International Journal of Multidisciplinary Research and Growth Evaluation.

Ferdowsi University Mashhad/ The second International Conference
Artificial Intelligence: Between Scientific Innovation and Human Responsibility

Using Deep Learning to Monitor and Predict Desertification and Land Degradation Risks: A Research Review

MM Shaimaa Khairy Zayer [1*], M.D. Hanan Ahmed Abdel Karim [2]
Department of Geography, College of Education for Women, University of Basra, Iraq

* Corresponding Author: **MM Shaimaa Khairy Zayer**

Article Info

ISSN (Online): 2582-7138
Impact Factor (RSIF): 7.98
Volume: 06
Issue: 06
November - December 2025
Received: 23-09-2025
Accepted: 25-10-2025
Published: 21-11-2025
Page No: 85-93

Abstract
Desertification and land degradation represent a global environmental, social, and economic challenge, affecting food security, biodiversity, and the livelihoods of millions. Effective management of these risks requires advanced tools for monitoring and prediction. In recent decades, deep learning—a branch of artificial intelligence—has emerged as a transformative tool in Earth sciences, offering unprecedented capabilities for analyzing complex spatiotemporal data.

This review paper critically examines the recent academic literature on the applications of deep learning models in monitoring and predicting the risks of desertification and land degradation. Published studies were analyzed to evaluate the methodologies employed, the data sources used (particularly multispectral satellite imagery), and the most prominent deep learning architectures applied, such as Convolutional Neural Networks (CNNs), Recurrent Neural Networks (RNNs), and Generative Adversarial Networks (GANs).

The results show that deep learning achieves high accuracy in land cover classification, monitoring vegetation health through indicators such as NDVI, estimating soil moisture, and predicting drought as a primary driver of desertification. The paper also discusses emerging trends, including hybrid models and explainable artificial intelligence (XAI), which aims to open the "black box" of complex models, thereby enhancing trust in their outputs and supporting decision-making processes.

Nevertheless, significant challenges remain, particularly related to data quality, model transferability across different regions, and the need to integrate socio-economic factors. The study concludes that deep learning provides a powerful and evolving framework, but realizing its full potential requires multidisciplinary collaboration and systematic addressing of existing research gaps to ensure the development of sustainable and globally scalable solutions.

Keywords: Desertification, Land Degradation, Deep Learning, Satellite Imagery, Explainable AI (XAI)

Introduction

يُعد تدهور الأراضي والتصحر من أخطر التحديات البيئية التي تواجه البشرية في القرن الحادي والعشرين. يُعرَّف التصحر بأنه نوع من تدهور الأراضي في المناطق القاحلة وشبه القاحلة والجافة شبه الرطبة، وينتج بشكل أساسي عن الأنشطة البشرية والتغيرات المناخية. إنه ليس توسعًا للصحاري القائمة، بل هو عملية تدريجية لتحول الأراضي الخصبة إلى أراضٍ قاحلة وغير منتجة (Feng *et al.*, 2022). يؤثر هذا التدهور الصامت وغير المرئي على ما يقرب من 10% إلى 20% من جميع الأراضي الجافة، مما يهدد بشكل مباشر سبل عيش حوالي 250 مليون شخص في جميع أنحاء العالم (Baartman, 2007; Ahmed *et al.*, 2024). تتجاوز عواقب تدهور الأراضي مجرد فقدان الإنتاجية الزراعية؛ فهي تشمل فقدان التنوع البيولوجي، وانخفاض قدرة التربة على تخزين الكربون،

). إن الترابط وزيادة مخاطر الكوارث الطبيعية مثل العواصف الترابية والفيضانات، وتفاقم الفقر والهجرة القسرية (Earth.org, 2022; Elhini et al., 2024 المعقد بين تغير المناخ والأنشطة البشرية غير المستدامة، مثل الرعي الجائر وإزالة الغابات والممارسات الزراعية الخاطئة، يسرّع من وتيرة هذه العمليات، مما يجعل رصدها والتنبؤ بها أمرًا بالغ الأهمية لتحقيق أهداف التنمية المستدامة، وخاصة الهدف 15 الذي يدعو إلى "حماية النظم الإيكولوجية البرية وترميمها وتعزيز استخدامها على نحو مستدام" (United Nations, n.d.). تاريخيًا، اعتمد رصد التصحر وتدهور الأراضي على أساليب المسح الميداني التقليدية وجمع العينات وتحليلها في المختبر. على الرغم من دقة هذه الطرق على المستوى المحلي، إلا أنها تعاني من قيود كبيرة عند تطبيقها على نطاقات واسعة. فهي تتطلب وقتًا وجهدًا وتكلفة باهظة، وغالبًا ما تكون غير فعالة في التقاط الديناميكيات المكانية والزمانية السريعة لهذه الظواهر (Rukhovich et al., 2021; Yang et al., 2023). مع ظهور تقنيات الاستشعار عن بعد في أواخر القرن العشرين، حدث تحول نموذجي في مراقبة البيئة. أتاحت صور الأقمار الصناعية، مثل تلك التي توفرها برامج Landsat و Sentinel و MODIS، إمكانية مراقبة سطح الأرض بشكل مستمر وعلى نطاقات مكانية واسعة، مما يوفر سجلاً تاريخيًا لا يقدر بثمن للتغيرات البيئية (Rivera-Marin et al., 2022; Walker, 1981). وقد تم تطوير العديد من المؤشرات المستندة إلى الاستشعار عن بعد، مثل مؤشر الغطاء النباتي بالفرق المعياري (NDVI)، ومؤشر الجفاف، لتقييم صحة الغطاء النباتي وحالة رطوبة التربة، والتي تعتبر مؤشرات رئيسية لعمليات التدهور (Higginbottom & Symeonakis, 2014; Zolfaghari et al., 2022). في البداية، تم تحليل هذه البيانات الضخمة باستخدام الأساليب الإحصائية التقليدية ونماذج تعلم الآلة الأولية مثل أشجار القرار (Machine Learning Decision Trees) وآلات المتجهات الداعمة (Support Vector Machines). وقد أثبتت هذه الأدوات فعاليتها في مهام مثل تصنيف الغطاء الأرضي وتحديد التغيرات على مدى فترات زمنية قصيرة. على سبيل المثال، أظهرت دراسات أن نماذج الغابات العشوائية (Random Forest) يمكنها تحقيق دقة جيدة في تحديد النقاط الساخنة للتصحر (Yousefi et al., 2021). ومع ذلك، فإن هذه النماذج "الضحلة" غالبًا ما تكافح من أجل التقاط العلاقات غير الخطية المعقدة والتسلسلات الزمنية الطويلة الكامنة في البيانات البيئية متعددة الأبعاد. كما أنها تتطلب في كثير من الأحيان هندسة ميزات يدوية، وهي عملية تستغرق وقتًا طويلاً وتعتمد على خبرة المجال لتحديد المتغيرات الأكثر صلة بالموضوع (Yan et al., 2022).

هنا يأتي دور التعلم العميق (Deep Learning)، وهو مجموعة فرعية متقدمة من تعلم الآلة تتميز ببنيتها الشبكية متعددة الطبقات (الشبكات العصبونية العميقة). لقد أحدث التعلم العميق ثورة في العديد من المجالات، من التعرف على الصور والكلام إلى اكتشاف الأدوية، وذلك بفضل قدرته على تعلم تمثيلات هرمية معقدة للبيانات تلقائيًا (Alzubaidi et al., 2021; Mienye & Swart, 2024). في سياق علوم الأرض والبيئة، توفر نماذج التعلم العميق إمكانات هائلة لمعالجة وتحليل الكميات الهائلة من بيانات الاستشعار عن بعد. تتمتع معماريات مثل الشبكات العصبونية الالتفافية (CNNs)، المصممة أصلاً لمعالجة الصور، بقدرة فطرية على استخلاص الميزات المكانية من صور الأقمار الصناعية، مما يجعلها مثالية لمهام مثل تصنيف الغطاء الأرضي بدقة عالية. واكتشاف التغيرات، وخاصة متغيراتها مثل شبكات الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM) والشبكات العصبونية المتكررة (RNNs)، في نمذجة البيانات التسلسلية، مما يجعلها مناسبة تمامًا لتحليل السلاسل الزمنية لمؤشرات الغطاء النباتي أو بيانات المناخ للتنبؤ بالجفاف أو التغيرات المستقبلية في صحة النظام البيئي (Hasan et al., 2025; Lim & Zohren, 2021).

لقد شهد العقد الماضي زيادة كبيرة في عدد الدراسات التي تستكشف تطبيقات التعلم العميق لرصد وتوقع التصحر وتدهور الأراضي. فقد تم استخدام نماذج CNN للتنبؤ بالجفاف LSTM و CNN)، بينما تم تطوير نماذج هجينة تجمع بين (Zhang et al., 2022 لتحديد مناطق التصحر الصخري بدقة تصل إلى 94.7%. كأداة واعدة للكشف عن التغيرات الدقيقة في الغطاء (GANs) الزراعي المستقبلي. علاوة على ذلك، ظهرت تقنيات أكثر تقدمًا مثل الشبكات التوليدية التنافسية (Zerrouki et al., 2022). على الرغم من هذه التطورات السريعة، فإن المجال لا يزال يواجه تحديات كبيرة. إن طبيعة الأراضي التي قد تتجاهلها الطرق الأخرى (Başağaoğlu et al., "الصندوق الأسود" للعديد من نماذج التعلم العميق تجعل من الصعب تفسير قراراتها، مما يحد من ثقة صانعي السياسات في مخرجاتها (2022). ولمواجهة هذا التحدي، بدأ الباحثون في استكشاف مجال الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (XAI) لتوفير رؤى حول العوامل التي تؤثر على تنبؤات النموذج (Dikshit et al., 2021). بالإضافة إلى ذلك، فإن قضايا مثل ندرة البيانات المرجعية الدقيقة (ground-truth data)، وقابلية نقل النماذج بين المناطق الجغرافية ذات الخصائص البيئية المختلفة، والتكلفة الحاسوبية العالية لتدريب النماذج المعقدة، لا تزال تشكل عقبات كبيرة أمام التطبيق التشغيلي واسع النطاق لهذه التقنيات (Olawade, 2024).

تهدف هذه المراجعة إلى تقديم تحليل شامل ومنهجي للأدبيات العلمية الحديثة المتعلقة باستخدام التعلم العميق في رصد وتوقع مخاطر التصحر وتدهور الأراضي. تسعى الورقة إلى تحقيق الأهداف التالية: (1) تحديد وتصنيف معماريات التعلم العميق الرئيسية المستخدمة في هذا المجال ومناقشة نقاط قوتها وضعفها؛ (2) مراجعة التطبيقات الرئيسية لهذه النماذج، بما في ذلك تصنيف الغطاء الأرضي، ورصد صحة الغطاء النباتي، وتقدير خصائص التربة، والتنبؤ بالجفاف؛ (3) تحديد التحديات الرئيسية والفجوات البحثية التي تواجه استكشاف الاتجاهات الناشئة مثل النماذج الهجينة والذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (XAI)؛ (4) التطبيق العملي لهذه التقنيات. من خلال تجميع وتحليل هذه المعلومات، تقدم هذه المراجعة رؤية متعمقة للحالة الراهنة للمجال وتوفر خارطة طريق للباحثين وصانعي السياسات والمهنيين الذين يسعون إلى تسخير قوة التعلم العميق لمكافحة واحدة من أكثر القضايا البيئية إلحاحًا في عصرنا.

2. منهجية المراجعة

لضمان الشمولية والدقة في هذه المراجعة، تم اتباع منهجية منظمة لاستعراض الأدبيات. استندت عملية البحث بشكل أساسي إلى المواد المرجعية المقدمة، والتي تضمنت مجموعة واسعة من المقالات الصحفية المحكمة، وأوراق المؤتمرات، والأطروحات، والتقارير الفنية المنشورة بين عامي 2014 و2025. تم التركيز على الدراسات التي تربط بشكل صريح بين "التعلم العميق" (Deep Learning) أو "تعلم الآلة" (Machine Learning) ومفاهيم "التصحر" (Desertification)، و"تدهور الأراضي" (Land Degradation)، "الجفاف" (Drought)، و"رصد البيئة" (Environmental Monitoring). تم استكمال هذه المواد بالبحث في قواعد البيانات الأكاديمية الرئيسية مثل ScienceDirect, IEEE Xplore, Springer, MDPI, و Google Scholar باستخدام كلمات مفتاحية مشابهة لضمان تغطية أوسع. تم فحص ملخصات وعناوين المقالات لتحديد مدى ملاءمتها، مع استبعاد الدراسات التي لم تركز بشكل أساسي على تطبيقات التعلم العميق أو تلك التي اقتصرت على مناطق جغرافية شديدة التحديد دون تقديم رؤى قابلة للتعميم. تم تنظيم الأوراق المختارة وتصنيفها بناءً على المحاور الرئيسية للبحث: الإطار المفاهيمي، تطبيقات الرصد، تطبيقات التنبؤ، التقنيات المتقدمة، والتحديات. تم تحليل كل ورقة لاستخلاص المعلومات المتعلقة بالمنهجية المتبعة، ومصادر البيانات، ونوع النموذج المستخدم، والنتائج الرئيسية، والمساهمات النظرية أو العملية.

3. الإطار المفاهيمي: التقاء الجغرافيا بالذكاء الاصطناعي

لفهم كيفية مساهمة التعلم العميق في مكافحة التصحر، من الضروري أولاً بناء إطار مفاهيمي يربط بين الظاهرة الجغرافية المعقدة والأداة التكنولوجية المتقدمة. يتكون هذا الإطار من ثلاثة أعمدة رئيسية: طبيعة التصحر وتدهور الأراضي، ودور الاستشعار عن بعد في التقاط بياناتهما، وقدرة التعلم العميق على تحليل هذه البيانات.

3.1. التصحر وتدهور الأراضي: الأسباب والعمليات والمؤشرات

التصحر هو عملية معقدة تنجم عن تفاعل متشابك بين العوامل المناخية والأنشطة البشرية (Meng et al., 2024). تشمل العوامل المناخية الرئيسية فترات الجفاف الطويلة، وارتفاع درجات الحرارة، وتغير أنماط هطول الأمطار، وكلها تؤدي إلى إجهاد النظم البيئية في الأراضي الجافة (Feng et al., 2022). أما الأنشطة البشرية، فتلعب دورًا حاسمًا في تسريع هذه العملية. وتشمل الممارسات الزراعية غير المستدامة التي تستنزف مغذيات التربة، والرعي الجائر الذي يزيل الغطاء النباتي الواقي، وإزالة الغابات للحصول على الوقود أو لتوسيع الأراضي الزراعية، والتوسع الحضري غير المخطط له (AbdelRahman et al., 2023). يؤدي هذا التفاعل إلى حلقة مفرغة: إزالة الغطاء النباتي تعرض التربة لعوامل التعرية بفعل الرياح والمياه، مما يؤدي إلى فقدان التربة السطحية الخصبة. التربة المتدهورة تفقد قدرتها على الاحتفاظ بالماء، مما يزيد من جفافها ويجعل من الصعب على النباتات النمو مرة أخرى، مما يؤدي إلى مزيد من التدهور (Boroughani et al., 2023).

يمكن رصد هذه العمليات من خلال مجموعة من المؤشرات البيوفيزيائية. يعد الغطاء النباتي أحد أهم المؤشرات؛ فانخفاض كثافته وتغير تكوينه يعدان علامة مبكرة على التدهور (Zolfaghari et al., 2022). خصائص التربة، مثل محتوى الرطوبة، ونسبة المواد العضوية، ومستوى الملوحة، هي مؤشرات حيوية أخرى (Singh et al., 2023). كما أن الظروف المناخية، وخاصة مؤشرات الجفاف مثل مؤشر هطول الأمطار القياسي (SPI)، تعتبر عوامل دافعة لصحة الأرض (Osmanr et al., 2025). إن فهم هذه المؤشرات والعلاقات المتبادلة بينها هو الخطوة الأولى نحو تطوير أنظمة رصد فعالة.

3.2. الاستشعار عن بعد: عين الأرض من الفضاء

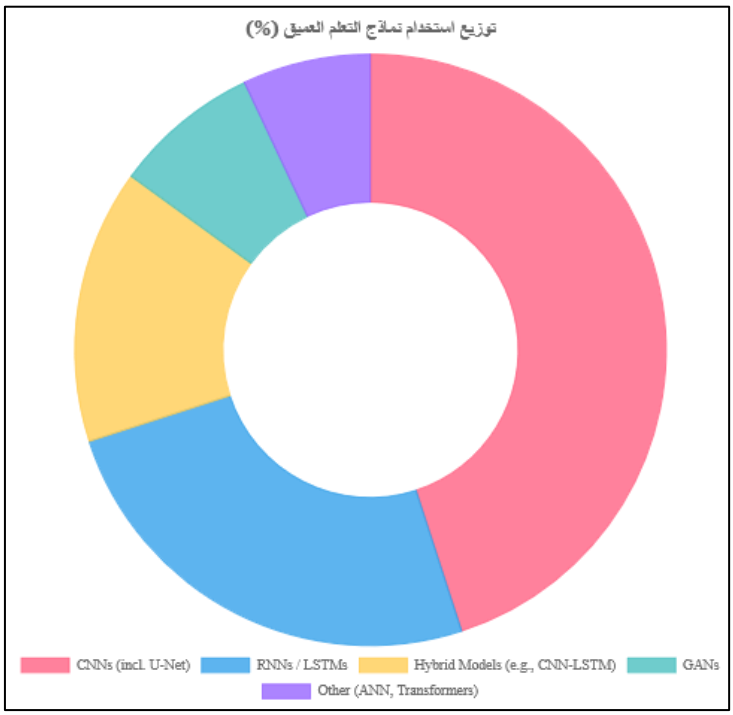
لقد أحدث الاستشعار عن بعد ثورة في قدرتنا على مراقبة هذه المؤشرات على نطاقات واسعة وبشكل متكرر. توفر الأقمار الصناعية مثل سلسلة Landsat (التي تعمل منذ السبعينيات) و Sentinel التابعة لوكالة الفضاء الأوروبية و MODIS التابع لناسا، تدفقًا مستمرًا من البيانات متعددة الأطياف التي تلتقط معلومات حيوية. على سبيل المثال، يعد مؤشر الغطاء النباتي NDVI، الذي يحسب من النطاقين الأحمر والأشعة تحت الحمراء القريبة، مقياسًا يستخدم على نطاق واسع لصحة وكثافة الغطاء النباتي (Radeloff et al., 2024). تتجاوز الرؤية البشرية، ويمكن استخدام النطاقات الطيفية المختلفة لحساب مؤشرات حيوية. على سبيل المثال، يعد مؤشر الغطاء النباتي بالفرق المعياري (NDVI)، وبالمثل، يمكن استخدام النطاقات الحرارية لتقدير درجة حرارة سطح الأرض ورطوبة التربة، بينما يمكن للأقمار الصناعية الرادارية، مثل SAR (Sentinel-1)، اختراق الغيوم وقياس خشونة السطح ورطوبة التربة بغض النظر عن الظروف الجوية (Hasan et al., 2025). هذه القدرة على جمع بيانات متسقة وموضوعية عبر المكان والزمان تجعل الاستشعار عن بعد أداة لا غنى عنها لدراسة العمليات الديناميكية مثل تدهور الأراضي (Nijaguna et al., 2023).

3.3. أساسيات التعلم العميق للتحليل الجغرافي المكاني

التعلم العميق هو الحل الأمثل للتعامل مع الحجم الهائل والتعقيد المتأصل في بيانات الاستشعار عن بعد. على عكس نماذج تعلم الآلة التقليدية، يمكن لنماذج التعلم العميق تعلم الميزات ذات الصلة تلقائيًا من البيانات الخام. فيما يلي بعض المعماريات الرئيسية ذات الصلة بالتحليل الجغرافي المكاني:

- **الشبكات العصبونية الالتفافية (CNNs):** هذه الشبكات هي حجر الزاوية في تطبيقات رؤية الكمبيوتر. تستخدم طبقات التفافية لتطبيق مرشحات (فلاتر) على الصور، مما يسمح لها بالتعرف على الأنماط المكانية مثل الأشكال والأنسجة. هذه القدرة تجعلها مثالية لمهام مثل تصنيف استخدامات الأراضي والغطاء الأرضي (LULC) من صور الأقمار الصناعية (Alzubaidi et al., 2021).
- **الشبكات العصبونية المتكررة (RNNs):** تم تصميم هذه الشبكات لمعالجة البيانات التسلسلية. لديها "ذاكرة" (LSTM) والذاكرة طويلة قصيرة المدى تسمح لها بالاحتفاظ بمعلومات من الخطوات الزمنية السابقة، مما يجعلها فعالة للغاية في تحليل السلاسل الزمنية لبيانات الاستشعار عن بعد، مثل التغيرات الموسمية في NDVI، والتنبؤ بالجفاف المستقبلي (Chen et al., 2025; Lim & Zohren, 2021).
- **الشبكات التوليدية التنافسية (GANs):** تتكون هذه الشبكات من نموذجين، "المولد" و "المميز"، يتنافسان ضد بعضهما البعض. يمكن استخدامها لإنشاء بيانات اصطناعية واقعية (مفيدة عندما تكون البيانات الحقيقية نادرة) أو للكشف عن الحالات الشاذة والتغيرات الدقيقة في الصور، مثل تحديد المناطق التي بدأت للتو في التدهور (Foroumandi et al., 2024; Zerrouki et al., 2022).
- **المحوّلات (Transformers):** على الرغم من أنها طورت في الأصل لمعالجة اللغة الطبيعية، إلا أن المحولات أظهرت إمكانات كبيرة في مهام رؤية الكمبيوتر والسلاسل الزمنية. تستخدم آلية "الانتباه" لتقييم أهمية أجزاء مختلفة من بيانات الإدخال، مما يسمح لها بالتقاط تبعيات طويلة المدى بشكل أكثر فعالية من RNNs (Mienye& Swart 2024).

إن دمج هذه المعماريات القوية مع البيانات الغنية من الاستشعار عن بعد يخلق إطارًا تحليليًا قادرًا على فك شفرة العمليات المعقدة للتصحر وتدهور الأراضي، مما يمهد الطريق لأنظمة رصد وتنبؤ أكثر دقة وفعالية.



الشكل 1: رسم بياني يوضح التوزيع النسبي لاستخدام معماريات التعلم العميق المختلفة في دراسات تدهور الأراضي والتصحر بناءً على مراجعة الأدبيات. يُظهر الرسم هيمنة الشبكات العصبونية المتكررة (RNNs/LSTMs) والشبكات العصبونية الالتفافية (CNNs).

4. تطبيقات التعلم العميق في رصد تدهور الأراضي والتصحر

لقد أدى تطبيق نماذج التعلم العميق على بيانات الاستشعار عن بعد إلى تحقيق قفزات نوعية في القدرة على رصد الجوانب المختلفة لتدهور الأراضي والتصحر. يمكن تصنيف هذه التطبيقات إلى عدة مجالات رئيسية، يركز كل منها على مؤشر بيوفيزيائي مختلف.

4.1. تصنيف استخدامات الأراضي والغطاء الأرضي وكشف التغيرات LULC

أحد التطبيقات الأساسية للاستشعار عن بعد، حيث يوفر خريطة أساسية لفهم كيفية استخدام الأراضي وتغيرها بمرور الوقت. يعد التغيير من LULC يعد تصنيف الغابات أو المراعي إلى الأراضي الزراعية أو المناطق الحضرية مؤشرًا مباشرًا على الضغط البشري الذي يمكن أن يؤدي إلى التدهور. لقد تفوقت نماذج التعلم مصممة للتجزئة الدلالية)، بشكل كبير على الطرق التقليدية CNNs (وهي نوع من U-Net) ومعمارية CNNs العميق، وخاصة الشبكات العصبونية الالتفافية (في الهند دقة إجمالية تجاوزت 95%، مما سمح بتحليل LISS-III لتصنيف صور CNN على سبيل المثال، أظهرت دراسة استخدمت .LULC في دقة تصنيف دقيق للتغيرات على مدى عقد من الزمان.

تحليل الأحياء CNNs تكمن قوة نماذج التعلم العميق في قدرتها على تعلم الميزات السياقية والمكانية المعقدة. بدلاً من تصنيف كل بكسل بشكل مستقل، يمكن لـ المجاورة للبكسل لفهم السياق، مما يقلل من أخطاء التصنيف الشائعة في الطرق التقليدية (مثل تصنيف بكسل واحد في حقل على أنه منطقة حضرية). علاوة على ذلك، فإن تقنيات كشف التغيرات القائمة على التعلم العميق يمكنها مقارنة الصور متعددة الأزمنة مباشرة لتسليط الضوء على المناطق التي شهدت تغيرات كبيرة، مما يساعد في تحديد النقاط الساخنة للتدهور بشكل فعال. وقد تم تطوير أطر عمل تستخدم التعلم العميق لتحديد وتصنيف ست مجموعات أساسية للغطاء الأرضي، بما في ذلك الأسطح الأرضية غير النباتية والأشجار، مما يوفر أساسًا متينًا لرصد ديناميكيات المناظر الطبيعية.

4.2. رصد صحة الغطاء النباتي وديناميكياته

يعتبر الغطاء النباتي خط الدفاع الأول ضد تدهور الأراضي. إن مراقبة صحته وكثافته وتغيراته الموسمية أمر بالغ الأهمية. تُستخدم نماذج التعلم العميق، وخاصة . يمكن لهذه النماذج أن تتعلم الأنماط الموسمية الطبيعية NDVI، لتحليل السلاسل الزمنية لمؤشرات الغطاء النباتي مثل LSTMs و RNNs تلك التي تعتمد على للغطاء النباتي في منطقة معينة، وبالتالي يمكنها اكتشاف الانحرافات عن هذه الأنماط التي قد تشير إلى إجهاد ناتج عن الجفاف أو الرعي الجائر أو المرض المستقبلية، مع دمج بيانات الطقس NDVI). على سبيل المثال، استخدمت إحدى الدراسات نماذج هجينة للتعلم العميق للتنبؤ بقيم Hasan *et al.*, 2025( ). هذا النهج التنبؤي لا يقتصر على الرصد الحالي فحسب، بل يوفر أيضًا نظام إنذار مبكر Hasan *et al.*, 2025 والميزات الطبوغرافية لتحسين دقة التنبؤات (للتدهور المحتمل.

)، والتي لها ميزة العمل في جميع SAR لتقدير مؤشرات الغطاء النباتي مباشرة من بيانات الرادار (CNNs بالإضافة إلى تحليل السلاسل الزمنية، يمكن استخدام باستخدام التعلم العميق، مما يتيح مراقبة الغطاء النباتي بشكل Sentinel-1 SAR من بيانات NDVI الظروف الجوية. أظهرت دراسة حديثة إمكانية تقدير مستمر حتى في المناطق التي يكثر فيها الغطاء السحابي. هذا يمثل تقدمًا كبيرًا، حيث أن الاعتماد على البيانات البصرية وحدها كان يمثل تحديًا في العديد من المناطق الاستوائية وشبه الاستوائية.

4.3. تقدير خصائص التربة الرئيسية

Soil) والمحتوى العضوي للتربة (Soil Moisture تعد التربة أساس النظم البيئية البرية، وخصائصها هي مؤشرات مباشرة على صحتها. تعد رطوبة التربة ( ) من بين أهم هذه الخصائص. لقد أظهر التعلم العميق إمكانات هائلة في تقدير هذه المتغيرات من بيانات الاستشعار عن بعد. Organic Carbon

4.3.1. تقدير رطوبة التربة

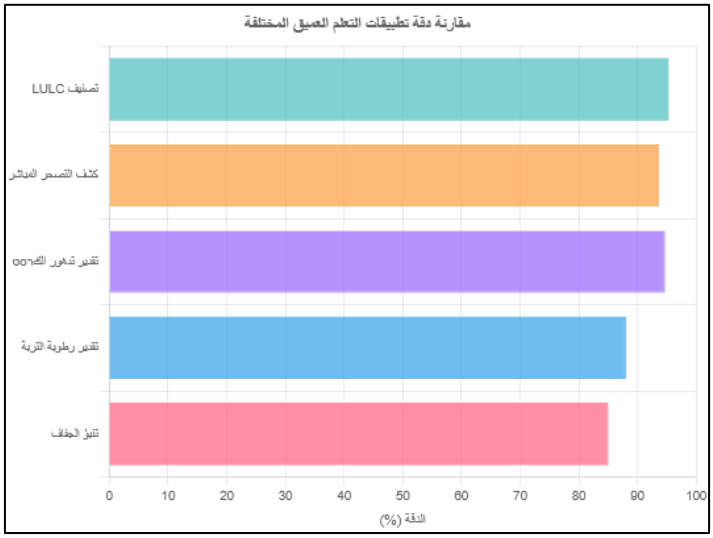
تعتبر رطوبة التربة متغيرًا رئيسيًا يربط بين المناخ والغطاء النباتي والهيدرولوجيا. إنها مؤشر حاسم للجفاف الزراعي. ومع ذلك، فإن قياسها مباشرة على نطاقات) أو نماذج هجينة، لتقدير رطوبة التربة السطحية من ANNs واسعة أمر صعب. لقد تم تطوير نماذج تعلم عميق، غالبًا ما تكون شبكات عصبونية اصطناعية ( )، SAR خلال دمج بيانات من مصادر متعددة، مثل بيانات الأقمار الصناعية البصرية (مثل مؤشرات الغطاء النباتي)، والحرارية (درجة حرارة السطح)، والرادار ( ). أظهرت مراجعة منهجية أن الطرق القائمة على التعلم تمثل 54% من الدراسات في هذا المجال، Singh *et al.*, 2023 بالإضافة إلى بيانات التربة والطقس (مما يسلط الضوء على هيمنتها. يمكن لهذه النماذج التقاط العلاقات غير الخطية المعقدة بين هذه المتغيرات المختلفة ورطوبة التربة، مما يوفر تقديرات مكانية)، Lee *et al.*, 2019 وزمانية عالية الدقة (

4.3.2. رسم خرائط المحتوى العضوي للتربة (SOC)

يعد المحتوى العضوي للتربة مؤشرًا حيويًا لخصوبة التربة وقدرتها على الاحتفاظ بالماء ومقاومة التعرية. لقد تم استخدام نماذج التعلم العميق، مثل الشبكات تفوق على نماذج تعلم الآلة التقليدية مثل DNN على نطاقات وطنية. أظهرت إحدى الدراسات أن نموذج SOC)، للتنبؤ بتوزيع DNNs العصبونية العميقة (. من خلال دمج البيانات الطيفية مع Sentinel-3 (Odebiri *et al.*, 2022) باستخدام صور SOC) في رسم خرائط Random Forest الغابات العشوائية (، مما يساعد في تحديد المناطق المتدهورة SOC المتغيرات البيئية الأخرى (مثل التضاريس والمناخ)، يمكن لهذه النماذج إنشاء خرائط عالية الدقة لتوزيع وتوجيه جهود الإدارة المستدامة للأراضي.

4.4. الكشف المباشر عن التصحر

GANs أو CNNs بالإضافة إلى رصد المؤشرات الفردية، تم تطوير نماذج تعلم عميق للكشف المباشر عن التصحر كظاهرة متكاملة. تستخدم هذه النماذج عادةً لتحليل صور الأقمار الصناعية وتصنيف المناطق إلى مستويات مختلفة من التصحر (على سبيل المثال، خفيف، متوسط، شديد). على سبيل المثال، استخدمت). وفي حالة أخرى، تم Yang *et al.*, 2023، وهو نموذج تعلم عميق، لتحديد وتصنيف أراضي التصحر بدقة بلغت 93.71% دراسة نموذج ENVINet5 لتصميم كاشف تصحر قائم على GAN للكشف عن وحدات البكسل المتأثرة بتغير الغطاء الأرضي المرتبط بالتصحر في صور Landsat (Zerrouki *et al.*, . هذه الأساليب المباشرة مفيدة بشكل خاص لأنها تدمج مؤشرات متعددة (مثل تغير الغطاء النباتي، وسطوع التربة، والأنماط المكانية) بشكل ضمني داخل 2022) النموذج، مما يوفر تقييمًا شاملاً لحالة التصحر.



الشكل 2: مقارنة بين متوسط الدقة المبلغ عنها لتطبيقات التعلم العميق المختلفة في رصد تدهور الأراضي. تستند البيانات إلى قيم الدقة المذكورة في الأدبيات المرجعية لدراسات الحالة المختلفة.

5. تطبيقات التعلم العميق في توقع مخاطر التصحر وتدهور الأراضي

إلى جانب الرصد الحالي، تكمن القوة الحقيقية للتعلم العميق في قدرته على التنبؤ. إن التنبؤ بالمخاطر المستقبلية للتصحر وتدهور الأراضي يسمح باتخاذ تدابير استباقية وتخطيط تكيفي، بدلاً من مجرد الاستجابة للكوارث بعد وقوعها. يركز هذا القسم على مجالين رئيسيين للتنبؤ: التنبؤ بالجفاف والتنبؤ المباشر بمخاطر التدهور.

5.1. التنبؤ بالجفاف: الإنذار المبكر لأحد المحركات الرئيسية للتصحر

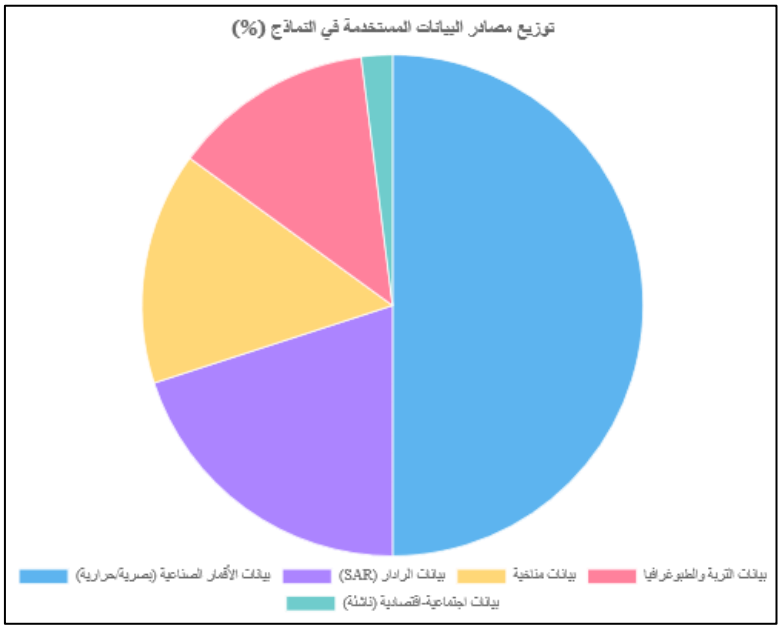
الجفاف هو محرك أساسي للتصحر في الأراضي الجافة. إن القدرة على التنبؤ بحدوثه وشدته ومدته أمر بالغ الأهمية. لقد أثبتت نماذج التعلم العميق، وخاصة LSTMs و RNNs، أنها أدوات قوية للتنبؤ بالجفاف. يمكن لهذه النماذج تحليل السلاسل الزمنية الطويلة للمتغيرات المناخية (مثل هطول الأمطار ودرجة الحرارة) والهيدرولوجية (مثل تدفق الجداول) ومؤشرات الاستشعار عن بعد (مثل NDVI ورطوبة التربة) للتنبؤ بمؤشرات الجفاف المستقبلية (Osmanr *et al.*, 2025). وقد استعرضت العديد من الدراسات بشكل منهجي استخدام نماذج التعلم العميق للتنبؤ بالجفاف، وخلصت إلى أنها غالبًا ما تتفوق على النماذج الإحصائية والفيزيائية التقليدية، خاصة في التقاط العلاقات غير الخطية والتبعيات طويلة المدى (Gyaneshwar *et al.*, 2023; Márquez-Grajales *et al.*, 2024).

على سبيل المثال، تم استخدام نماذج LSTM للتنبؤ بمؤشر هطول الأمطار القياسي (SPI) ومؤشر هطول الأمطار والتبخر القياسي (SPEI) لعدة أشهر في المستقبل (Márquez-Grajales *et al.*, 2024). علاوة على ذلك، فإن دمج مصادر بيانات متعددة (يعزز Data Fusion) بشكل كبير من دقة التنبؤ. أظهرت إحدى الدراسات أن نهجًا يعتمد على الذكاء الاصطناعي لدمج البيانات أدى إلى تحسين دقة الكشف عن الجفاف بنسبة 27% مقارنة بالطرق التقليدية (Duan *et al.*, 2025). كما يتم تطوير نماذج للتنبؤ بأنواع معينة من الجفاف، مثل "الجفاف الخاطف" (Flash Drought)، وهو جفاف يتطور بسرعة ويمكن أن يكون له آثار مدمرة على الزراعة. استخدمت إحدى الدراسات شبكات GAN للتنبؤ اليومي بالجفاف الخاطف، مما يدل على قدرة التعلم العميق على العمل على جداول زمنية دقيقة للغاية (Foroumandi *et al.*, 2024).

5.2. النمذجة التنبؤية لتدهور الأراضي والتصحر

يتجاوز هذا التطبيق التنبؤ بالعوامل الدافعة (مثل الجفاف) إلى التنبؤ المباشر بخطر التدهور نفسه. تتضمن هذه النماذج عادةً دمج مجموعة واسعة من المتغيرات، بما في ذلك العوامل المناخية، والطبوغرافية (مثل الانحدار والارتفاع)، وخصائص التربة، واستخدام الأراضي، وحتى العوامل الاجتماعية والاقتصادية (مثل الكثافة السكانية والمسافة إلى الطرق) للتنبؤ بالمناطق الأكثر عرضة للتدهور في المستقبل. أظهرت دراسة استخدمت الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) أنه من المتوقع أن تصبح 100% من منطقة الدراسة في إيران متدهورة بشدة بحلول عام 2025، مما يسلط الضوء على القدرة التنبؤية القوية لهذه النماذج (Habibi *et al.*, 2021). وفي دراسة أخرى، تم استخدام إطار عمل متكامل "للتقييم والإسناد والتنبؤ" لتقييم تطور قابلية التأثر بالتصحر في هضبة منغوليا من عام 2001 إلى 2020 والتنبؤ بالأنماط المستقبلية في ظل سيناريوهات مختلفة (Li *et al.*, 2025).

تعتبر هذه النماذج التنبؤية أدوات لا تقدر بثمن لتخطيط استخدام الأراضي وتوجيه الاستثمارات في تدابير الحفظ والاستعادة. من خلال تحديد "النقاط الساخنة" المستقبلية للتدهور، يمكن لواضعي السياسات تركيز الموارد المحدودة على المناطق التي هي في أمس الحاجة إليها، مما يزيد من فعالية التدخلات. على سبيل المثال، يمكن استخدام خرائط مخاطر التدهور لتحديد المناطق التي يجب فيها تشجيع الممارسات الزراعية المستدامة أو تنفيذ مشاريع إعادة التشجير.



الشكل 3: توزيع مصادر البيانات المستخدمة في نماذج التعلم العميق لرصد وتوقع التصحر. يُظهر الرسم البياني الاعتماد الكبير على بيانات الأقمار الصناعية، مع أهمية متزايدة لدمج البيانات المناخية والتربة.

6. التقنيات المتقدمة والاتجاهات الناشئة

مع نضوج مجال تطبيق التعلم العميق في علوم البيئة، بدأت تظهر تقنيات أكثر تطورًا واتجاهات جديدة تعالج بعض القيود الكامنة في النماذج الأولية. هذه الاتجاهات لا تعمل فقط على تحسين الدقة، بل تهدف أيضًا إلى جعل النماذج أكثر قوة وتفسيرًا وفائدة من الناحية العملية.

6.1. النماذج الهجينة (Hybrid Models)

تدرك النماذج الهجينة أنه لا يوجد نموذج واحد مثالي لجميع المهام. بدلاً من ذلك، تجمع هذه النماذج بين نقاط القوة لمعماريات مختلفة لإنشاء حل أكثر قوة. أحد الأساليب الشائعة هو الجمع بين CNN و LSTM. في هذا النهج، يتم استخدام CNN أولاً لاستخلاص الميزات المكانية المعقدة من صور الأقمار الصناعية في كل خطوة زمنية، ثم يتم تغذية تسلسل هذه الميزات المستخلصة إلى LSTM لنمذجة التبعيات الزمنية (Iilonga *et al.*, 2025). وقد ثبت أن هذا النهج فعال بشكل خاص في التنبؤ بالجفاف الزراعي والتنبؤ بمسارات العواصف الترابية.

هناك نهج هجين آخر يجمع بين نماذج التعلم العميق والنماذج الإحصائية التقليدية أو النماذج القائمة على القواعد. على سبيل المثال، يمكن استخدام نموذج LSTM لمعالجة الاتجاهات الخطية في سلسلة زمنية، بينما يتعامل نموذج إحصائي مثل ARIMA مع البقايا غير الخطية، مما يحسن الأداء العام. يمكن أيضًا

دمج نماذج التعلم العميق مع نماذج قائمة على القواعد مستمدة من معرفة الخبراء، مما يخلق إطارًا يجمع بين التعلم القائم على البيانات والخبرة البشرية). وقد أظهرت الدراسات باستمرار أن النماذج الهجينة غالبًا ما تتفوق على النماذج المستقلة المكونة لها.(Mohamed *et al*., 2025

6.2 XAI (الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير)

أحد أكبر الانتقادات الموجهة لنماذج التعلم العميق هو طبيعتها كـ "صندوق أسود". قد يقدم النموذج تنبؤًا دقيقًا للغاية، ولكن من الصعب فهم "لماذا" توصل إلى هذا التنبؤ. هذا النقص في الشفافية يمثل مشكلة كبيرة في التطبيقات البيئية، حيث يحتاج صانعو السياسات إلى فهم العوامل الدافعة وراء التنبؤات لاتخاذ قرارات) إلى معالجة هذه المشكلة من خلال تطوير تقنيات "للنظر داخل" الصندوق الأسود. XAI مستنيرة. يهدف الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (

من بين أكثر تقنيات مثل SHAP (SHapley Additive exPlanations) و LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) شيوعًا. يمكن لهذه التقنيات تحديد أهمية كل متغير إدخال في التنبؤ النهائي للنموذج. على سبيل المثال، استخدمت دراسة حول التنبؤ المكاني بالجفاف XAI طرق). لا يؤدي Dikshit *et al*., 2021 لتحديد أن متغيرات مثل الارتفاع والمسافة إلى الطرق كانت أهم العوامل المؤثرة في قابلية منطقة ما للجفاف (XAI تقنية). Başağaoğlu *et al*., 2022 إلى زيادة الثقة في النماذج فحسب، بل يمكنه أيضًا الكشف عن رؤى علمية جديدة حول العلاقات المعقدة في النظم البيئية (XAI في سير عمل التعلم العميق أمر بالغ الأهمية لترجمة التنبؤات الدقيقة إلى إجراءات سياسية فعالة ومقبولة. XAI إن دمج

6.3 Transfer Learning and Few-Shot Learning (التعلم بالنقل والتعلم قليل الأمثلة)

يتطلب تدريب نماذج التعلم العميق من الصفر كميات هائلة من البيانات المصنفة، والتي غالبًا ما تكون نادرة ومكلفة في التطبيقات البيئية. يعالج التعلم بالنقل هذه للصور) وتكييفه لمهمة جديدة ذات صلة. يمكن للنموذج المدرب ImageNet المشكلة عن طريق أخذ نموذج تم تدريبه مسبقًا على مجموعة بيانات ضخمة (مثل مسبقًا أن ينقل "معرفته" حول الميزات المرئية العامة (مثل الحواف والأنسجة)، مما يقلل بشكل كبير من كمية البيانات المطلوبة للتدريب على المهمة الجديدة). هذا النهج شائع بشكل متزايد في تصنيف صور الأقمار الصناعية. Mienye & Swart, 2024 ويحسن الأداء (

) هذه الفكرة خطوة إلى الأمام، حيث يهدف إلى تدريب النماذج على التعرف على فئات جديدة باستخدام عدد قليل Few-Shot Learning يأخذ التعلم قليل الأمثلة (جدًا من الأمثلة المصنفة (أحيانًا مثال واحد فقط). على الرغم من أنه لا يزال مجالًا ناشئًا في الاستشعار عن بعد البيئي، إلا أنه يحمل وعدًا كبيرًا للمناطق التي تندر فيها البيانات المرجعية، مما يسمح بنشر نماذج الرصد بسرعة وبتكلفة زهيدة.

7. التحديات والتوجهات المستقبلية

على الرغم من التقدم المثير للإعجاب، فإن تطبيق التعلم العميق لرصد وتوقع التصحر وتدهور الأراضي لا يزال يواجه العديد من التحديات الكبيرة. إن معالجة هذه التحديات ستكون محور البحث في السنوات القادمة.

7.1. التحديات المتعلقة بالبيانات

- **الجودة والتوافر:** تعتمد نماذج التعلم العميق بشكل كبير على جودة وكمية بيانات التدريب. في العديد من المناطق، وخاصة في البلدان النامية، قد تكون البيانات المرجعية الدقيقة (ground-truth) نادرة أو غير متوفرة أو غير متسقة. هذا يجعل من الصعب تدريب وتقييم النماذج بشكل موثوق (Olawade, 2024).
- **عدم التجانس:** غالبًا ما تأتي البيانات البيئية من مصادر متعددة (أقمار صناعية مختلفة، أجهزة استشعار أرضية، نماذج مناخية) وبدقة مكانية وزمانية مختلفة. إن دمج هذه البيانات غير المتجانسة في إطار عمل متماسك يمثل تحديًا تقنيًا كبيرًا (Alotaibi, 2024).
- **الغطاء السحابي والضوضاء:** لا تزال البيانات البصرية من الأقمار الصناعية تعاني من مشكلة الغطاء السحابي، مما يخلق فجوات في السلاسل الزمنية. على الرغم من أن تقنيات مثل SAR يمكن أن تساعد، إلا أن دمج البيانات البصرية والرادارية بشكل فعال لا يزال مجالًا للبحث النشط.

7.2. التحديات المتعلقة بالنماذج

- **قابلية التعميم والنقل:** غالبًا ما يتم تدريب النماذج على بيانات من منطقة جغرافية معينة. قد لا يكون أداء هذه النماذج جيدًا عند تطبيقها على منطقة أخرى ذات خصائص بيئية مختلفة. تحسين قابلية نقل النماذج (transferability) هو تحدٍ رئيسي للتطبيقات التشغيلية العالمية (Osmanr *et al*., 2025).
- **التكلفة الحاسوبية:** يتطلب تدريب نماذج التعلم العميق المعقدة موارد حاسوبية كبيرة (GPUs)، مما قد يكون عائقًا أمام الباحثين والمؤسسات في البلدان ذات الموارد المحدودة.
- **مشكلة "الصندوق الأسود":** كما ذكرنا سابقًا، لا يزال نقص الشفافية في نماذج التعلم العميق يمثل عقبة أمام قبولها على نطاق واسع في صنع السياسات. هناك حاجة إلى مزيد من البحث في مجال XAI لجعله جزءًا لا يتجزأ من عملية النمذجة (Hoffman *et al*., 2025).

7.3. التوجهات المستقبلية

بناءً على التحديات الحالية والفرص المتاحة، يمكن تحديد العديد من التوجهات المستقبلية الرئيسية للبحث:

- **التكامل مع العوامل الاجتماعية والاقتصادية:** التصحر ليس مجرد ظاهرة بيئية؛ إنه مدفوع بعوامل اجتماعية واقتصادية. يجب أن تدمج النماذج المستقبلية متغيرات مثل الكثافة السكانية، وسياسات استخدام الأراضي، والوصول إلى الأسواق، ومستويات الفقر لفهم الديناميكيات الاجتماعية والبيئية بشكل أفضل وتقديم تنبؤات أكثر واقعية (Chen *et al*., 2025).
- **النمذجة الفيزيائية المستنيرة Physics-Informed AI):** يهدف هذا النهج إلى دمج المبادئ الفيزيائية المعروفة (مثل قوانين تدفق المياه أو دورات المغذيات) مباشرة في بنية نماذج التعلم العميق. هذا يمكن أن يساعد في تقييد النماذج لإنتاج نتائج أكثر واقعية من الناحية المادية، خاصة في سيناريوهات ندرة البيانات.
- **التعلم الفيدرالي Federated Learning):** لمعالجة مخاوف خصوصية البيانات والسماح بالتدريب التعاوني عبر المؤسسات أو البلدان دون مشاركة البيانات الأولية، يمكن أن يكون التعلم الفيدرالي حلاً واعدًا. في هذا النهج، يتم تدريب النماذج محليًا على بيانات خاصة، ويتم مشاركة تحديثات النموذج فقط (Mienye & Swart, 2024).
- **الرصد في الوقت الفعلي والأنظمة التشغيلية:** الهدف النهائي هو الانتقال من الدراسات البحثية إلى أنظمة الرصد والتنبؤ التشغيلية في الوقت الفعلي. يتطلب هذا تطوير بنى تحتية قابلة للتطوير لمعالجة البيانات، ونماذج محسنة للسرعة، وأطر عمل لنشر النماذج وخدمتها لصناع القرار والمزارعين والجمهور).(Brust *et al*., 2021

الجدول 1: ملخص للتحديات الرئيسية والتوجهات المستقبلية المقترحة في مجال استخدام التعلم العميق لرصد التصحر.

المجال	التحديات الرئيسية	التوجهات المستقبلية المقترحة
البيانات	ندرة البيانات المرجعية، عدم التجانس، الضوضاء (الغيوم).	تطوير تقنيات توليد البيانات الاصطناعية (GANs)، تحسين أساليب دمج البيانات متعددة المصادر، زيادة استخدام بيانات SAR.
النماذج	قابلية التعميم المحدودة، التكلفة الحاسوبية العالية، مشكلة "الصندوق الأسود".	التركيز على التعلم بالنقل والتعلم قليل الأمثلة، تطوير نماذج أكثر كفاءة، التكامل المنهجي لتقنيات XAI.
التطبيقات	الفجوة بين البحث والتطبيق العملي، التركيز على المؤشرات البيوفيزيائية.	بناء أنظمة تشغيلية للرصد في الوقت الفعلي، دمج العوامل الاجتماعية والاقتصادية في النماذج، تطوير نماذج فيزيائية مستنيرة.

8. خاتمة

لقد أثبت التعلم العميق، عند اقترانه بالثروة الهائلة من بيانات الاستشعار عن بعد، أنه أداة تحويلية في المعركة العالمية ضد التصحر وتدهور الأراضي. تقدم هذه المراجعة الشاملة دليلاً قاطعًا على أن نماذج التعلم العميق قد تجاوزت مرحلة الإثبات النظري ودخلت مرحلة التطبيق العملي، محققةً دقة غير مسبوقة في رصد المؤشرات الحيوية مثل تغير الغطاء الأرضي، وصحة الغطاء النباتي، ورطوبة التربة. علاوة على ذلك، فإن قدرتها على تحليل السلاسل الزمنية المعقدة قد فتحت آفاقًا جديدة للتنبؤ بالجفاف والمخاطر المستقبلية للتدهور.

ومع ذلك، فإن الطريق نحو التطبيق العالمي والتشغيلي لهذه التقنيات لا يزال محفوفًا بالتحديات. إن قضايا جودة البيانات، وقابلية تفسير النماذج، وقابليتها للنقل بين البيئات المختلفة ليست مجرد عقبات فنية، بل هي أسئلة جوهرية يجب معالجتها لضمان أن تكون الحلول القائمة على الذكاء الاصطناعي موثوقة وعادلة (والنماذج الهجينة والتكامل مع العوامل الاجتماعية XAIومفيدة للمجتمعات الأكثر تضررًا. إن الاتجاهات الناشئة، مثل الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير والاقتصادية، تقدم مسارات واعدة للتغلب على هذه العقبات.

كمجتمع علمي، يجب أن يكون الهدف التالي هو تجاوز تحسينات الدقة الهامشية والتركيز على بناء أنظمة متكاملة وقابلة للتطوير يمكنها تقديم رؤى قابلة للتنفيذ لصانعي السياسات ومديري الأراضي والمزارعين على أرض الواقع. يتطلب هذا تعاونًا متعدد التخصصات يجمع بين خبراء التعلم العميق وعلماء الجغرافيا وعلماء البيئة وعلماء الاجتماع. من خلال سد الفجوة بين البحث المتقدم والاحتياجات العملية، يمكننا تسخير الإمكانات الكاملة للتعلم العميق ليس فقط لرصد " الصامت" المتمثل في التصحر، ولكن للمساهمة بفعالية في عكس اتجاهه وبناء مستقبل أكثر استدامة ومرونة للأراضي الجافة في العالم.

المصادر

1. AbdelRahman, M. A. (2023). An overview of land degradation, desertification and sustainable land management using GIS and remote sensing applications. *Rendiconti Lincei. Scienze Fisiche e Naturali*, *34*(3), 767-808.
2. Ahmed, Z., Gui, D., Abd-Elmabod, S. K., Murtaza, G., & Ali, S. (2024). An overview of global desertification control efforts: Key challenges and overarching solutions. *Soil Use and Management*, *40*(4), e13154.
3. Alotaibi, E., & Nassif, N. (2024). Artificial intelligence in environmental monitoring: in-depth analysis. *Discover Artificial Intelligence*, *4*(1), 84.
4. Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O.,... & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of big Data*, *8*(1), 53.
5. Baartman, J. E., van Lynden, G. W., Reed, M. S., Ritsema, C. J., & Hessel, R. (2007). Desertification and land degradation: origins, processes and solutions. *DESIRE Report series: Scientific Report,(Wageningen: DESIRE)*.
6. Başağaoğlu, H., Chakraborty, D., Lago, C. D., Gutierrez, L., Şahinli, M. A., Giacomoni, M.,... & Şengör, S. S. (2022). A review on interpretable and explainable artificial intelligence in hydroclimatic applications. *Water*, *14*(8), 1230.
7. Boroughani, M., Mirchooli, F., Hadavifar, M., & Fiedler, S. (2023). Mapping land degradation risk due to land susceptibility to dust emission and water erosion. *Soil*, *9*(2), 411-423.
8. Brust, C., Kimball, J. S., Maneta, M. P., Jencso, K., & Reichle, R. H. (2021). DroughtCast: A machine learning forecast of the United States drought monitor. *Frontiers in big Data*, *4*, 773478.
9. Chen, C., & Dong, J. (2025). Deep learning approaches for time series prediction in climate resilience applications. *Frontiers in Environmental Science*, *13*, 1574981.
10. Dikshit, A., & Pradhan, B. (2021). Interpretable and explainable AI (XAI) model for spatial drought prediction. *Science of the Total Environment*, *801*, 149797.
11. Duan, X., Aslam, R. W., Naqvi, S. A. A., Kucher, D. E., Afzal, Z., Raza, D.,... & Said, Y. (2025). Multi-index assessment and machine learning integration for drought monitoring in Yunnan, China, using Google Earth Engine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.
12. Earth.org. (2022). What Is Desertification? Causes, Effects, And Solutions. Earth.org. https://earth.org/what-is-desertification/
13. Elhini, M., Hassaballa, H., Simpson, N. P., Balbaa, M., Ibrahim, R., Mansour, S.,... & Ganzour, S. (2024). The land degradation and desertification-socioeconomic nexus in Egypt's delta region: A case study on Alexandria and Beheira. *Heliyon*, *10*(10).
14. Feng, K., Wang, T., Liu, S., Kang, W., Chen, X., Guo, Z., & Zhi, Y. (2022). Monitoring desertification using machine-learning techniques with multiple indicators derived from MODIS images in Mu Us Sandy Land, China. *Remote Sensing*, *14*(11), 2663.
15. Feng, S., Zhao, W., Zhan, T., Yan, Y., & Pereira, P. (2022). Land degradation neutrality: A review of progress and perspectives. *Ecological Indicators*, *144*, 109530.
16. Foroumandi, E., Gavahi, K., & Moradkhani, H. (2024). Generative adversarial network for real-time flash drought monitoring: A deep learning study. *Water Resources Research*, *60*(5), e2023WR035600.
17. Gyaneshwar, A., Mishra, A., Chadha, U., Raj Vincent, P. D., Rajinikanth, V., Pattukandan Ganapathy, G., & Srinivasan, K. (2023). A contemporary review on deep learning models for drought prediction. *Sustainability*, *15*(7), 6160.
18. Habibi, V., Ahmadi, H., Jaffari, M., & Moeini, A. (2021). Prediction of land degradation by machine learning methods: a case study from Sharifabad Watershed, Central Iran. *Earth Sciences Research Journal*, *25*(3), 353-362.
19. Hasan, S. B., & Kareem, S. W. (2025). Advanced time series forecasting of vegetation health using deep learning models: A remote sensing approach to analyzing climate change impact. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, *28*(4), 645-658.
20. Higginbottom, T. P., & Symeonakis, E. (2014). Assessing land degradation and desertification using vegetation index data: Current frameworks and future directions. *Remote Sensing*, *6*(10), 9552-9575.
21. Hoffman, L., Mazloff, M. R., Gille, S. T., Giglio, D., & Heimbach, P. (2025). Evaluating the Trustworthiness of Explainable Artificial Intelligence (XAI) Methods Applied to Regression Predictions of Arctic Sea Ice Motion. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, *4*(1), e240027.
22. Iilonga, S. N., & Ajayi, O. G. (2025). Implementation of deep learning algorithms to model agricultural drought towards sustainable land management in Namibia's Omusati region. *Land Use Policy*, *156*, 107593.

23. Lee, C. S., Sohn, E., Park, J. D., & Jang, J. D. (2019). Estimation of soil moisture using deep learning based on satellite data: A case study of South Korea. *GIScience & Remote Sensing*, *56*(1), 43-67.
24. Li, M., Avirmed, B., Bayanmunkhd, G., Liu, Y., Wang, Y., Yang, X.,... & Yu, Q. (2025). Assessment, driving mechanism identification and future scenario projection of desertification vulnerability in the Mongolian Plateau: an integrated study using multi-source data and machine learning. *Ecological Indicators*, *180*, 114340.
25. Lim, B., & Zohren, S. (2021). Time-series forecasting with deep learning: a survey. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, *379*(2194), 20200209.
26. Márquez-Grajales, A., Villegas-Vega, R., Salas-Martínez, F., Acosta-Mesa, H. G., & Mezura-Montes, E. (2024). Characterizing drought prediction with deep learning: A literature review. *MethodsX*, *13*, 102800.
27. Meng, X., Li, S., Akhmadi, K., He, P., & Dong, G. (2024). Trends, turning points, and driving forces of desertification in global arid land based on the segmental trend method and SHAP model. *GIScience & Remote Sensing*, *61*(1), 2367806.
28. Mienye, I. D., & Swart, T. G. (2024). A comprehensive review of deep learning: Architectures, recent advances, and applications. *Information*, *15*(12), 755.
29. Mienye, I. D., & Swart, T. G. (2024). A comprehensive review of deep learning: Architectures, recent advances, and applications. *Information*, *15*(12), 755.
30. Mohamed, S. A., Maksoud, O. O. A., Fathy, A., Mohamed, A. S., Hosny, K., Keshk, H. M., & Mohamed, S. A. (2025). A hybrid deep learning and rule-based model for smart weather forecasting and crop recommendation using satellite imagery. *Scientific Reports*, *15*(1), 36102.
31. Nijaguna, G. S., Manjunath, D. R., Abouhawwash, M., Askar, S. S., Basha, D. K., & Sengupta, J. (2023). Deep learning-based improved WCM technique for soil moisture retrieval with satellite images. *Remote Sensing*, *15*(8), 2005.
32. Odebiri, O., Mutanga, O., & Odindi, J. (2022). Deep learning-based national scale soil organic carbon mapping with Sentinel-3 data. *Geoderma*, *411*, 115695.
33. Olawade, D. B., Wada, O. Z., Ige, A. O., Egbewole, B. I., Olojo, A., & Oladapo, B. I. (2024). Artificial intelligence in environmental monitoring: Advancements, challenges, and future directions. *Hygiene and Environmental Health Advances*, *12*, 100114.
34. Osmanr, A. I. A., AlDahoul, N., Chong, K. L., Huang, Y. F., Ng, J. L., Elshafie, A.,... & Ahmed, A. N. (2025). A review on machine learning models for drought monitoring and forecasting. *Climate Risk Management*, 100758.
35. Radeloff, V. C., Roy, D. P., Wulder, M. A., Anderson, M., Cook, B., Crawford, C. J.,... & Zhu, Z. (2024). Need and vision for global medium-resolution Landsat and Sentinel-2 data products. *Remote Sensing of Environment*, *300*, 113918.
36. Rivera-Marin, D., Dash, J., & Ogutu, B. (2022). The use of remote sensing for desertification studies: A review. *Journal of Arid Environments*, *206*, 104829.
37. Rukhovich, D. I., Koroleva, P. V., Rukhovich, D. D., & Kalinina, N. V. (2021). The use of deep machine learning for the automated selection of remote sensing data for the determination of areas of arable land degradation processes distribution. *Remote Sensing*, *13*(1), 155.
38. Singh, A., & Gaurav, K. (2023). Deep learning and data fusion to estimate surface soil moisture from multi-sensor satellite images. *Scientific Reports*, *13*(1), 2251.
39. United Nations. (n.d.). Desertification, land degradation and drought. sdgs.un.org. http://sdgs.un.org/topics/desertification-land-degradation-and-drought
40. Walker, A. S., & Robinove, C. J. (1981). *Annotated bibliography of remote sensing methods for monitoring desertification* (Vol. 851). US Geological Survey.
41. Yan, H., Ran, Q., Hu, R., Xue, K., Zhang, B., Zhou, S.,... & Wang, Y. (2022). Machine learning-based prediction for grassland degradation using geographic, meteorological, plant and microbial data. *Ecological Indicators*, *137*, 108738.
42. Yang, J., Wang, Q., Chang, D., Xu, W., & Yuan, B. (2023). A high-precision remote sensing identification method for land desertification based on ENVINet5. *Sensors*, *23*(22), 9173.
43. Yousefi, S., Pourghasemi, H. R., Avand, M., Janizadeh, S., Tavangar, S., & Santosh, M. (2021). Assessment of land degradation using machine-learning techniques: A case of declining rangelands. *Land Degradation & Development*, *32*(3), 1452-1466.
44. Zerrouki, N., Dairi, A., Harrou, F., Zerrouki, Y., & Sun, Y. (2022). Efficient land desertification detection using a deep learning-driven generative adversarial network approach: A case study. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, *34*(4), e6604.
45. Zhang, Y., Tian, Y., Li, Y., Wang, D., Tao, J., Yang, Y.,... & Wu, L. (2022). Machine learning algorithm for estimating karst rocky desertification in a peak-cluster depression basin in southwest Guangxi, China. *Scientific Reports*, *12*(1), 19121.
46. Zolfaghari, F., Azarnivand, H., Khosravi, H., Zehtabian, G., & Sigaroudi, S. K. (2022). Monitoring the severity of degradation and desertification by remote sensing (case study: Hamoun International Wetland). *Frontiers in Environmental Science*, *10*, 902687.