International Journal of Educational Sciences and Arts (IJESA)
المجلة الدولية للعلوم التربوية والآداب
IJESA
Vol. (5), No. (8) August 2026 الإصدار (5)، العدد (8)

النمذجة المكانية للتدهور البيئي الأرضي LDI باستخدام الذكاء الاصطناعي الجغرافي في محافظة الأنبار-العراق

عبير يحيى أحمد
أ. د.، قسم الجغرافية، كلية التربية، الجامعة المستنصرية، العراق
dr.abeer.y.sakini@uomustansiriyah.edu.iq

الملخص

تهدف الدراسة إلى رصد ومراقبة وتحليل التدهور البيئي الأرضي (LDI) في منطقة الدراسة لعام 2025 باستخدام تقنيات الاستشعار عن بعد، واعتمدت الدراسة على استخراج مجموعة من المؤشرات البيئية المتمثلة بـ (NDBSI, NDMI, NDVI, LST) لعامي 2015 و2025، وتم توظيف هذه المؤشرات لإنتاج خريطة التدهور البيئي لعام 2025، إضافة إلى إجراء نمذجة تنبؤية للتدهور البيئي الارضي لعام 2030 باستخدام الذكاء الاصطناعي الجغرافي (AIG) بهدف فهم الاتجاهات الزمنية التنبؤية للتغير البيئي ورصد مسار التدهور المستقبلي في منطقة الدراسة، واظهرت نتائج التنبؤ باستخدام نموذج Random Forest ارتفاع مساحة التدهور المتوسط من 60.79% عام 2025 إلى 66.90% عام 2030، مع ارتفاع التدهور المرتفع من 0.07% إلى 1.30%، وهو ما يعكس اتجاهاً مستقبلياً نحو تفاقم التدهور البيئي في حال استمرار الظروف الحالية.

الكلمات المفتاحية: النمذجة المكانية، التدهور البيئي، الذكاء الاصطناعي الجغرافي، الاستشعار عن بعد، المؤشرات البيئية.

Spatial Modeling of Land Degradation Index (LDI) Using Geographic Artificial Intelligence in Al-Anbar Governorate – Iraq

Abeer Yahya Ahmad
Prof. Dr., Department of Geography, College of Education, Al-Mustansiriya University, Iraq
dr.abeer.y.sakini@uomustansiriyah.edu.iq

Abstract

This study aims to monitor, assess, and analyze Land Degradation (LDI) in the study area for the year 2025 using remote sensing techniques. The study was based on extracting a set of environmental indicators, namely NDBSI, NDMI, NDVI, and LST, for the years 2015 and 2025. These indicators were integrated to produce the 2025 land degradation map. In addition, a predictive modeling approach was conducted to forecast land degradation for the year 2030 using Geographic Artificial Intelligence (GeoAI) in order to understand the temporal trends of environmental change and identify the future trajectory of land degradation within the study area. The prediction results generated by the Random Forest model indicated an increase in the area classified as moderate land degradation from 60.79% in 2025 to 66.90% in 2030, while the area experiencing high land degradation is projected to increase from 0.07% to 1.30%. These findings suggest a future trend toward intensified land degradation if the current environmental conditions persist.

Keywords: Spatial Modeling, Environmental Degradation, Geographic Artificial Intelligence, Remote Sensing, Environmental Indices.

المقدمة

تُعد مشكلة التدهور البيئي الأرضي LDI من ابرز التحديات البيئية التي تواجه المناطق الجافة وشبه الجافة في العالم، لما تتركه من آثار سلبية على الموارد الطبيعية والأنظمة البيئية، ويمكن تعريف التدهور البيئي الأرضي بأنه مجموعة التغيرات التي تصيب خصائص سطح الأرض نتيجة التفاعل المعقد بين العوامل الطبيعية والأنشطة البشرية، مما يؤدي الى انخفاض كفاءة الأراضي الإنتاجية وتراجع الغطاء النباتي وازدياد مظاهر الجفاف والتصحر وتدهور التربة، وتعد محافظة الأنبار من المناطق المعرضة لمظاهر التدهور البيئي نتيجة امتدادها الجغرافي الواسع وسيادة الظروف المناخية الجافة وشبه الجافة، فضلاً عن التأثيرات الناتجة عن التغيرات المناخية والاستغلال غير المستدام للموارد الطبيعية.

وشهدت السنوات الأخيرة تطوراً كبيراً في تقنيات الاستشعار عن بعد RS ونظم المعلومات الجغرافية GIS، مما أتاح إمكانات متقدمة لرصد التغيرات البيئية وتحليلها على مستويات مكانية وزمنية متعددة، وقد اسهمت بيانات الأقمار الصناعية في توفير معلومات دقيقة ومستمرة عن خصائص سطح الأرض، وفي ظل التطور المتسارع للذكاء الاصطناعي برز مفهوم الذكاء الاصطناعي الجغرافي (Geographic Artificial Intelligence) بوصفه احد الاتجاهات الحديثة التي تجمع بين تقنيات الذكاء الاصطناعي والبيانات المكانية من أجل تحليل الظواهر الجغرافية المعقدة واكتشاف العلاقات المكانية والتنبؤ بالتغيرات المستقبلية بدرجات عالية من الدقة، وتعد خوارزميات التعلم الآلي، من أكثر النماذج كفاءة في معالجة البيانات البيئية متعددة المصادر والتنبؤ بالأنماط المكانية الكامنة فيها.

وانطلاقاً من أهمية محافظة الأنبار بوصفها أكبر محافظات العراق مساحة وما تشهده من تغيرات بيئية متسارعة، وتسعى هذه الدراسة إلى بناء نموذج مكاني متكامل لرصد وتحليل التدهور البيئي الأرضي باستخدام مؤشرات بيئية مستخرجة من بيانات الاستشعار عن بعد RS لعامي 2015 و2025، وتوظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي الجغرافي AIG في إنتاج خرائط التدهور البيئي الحالية والتنبؤ بالوضع المستقبلي لعام 2030.

مشكلة الدراسة وتساؤلاتها

تشهد محافظة الأنبار تزايداً في التدهور البيئي الأرضي نتيجة التغير المناخي واستنزاف الموارد وتراجع الغطاء النباتي، مع استمرار الحاجة إلى نماذج مكانية دقيقة لرصده وتحليل أنماطه والتنبؤ باتجاهاته المستقبلية باستخدام الاستشعار عن بعد والذكاء الاصطناعي الجغرافي، ومن خلال هذه المشكلة يمكن طرح التساؤلات الآتية:

1. ما هو مستوى التغير المكاني والزماني للتدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة بين عامي 2015 و2025؟
2. هل أن للمؤشرات البيئية (NDBSI، NDMI، NDVI، LST) دور في تفسير التباين المكاني للتدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة؟
3. ما قدرة نماذج الذكاء الاصطناعي الجغرافي AIG على التنبؤ بالتدهور البيئي الأرضي المتوقع في منطقة الدراسة بحلول عام 2030؟

فرضية الدراسة

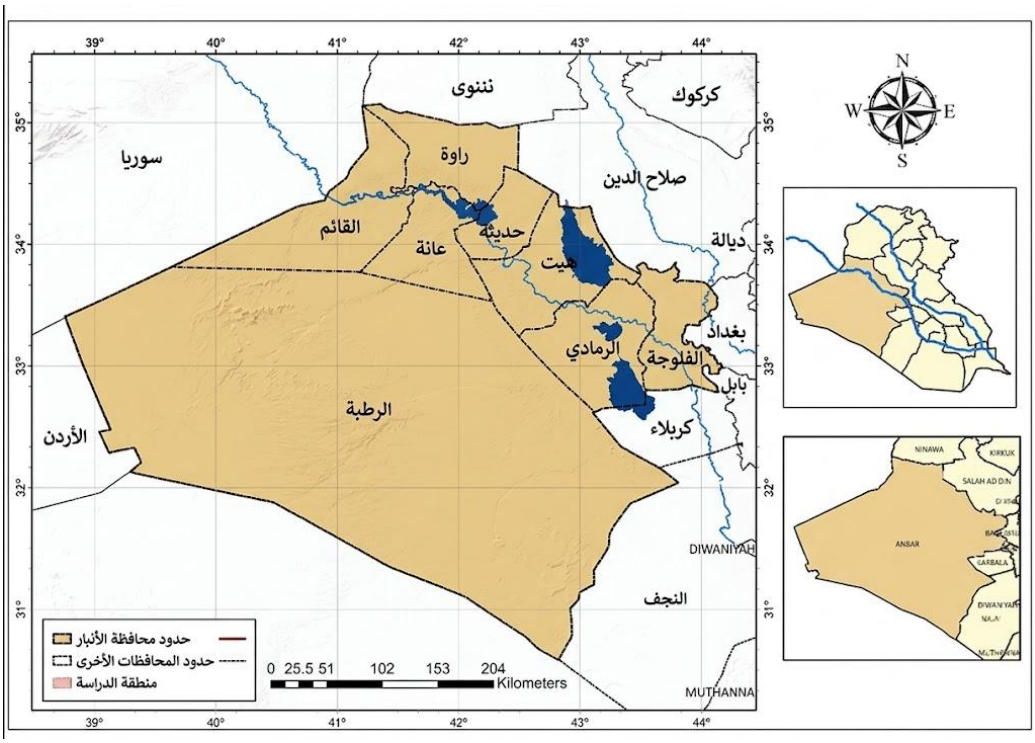
1. أن لمستويات التدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة فروقات مكانية وزمانية واضحة بين عامي 2015 و2025.
2. أن للمؤشرات البيئية (NDBSI، NDMI، NDVI، LST) فروقات مكانية وزمانية واضحة بدرجات متفاوتة في تفسير أنماط التدهور البيئي الأرضي، وتعد مؤشرات الغطاء النباتي والرطوبة ودرجة حرارة السطح من أكثر المؤشرات تأثيراً في تحديد مستويات التدهور.
3. تتمتع نماذج الذكاء الاصطناعي الجغرافي بكفاءة عالية في التنبؤ بالتوزيع المكاني المستقبلي للتدهور البيئي الأرضي وإنتاج خرائط تنبؤية دقيقة لعام 2030.

أهداف الدراسة

1. تحليل التوزيع المكاني للمؤشرات البيئية (NDBSI، NDMI، LST, NDVI) وتحديد دورها في تفسير مستويات التدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة لعامي 2015 و2025.
2. بناء نموذج مكاني للتدهور البيئي الأرضي LDI باستخدام تقنيات الاستشعار عن بعد RS ومنصة Google Earth Engine في منطقة الدراسة لعام 2025.
3. التنبؤ بنموذج مكاني للتدهور البيئي الارضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2030 باستخدام الذكاء الاصطناعي الجغرافي.

موقع منطقة الدراسة

تقع محافظة الأنبار فلكياً بين دائرتي عرض 15°30′ و23°35′ شمالاً، وبين خطي طول 10°44′ و45°38′ شرقاً. أما جغرافياً فتشغل الجزء الغربي من جمهورية العراق، وتمثل إحدى أكبر المحافظات العراقية من حيث المساحة، ويحدها من الشمال الغربي الجمهورية العربية السورية، ومن الغرب المملكة الأردنية الهاشمية، ومن الجنوب الغربي المملكة العربية السعودية، أما حدودها الإدارية الداخلية فتتمثل بمحافظة نينوى من الشمال، ومحافظة صلاح الدين من الشمال الشرقي، ومحافظة بغداد من الشرق، ومحافظات كربلاء المقدسة والنجف الأشرف وبابل من الجنوب الشرقي، وتبلغ مساحة المحافظة نحو 31.8% من إجمالي مساحة العراق، كما في الخريطة (1).



الخريطة (1): موقع منطقة الدراسة -المصدر: بالاعتماد على وزارة الموارد المائية، الهيئة العامة للمساحة خريطة العراق الإدارية، مقياس 1: 1000000 لسنة 2010.

أهمية الدراسة

تنبع أهمية الدراسة من محافظة الأنبار بوصفها أكبر محافظات العراق مساحةً وأكثرها تأثراً بالظروف البيئية والمناخية السائدة

في المناطق الجافة وشبه الجافة، كما تسهم الدراسة في توظيف أحدث تقنيات الاستشعار عن بعد RS والذكاء الاصطناعي الجغرافي AIG لرصد التدهور البيئي الأرضي LDI وتحليله بصورة كمية ومكانية دقيقة، وتوفر نتائجها قاعدة بيانات مكانية رقمية تساعد المؤسسات الحكومية والجهات المختصة في إدارة الموارد الطبيعية ووضع الخطط البيئية المستقبلية، كذلك تسهم الدراسة في استخدام التطبيقات الجغرافية للذكاء الاصطناعي وتعزيز استخدام النماذج التنبؤية في الدراسات البيئية داخل العراق.

منهجية الدراسة

اعتمدت الدراسة على مزيج من المناهج العلمية المتكاملة التي تتناسب مع طبيعة تحليل التدهور البيئي الأرضي في محافظة الأنبار، إذ تم استخدام المنهج التحليلي الكمي لمعالجة البيانات الرقمية المستخرجة من مؤشرات الاستشعار عن بعد المتمثلة بـــ (NDVI, NDMI, NDBSI, LST)، وقياس التغيرات المكانية والزمانية للتدهور البيئي، كما وظفت الدراسة المنهج الاستقرائي من خلال الانتقال من تحليل البيانات الجزئية الى استخلاص خرائط أنماط التدهور البيئي واتجاهاته المستقبلية في منطقة الدراسة، واعتمدت الدراسة أيضاً على المنهج التقني القائم على تكامل تقنيات نظم المعلومات الجغرافية (GIS) والاستشعار عن بعد (RS) والذكاء الاصطناعي الجغرافي (AIG)، اذ تم استخدام هذه التقنيات في جمع البيانات ومعالجتها وتحليلها وإنتاج خرائط التدهور البيئي الأرضي لعامي 2015 و2025، فضلاً عن بناء نموذج تنبؤي لعام 2030 يوضح الاتجاهات المستقبلية للتدهور البيئي في محافظة الأنبار.

المواد وطرائق العمل (Materials and Methods):

اعتمدت الدراسة على تكامل تقنيات الاستشعار عن بعد (Remote Sensing)، ونظم المعلومات الجغرافية (GIS)، ومنصة Google Earth Engine (GEE)، والذكاء الاصطناعي الجغرافي (Geographic Artificial Intelligence) لإنتاج نموذج مكاني للتدهور البيئي الأرضي (Land Degradation Index, LDI) في محافظة الأنبار، وتحليل تغيراته بين عامي 2015 و2025، ثم التنبؤ بتوزيعه المكاني المتوقع لعام 2030.

أولاً: مواد الدراسة (Materials):

اعتمدت الدراسة على مجموعة من البيانات المكانية والمرئيات الفضائية، وهي مبينة في الجدول (1):

الجدول (1): البيانات المكانية والمرئيات الفضائية المستخدمة

البيانات	المصدر	الدقة المكانية	الهدف
Landsat 8 OLI/TIRS (2015)	USGS عبر Google Earth Engine	30 m	استخراج NDVI وNDMI و NDBSI وLST
Landsat 9 OLI/TIRS (2025)	USGS عبر Google Earth Engine	30 m	استخراج NDVI و NDMI و NDBSI وLST
حدود محافظة الأنبار	الهيئة العامة للمساحة العراقية	Vector	تحديد منطقة الدراسة
Google Earth Engine	Google	Cloud Platform	معالجة الصور الفضائية
ArcGIS Pro	ESRI	GIS	إنتاج الخرائط النهائية

U.S. Geological Survey. (2021). Landsat 8-9 Operational Land Imager (OLI)–Thermal Infrared Sensor (TIRS) Collection 2 Level-2 science products. U.S. Geological Survey.

ثانياً: معالجة البيانات الفضائية:

تمت معالجة المرئيات الفضائية داخل منصة Google Earth Engine وفق المراحل الآتية:

1. اختيار مرئيات Landsat لعامي 2015 و2025 .
2. إزالة الغيوم والظلال باستخدام Quality Assessment (QA).
3. اجراء التصحيح الإشعاعي والانعكاسي.
4. قص الصور حسب حدود محافظة الأنبار.

5. توحيد نظام الإحداثيات.
6. حساب المؤشرات البيئية.
7. تصدير النتائج إلى ArcGIS Pro.

ثالثاً: استخراج المؤشرات البيئية:

اعتمدت الدراسة على أربعة مؤشرات رئيسية تمثل أهم مكونات التدهور البيئي وهي:

- مؤشر الغطاء النباتي NDVI.
- مؤشر الرطوبة NDMI.
- مؤشر المناطق المبنية والتربة المكشوفة NDBSI.
- مؤشر درجة حرارة سطح الأرض LST.

وتم استخراج جميع المؤشرات باستخدام معادلاتها القياسية داخل Google Earth Engine، ثم جرى تحويلها إلى طبقات Raster ذات دقة مكانية موحدة (30 م).

رابعاً: توحيد قيم المؤشرات (Normalization):

بسبب اختلاف وحدات القياس بين المؤشرات، فقد جرى توحيدها باستخدام طريقة Min-Max Normalization بحيث تصبح جميع القيم بين (0–1)، وفق المعادلة (Jain, Nandakumar, & Ross, 2005, p. 2272):

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

اما المؤشرات التي تمثل تحسن الحالة البيئية NDVI و NDMIفقد عكست قيمها بعد التطبيع لضمان أن تشير القيم المرتفعة في جميع المؤشرات إلى ارتفاع مستوى التدهور البيئي.

خامساً: بناء مؤشر التدهور البيئي (LDI):

بعد توحيد جميع المؤشرات، تم دمجها لإنتاج مؤشر التدهور البيئي الأرضي باستخدام المعادلة (Xu, 2013, pp. 889–897):

$$LDI = \frac{LST + NDBSI + (1 - NDVI) + (1 - NDMI)}{4}$$

حيث يمثل:

- NDVI الغطاء النباتي.
- NDMI رطوبة التربة.
- NDBSI المناطق المبنية والتربة المكشوفة.
- LST درجة حرارة سطح الأرض.

سادساً: تحليل التغير الزماني:

تمت مقارنة خرائط عامي 2015 و2025 باستخدام أسلوب Raster Change Detection لحساب مقدار واتجاه التغير

المكاني في قيم مؤشر التدهور البيئي، واستخراج المساحات المتغيرة لكل فئة.

سابعاً: بناء نموذج الذكاء الاصطناعي الجغرافي:

اعتمدت الدراسة على نموذج تعلم آلي (Random Forest) داخل بيئة منصة Google Earth Engine باستخدام بيانات عامي 2015 و2025، حيث استخدمت المؤشرات البيئية الأربعة كمتغيرات مستقلة، بينما استخدم مؤشر LDI كمتغير تابع.

ثامناً: إنتاج الخرائط:

أنتجت جميع الخرائط النهائية باستخدام ArcGIS Pro، مع اعتماد نظام الإحداثيات WGS 84 / UTM Zone 38N، وتوحيد دقة جميع الطبقات المكانية إلى 30 متر لضمان الاتساق المكاني بين البيانات.

مؤشرات تقييم التدهور البيئي LDI في منطقة الدراسة لعام 2015 و2025 باستخدام بيانات الاستشعار عن بعد RS:

اعتمدت الدراسة على مجموعة من المؤشرات الطيفية والحرارية المستخرجة من بيانات الاستشعار عن بعد RS لتقييم التدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة خلال عامي 2015 و2025، إذ تمثل هذه المؤشرات أدوات كمية فعالة لرصد التغيرات الزمكانية في خصائص سطح الأرض، وشملت المؤشرات درجة حرارة سطح الأرض (LST)، ومؤشر الفرق المعياري للغطاء النباتي (NDVI)، ومؤشر الفرق المعياري للرطوبة (NDMI)، ومؤشر الفرق المعياري للمناطق المبنية والتربة المكشوفة (NDBSI)، حيث يعكس كل مؤشر جانباً محدداً من الحالة البيئية، ويسهم تكاملها في بناء مؤشر التدهور البيئي (LDI) وتحديد مستويات التدهور ورصد اتجاهاتها بدقة، مما يوفر قاعدة علمية لتقييم التغيرات البيئية في منطقة الدراسة وكالآتي:

1. مؤشر الغطاء النباتي Normalized Difference Vegetation Index:

يُعد مؤشر الغطاء النباتي (NDVI) من أكثر المؤشرات الطيفية استخداماً في دراسات الاستشعار عن بعد RS، لأنه يعتمد على قياس الفرق بين انعكاسية الحزمة الحمراء (Red) والحزمة تحت الحمراء القريبة (NIR) لتحديد كثافة الغطاء النباتي وحيويته، ويتم استخدام هذا المؤشر في التمييز بين المناطق ذات الغطاء النباتي الكثيف والمناطق الجرداء أو قليلة الغطاء النباتي (Tucker, 1979, P.129-131).

وفي تقييم التدهور البيئي الأرضي (LDI) يمثل مؤشر NDVI أحد المؤشرات الدالة على الحالة البيئية، إذ توضح القيم المرتفعة زيادة كثافة الغطاء النباتي وتحسن الظروف البيئية وانخفاض مستوى التدهور (Wessels et al., 2004, pp. 47–67)، بينما تعكس القيم المنخفضة تراجع الغطاء النباتي وازدياد الأراضي الجرداء، مما يدل على ارتفاع مستوى التدهور البيئي الأرضي، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (Higginbottom & Symeonakis, 2014, p. 2):

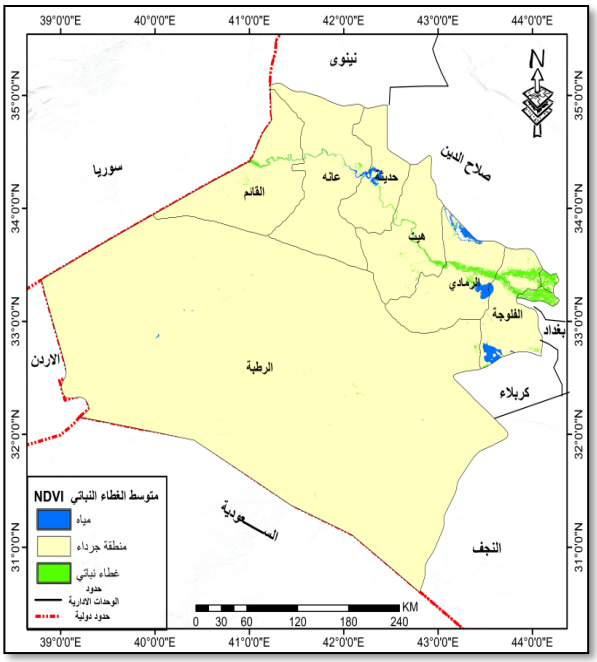
$$NDVI = \frac{NIR-Red}{NIR+Red}$$

تفسير المعادلة:

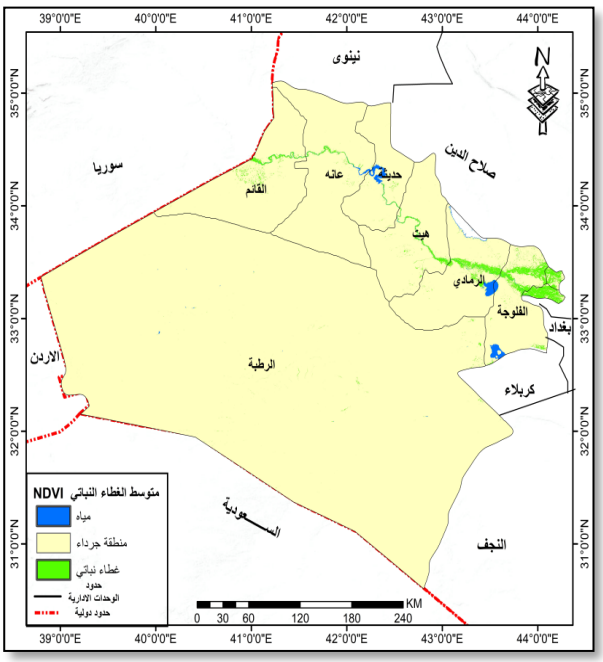
- NIR = الحزمة تحت الحمراء القريبة
- Red = الحزمة الحمراء

الجدول (2): متوسط الغطاء النباتي NDVI في منطقة الدراسة لعامي 2015 و2025 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (2 و3) ومخرجات برنامج (Arc Gis Pro

ت	التصنيف	المساحة % لعام 2015	المساحة % لعام 2025
1	مياه	0.62	0.39
2	منطقة جرداء	98.13	98.24
3	غطاء نباتي	1.25	1.37



الخريطة 2: متوسط الغطاء النباتي NDVI في منطقة الدراسة لعام 2015



الخريطة 3: متوسط الغطاء النباتي NDVI في منطقة الدراسة لعام 2025

(المصدر: بالاعتماد على مؤشر NDVI ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يبين الجدول (2) والخريطة (2 و3) أن المناطق الجرداء استحوذت على النسبة الأكبر من مساحة منطقة الدراسة خلال عامي 2015 و2025، إذ ارتفعت مساحتها من (98.13%) إلى (98.24%) في حين شهد الغطاء النباتي زيادة طفيفة من (1.25%) إلى (1.37%)، بينما انخفضت نسبة المسطحات المائية من (0.62%) إلى (0.39%). وتد هذه النتائج إلى استمرار سيادة الأراضي الجرداء على معظم اجزاء منطقة الدراسة، وهو ما يعكس طبيعة المنطقة الجافة وشبه الجافة، وعلى الرغم من التحسن المحدود في مساحة الغطاء النباتي، فإنه لم يكن كافياً لإحداث تغير ملموس في الحالة البيئية بسبب اتساع الأراضي الجرداء وتراجع المسطحات المائية، الأمر الذي يسهم في ارتفاع قيم مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI)، نتيجة زيادة انكشاف التربة وارتفاع درجة حرارة سطح الأرض وانخفاض الرطوبة، مما يؤدي إلى استمرار مستويات التدهور البيئي في منطقة الدراسة.

2. مؤشر رطوبة التربة Normalized Difference Moisture Index:

يُعد مؤشر رطوبة التربة (NDMI) من المؤشرات الطيفية المهمة في الاستشعار عن بعد RS، إذ يعتمد على انعكاسية الحزمة تحت الحمراء القريبة (NIR) والحزمة تحت الحمراء قصيرة الموجة (SWIR) لتقدير محتوى الرطوبة في الغطاء النباتي والتربة من خلال الأمطار او الفيضانات التي تحدث في المنطقة (ابراهيم، 2026، ص 3-4)، ويستخدم هذا المؤشر في تقييم الحالة المائية للغطاء الأرضي والكشف عن المناطق التي تعاني من نقص الرطوبة أو الإجهاد المائي (Wilson & Sader, 2002, pp. 91–101)، وفي تقييم التدهور البيئي الأرضي (LDI) يبين مؤشر NDMI مستوى توفر الرطوبة في منطقة الدراسة، إذ تشير القيم المرتفعة إلى ارتفاع محتوى الرطوبة وتحسن الحالة البيئية وانخفاض مستوى التدهور، في حين تدل القيم المنخفضة على العكس من ذلك، مما يشير إلى ارتفاع مستوى التدهور البيئي الأرضي، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (Gao, 1996, p. 5):

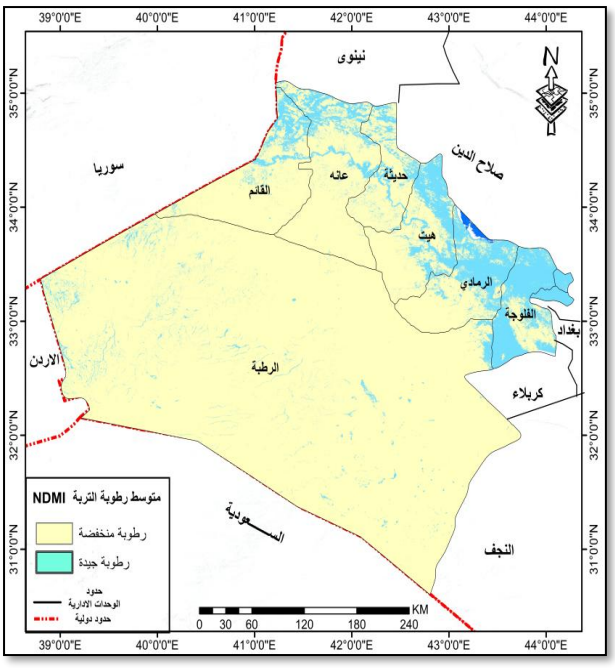
$$NDMI = \frac{NIR-SWIR}{NIR+SWIR}$$

تفسير المعادلة:

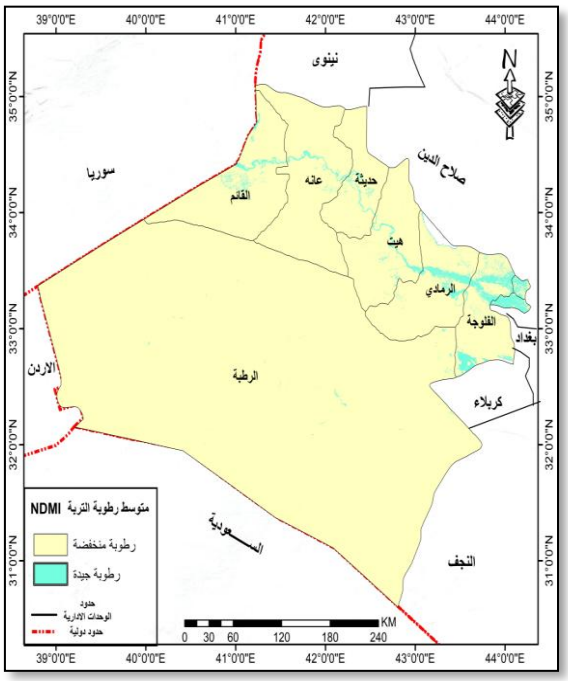
- NIR = الحزمة تحت الحمراء القريبة
- SWIR = الحزمة تحت الحمراء القصيرة

الجدول (3): متوسط رطوبة التربة NDMI في منطقة الدراسة لعامي 2015 و2025 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (4 و5) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

ت	التصنيف	المساحة % لعام 2015	المساحة % لعام 2025
1	رطوبة جيدة	17.45	2.40
2	رطوبة منخفضة	82.55	97.60



الخريطة 4: متوسط رطوبة التربة NDMI في منطقة الدراسة لعام 2015



الخريطة 5: متوسط رطوبة التربة NDMI في منطقة الدراسة لعام 2025

(المصدر: بالاعتماد على مؤشر NDMI ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يبين الجدول (3) والخريطة (4 و5) حدوث تراجع واضح في مستويات رطوبة التربة خلال مدة الدراسة، حيث انخفضت مساحة المناطق ذات الرطوبة الجيدة من (17.45%) عام 2015 إلى (2.40%) عام 2025، وفي المقابل ارتفعت مساحة المناطق ذات الرطوبة المنخفضة من (82.55%) إلى (97.60%)، وتشير هذه النتائج الى زيادة مستويات الجفاف وانخفاض المحتوى الرطوبي للتربة في أغلب أجزاء منطقة الدراسة، وهو ما ينعكس سلباً على الغطاء النباتي ويزيد من قابلية التربة للتعرية والتصحر، لذلك يعد انخفاض قيم مؤشر (NDMI) من العوامل الرئيسية التي تسهم في ارتفاع مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI) نتيجة تراجع الرطوبة وازدياد الإجهاد البيئي في منطقة الدراسة.

3. مؤشر المناطق العمرانية والتربة Normalized Difference Built-up and Soil Index:

يُعد مؤشر المناطق العمرانية والتربة (NDBSI) من المؤشرات الطيفية المستخدمة في الاستشعار عن بعد للكشف عن المناطق المبنية والتربة المكشوفة، إذ يعتمد على دمج مؤشر التربة المكشوفة (SI) ومؤشر المناطق العمرانية (IBI) للحصول على مؤشر يعبر عن مدى انكشاف سطح الأرض وهيمنة العمران والتربة العارية. ويستخدم هذا المؤشر في تمييز المناطق التي تعرضت لتراجع الغطاء النباتي أو التوسع العمراني، وفي تقييم التدهور البيئي الأرضي (LDI) يعد مؤشر NDBSI من المؤشرات المؤثرة في شدة التدهور (Yue et al., 2022, p. 5)، إذ تشير القيم المرتفعة الى زيادة التربة المكشوفة والتوسع العمراني، وهو ما يعكس ارتفاع مستوى التدهور البيئي، بينما تدل القيم المنخفضة على انتشار الغطاء النباتي أو زيادة الرطوبة وانخفاض مساحة الأراضي العارية، مما يدل إلى تحسن الحالة البيئية وانخفاض مستوى التدهور الأرضي، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (محمد وإبراهيم، 2025 ، ص 177- 184):

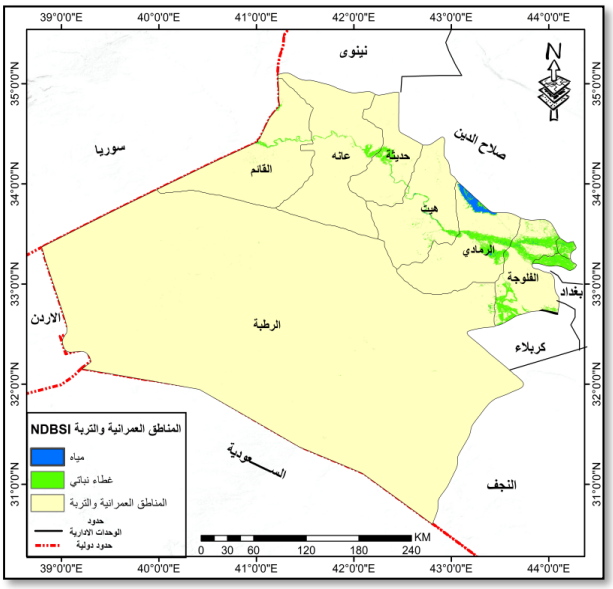
$$NDBSI = \frac{SI + IBI}{2}$$

تفسير المعادلة:

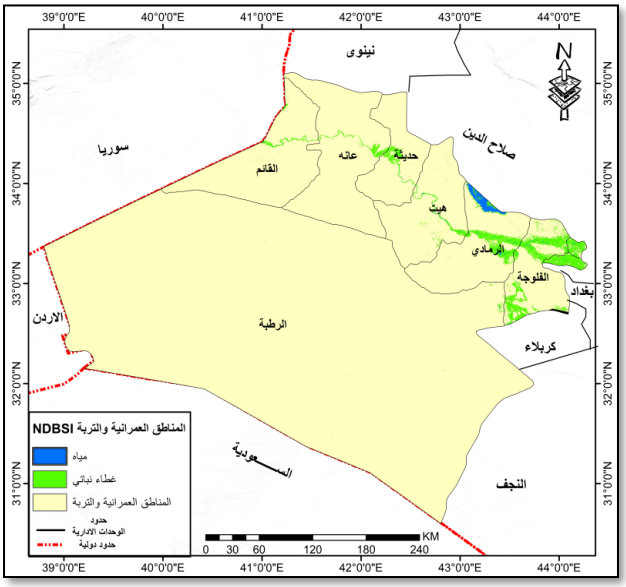
- SI = مؤشر التربة المكشوفة.
- IBI = مؤشر المناطق المبنية.
- 2 = المتوسط الحسابي للمؤشرين.

الجدول (4): متوسط المناطق العمرانية والتربة NDBSI في منطقة الدراسة لعامي 2015 و2025 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (6 و7) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

ت	التصنيف	المساحة % لعام 2015	المساحة % لعام 2025
1	مياه	0.29	0.33
2	غطاء نباتي	2.26	1.86
3	مناطق جرداء وعمران	97.45	97.80



الخريطة 6: متوسط المناطق العمرانية والتربة NDBSI في منطقة الدراسة لعام 2015



الخريطة 7: متوسط المناطق العمرانية والتربة NDBSI في منطقة الدراسة لعام 2025

(المصدر: بالاعتماد على مؤشر NDBSI ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يبين الجدول (4) والخرائط (6 و7) ان المناطق الجرداء والعمرانية شكلت النسبة الأكبر من مساحة منطقة الدراسة خلال عامي 2015 و2025، اذ ارتفعت مساحتها من (97.45%) الى (97.80%)، في حين انخفضت مساحة الغطاء النباتي من (2.26%) إلى (1.86%)، بينما سجلت المسطحات المائية ارتفاعاً طفيفاً من (0.29%) إلى (0.33%)، وتشير هذه النتائج إلى استمرار هيمنة الأراضي المكشوفة على منطقة الدراسة مع تراجع محدود في الغطاء النباتي، مما يعكس زيادة انكشاف سطح الأرض وارتفاع قابليته للتدهور، وهذا بدوره يؤثر بصورة مباشرة في ارتفاع قيم مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI)، لأن زيادة قيم مؤشر (NDBSI) ترتبط باتساع الأراضي العارية وتراجع الغطاء النباتي، مما يؤدي إلى ارتفاع درجة حرارة السطح وانخفاض كفاءة النظام البيئي واستمرار تفاقم التدهور البيئي.

4. مؤشر درجة حرارة سطح الأرض Land Surface Temperature:

يُعد مؤشر درجة حرارة سطح الأرض (LST) من المؤشرات الحرارية الرئيسية المستخرجة من بيانات الاستشعار عن بعد RS، إذ يعبر عن درجة حرارة سطح الأرض الناتجة عن تفاعل الإشعاع الشمسي مع مكونات الغطاء الأرضي، ويستخدم هذا المؤشر في دراسة التغيرات الحرارية، والكشف عن المناطق التي تعاني من الإجهاد الحراري أو الجفاف، فضلاً عن تقييم تأثير التوسع العمراني وتغير استخدامات الأرض، ومن أجل تقييم التدهور البيئي الأرضي (LDI) يمثل مؤشر LST واحد من أهم المؤشرات الدالة على الحالة البيئية، إذ تشير القيم المرتفعة إلى زيادة الحرارة السطحية وانخفاض الرطوبة وتراجع الغطاء النباتي، مما يعكس ارتفاع مستوى التدهور البيئي (Sobrino et al., 2004, pp. 434–440)، بينما تدل القيم المنخفضة على تحسن الظروف البيئية وارتفاع كثافة الغطاء النباتي وتوفر الرطوبة، وهو ما يدل إلى انخفاض مستوى التدهور البيئي الأرضي، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (Ibrahim et al., 2025, P.103 - 112):

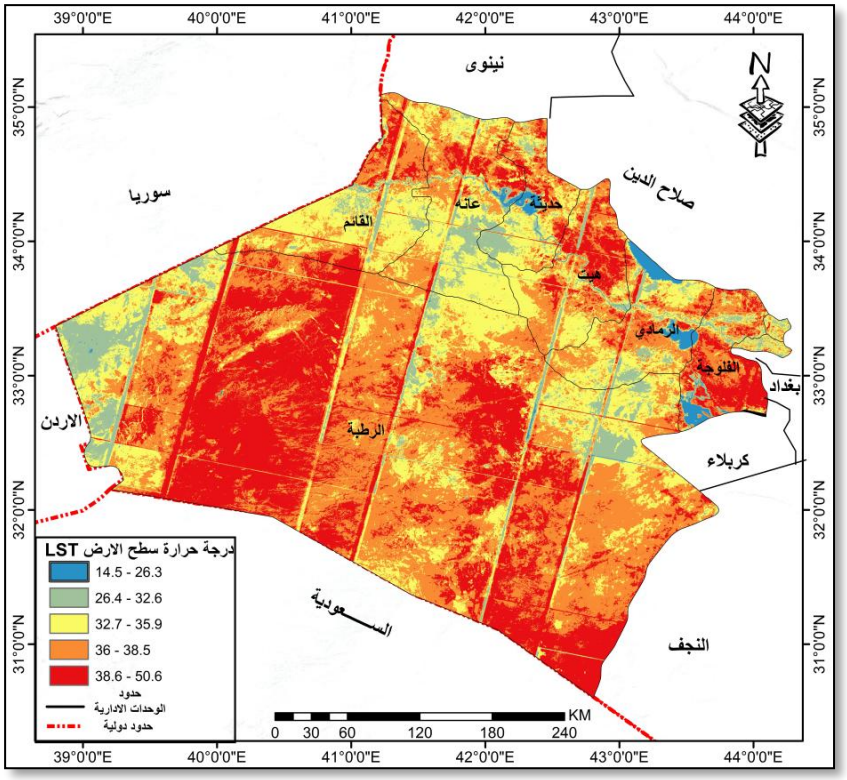
$$LST = \frac{BT}{1+\left(\frac{\lambda \times BT}{\rho}\right)\ln(\varepsilon)} - 273.15$$

تفسير الرموز:

- BT = درجة حرارة السطوع
- λ = طول الموجة الحرارية
- ρ = ثابت إشعاعي
- ε = الانبعاثية السطحية
- 273.15 للتحويل من كلفن إلى مئوي

الجدول (5): متوسط درجة حرارة سطح الارض LST في منطقة الدراسة لعام 2015 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (8) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

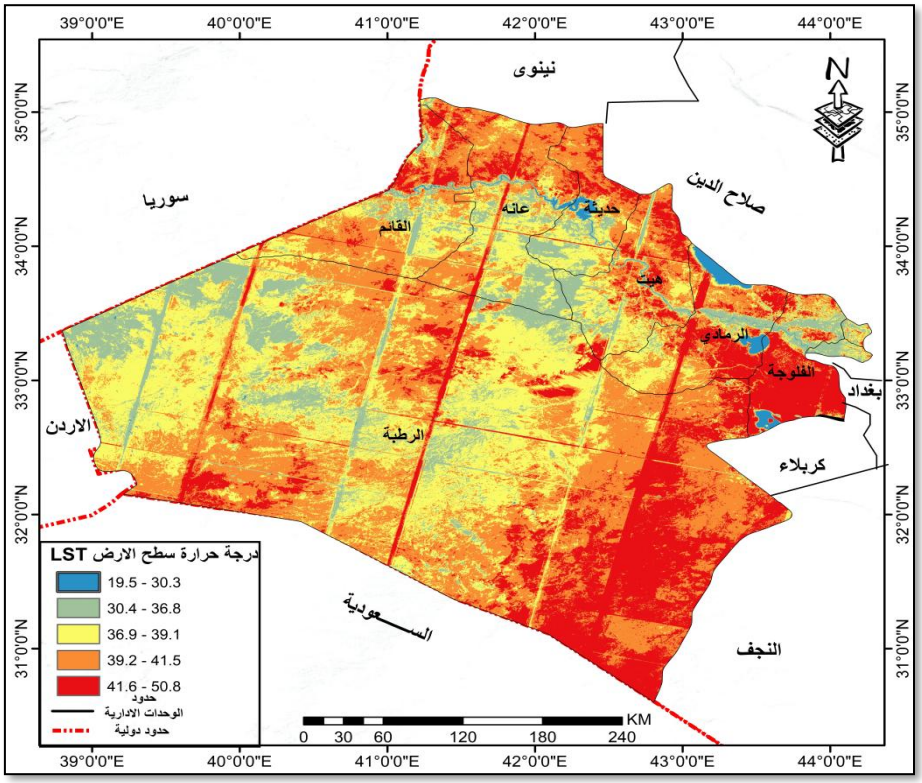
ت	درجة حرارة سطح الارض	المساحة % لعام 2015
1	26.3 - 14.5	1.05
2	32.6 - 26.4	7.58
3	35.9 - 32.7	24.65
4	38.5 - 36	38.60
5	50.6 - 38.6	28.13



الخريطة 8: متوسط درجة حرارة سطح الأرض LST في منطقة الدراسة لعام 2015 (المصدر: بالاعتماد على مؤشر LST ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

الجدول (6): متوسط درجة حرارة سطح الأرض LST في منطقة الدراسة لعام 2025 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (9) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

ت	درجة حرارة سطح الأرض	المساحة % لعام 2025
1	30.3 - 19.5	0.81
2	36.8 - 30.4	11.43
3	39.1 - 36.9	30.88
4	41.5 - 39.2	36.82
5	50.8 - 41.6	20.05



الخريطة 9: متوسط درجة حرارة سطح الأرض LST في منطقة الدراسة لعام 2025 (المصدر: بالاعتماد على مؤشر LST ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يتبين من الجدول (5) و(6) والخرائط (8 و9) حدوث تغير واضح في التوزيع المكاني لدرجة حرارة سطح الأرض بين عامي 2015 و2025، اذ انخفضت نسبة المناطق ذات درجات الحرارة المنخفضة من (1.05%) إلى (0.81%)، في حين ارتفعت نسبة الفئات الحرارية المتوسطة والعالية، إذ ازدادت مساحة الفئة (30.4–36.8°م) من (7.58%) إلى (11.43%)، والفئة (32.7–35.9°م/36.9–39.1°م) من (24.65%) إلى (30.88%). ورغم انخفاض مساحة أعلى فئة حرارية من (28.13%) إلى (20.05%)، فإن حدودها الحرارية ارتفعت من (38.6–50.6°م) إلى (41.6–50.8°م)، مما يشير الى انتقال معظم اجزاء منطقة الدراسة نحو درجات حرارة أعلى مقارنة بعام 2015، ويعكس هذا الارتفاع زيادة الإجهاد الحراري المرتبط بانخفاض الرطوبة واتساع الأراضي الجرداء، مما يسهم في رفع قيم مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI)، لأن ارتفاع درجة حرارة سطح الأرض يعد من أبرز المؤشرات الدالة على تدهور الحالة البيئية في المناطق الجافة وشبه الجافة.

5. مؤشر التدهور البيئي الارضي LDI:

يُعد مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI) من المؤشرات المركبة المستخدمة في تقييم الحالة البيئية لسطح الأرض، إذ يعتمد على دمج مجموعة من المؤشرات الطيفية والحرارية المستنبطة من بيانات الاستشعار عن بعد RS مثل مؤشر الغطاء النباتي (NDVI) ومؤشر رطوبة التربة (NDMI) ومؤشر المناطق المبنية والتربة المكشوفة (NDBSI) ومؤشر درجة حرارة سطح الأرض (LST) لإنتاج قيمة كمية تمثل مستوى التدهور البيئي في منطقة الدراسة، وأن الهدف من تطبيق هذا المؤشر هو تحديد التباين المكاني والزماني لدرجات التدهور، ورصد التغيرات التي تطرأ على البيئة، مما يوفر أساساً لتحديد المناطق الأكثر تدهوراً، والعمل على وضع الخطط اللازمة للحد من التدهور البيئي وتحقيق التنمية المستدامة، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (Xie et al., 2019, p. 4 - 9):

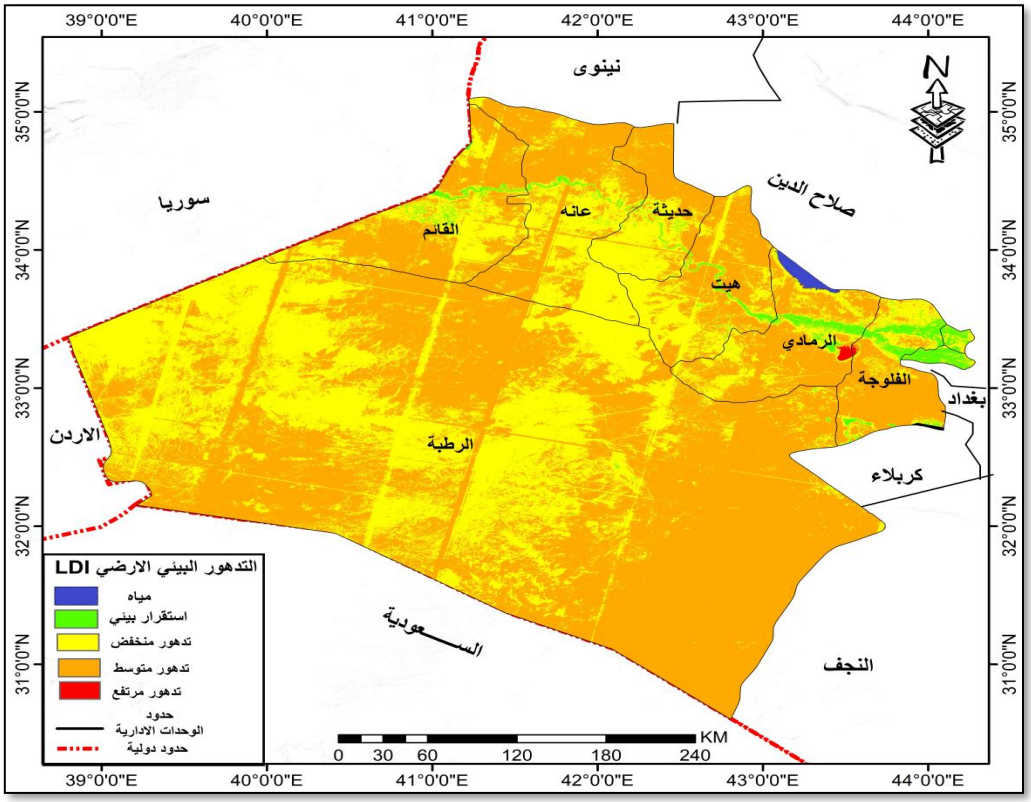
$$LDI = \frac{NDBSI+LST-NDVI-NDMI}{4}$$

تفسير المعادلة:

- NDVI يمثل الغطاء النباتي
- NDMI يمثل الرطوبة
- NDBSI يمثل التربة العارية والتدهور
- LST يمثل حرارة سطح الأرض

الجدول (7): متوسط التدهور البيئي الارضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2025 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (10) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

ت	التصنيف	المساحة %
1	مياه	0.24
1	استقرار بيئي	1.56
2	تدهور منخفض	37.32
3	تدهور متوسط	60.79
4	تدهور مرتفع	0.07



الخريطة 10: التدهور البيئي الارضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2025 (المصدر: بالاعتماد على المؤشرات (LST وNDVI وNDMI وNDBSI) ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يبين الجدول (7) والخريطة (10) أن التدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة خلال عام 2025 تركز بصورة رئيسة ضمن فئة التدهور المتوسط التي استحوذت على (60.79%) من مساحة منطقة الدراسة، تلتها فئة التدهور المنخفض بنسبة (37.32%)، في حين بلغت مساحة الاستقرار البيئي (1.56%)فقط، واقتصرت المسطحات المائية على (0.24%)، بينما سجل التدهور المرتفع أدنى نسبة بلغت (0.07%)، وتدل هذه النتائج إلى أن معظم أراضي منطقة الدراسة تعاني من درجات متفاوتة من التدهور البيئي، مع هيمنة التدهور المتوسط، وهو ما يعكس التأثير المشترك لارتفاع درجة حرارة سطح الأرض، وانخفاض رطوبة التربة، واتساع الأراضي الجرداء، وتراجع الغطاء النباتي، وتؤكد هذه النتائج أن الوضع البيئي في منطقة الدراسة يتطلب إجراءات لإدارة الموارد الطبيعية والحد من تفاقم التدهور البيئي مستقبلاً.

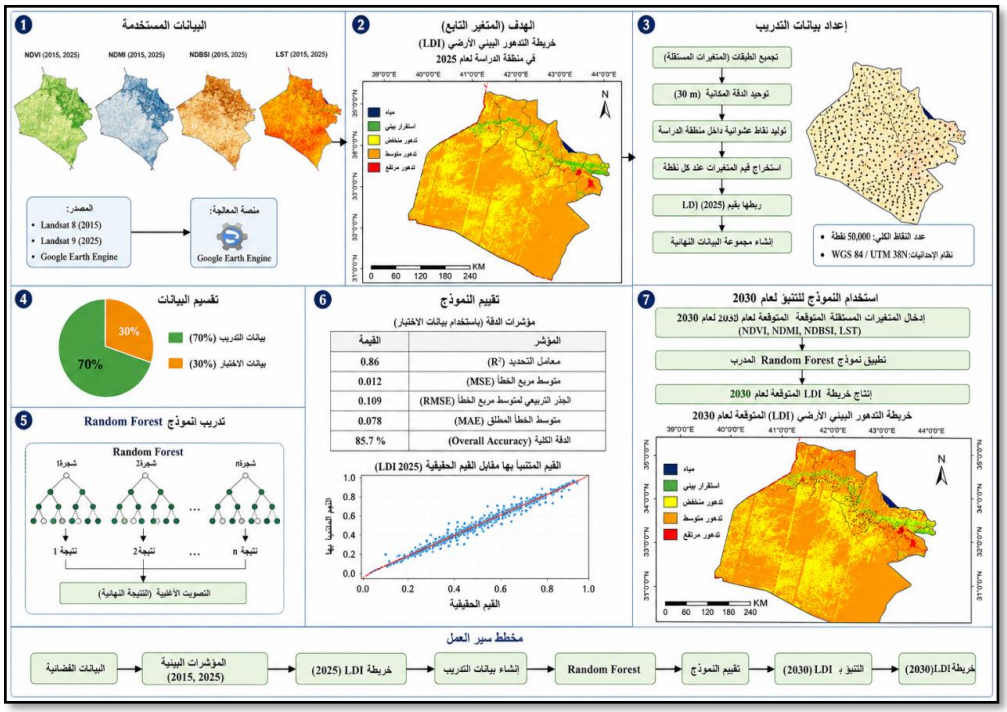
6. التنبؤ الخرائطي بالتدهور البيئي الارضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2030 باستخدام الذكاء الاصطناعي الجغرافي:

تم الاعتماد على الذكاء الاصطناعي الجغرافي وبالتحديد تعلم الآلة (Random Forest) من أجل التنبؤ بالتدهور الأرضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2030، من خلال المعادلة، والشكل (1) الذي يوضح آلية تدريب النموذج، وقد تم تطبيق المعادلة الآتية (Breiman, 2001, pp. 10–12):

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B} T_b(x)$$

حيث:

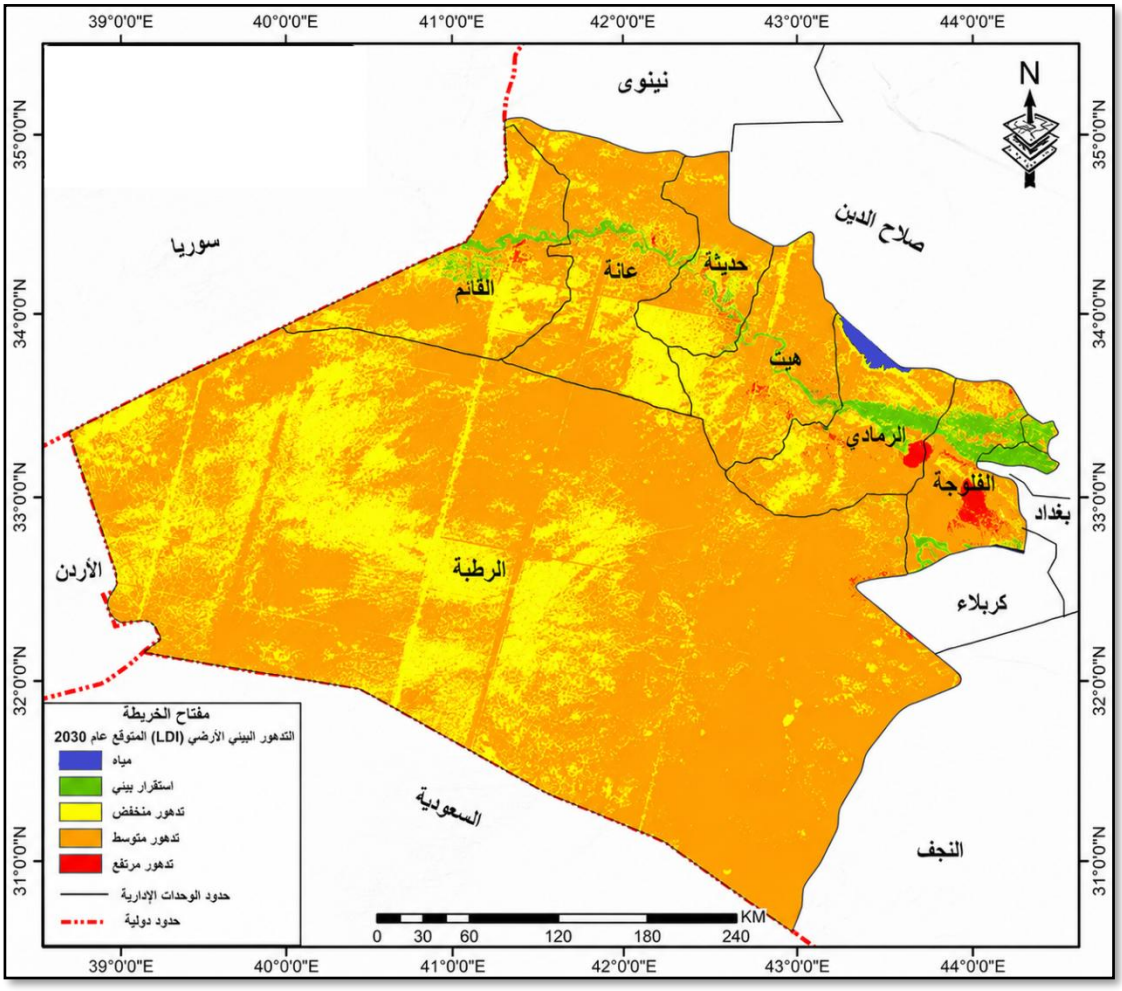
- $\hat{f}(x)$ القيمة المتنبأ بها.
- B عدد أشجار القرار.
- $T_b(x)$ قيمة التنبؤ الناتجة من الشجرة رقم b.



الشكل (1): آلية تدريب نموذج التدهور البيئي الأرضي LDI باستخدام تعلم الآلة (Random Forest) (المصدر: بالاعتماد على الذكاء الاصطناعي الجغرافي (Random Forest) ومنصة GEE)

الجدول (8): التنبؤ بالتدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2030 (المصدر: بالاعتماد على الخريطة (11) ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

ت	التصنيف	المساحة %
1	مياه	0.20
1	استقرار بيئي	1.10
2	تدهور منخفض	30.50
3	تدهور متوسط	66.90
4	تدهور مرتفع	1.30



الخريطة (11): التنبؤ بالتدهور البيئي الأرضي LDI في منطقة الدراسة لعام 2030 (المصدر: بالاعتماد على الذكاء الاصطناعي الجغرافي (Random Forest) ومنصة GEE ومخرجات برنامج Arc Gis Pro)

يبين الجدول (8) والخريطة (11) أن نتائج نموذج Random Forest تتوقع استمرار تدهور الحالة البيئية في منطقة الدراسة لعام 2030، إذ سترتفع مساحة التدهور المتوسط إلى (66.90%) مقارنة بعام 2025، في حين تنخفض مساحة التدهور المنخفض إلى (30.50%). كما تتراجع مناطق الاستقرار البيئي من (1.56%) إلى (1.10%)، وتنخفض المسطحات المائية إلى (0.20%)، مقابل ارتفاع مساحة التدهور المرتفع إلى (1.30%)، وأن هذه النتائج تدل إلى اتجاه عام نحو تفاقم التدهور البيئي الأرضي خلال السنوات المقبلة، نتيجة استمرار تأثير ارتفاع درجة حرارة سطح الأرض، وانخفاض رطوبة التربة،

واتساع الأراضي الجرداء، وهو ما يعزز انتقال أجزاء من المناطق ذات التدهور المنخفض إلى التدهور المتوسط والمرتفع، وتؤكد هذه التنبؤات أهمية تبني إجراءات لإدارة الموارد الطبيعية وتحسين الغطاء النباتي والحد من تدهور التربة، بما يسهم في تقليل حدة التدهور البيئي مستقبلاً.

الاستنتاجات

1. أظهرت نتائج الدراسة أن مؤشر التدهور البيئي الأرضي (LDI) في منطقة الدراسة خلال عام 2025 اتسم بسيادة فئة التدهور المتوسط التي بلغت 60.79% من مساحة منطقة الدراسة، مقابل 37.32% للتدهور المنخفض، مما يؤكد أن أغلب أراضي منطقة الدراسة تقع ضمن مستويات متوسطة من التدهور البيئي.
2. سجل مؤشر رطوبة التربة (NDMI) تراجعاً كبيراً خلال مدة الدراسة، إذ انخفضت مساحة المناطق ذات الرطوبة الجيدة من 17.45% عام 2015 إلى 2.40% عام 2025، في حين ارتفعت المناطق ذات الرطوبة المنخفضة إلى 97.60%، مما يشير إلى زيادة واضحة في الجفاف والإجهاد البيئي.
3. بينت نتائج مؤشر الغطاء النباتي (NDVI) استمرار هيمنة الأراضي الجرداء على منطقة الدراسة، إذ بلغت نسبتها 98.24% عام 2025، في مقابل غطاء نباتي محدود لم يتجاوز 1.37%، الأمر الذي أسهم في زيادة تعرض التربة للتدهور.
4. أظهرت نتائج التنبؤ باستخدام نموذج Random Forest ارتفاع مساحة التدهور المتوسط من 60.79% عام 2025 إلى 66.90% عام 2030، مع ارتفاع التدهور المرتفع من 0.07% إلى 1.30%، وهو ما يعكس اتجاهاً مستقبلياً نحو تفاقم التدهور البيئي في حال استمرار الظروف الحالية.
5. أثبت دمج مؤشرات NDVI وNDMIوNDBSI وLST ضمن مؤشر مركب للتدهور البيئي (LDI) كفاءة عالية في تمثيل التباين المكاني للحالة البيئية، إذ وفر أساساً علمياً لتحديد مناطق التدهور ورصد تغيراتها مكانياً وزمانيًا.
6. أظهرت الدراسة فاعلية التكامل بين تقنيات الاستشعار عن بعد ومنصة Google Earth Engine ونظم المعلومات الجغرافية والذكاء الاصطناعي الجغرافي في بناء نموذج مكاني قادر على تحليل التدهور البيئي وإنتاج خرائط حالية ومستقبلية بدقة مكانية مناسبة.

المقترحات

1. إعداد برنامج وطني للرصد المستمر للتدهور البيئي الأرضي في العراق بشكل عام ومنطقة الدراسة بشكل خاص بالاعتماد على بيانات الأقمار الصناعية ومنصة Google Earth Engine، مع تحديث الخرائط بصورة دورية.
2. تنفيذ مشاريع لإعادة تأهيل الأراضي المتدهورة من خلال التوسع في برامج التشجير واستزراع النباتات المحلية المقاومة للجفاف للحد من اتساع الأراضي الجرداء.
3. اعتماد تقنيات الحصاد المائي الحديثة ورفع كفاءة إدارة الموارد المائية لتحسين رطوبة التربة وتقليل آثار الجفاف في المناطق الأكثر تدهوراً.
4. توظيف نماذج الذكاء الاصطناعي الجغرافي، ولا سيما Random Forest وXGBoost وDeep Learning، في الدراسات المستقبلية لتحسين دقة التنبؤ بالتغيرات البيئية.
5. إنشاء قاعدة بيانات مكانية موحدة تجمع بيانات الاستشعار عن بعد والبيانات المناخية والهيدرولوجية والجيومورفولوجية لدعم اتخاذ القرار البيئي في محافظة الأنبار.
6. توسيع الدراسات المستقبلية لتشمل مؤشرات بيئية إضافية مثل التصحر، وانجراف التربة، وجودة الغطاء الأرضي، وربطها بالتغيرات المناخية لإنتاج نماذج تقييم أكثر شمولًا.

المصادر

1. 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. https://doi.org/10.3390/rs6109552
2. Xie, Z., Phinn, S. R., Game, E. T., Pannell, D. J., Hobbs, R. J., Briggs, P. R., & McDonald-Madden, E. (2019). Using Landsat observations (1988–2017) and Google Earth Engine to detect vegetation cover changes in rangelands: A first step towards identifying degraded lands for conservation. Remote Sensing of Environment, 232, 111317. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111317
3. Ibrahim, S. T., Sheet, H. H., & Muhammed, F. H. (2025). Modeling Vegetation Cover Maps Affecting Land Surface Temperature in Erbil City Using Remote Sensing. Tikrit Journal for Agricultural Sciences, 25(4), 101-116.
4. Gao, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, 58(3), 257–266. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3
5. Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment, 8(2), 127–150. https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0
6. Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324
7. U.S. Geological Survey. (2021). Landsat 8-9 Operational Land Imager (OLI)–Thermal Infrared Sensor (TIRS) Collection 2 Level-2 science products. U.S. Geological Survey.
8. Jain, A. K., Nandakumar, K., & Ross, A. (2005). Score normalization in multimodal biometric systems. Pattern Recognition, 38(12), 2270–2285. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2005.01.012
9. Xu, H. (2013). A remote sensing index for assessment of regional ecological changes. China Environmental Science, 33(5), 889–897
10. Wessels, K. J., Prince, S. D., Frost, P. E., & van Zyl, D. (2004). Assessing the effects of human-induced land degradation in the former homelands of northern South Africa with a 1 km AVHRR NDVI time-series. Remote Sensing of Environment, 91(1), 47–67. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.005
11. Wilson, E. H., & Sader, S. A. (2002). Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. Remote Sensing of Environment, 80(3), 385–396.
12. Yue, H., Liu, Y., Li, Y., & Lu, Y. (2022). Ecological assessment based on remote sensing ecological index: A case study of the “Three-Lake” Basin in Yuxi City, Yunnan Province, China. Sustainability, 14(18), 11554. https://doi.org/10.3390/su141811554
13. Sobrino, J. A., Jiménez-Muñoz, J. C., & Paolini, L. (2004). Land surface temperature

retrieval from LANDSAT TM 5. Remote Sensing of Environment, 90(4), 434–440. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003

14. اوس علي محمد، & سعد ثامر إبراهيم. (2025). استخدام الذكاء الاصطناعي في نمذجة خرائط التدهور البيئي لمحافظة صلاح الدين. Journal of Al-farahidi's Arts, 10(1), 172-204.

15. سعد ثامر ابراهيم. (2026). مشكلات تمثيل خرائط خطوط تساوي المطر في قضاء المسيب وطرائق معالجتها باستخدام نظم المعلومات الجغرافية. Journal of College of Education, 63(1), 331-350.

16. وزارة الموارد المائية، الهيئة العامة للمساحة خريطة العراق الإدارية، مقياس 1: 1000000 لسنة 2010.