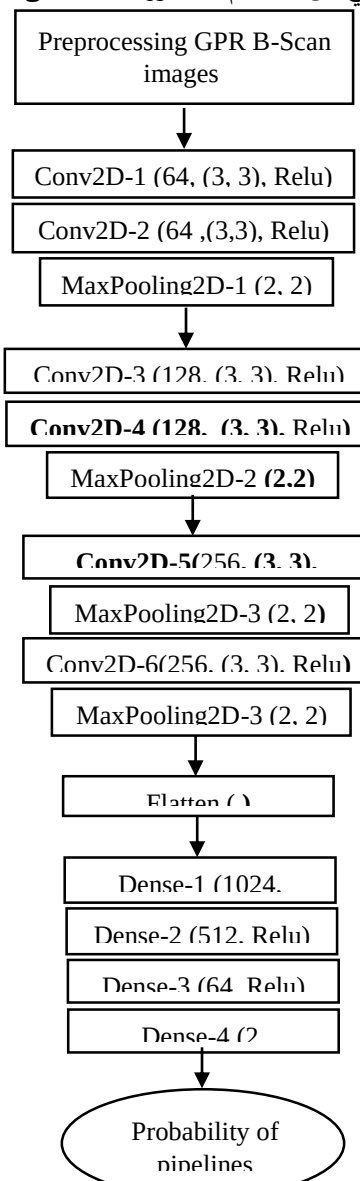
مهمة النموذج هي كشف وجود أو عدم وجود بصمة القطع الزائد الناتجة عن انعكاسات الأمواج الكهرطيسية عن الأنابيب المطمورة في التربة داخل صور GPR B-Scan، وبالتالي تأطير المهمة إلى مشكلة تصنيف ثنائي. تم تنفيذ الشبكة العصبونية باستخدام لغة البرمجة Bython 3.9.12 مع استخدام المكتبات Tensorflow 2.10.0 و Keras 2.9.0 وذلك باستخدام منصة العمل Jupyter Notebook.

يتكوّن نموذجنا من قسم استخراج الميزات يليه مصنّف مبني على الشبكات العصبونية الصنعية Artificial Neural Networks (ANNs). يبين الشكل (11) معمارية نموذج CNN المقترح.

قسم استخراج الميزات: ويضم 6 طبقات التفافية Conv2D حيث أن حجم المرشح Kernel size لكل طبقة التفافية هو (3*3)، أما عدد المرشحات فهو: 64 مرشح للطبقات الالتفافية الأولى والثانية، و128 مرشح للطبقات الالتفافية الثالثة والرابعة، و256 مرشح للطبقات الالتفافية الخامسة والسادسة.

وظيفة التنشيط المستخدمة Activation function لكل طبقة التفافية هي Relu، وحجم الفلتر Filter size لطبقات التجميع Maxpooling2D هو (2*2)، وخطوة الالتفاف strides = (1, 1)، وتم جعل أبعاد خارطة الميزات Features map بنفس أبعاد صورة الدخل (حيث تم اختيار Padding = Same).

المصنّف: شبكة عصبونية صنعية ANN تتكوّن من 4 طبقات كاملة الاتصال Dense، بعدد عصبونات 1024 عصبون للطبقة الأولى، و512 عصبون للطبقة الثانية، و64 عصبون للطبقة الثالثة، وعصبونان للطبقة الرابعة. وظيفة التنشيط المستخدمة للطبقات الثلاث الأولى هي Relu، وللطبقة الأخيرة هي Softmax بحيث تكون نتيجة الإخراج على شكل قيمة احتمالية تعبّر عن كشف أو عدم كشف الانبوب المطمور في الصورة GPR B-Scan.



الشكل (12) معمارية نموذج CNN المقترح في البحث.

إن صور الدخل لنموذج CNN هي صور GBR B-Scan (سواءً ملونة أو بالمجال الرمادي)، وتشمل المعالجة الأولية Preprocessing لصور الدخل مايلي:

- حذف الموجة المباشرة من صور الدخل، وذلك عن طريق إزالة الصفوف الأولى القليلة من الصورة، والتي تحتوي على الموجة المباشرة، وضبط السطوع والتباين لصور الدخل وذلك بشكل يدوي باستخدام برنامج GPR Soft Viewer.
- توحيد أبعاد صور الدخل إلى 128*128 بيكسل Image_size= (128,128,3).
- تحويل صور الدخل إلى مصفوفات Numpy ثم جعل قيم هذه المصفوفة (والتي تمثل قيم بكسلات الصورة) بصيغة الفاصلة العشرية Float32 ثم توحيد هذه القيم Rescaling في المجال [0,1] بقسمة هذه القيم على 255.

6.4 تدريب نموذج CNN المقترح:

في هذا البحث تم استخدام التدريب الخاضع للإشراف. تم تقسيم بيانات التدريب بنسبة:80% للتدريب و 20% للتحقق، ونظراً لصغر حجم مجموعة بيانات التدريب المستخدمة فقد تم استخدام تقانات توسيع قاعدة البيانات-Data augmentationالتالية:

التغيير العشوائي لإضاءة الصور Random-Brightness، والتغيير العشوائي لتباين الصور Random-Contrast. ولزيادة متانة النموذج تم إدخال ضجيج غاوصي على الصور أثناء التدريب بمتوسط 0 وبانحراف معياري 1 كما وتم استخدام الخلط العشوائي للبيانات أثناء التدريب (Shuffle= True).

تم اختيار المعلمات الفائقة التالية الموضحة في الجدول (3) أثناء عملية التدريب نموذج CNN.

الجدول (3) المعلمات الفائقة لنموذج CNN المقترح.

معدل التعلم Learning rate	بارامترات القياس المراقبة Metrics	وظيفة الخسارة Loss function	المحسن المستخدم Optimizer	حجم دفعة البيانات Mini-Batch size	عدد حقب التدريب Max epochs
0.00001	Accuracy, Loss, Recall Precision, F1-Score	Binary cross-entropy	Adam	16	100

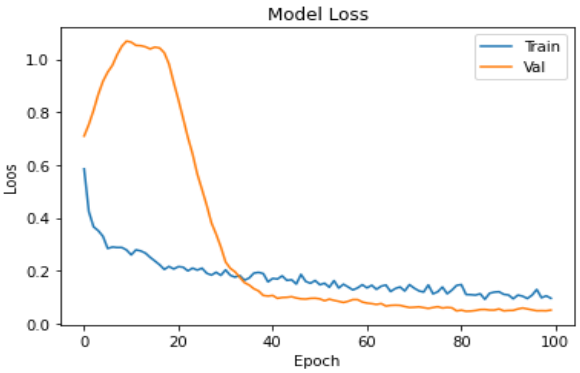
بهدف زيادة مناعة النموذج ضد الإفراط في التعليم Overfitting تم أثناء التدريب استخدام تقانات التنظيم التالية:

التسوية الدفعية Batch Normalization، وتقانة التسريب Dropout بنسبة 20%، وتقانة توسيع قاعدة بيانات التدريب. بالنهاية كان لدينا نموذج CNN بعدد معلمات كما يلي:

Total parameters: 18,491,394
Trainable parameters: 18,486,402
Non-Trainable parameters: 4,992

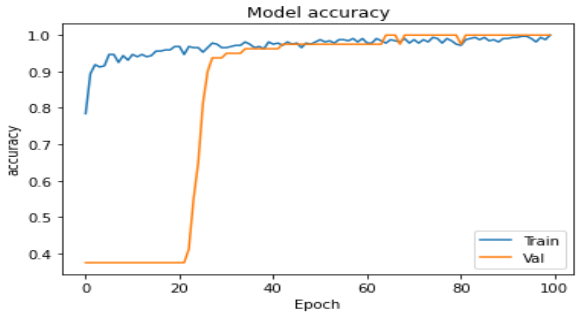
5. النتائج والمناقشة Discussion & Results:

توضح الأشكال (13،14) عملية Model fitting للنموذج المقترح أثناء عملية التدريب للنموذج.



الشكل (13) منحني الخسارة لمرحلة التدريب والتحقق.

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 (14) منحني الدقة لمرحلة التدريب والتحقق.

تبدأ الدقة بقيم صغيرة وتزداد تدريجياً مع عملية التدريب لتصل أفضل قيم الدقة على بيانات التدريب إلى 1.00 وعلى بيانات التحقق إلى 1.00.

بعد انتهاء عملية تدريب النموذج باستخدام بيانات التدريب التي تم انشاؤها في هذا البحث، قمنا بتقييم أداء هذا النموذج باستخدام بيانات الاختبار. يتم عادة تقييم أداء نماذج التصنيف من خلال مجموعة من المقاييس Metrics التي تعكس جودة أداء النموذج (Onyszko et al., 2021, 4892) ومن هذه المقاييس سنذكر المقاييس التي تستند على مصفوفة الارتباك التي تمثل القيم التنبؤية الإيجابية والسلبية الصحيحة والخاطئة:

الإحكام Precision (PRE): ويمثّل نسبة الحالات الموجبة الحقيقية ضمن كل النتائج الموجبة (وتشمل الموجبة الحقيقية والموجبة الكاذبة) وهو موضح بالعلاقة (3).

$$PRE = \frac{TP}{TP + FP} \qquad (3)$$

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

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

الاستدعاء Recall (REC): ويمثّل معدل الحالات الموجبة الحقيقية True Positive Rate (TPR) ويُعرَف كما بالعلاقة (4).

$$REC = \frac{TP}{TP + FN} \qquad (4)$$

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

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

الدقة Accuracy (ACC): وتمثّل معدل عدد الحالات المصنّفة بصورة صحيحة وتقيس نسبة النتائج الحقيقية (السالبة الحقيقية والموجبة الحقيقية) ضمن العدد الكلي من الحالات الخاضعة للاختبار كما هو موضّح بالعلاقة (5).

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \qquad (5)$$

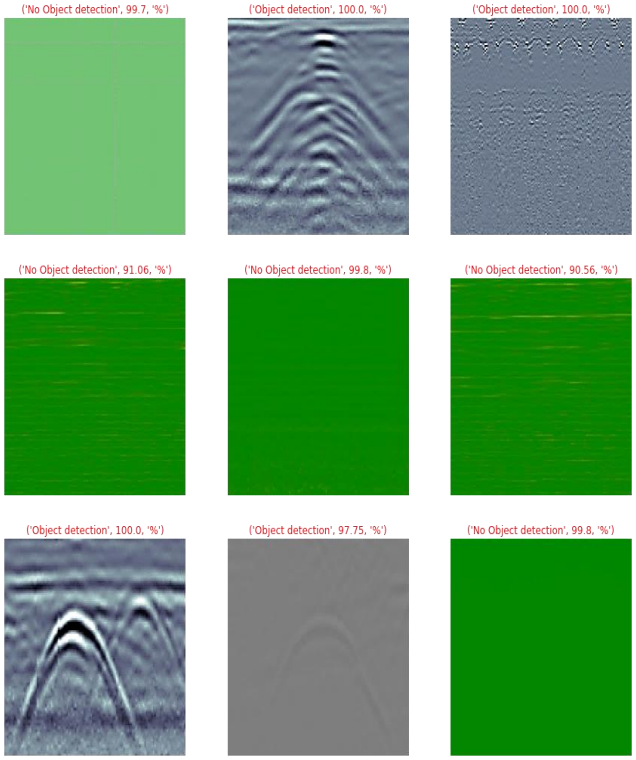
مؤشر التقييم F1-Score: إن F تشير إلى دمج Fusion مقاييس التقييم REC, PRE والصيغة F1-Score تُعطى بالعلاقة (6).

$$F1 - Score = 2 * \frac{REC * PRE}{REC + PRE} \qquad (6)$$

يبين الشكل (14) نتيجة الإخراج لنموذج CNN على عينة عشوائية من مجموعة بيانات الاختبار.

قمنا بتقييم أداء النموذج CNN على بيانات الاختبار باستخدام سابقة كما يوضحه الجدول (4).

مقاييس الأداء المذكورة وقمنا بمقارنتها مع دراسات مرجعية



الشكل (14) نتيجة الإخراج لنموذج CNN على عينة عشوائية من مجموعة بيانات الاختبار.

الجدول(4) مقارنة نموذج CNN المقترح مع الدراسات السابقة

المرجع	الدقة ACC	الاستدعاء REC	الاحكام PRE	المؤشّر F1-score	طريقة التصنيف (Method)
J. Wang et al (2021)	0.850	0.854	0.852	0.853	Encoder-decoder DNNs
H. Wang et al (2022)	0.9457	-	-	0.9323	Multilayer Feature Fusion Network based on CNNs
Su et al (2023)	0.9701	-	-	-	model end-to-end DL Key point- based on regression model
D. Sun et al (2023)	0.967	0.866	-	0.881	Yolo V5s
Liu et al (2023a)	-	-	-	0.881	Yolo V3- FDL Four scales-detection layer
Liu et al (2023b)	-	-	0.833	0.824	Improved Mask R-CNN
نموذج CNN المقترح	0.975	0.97	0.976	0.973	CNN

6.الاستنتاجات Conclusions:

1- الكشف الآلي للجسم المطمور من خلال صور GPR B-Scan قابل للتحقيق باستخدام الشبكات العصبونية الالتفافية CNNs، حيث أنه تم في هذا البحث بناء نموذج تصنيف مبني على CNN، تم تدريبه على مجموعة بيانات تدريب تم إنشاؤها في هذا البحث بالمحاكاة باستخدام برنامج المحاكاة gprMax، ثم تم تقييمه على مجموعة بيانات الاختبار التي تمثل بيانات غير مرئية للنموذج، وهي عبارة عن مجموعة من صور GPR B-Scan حقيقية محصّلة باستخدام عدة أجهزة GPR، تم الحصول عليها من قاعدة البيانات TU1208 ومن مواقع انترنيت مختلفة حسب ما هو متاح من هذه الصور.

2- نتائج التقييم أظهرت أن النموذج المقترح حقق على بيانات الاختبار: PRE=0.976, REC=0.97, ACC=0.975, F1-Score=0.973

3- نظراً لأنه في الواقع العملي الحقيقي عند كشف الأجسام المطمورة بجهاز GPR فإن البيئات الجيولوجية الحقيقية التي تحتوي الأجسام المطمورة قد تكون أكثر تعقيداً مما تم دراسته، وكذلك الأجسام المطمورة قد تكون بأشكال معقّدة عن حالة الانابيب التي تمت دراستها في هذا البحث كحالة دراسة، ونظراً لأن تقانات التعلم العميق الخاضعة للإشراف مقادة بالبيانات Data-driven، فمن الصعب تطبيق الشبكة المدربة تدريب جيد، مباشرة على مجموعة بيانات جديدة مختلفة بشكل كبير عن بيانات التدريب، وبالتالي قد يسوء أداء النموذج المقترح في الدراسة على الكشوفات الميدانية الحقيقية في بيئات أكثر تعقيداً.

مما سبق مناقشته نستنتج أنه يمكن اعتماد نموذج CNN المقترح في الكشف الآلي عن الأنابيب المطمورة في صور GPR B-Scan بحيث يكون بمثابة مساعد لمستثمري جهاز GPR الذين لا يملكون الخبرة الكافية في تفسير بيانات GPR، وبالتالي يقدم النموذج أداة داعمة لكن دون استبدال الوكيل البشري الذي في النهاية سيكون صاحب القرار في التفسير النهائي للنتائج.

7. التوصيات:

أهم الصعوبات التي واجهتنا في بحثنا في تصنيف صور GBR B-Scan هي محدودية البيانات، حيث أن عدد الصور التي تم تدريب نموذج CNN المقترح عليها في البحث كان 400 صورة، وعدد الصور التي تم اختبار النموذج عليها كان 100 صورة، لذلك يوصى بزيادة عدد البيانات لتطوير البحث في المستقبل.

كما يوصى باستخدام جهاز GPR للقيام بالمسح الميداني لبيئة تحتوي أهداف مطمورة، بهدف الحصول على صور GPR حقيقية وواقعية، واستخدامها في تعزيز التأكد من أداء نموذج CNN المقترح في هذا البحث.

ويوصى بتطوير النموذج ليصبح مكون من مرحلة إضافية: مرحلة تحديد نوع مادة الجسم المطمور الذي تم كشفه.

ويوصى باستخدام طرق فعالة في تقليل الضجيج Clutters في صور GPR B-Scan بهدف تحسين وضوح بصمة القطع الزائد فيها والناتج عن الهدف المطمور.

التمويل: هذا البحث ممول من جامعة دمشق وفق رقم التمويل(501100020595).

ISSN (online): 2789-6854
http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index

References:

[1] 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.

[2] Chantasen ,N., Boonpoonga, A., Burintramart, S., Athikulwongse, K., & Akkaraekthalin, P. (2018). Automatic detection and classification of buried objects using ground-penetrating radar for counter-improvised explosive devices. Radio Science. 53(2): 210-227.

[3] Derobert, X., & Pajewski, L. (2018). TU1208 Open Database of Radargrams: The Dataset of the IFSTTAR Geophysical Test Site. Remote sensing. 10 (4), 530. https://doi.org/10.3390/rs10040530.

[4] 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.

[5] 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), 012028. https://doi.org/10.1088/1757-899x/705/1/012028.

[6] 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, 110882. https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2021.110882.

[7] 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.

[8] 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.

[9] Liu, Z., Gu, X., CH, J., Wang, D., Chen, Y., & Wang, L. (2023). Automatic recognition of pavement cracks from conbined GPR B-Scan and GPR C-Scan images using multiscale feature fusion deep neural networks. *Automation in construction*. 146, 104698. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104698

[10] 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, 104689. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104689.

[11] Lombardi, F., Podd, F., & Solla, M. (2022). From its core to the niche: Insights from GPR applications. Remote Sensing. 14(13), 3033.

[12] Oliveira, R.J., Caldeira, B., Teixido, T., & Borges, J.F. (2021). GPR Clutter Reflection Noise-Filtering through Singular Value Decomposition in the Dimensional Spectral Domain. Remote sensing.13(10),2005. https://doi.org/10.3390/rs13102005.

[13] Onyszko, K., & Skibniewska, A. (2021). A New Methodology for the Detection and Extraction of Hyperbolas in GPR Images. *Remote Sensing*. 13 (23), 4892. https://doi.org/10.3390/rs13234892.

[14] 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.

[15] Rossi, M. (2022). Ground penetrating radar. Engineering Geophysics. 87-94.

[16] Al-sharahi, 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.

[17] 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, 104776. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104776.

[18] 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), 344. https://doi.org/10.3390/agronomy13020344.

[19] 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.

[20] 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), 018503. http://doi.org/10.1117/1.JRS.16.018503

[21] 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, 87207-87218.

[22] 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.

[23] 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.