

التكامل بين نموذج RUSLE والذكاء الاصطناعي في تقييم التعرية المائية (أحواض كربلاء عرعر غرب العراق أنموذجاً)

أ.د. رقية احمد محمد أمين
قسم الجغرافية ونظم المعلومات الجغرافية، كلية الآداب، الجامعة العراقية، العراق
البريد الالكتروني: Ruqaya_Mohamed@aliraqia.edu.iq

مصطفى عامر سهيل ممتاز
قسم الجغرافية ونظم المعلومات الجغرافية، كلية الآداب، الجامعة العراقية، العراق
البريد الالكتروني: mustafa.a.suhail@aliraqia.edu.iq

حارث عباس علي
قسم الجغرافية ونظم المعلومات الجغرافية، كلية الآداب، الجامعة العراقية، العراق
البريد الالكتروني: harth.a.ali@aliraqia.edu.iq

الملخص

يهدف هذا البحث إلى تقييم التعرية المائية في خمسة أحواض مائية غرب كربلاء باتجاه عرعر، باستخدام نموذج RUSLE المدعوم ببيئة نظم المعلومات الجغرافية (GIS) ومعطيات الاستشعار عن بعد والذكاء الاصطناعي، وحساب عوامل النموذج (R، K، LS، C، P) باستخدام أدوات تحليل رقمي، واعتمدت الدراسة على صور Sentinel-2 لاشتقاق مؤشر NDVI، وتوظيف خوارزمية Random Forest لتحسين تقدير عامل الغطاء النباتي (C) وتطوير نموذج تنبؤي.

أظهرت النتائج أن وادي حمير يُعد الأكثر عرضة للتعرية (333.69 طن/كم²/سنة)، بينما سجّل وادي أبو غار أدنى كثافة. كما بينت تجربة التنبؤ أن دقة نموذج RUSLE تتحسن باستخدام بيانات اصطناعية موزعة وتطبيق خوارزميات تعلم الآلة، إذ بلغ معامل التحديد $R^2 = 0.63$ ، يوصي البحث بتطبيق ممارسات حماية فعالة في الأحواض الخطرة، واعتماد مراقبة دورية للغطاء النباتي باستخدام Sentinel-2 و Google Earth Engine. يبرهن البحث على أن التكامل بين النماذج الرياضية والذكاء الاصطناعي يُعزز دقة تقدير التعرية ويدعم خطط إدارة الموارد البيئية.

الكلمات المفتاحية: التعرية المائية، نموذج RUSLE، الذكاء الاصطناعي، نظم المعلومات الجغرافية (GIS).

Integrating the RUSLE Model and AI in Water Erosion Assessment (A Case Study of the Karbala–Arar Watersheds in Western Iraq)

Prof. Dr. Ruqaya Ahmed Mohammed Amin

Department of Geography and Geographic Information Systems, College of Arts,
University of Al-Iraqia, Iraq
Email: Ruqaya_Mohamed@aliraqia.edu.iq

Mustafa Amer Suhail Mumtaz

Department of Geography and Geographic Information Systems, College of Arts,
University of Al-Iraqia, Iraq
Email: mustafa.a.suhail@aliraqia.edu.iq

Harth Abbas Ali Najam

Department of Geography and Geographic Information Systems, College of Arts,
University of Al-Iraqia, Iraq
Email: harth.a.ali@aliraqia.edu.iq

ABSTRACT

This study aims to assess water erosion across five watersheds in western Karbala toward Arar using the RUSLE model supported by GIS, remote sensing data, and artificial intelligence tools. The five RUSLE factors (R, K, LS, C, P) were calculated using digital analysis, and Sentinel-2 imagery was used to extract NDVI. The Random Forest algorithm was applied to improve the estimation of the cover factor (C) and to develop a predictive model for erosion density.

Results showed that Wadi Hamir is the most erosion-prone basin (333.69 tons/km²/year), while Wadi Abu Ghar recorded the lowest density. The predictive modeling experiment demonstrated that RUSLE accuracy improves significantly with the use of synthetically generated data and machine learning algorithms, reaching an R² value of 0.63.

The study recommends implementing effective soil conservation practices in high-risk watersheds and adopting routine NDVI monitoring via Sentinel-2 and Google Earth Engine. The findings confirm that integrating deterministic models with artificial intelligence enhances erosion assessment accuracy and supports environmental resource management planning.

Keywords: Water Erosion, RUSLE Model, Artificial Intelligence, GIS.

1. المقدمة:

تُعد التعرية المائية إحدى أبرز العمليات الجيومورفولوجية التي تُسهم بشكل مباشر في تدهور الأراضي الزراعية وتراجع جودة التربة وتفاقم مشكلات التصحر، لا سيما في البيئات الجافة وشبه الجافة كمنطقة غرب العراق، ومع ازدياد الضغوط المناخية والبشرية بات من الضروري توظيف أدوات علمية دقيقة لرصد معدلات فقدان السنوي للتربة وتحديد المناطق المعرضة للخطر، من أجل بناء استراتيجيات فعالة لإدارة الموارد الطبيعية والحفاظ عليها، ينطلق هذا البحث من تطبيق نموذج (RUSLE (Revised Universal Soil Loss Equation كأداة كمية لرصد وتقييم التعرية المائية، مدعوماً بنظم المعلومات الجغرافية (GIS) وتقنيات الاستشعار عن بعد، مع دمج معطيات الذكاء الاصطناعي لتحسين دقة التحليل المكاني والزمني لعوامل التعرية، خاصة عامل الغطاء النباتي واستخدام الأرض.

يهدف البحث إلى دعم أهداف التنمية المستدامة، خصوصاً الهدف (15) المعني بالحفاظ على النظم البيئية البرية، من خلال تقديم قاعدة بيانات مكانية تسهم في رسم سياسات حماية التربة ومكافحة التدهور البيئي. كما يعكس توظيف الذكاء الاصطناعي في هذا السياق نقلة نوعية نحو دمج التقنيات الذكية في مراقبة الموارد الطبيعية، وتحسين كفاءة التخطيط البيئي في مواجهة تحديات التغير المناخي والضغط السكاني في المناطق الهشة بيئياً.

- مشكلة البحث:

تُعاني مناطق غرب العراق، وبخاصة الأحواض الواقعة بين كربلاء وعرعر، من تزايد معدلات التعرية المائية الناتجة عن العوامل المناخية والتضاريسية وضعف الغطاء النباتي وغياب ممارسات الحماية الفعالة، ما يؤدي إلى فقدان كميات كبيرة من التربة سنوياً، ويهدد سلامة الأراضي الزراعية والبنية التحتية. وتبرز المشكلة في غياب التقدير الكمي والمكاني الدقيق لمخاطر التعرية في هذه المنطقة الواسعة، في ظل نقص قواعد البيانات البيئية واستخدام الطرق التقليدية في التقييم، مما يعرقل رسم سياسات فاعلة للتخفيف من آثار التدهور البيئي.

- فرضية البحث:

يمكن من خلال تطبيق نموذج RUSLE، ودعم معطياته ببيانات الذكاء الاصطناعي وتقنيات GIS، الوصول إلى تقدير مكاني دقيق للتعرية المائية في أحواض غرب كربلاء-عرعر، بما يسمح بتحديد مناطق الخطورة البيئية وتوجيه ممارسات الحماية على أسس علمية، بما يساهم في تحقيق إدارة مستدامة للأراضي المعرضة للانجراف.

- هدف البحث:

يهدف هذا البحث إلى تحليل التعرية المائية في أحواض غرب كربلاء باتجاه الحدود العراقية-السعودية، باستخدام نموذج RUSLE وتقنيات الذكاء الاصطناعي ضمن بيئة نظم المعلومات الجغرافية، من أجل:

- تقدير كمية الفقد السنوي للتربة وتحديد شدة التعرية مكانياً.
- تصنيف الأحواض بحسب درجات الخطورة البيئية.
- دعم خطط التنمية المستدامة عبر توجيه ممارسات الحماية وتنشيط التربة.
- إظهار دور التكامل بين الذكاء الاصطناعي والنماذج الجغرافية في تحسين كفاءة تقييم التعرية.

- أهمية البحث:

تتبع أهمية هذا البحث من كونه يُسهم في سد فجوة معرفية تتعلق بفهم التوزيع المكاني والزمني لمخاطر التعرية المائية في منطقة جغرافية واسعة وحيوية تقع بين كربلاء وعرعر، والتي لم تحظ سابقاً بدراسات تحليلية متكاملة تعتمد على أدوات رقمية حديثة، كما يكمن تميز البحث في دمج نموذج RUSLE الكمي مع معطيات الذكاء الاصطناعي وتقنيات الاستشعار عن بعد ونظم المعلومات الجغرافية، مما يعزز من دقة النتائج ويُسهّل اتخاذ قرارات بيئية مبنية على بيانات علمية، ويمثل هذا التوجه خطوة متقدمة نحو تحقيق الإدارة المستدامة للموارد الطبيعية، من خلال تحديد الأحواض الأكثر هشاشة، واقتراح استراتيجيات وقائية تتماشى مع أهداف التنمية المستدامة، خاصة الهدف (15) المعني بحماية النظم البيئية البرية والتربة، كما يمكن الاعتماد على مخرجات البحث في دعم التخطيط الإقليمي، وتقليل كلفة الصيانة للبنى التحتية المعرضة للانجرافات، وبالتالي تحقيق منافع اقتصادية وبيئية طويلة الأمد.

– منهجية البحث:

يعتمد هذا البحث على المنهج التحليلي الكمي المكاني، الذي يُعنى بدراسة العلاقات بين العوامل الطبيعية والبيئية التي تؤثر في معدلات التعرية المائية، وتفسير توزيعها الجغرافي في إطار نظري وتطبيقي. وقد تم توظيف هذا المنهج من خلال نمذجة كمية باستخدام معادلة RUSLE وتحليل مكاني باستخدام نظم المعلومات الجغرافية (GIS).

2. الأساليب المتبعة:

التحليل المكاني: (Spatial Analysis) لتحديد أنماط التوزيع الجغرافي للتعرية ضمن أحواض الدراسة، والتحليل الكمي: (Quantitative Modeling) لحساب القيم العددية لعوامل RUSLE وتحويلها إلى خرائط رقمية، فضلاً عن الاستنتاج المقارن: (Comparative Inference) بين الأحواض من حيث شدة التعرية وتأثير العوامل المختلفة.

– اما الوسائل والبيانات فشملت على :

- بيانات مناخية (هطول سنوي) من محطات الأرصاد أو الأقمار الصناعية للمدة 1990-2024
- بيانات التربة من الخرائط الطبوغرافية والدراسات الميدانية.
- بيانات استخدامات الأرض والغطاء النباتي من صور الأقمار الصناعية Sentinel-2 (Landsat).
- نموذج الارتفاع الرقمي (DEM) بدقة 30 متر لاشتقاق معامل الانحدار والطول.

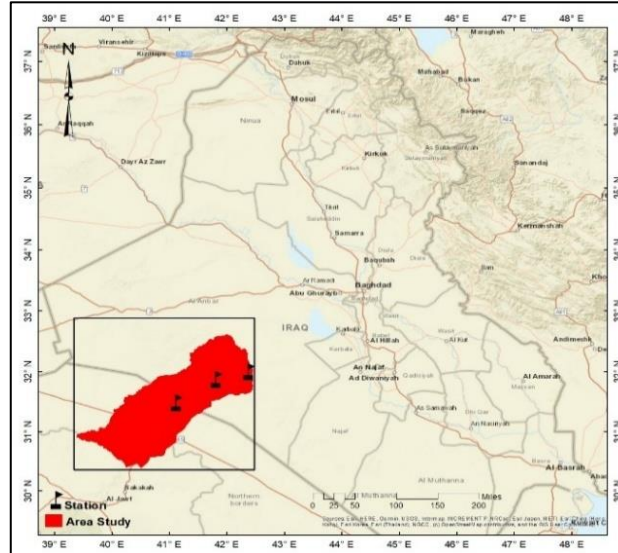
– والأدوات والتقنيات تضمنت:

- برامج: GIS (ArcGIS 10.8) لحساب وتكامل عوامل RUSLE وإنشاء الخرائط التحليلية.
- برنامج ERDAS Imagine و QGIS لتحليل الصور الفضائية ومعالجة البيانات الطيفية.
- خوارزميات الذكاء الاصطناعي مثل NDVI باستخدام Python أو Google Earth Engine لاشتقاق الغطاء النباتي وتقدير عامل C بدقة.
- الجداول الإحصائية والنماذج التجريبية: لحساب عوامل التربة والانحدار وممارسات الحماية. (K, LS, P)، تُشكل هذه المنهجية إطاراً علمياً متكاملًا يسمح بفهم عميق لتوزيع التعرية المائية في المنطقة المدروسة، وتحديد أولويات المعالجة البيئية.

3. حدود منطقة البحث

تقع منطقة الدراسة ضمن المنطقة الحدودية الجنوبية الغربية من العراق، وتضم خمسة أحواض رئيسية وهي: وادي عرعر، وادي أبو غار، وادي حمير، وادي العنز، ووادي الحفي. وتمتد المنطقة على مساحة تبلغ حوالي 28,385 كم²، وتتصف بكونها منبسطة في معظمها مع تدرجات تضاريسية محلية. تمر من خلالها طرق دولية حيوية، وتُشكل بيئة مثالية لرصد تفاعل العوامل الطبيعية مع البنى المائية المنفذة فعلياً. كما انها تمتد فلكياً بين خطي طول 38° 42' و 36° 39' شرقاً؛ ودائرتي عرض 16° 32' و 12° 30' شمالاً، وكما موضح ذلك في خريطة (1).

خريطة (1) الموقع الجغرافي والفلكي للمنطقة



المصدر: الهيئة العامة للمساحة خريطة العراق بمقياس 1/1000000 وباستخدام برنامج 10.8 arc map.

4. الدراسات السابقة:

1. Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning. USDA Agricultural Handbook No. 537.
طُورت في هذه الدراسة المعادلة الأصلية USLE لتقدير التعرية الناتجة عن سقوط الأمطار والجريان السطحي، وتُعد المرجع الأساسي الذي بُني عليه نموذج RUSLE لاحقاً. تُعد هذه الدراسة حجر الأساس النظري الذي تستند إليه الدراسة الحالية في تطبيق نموذج التعرية.
2. Renard, K. G., Foster, G. R., Weesies, G. A., McCool, D. K., & Yoder, D. C. (1997). Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). USDA, Agriculture Handbook No. 703.
قدمت هذه الدراسة النموذج المعدل RUSLE، وأضافت عوامل ديناميكية جديدة تتعلق باستخدام الأرض والغطاء النباتي. وهي المصدر العلمي الرئيس المعتمد في هذه الدراسة وتُشكل العمود الفقري للتحليل الكمي المستخدم.
3. Panagos, P., et al. (2015). The new assessment of soil loss by water erosion in Europe. Environmental Science & Policy, 54, 438–447.
اعتمدت الدراسة على تطبيق RUSLE في نطاق واسع ضمن دول الاتحاد الأوروبي، مستفيدة من بيانات GIS والاستشعار عن بعد. تُعد منهجياً ذات صلة من حيث آلية التحليل، إلا أنها لا توظف الذكاء الاصطناعي كما في الدراسة الحالية.
4. Sharma, H. S., et al. (2018). Soil erosion modeling using artificial neural network and RUSLE model in GIS. Environmental Earth Sciences, 77(1), 18.
دمجت هذه الدراسة الشبكات العصبية الاصطناعية مع نموذج RUSLE في بيئة نظم المعلومات الجغرافية، مما حسن دقة التنبؤ بالتعرية. تُعد من الدراسات المتقدمة جداً في ربط الذكاء الاصطناعي بالنموذج، وتشابهها مع هذه الدراسة مرتفع.
5. Al Obaidy, A. H., & Al-Maliky, S. K. (2019). Assessment of soil erosion in the western desert of Iraq using RUSLE and GIS. Journal of Geography and Regional Planning, 12(4), 66–75.

أجرت هذه الدراسة تطبيقاً ميدانياً لنموذج RUSLE في مناطق غرب العراق باستخدام بيانات مكانية وخرائط رقمية. تتقاطع جغرافياً ومنهجياً مع الدراسة الحالية، لكنها لم تدمج الذكاء الاصطناعي في النمذجة.

6. Abd Elbasit, M. A., et al. (2020). Soil erosion estimation using Sentinel-2 data and RUSLE model. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 18, 100294.

استُخدمت بيانات Sentinel-2 لتحسين تقديرات التعرية عبر RUSLE، ضمن بيئة تحليل مكاني. تُعد مرجعاً داعماً لمنهجية الاستشعار عن بعد، رغم افتقارها لتطبيقات الذكاء الاصطناعي.

7. Khosravi, K., et al. (2021). A comparative assessment of intelligent models for soil erosion prediction. Science of The Total Environment, 789, 148124.

قارنت هذه الدراسة بين نماذج ذكية (مثل SVM و Random Forest) ونموذج RUSLE لتحديد أفضل تقنيات توقع التعرية. تُعد وثيقة الصلة من حيث دمج الذكاء الاصطناعي مباشرة مع RUSLE.

8. Ali, M. K. (2022). تقدير عامل الغطاء النباتي باستخدام NDVI ونظم الذكاء الاصطناعي. مجلة ديالى للعلوم الزراعية، 14(1)، 77-95.

طبقت الدراسة تقنيات الذكاء الاصطناعي لتحليل مؤشر NDVI وتقدير عامل الغطاء النباتي (C) ضمن نموذج RUSLE في العراق. تُعد دراسة متطابقة مع هذه الدراسة من حيث المنهج والموقع الجغرافي.

9. Al-Rubaie, A. I., & Khalaf, R. S. (2023). Soil erosion assessment in Horan Valley, Iraq using RUSLE2 and GIS techniques. Arabian Journal of Geosciences, 16(3), 315.

اعتمدت الدراسة على نسخة RUSLE2 المحدث لتقييم التعرية في أحد الأحواض العراقية، معتمدة على تحليل GIS دقيق. تقارب كبير من حيث الطبيعة المكانية ومنهج التقييم، مع غياب واضح لاستخدام الذكاء الاصطناعي.

10. Rahman, M. M., et al. (2024). Integrating machine learning with RUSLE for enhanced soil erosion modeling under climate change scenarios. Environmental Modelling & Software, 170, 105578.

دمجت الدراسة خوارزميات تعلم الآلة مع نموذج RUSLE لتقديم تنبؤات مكانية دقيقة في ظل سيناريوهات تغير المناخ. تُعد من أقوى الدراسات العالمية الحديثة التي تجمع بين RUSLE والذكاء الاصطناعي وتخدم التوجه المستقبلي لهذه الدراسة.

5. منطقة البحث طبيعياً:

تقع منطقة الدراسة في الجزء الجنوبي الغربي من العراق وتمتد بين كربلاء وعرعر على مساحة تبلغ 28,385 كم²، وتضم خمسة أحواض رئيسية هي: وادي عرعر، وادي أبو غار، وادي حمير، وادي العنز، ووادي الحفي. تمتاز المنطقة بتضاريس منبسطة في الغالب، يتراوح ارتفاعها بين 277م في كربلاء و966م عند الحدود مع السعودية، مما يجعل الانحدارات فيها بسيطة بنسبة 98.6%، واتجاه الجريان يميل جنوباً وجنوب شرق. جيولوجياً، تغطي تكوينات العصر الرباعي السطح بنسبة 75.8% (تكوين أم أرضمة)، إلى جانب وجود مراوح فيضية (9.6%)، وتكوينات كربوناتيّة كالدمام والزهرة. الترب المسيطرة هي الترب الكلسية بنسبة 91.3%، مما يعكس بيئة جافة. مناخياً، تُظهر المنطقة صفات مناخ شبه جاف بمتوسط أمطار سنوي لا يتجاوز 88ملم في أفضل حالاته، ومعدل تبخر سنوي يصل إلى 392ملم في شهور الذروة، مع سطوع شمسي يومي يصل إلى 12 ساعة في تموز، وسرعة رياح معتدلة بمتوسط سنوي يبلغ 3.8م/ثا. الغطاء النباتي ضعيف ومتناثر، يتمثل في نباتات صحراوية مثل العاقول والشبّح والرغل، وتُسجل معظم أجزاء المنطقة قيماً منخفضة لمؤشر NDVI (0.19)، مما يعكس ندرة الغطاء الأخضر. هذه الخصائص تجعل المنطقة عرضة للتعرية، خاصة في ظل غياب ممارسات الحماية (P = 1) في معظم الأجزاء الجدولين (1)(2).

جدول (1) معدل مجموع الأمطار الشهرية (مم) في المحطات المختارة للمدة (1990-2024)

المحطات	أب	أغسطس	سبتمبر	أكتوبر	نوفمبر	ديسمبر	يناير	فبراير	مارس	أبريل
عرعر	4.24	87.22	176.46	144.68	126.93	188.68	210.88	121.34	0.21	88.4
وسط الحوض	3.03	120.9	163.12	191.68	157.49	122.32	127.51	96.4	0.54	81.9
اسفل الحوض	2.73	70.12	94.05	77.69	187.5	126.79	156.96	127.93	1.75	70.5

المصدر: بالاعتماد على بيانات الموقع الجغرافي للمحطات المناخية المعتمدة في الدراسة،
<https://cds.climate.copernicus.eu>، <https://power.larc.nasa.gov>

الجدول (2) المعدلات الشهرية والسنوية لدرجة الحرارة (م) للمدة (1990-2024)

المحطة	عرعر			وسط المنطقة			أسفل الأودية		
	الحرارة الاعتيادية	الدنيا	العظمى	الحرارة الاعتيادية	الدنيا	العظمى	الحرارة الاعتيادية	الدنيا	العظمى
ك2	7.6	-2.4	21.4	7.9	-2.0	20.6	8.4	-0.88	20.3
شباط	9.8	-1.2	24.9	10.2	-0.5	24.1	10.9	0.82	24.1
أذار	14.6	2.8	30.8	15.0	3.5	30.7	15.8	5.03	30.9
نيسان	20.7	7.5	36.6	21.3	8.6	37.1	22.3	10.44	37.8
مايس	26.8	13.7	40.9	27.6	15.0	42.1	28.7	17.19	43.0
حزيران	31.1	19.2	43.2	32.0	21.0	44.7	33.2	23.22	45.7
تموز	33.3	22.3	44.7	34.2	24.0	46.0	35.5	26.02	46.8
أب	33.3	22.2	45.0	34.1	23.8	46.2	35.3	25.89	47.0
أيلول	29.5	18.3	42.6	30.3	19.8	43.4	31.3	21.08	44.2
ت1	23.7	12.1	37.5	24.3	13.2	38.2	25.2	14.88	39.0
ت2	15.0	4.1	29.6	15.5	4.8	29.4	16.1	6.08	29.9
ك1	9.4	-0.3	22.9	9.7	-0.2	22.0	10.2	0.77	22.0
المعدل	21.3	-3.3	35.0	21.9	-2.9	35.4	22.8	12.54	35.9

المصدر: بالاعتماد على بيانات الموقع الجغرافي للمحطات المناخية المعتمدة في الدراسة،
<https://cds.climate.copernicus.eu>، <https://power.larc.nasa.gov>

6. العلاقة بين الذكاء الاصطناعي وتطبيق نموذج RUSLE في تقييم التعرية

يُعد نموذج RUSLE (Revised Universal Soil Loss Equation) من أكثر النماذج الرياضية استخدامًا في تقدير معدلات التعرية المائية على المستويين المحلي والإقليمي، حيث يعتمد على خمسة عوامل رئيسية: شدة المطر (R)، قابلية التربة للتعرية (K)، عامل الطول والانحدار (LS)، عامل الغطاء النباتي واستخدام الأرض (C)، وعامل ممارسات الحماية (P). ورغم دقة المعادلة من الناحية النظرية، إلا أن تطبيقها الميداني والمكاني يواجه تحديات كبيرة تتعلق بالحصول على بيانات دقيقة ومحدثة، خاصة بالنسبة للعوامل الديناميكية مثل الغطاء النباتي واستخدامات الأرض، والتي تتغير بفعل المناخ والنشاط البشري.

في هذا السياق، يُسهم الذكاء الاصطناعي بدور حاسم في تعزيز كفاءة نموذج RUSLE دون أن يحلّ محله، حيث يُوظف كأداة داعمة لرفع دقة بعض مكوناته، لا سيما في تحليل ومعالجة البيانات المكانية المستخرجة من صور الأقمار الصناعية. فعلى سبيل المثال، تم في هذه الدراسة استخدام الذكاء الاصطناعي لتحليل مؤشر الغطاء النباتي NDVI المشتق من صور Sentinel-2، باستخدام بيئة Google Earth Engine وخوارزميات معالجة رقمية

مطورة بلغة Python ، وذلك بهدف استخراج خرائط عالية الدقة لعامل الغطاء النباتي (C) هذا العامل يُعد من أكثر مكونات المعادلة حساسية للتغيرات الزمانية والمكانية، ويؤثر بشكل مباشر على نتائج تقدير التعرية.

علاوة على ذلك، يمكن للذكاء الاصطناعي أن يُسهم في تمثيل عامل استخدام الأرض بطريقة أكثر واقعية، من خلال تقنيات التصنيف الذكي للصور الفضائية) مثل Support Vector Machine أو (Random Forest ، كما يمكن أن يُستخدم لتحسين تقدير عامل ممارسات الحماية (P) عند توفر صور زمنية لسلوكيات الزراعة أو الإنشاءات الهندسية.

وعليه، فإن العلاقة بين نموذج RUSLE والذكاء الاصطناعي ليست علاقة استبدالية، بل تكاملية، حيث يمثل RUSLE الإطار الرياضي الصارم، ويقوم الذكاء الاصطناعي بدعم دقة بعض مدخلاته وتحديثها باستمرار اعتماداً على مصادر بيانات حديثة ومتعددة. هذا التكامل يعكس نقلة نوعية في مجال النمذجة الجغرافية، ويُسهم في إنتاج خرائط أكثر واقعية للتعرية، تدعم التخطيط البيئي والاستدامة، وتوفر قاعدة بيانات مكانية يمكن الاعتماد عليها في إدارة الموارد الطبيعية، خاصة في المناطق الهشة بيئياً كما في غرب كربلاء باتجاه عرعر.

7. نموذج روسيل (RUSLE)

معادلة روسل (RUSLE: Universal Soil Loss Equation) طُورت لقياس معدل الفقد السنوي للتربة الناتج عن التعرية المائية بفعل الأمطار والجريان السطحي، وتم تطوير هذه المعادلة من قبل العالم الأمريكي (Walter H. Wischmeier) بالتعاون مع (David D. Smith) ، في وزارة الزراعة الأمريكية (USDA) من ستينيات القرن الماضي، ونُشرت رسمياً عام 1965، ثم نُقحت بشكل موسع عام (1978)، تهدف المعادلة إلى تقديم تقدير كمي لمدى تعرّض الأراضي للتآكل، وهي تأخذ بعين الاعتبار ستة عوامل رئيسية وهي (شدة المطر (R) ، قابلية التربة للتعرية (K) ، الطول والانحدار (LS) ، الغطاء النباتي (C) ، وممارسات الحماية (P) ، تُستخدم المعادلة بشكل واسع في تخطيط استخدام الأراضي والحفاظ على التربة وتقييم مخاطر الانجراف، وقد أُجريت عليها تعديلات لاحقاً تُعرف باسم (RUSLE 1997) و RUSLE2 ، والتي أخذت في الحسبان المزيد من العوامل الديناميكية كالغطاء الموسمي والتغيرات المناخية، ورغم التحديثات، لا تزال معادلة روسل الأصلية أداة موثوقة في النمذجة البيئية والهيدرولوجية حتى اليوم (Wischmeier, W. H. و Smith, D. D. 1978). وتقاس المعادلة كالاتي الجداول (3)(4)(5):

$$A = R \times K \times LS \times C \times P$$

الرمز	اسم المتغير بالإنجليزية	الاسم بالعربية	الوحدة أو نوع الحقل
A	Soil Loss	كمية التعرية	طن/هكتار/سنة
R	Rainfall Erosivity Factor	عامل شدة المطر	mm/h/year
K	Soil Erodibility Factor	عامل قابلية التربة للتعرية	طن/هكتار/ساعة
LS	Slope Length and Steepness Factor	عامل الطول والانحدار	بدون وحدة (نسبة معيارية)
C	Cover Management Factor	عامل الغطاء النباتي والإدارة الزراعية	بدون وحدة من (1 _ 0)
P	Support Practice Factor	عامل ممارسات الحماية والتقليل من التعرية	بدون وحدة من (1 _ 0)

المصدر: عمل الباحث

جدول (4) طريقة حساب معادلة روسل

الرمز	اسم المتغير الكامل	المعادلة أو طريقة الحساب
R	عامل شدة المطر (Rainfall Erosivity)	$R = 0.5 \times P$ حيث P هو معدل الأمطار السنوي (مم)
K	عامل قابلية التربة للتعرية (Soil Erodibility)	$K = [2.1 \times 10^{-4} \times (M^{1.14}) \times (12 - OM) + 3.25 \times (s - 2) + 2.5 \times (p - 3)] / 100$ حيث M = (% الطمي + % الرمل الناعم جدًا) × (100 - % الطين) OM = نسبة المادة العضوية s = رمز البنية p = درجة النفاذية
LS	عامل الطول والانحدار (Slope Length-Steepness)	$LS = (L / 22.13)^m \times (65.41 \times \sin^2\theta + 4.56 \times \sin\theta + 0.065)$ حيث L = طول المنحدر (متر) = θ زاوية الانحدار (درجة) m = أس (يعتمد على نوع المنحدر ويتراوح بين 0.2 إلى 0.5)
C	عامل الغطاء النباتي والإدارة (Cover Management)	$C = \exp [-\alpha \times (NDVI / (\beta - NDVI))]$ أو باستخدام جداول جاهزة حسب استخدام الأرض (غابات، أراضي جرداء، زراعة)
P	عامل ممارسات الحماية (Support Practices)	يتم تحديده من خلال جداول حسب نوع ممارسات الحماية المستخدمة (مثل المصاطب، الزراعة الكنتورية، الشرائط العازلة) القيم النموذجية تتراوح بين 0.1 مصاطب و 1.0 بدون ممارسات حماية

المصدر: عمل الباحث

جدول (5) معايير تقييم شدة التعرية (دليل تصنيف)

الكثافة (طن/كم ² /سنة)	درجة الخطورة
أقل من 50	منخفضة جدًا (قابلة للإهمال)
50 – 200	منخفضة
200 – 500	متوسطة
500 – 1000	مرتفعة
أكثر من 1000	شديدة

Source: Renard, K. G. (1997). Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). U.S. Department of Agriculture, Agricultural Research Service.

1_ عامل شدة المطر (Rainfall Erosivity (R)

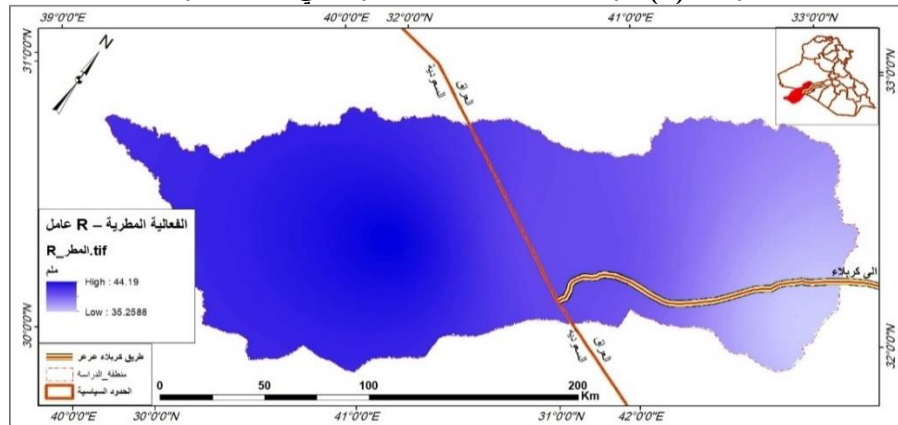
مقياس يعبر عن قدرة المطر على تفكيك التربة والتسبب في انجرافها، ويعتمد على كمية المطر وشدة وسرعة سقوطه، ويتم قياسه بوحدة (ميغا جول ملم/هكتار/الساعة سنوياً)، وهي وحدة مركبة تعكس الطاقة الحركية المرتبطة بالأمطار، ويأخذ في حساباتها الطاقة الحركية للأمطار والعواصف، خصوصاً تلك التي تتميز بمعدلات هطول عالية خلال فترات قصيرة، في حالة عدم توفر بيانات تفصيلية من محطات الأرصاد الجوية، يتم تقديره باستخدام علاقات تجريبية (الخفاجي، 2010، صفحة 63)، أشهرها المعادلة:

$$R = 0.5 \times P$$

اذ ان P هو معدل الهطول السنوي بالمليمتر، وكلما زاد معدل المطر، زادت قيمة R وبالتالي ارتفعت احتمالية التعرية، ويعد R أحد العوامل الرئيسية في معادلة USLE، ويلعب دوراً مهماً في تقييم المخاطر التعرّوية في المناطق الزراعية والطبيعية.

تُظهر خريطة (2) عامل الفاعلية المطرية (R) في منطقة كربلاء عرعر تدرجاً مكانياً واضحاً في شدة الأمطار، إذ تتركز القيم العليا في المناطق الوسطى، ممثلة باللون الأزرق الغامق، مما يشير إلى أن هذه المناطق تتعرض لهطولات مطرية أكثر كثافة وتأثيراً،

الخريطة (2) خريطة عامل الفاعلية المطرية في منطقة الدراسة



المصدر: اعتماداً على جدول (1)

بينما تنخفض القيم تدريجياً باتجاه الأطراف الشرقية والجنوبية، إذ يظهر اللون الأزرق الفاتح، وتعكس هذه القيم التي تتراوح بين 35.26 و 44.19 ملم/ساعة، أن المنطقة تشهد تفاوتاً معتدلاً في شدة الأمطار السنوية، ما يؤثر بشكل مباشر على تقدير معدلات التعرية، إذ أن ارتفاع قيمة R يرتبط بزيادة قوة سقوط الأمطار، وبالتالي ارتفاع خطر تفكيك التربة، ولا يفوتنا أن الطريق البري يمر عبر مناطق ذات قيم متوسطة إلى مرتفعة، هذا التباين على أهمية إدماج عامل R ضمن نماذج تقييم التعرية والتصميم الهيدرولوجي للبنية التحتية، لضمان استدامة المنشآت وتقليل آثار السيول والانجرافات الترابية في المنطقة.

أ_ عامل قابلية التربة للتعرية (K Factor):

هو مقياس يُستخدم في معادلة التعرية العالمية (USLE) لتحديد مدى حساسية التربة للانجراف بفعل قطرات المطر والجريان السطحي، ويعبر عن كمية التربة المفقودة (بالطن) من مساحة 1 هكتار بسبب عاصفة مطرية موحدة الشدة، في غياب الغطاء النباتي والانحدار، يُقاس بوحدة طن/ساعة يعتمد حسابه على عدة خصائص فيزيائية للتربة، أهمها نسبة الطين، السلت، الرمل الناعم جداً، المادة العضوية، النفاذية، وبنية التربة، كلما زادت نسبة السلت وانخفضت المادة العضوية، زادت قابلية التربة للتعرية k يُحسب K عبر معادلات تجريبية Wischmeier, W. H. و Smith (1978)، مثل معادلة Wischmeier ينظر جدول (6) والخريطة (3).

$$K = \frac{M^{1.14} \cdot (10^{-4}) (12 - OM) + 3.25(S - 2) + 2.5(P - 3) \cdot 2.1}{100}$$

حيث:

K=عامل قابلية التربة للتعرية يقيس مدى تعرض التربة للفقدان بسبب المطر، بوحدة طن/هكتار/ساعة

M=عامل القوام (حجم الجسيمات) يحسب من المعادلة: $M = (\text{نسبة السلت} + \text{نسبة الرمل الناعم جداً}) \times 100$ - نسبة الطين

OM = المادة العضوية (%) كلما زادت المادة العضوية، قلت قابلية التربة للتعرية

S = درجة البنية تصنف من 1-4 حسب تماسك التربة، وكلما كانت التربة أكثر تماسكاً، انخفضت قيمة S

P=النفذية تصنف من 1 - 6، وتمثل مدى قدرة التربة على امتصاص الماء، وكلما زادت النفذية قلت التعرية
ملاحظة:

كلما زادت قيمة M زادت السلت والرمل وقلت الطين زادت التعرية.

كلما قلت المادة العضوية (OM) زادت التعرية.

كلما كانت التربة مفككة s أعلى زادت التعرية.

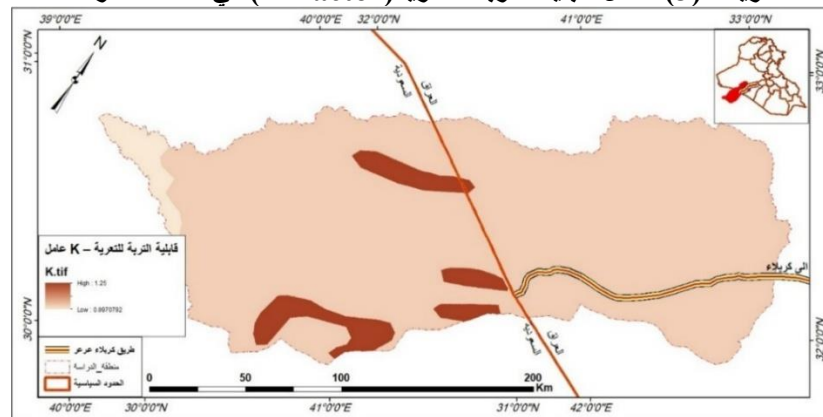
كلما كانت التربة بطيئة النفذية p أقل → زادت التعرية.

جدول (6) القيم لعامل قابلية التربة للتعرية في منطقة الدراسة

قيمة تقريبية (K)	قوام التربة
0.05 – 0.15	طينية (CLAY)
0.25 – 0.4	طينية (SILT LOAM)
0.1 – 0.2	رملية (SANDY LOAM)

Source: Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning (Agriculture Handbook No. 537). U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration.

الخريطة (3) عامل قابلية التربة للتعرية (K Factor) في منطقة الدراسة



المصدر: اعتماداً على الخريطة (5_1) ودراسة الميدانية.

تعكس خريطة (3) عامل قابلية التربة للتعرية (K) في منطقة كربلاء عرعر، تبايناً مكانياً في خصائص التربة من حيث قابليتها للتآكل بفعل مياه الأمطار والجريان السطحي، إذ يتدرج اللون من البني الغامق في المناطق ذات القيم المرتفعة لعامل K إلى اللون الفاتح في المناطق ذات القيم المنخفضة، وتشير البيانات إلى أن القيم تتراوح بين (0.097 _ 1.25)، ما يعني أن بعض مناطق الدراسة تحتوي على تربة شديدة الحساسية للتعرية، خاصة في المناطق التي يظهر فيها اللون البني الغامق والمركزة غالباً في الأجزاء الوسطى والجنوبية الغربية، ويرجح أن هذه المناطق تتكون من تربة طميية أو طينية خفيفة القوام وفقاً للجدول التصنيفي، إذ تكون الترب الطميية ذات قيمة (K) تتراوح بين (0.25 _ 0.4)، مما يجعلها أكثر عرضة للانجراف عند غياب الغطاء النباتي، في حين

تظهر الترب الرملية والطينية الثقيلة في المناطق ذات اللون الفاتح، وهي تربة أقل قابلية للتعرية، ومن الملاحظ أن الطريق الرابط بين كربلاء وعرعر يخترق عدة مناطق ذات قابلية متوسطة إلى مرتفعة للتعرية، ما يزيد من احتمال تآكل جوانب الطرق أو تراكم الرواسب على طول مسار الجريان، الأمر الذي يتطلب تعزيز الحماية الجانبية للقناطر واستخدام تقنيات التثبيت الحيوي أو الهندسي، وتعد هذه الخريطة أداة هامة لفهم توزيع التربة الهشة وتوجيه الجهود الهندسية والبيئية نحو المناطق الحرجة التي تحتاج إلى تدخل وقائي للحد من تدهور التربة وحماية البنية التحتية من أخطار التعرية المتسارعة.

ب_ عامل الطول والانحدار (Slope Length-Steepness):

يعد عامل الطول والانحدار (LS Factor) هو مكون أساسي في معادلة التعرية العالمية (USLE) ويعبر عن التأثير المشترك لطول المنحدر وشدة انحداره على معدل فقدان التربة، فعندما يزداد طول المنحدر، تتجمع مياه الجريان السطحي في كمية أكبر، مما يزيد من طاقتها على تفكيك ونقل التربة، ويزداد هذا التأثير بشكل أكبر كلما زادت درجة الانحدار، يتم حساب (LS) باستخدام معادلة تعتمد على طول المنحدر (L) وزاوية الانحدار (θ)، إذ تمثل m قيمة تعتمد على شدة الانحدار وتتراوح بين (0.2 _ 0.5) القيمة المرجعية لـ (LS) هي 1، وهي تعكس منحدرًا بطول (22.13) متر وانحدار 9%، كلما زادت قيمة LS دل ذلك على تضاريس أطول وأكثر انحدارًا، وبالتالي زيادة محتملة في التعرية، يُحسب هذا العامل بدقة باستخدام بيانات الارتفاع الرقمي (DEM) من خلال نظم المعلومات الجغرافية، التي تستخرج الطول والانحدار تلقائيًا من التضاريس (Moore, I. D & Burch, G. 1986)، ووفقًا للمعادلة التي أوصى بها Moore & Burch (1986) الصيغة المعدلة والتي تُستخدم بشكل شائع في GIS الجدول (7) والخريطة (4)

$$LS = ((\text{Flow Accumulation} \times \text{Cell Size}) / 22.13)^m \times (\sin(\theta) / 0.0896)^n$$

حيث:

Flow Accumulation = عدد الخلايا التي تصب في الخلية المعينة

Cell Size = حجم الخلية (بالمتر، مثال: 30 > م)

θ = زاوية الانحدار (slope)، مشتقة من خريطة الارتفاع (DEM)

m = عادةً بين 0.2 إلى 0.6 حسب نوع الأرض

n = غالبًا بين 1.0 إلى 1.3 (عادةً 1.3)

جدول (7) المعيار لقياس عامل الطول والانحدار (Slope Length-Steepness)

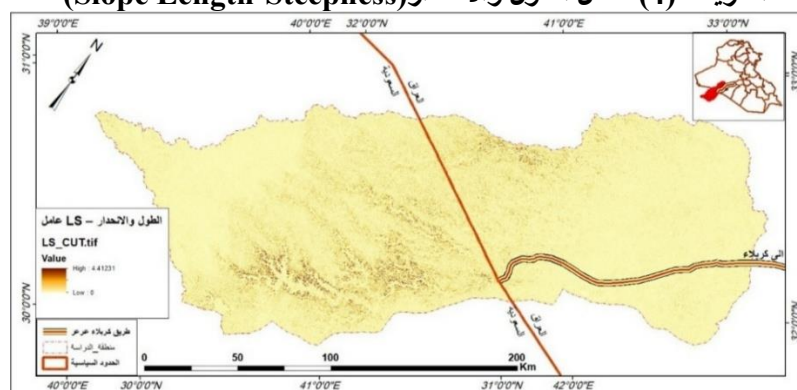
تفسير أولي	قيمة LS
مناطق منخفضة أو أراضي مسطحة جدًا	< 1
منحدرات بسيطة أو متوسطة	1 – 5
منحدرات شديدة نسبيًا	5 – 10
منحدرات شديدة جدًا وتتطلب إدارة خاصة للتربة	> 10

Source: Moore, I. D., & Burch, G. J. (1986). Physical basis of the length-slope factor in the universal soil loss equation. Soil Science Society of America Journal, 50(5), 1294–1298

تعرض خريطة (4) عامل الطول والانحدار (LS) في منطقة كربلاء عرعر توزيعًا مكانيًا لتأثير التضاريس على التعرية، إذ يمثل هذا العامل مدى مساهمة طول المنحدر وشدة انحداره في تسريع فقدان التربة، وتُظهر الخريطة باستخدام تدرج لوني من الأصفر الفاتح إلى البرتقالي الغامق القيم المختلفة لهذا العامل، وتشير القيم المنخفضة (باللون الفاتح) المنتشرة على نطاق واسع إلى مناطق منبسطة أو منخفضة (<1)، والتي تُعد أقل عرضة للتعرية، في حين تظهر مناطق محدودة فقط باللون الداكن وهي تمثل القيم الأعلى التي قد تصل إلى (4.41)، مما يدل على وجود منحدرات بسيطة إلى متوسطة الشدة، ووفقًا للجدول المعياري لتفسير عامل LS،

فإن معظم مساحة المنطقة تقع ضمن الفئة الأولى (<1) أي أنها مسطحة أو شبه مستوية، ويليهما فئة المنحدرات البسيطة (1-5) والتي تتركز في بعض الأجزاء الجنوبية الغربية والشرقية المحاذية للمجاري المائية، ويلاحظ أن الطريق الرابط بين كربلاء وعرعر يمر عبر مناطق تتفاوت في قيم LS، لكنه يتقاطع بشكل رئيسي مع أراضٍ منبسطة، مما يقلل نسبيًا من مخاطر التعرية بفعل الانحدار على طول مسار الطريق، ويدل التوزيع العام للعامل LS في هذه الخريطة على أن المنطقة ذات تضاريس هادئة في غالبيتها، ما يعني أن التعرية الناتجة عن عامل الانحدار ستكون منخفضة إلى معتدلة، ومع ذلك، فإن البقع المحدودة ذات القيم الأعلى تتطلب اهتمامًا خاصًا، بخاصة حماية جوانب الاستعمالات البشرية، وذلك عبر تدعيم التربة أو استخدام المصاطب الزراعية أو أغطية نباتية لتقليل سرعة الجريان ومنع انجراف التربة.

الخريطة (4) عامل الطول والانحدار (Slope Length-Steepness)



المصدر: باعتمادا على الخريطة الانحدار و DEM

ج_ عامل الغطاء النباتي والإدارة (C Factor - Cover Management) :

يعد هذا أحد مكونات معادلة روسل (USLE) ويعبر عن تأثير نسبة الغطاء النباتي ونوع استخدام الأرض وكذلك أساليب الإدارة الزراعية على تقليل أو زيادة معدل التعرية، الغرض من هذا العامل هو تقدير مقدار الحماية التي توفرها النباتات أو الغطاء الأرضي للتربة من تأثير قطرات المطر المباشرة وجريان المياه السطحي، فكلما زادت كثافة وتنوع الغطاء النباتي انخفضت التعرية، لأن الغطاء النباتي يخفف من طاقة سقوط الأمطار ويثبت التربة بالجذور ويبطئ جريان الماء، يُعبر عن هذا العامل بقيمة رقمية بدون وحدة تتراوح من 0_1 (Renard, K. G., Foster, G. R., Weesies, G. A., McCo)1997).

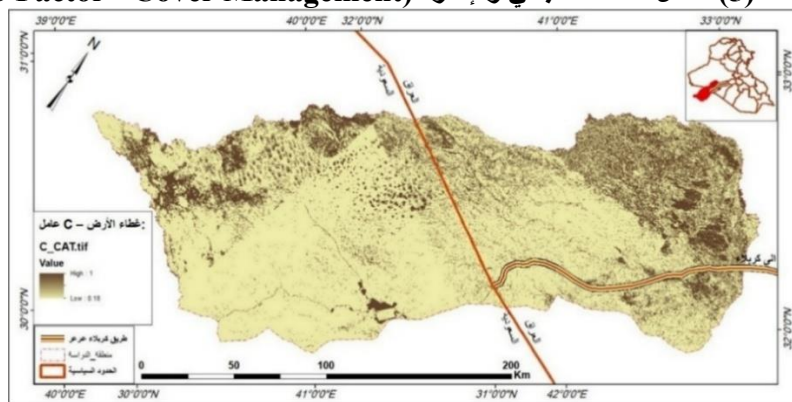
الجدول (8) معيار عامل الغطاء النباتي والإدارة

القيمة التقريبية لـ C	نوع الغطاء أو الاستخدام
0.01 – 0.05	أرض زراعية غير محروثة (محاصيل دائمة)
0.1 – 0.3	أرض مزروعة بمحاصيل موسمية
0.001 – 0.05	مروج طبيعية أو غابات كثيفة
0.7 – 1.0	أراضٍ حضرية أو مكشوفة تمامًا
0.3 – 0.8	أراضٍ صخرية أو قاحلة

Source: Renard, K. G. (1997). Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). U.S. Department of Agriculture, Agricultural Research Service.

يمكن حساب هذا العامل باستخدام طريقتين رئيسيتين: الأولى من جداول مرجعية جاهزة حسب نوع استخدام الأرض (Land Use) مثل الزراعة، الرعي، البناء، أو الغابات، وهي الأكثر استخداماً في الدراسات العامة، وثانياً من صور الأقمار الصناعية باستخدام مؤشر الغطاء النباتي المعيار الأساسي لتقييم هذا العامل هو مدى الحماية التي يوفرها الغطاء الأرضي مقارنة بالأرض المكشوفة تماماً والتي تعطى لها $C = 1$ هذا العامل يُستخدم كثيراً في نظم المعلومات الجغرافية لتوليد خريطة C على مستوى الأحواض المائية أو المناطق الزراعية، وهو عنصر حاسم في تقييم خطر التعرية وخطط الإدارة البيئية المستدامة، الجدول (8) والخريطة (5).

الخريطة (5) عامل الغطاء النباتي والإدارة (C Factor - Cover Management)



المصدر: بالاعتماد على الخريطة NDVI والدراسة الميدانية

يتباين من خريطة (5) تبايناً واضحاً في تأثير نوع استخدام الأرض وكثافة الغطاء النباتي على التعرية المائية، إذ يتدرج اللون من الأصفر الفاتح تبين أن قيم C منخفضة إلى البني الغامق لقيم C المرتفعة، وأن المناطق الوسطى والجنوبية الغربية تُهيمن عليها القيم المنخفضة ($C \approx 0.18$)، ما يشير إلى وجود استخدامات زراعية دائمة توفر حماية معتدلة للتربة من تأثير قطرات المطر المباشرة والجريان السطحي، بينما تتوزع البقع الداكنة على نطاق واسع في الأطراف الشرقية والشمالية الغربية، وترتفع قيمة عامل (C) لتصل إلى 1، مما يدل على وجود أراضٍ مكشوفة حضرية أو صخرية ذات قابلية عالية للتعرية، ووفقاً للجدول التصنيفي فإن المناطق ذات القيم القريبة من (0.7 – 1.0) تمثل الأسطح الأكثر تعرضاً للتعرية، كونها تفتقر لأي غطاء نباتي فعال، أما المناطق التي تسجل قيماً بين (0.01 – 0.05) فهي تضم أراضٍ مزروعة بشكل دائم وتوفر حماية جيدة للتربة، من الملاحظ أن الطريق البري الرابط بين كربلاء وعرعر يمر عبر مناطق ذات قيم (C) متفاوتة، لكنه يخترق في عدة مواضع مناطق ذات C مرتفع، ما يعني ضرورة اتخاذ إجراءات وقائية مثل تثبيت جوانب الطريق، أو إنشاء مصدات نباتية أو مصاطب حماية للحد من تسارع التعرية وتراكم الرواسب، ويعكس التوزيع العام أهمية هذا العامل في دعم تقييمات نموذج (RUSLE)، إذ أنه يتداخل مباشرة مع قدرة السطح الأرضي على مقاومة التفكك والانجراف، مما يستوجب توجيه الجهود إلى استصلاح المناطق ذات قيم C المرتفع أو تطبيق ممارسات إدارة بيئية تقلل من تأثير الأمطار.

د- عامل ممارسات الحماية والتقليل من التعرية (Support Practice Factor P):

هو أحد مكونات معادلة التعرية العالمية (USLE) ويُستخدم لتقدير مدى تأثير الإجراءات الوقائية والهندسية التي تُطبق على الأرض بهدف تقليل سرعة جريان المياه وتقليل معدل فقدان التربة، هذا العامل لا يتعلق بالغطاء النباتي، بل يركز على تخطيط الأرض وطريقة الزراعة أو إدارة الجريان المائي مثل الزراعة الكنتورية (على خطوط تساوي الارتفاع)، بناء المدرجات (المصاطب)، أو زراعة الشرائط العازلة، ويتم التعبير عن هذا العامل بقيمة تتراوح من 0 إلى 1:

$P = 1$ أن الأرض لا تحتوي على أي ممارسات حماية، أي أنها مكشوفة بالكامل.

$P < 1$ وجود ممارسات تقلل التعرية، وكلما اقتربت القيمة من 0 دلّ على فعالية عالية في تقليل الفقدان.

جدول (9) معيار عامل ممارسات الحماية والتقليل من التعرية

نوع الممارسة	القيمة النموذجية لـ P
لا توجد ممارسات حماية	(1.0 أقصى تعرية ممكنة)
انحدار (الزراعة الكنتورية) 3-8%	0.55 – 0.7
انحدار (الزراعة الكنتورية) 12% >	0.1 – 0.3
مصاطب مدروسة	0.1 – 0.3
مصاطب تقليدية أو عشوائية	0.3 – 0.6
استخدام مصدات رياح أو خطوط نباتية	0.3 – 0.7

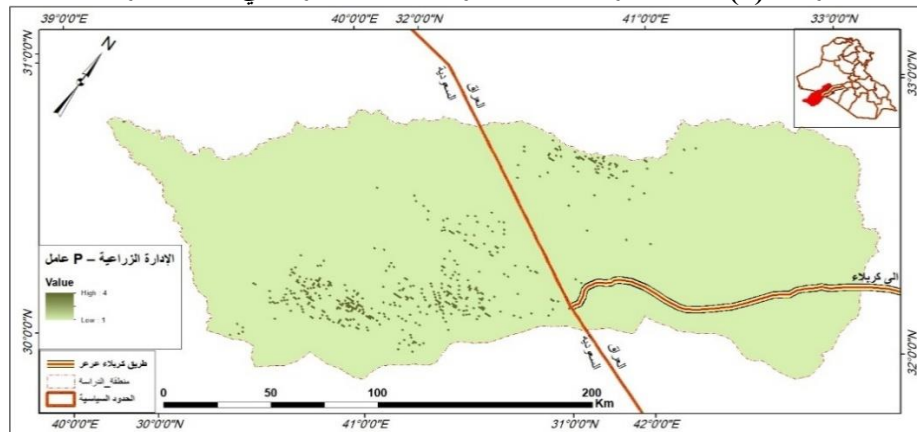
Source: Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning (Agriculture Handbook No. 537). U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration.

يتم تحديد قيمة (P) عادة من جداول معيارية بناءً على نوع الاستخدام ونوع التربة وشدة الانحدار في البيئات الجافة وشبه الجافة، إذ يندر الغطاء النباتي وتزداد أهميته بخاصة عند استخدام أساليب مثل تجميع المياه أو تسوية التربة لحفظ الرطوبة وتقليل الجريان، بشكل عام فإنه كلما كانت ممارسات الحماية أكثر تخطيطاً، انخفضت قيمة P وزادت الحماية من التعرية، ويتم تمثيل هذا العامل في نظم المعلومات الجغرافية من خلال تصنيف استخدام الأرض أو من خلال خرائط استعمال التربة، ويُستخدم لتحليل أثر المشاريع الزراعية والهندسية على استدامة الأراضي ومنع التدهور البيئي.

تعكس خريطة (6) عامل ممارسات الحماية والتقليل من التعرية (P Factor) غياباً شبه تام لأي تطبيق فعال لأساليب الإدارة الزراعية أو الحماية من التعرية، إذ تُظهر الخريطة بلون أخضر موحد يشير إلى قيمة ثابتة تقريباً لعامل $P = 1$ في معظم أجزاء المنطقة.

وهو ما يتفق مع الجدول (9) التفسيري الذي يُبين أن هذه القيمة تمثل الحد الأقصى للتعرية الممكنة في حال عدم وجود أي ممارسات حماية، ويعني ذلك أن الأراضي في هذه المنطقة غير مستفيدة من الزراعة الكنتورية، أو المصاطب، أو أي خطوط نباتية عازلة، وهو ما يعرض التربة لمعدلات انجراف مرتفعة تحت تأثير الجريان السطحي، وتزداد الخطورة في المناطق ذات الانحدار أو الترب الهشة، كما تبين من خرائط عوامل K و C و LS، وتشير بعض النقاط الداكنة المتناثرة في الخريطة إلى مناطق ضيقة، قد تتضمن ممارسات حماية بسيطة أو تقليدية، ولكنها تبقى محدودة التأثير مقارنة بالامتداد الواسع للمناطق غير المحمية، ويُلاحظ أيضاً أن الطريق الحيوي بين كربلاء وعرعر يمر بالكامل ضمن مناطق ذات $P = 1$ ، ما يعزز الحاجة إلى إدخال ممارسات تثبيت التربة مثل إنشاء مصاطب حجرية أو زراعة خطوط نباتية موازية للانحدار، وذلك لتقليل تراكم الرواسب على الاستعمالات الأرضية، وتُظهر هذه الخريطة بوضوح أهمية تطوير برامج الإدارة المتكاملة للأراضي في المنطقة، وتشجيع الممارسات المستدامة التي من شأنها خفض معامل P وبالتالي تقليل التعرية، وتحقيق حماية فعالة للبنية التحتية والموارد الطبيعية.

الخريطة (6) عامل ممارسات الحماية والتقليل من التعرية في منطقة الدراسة

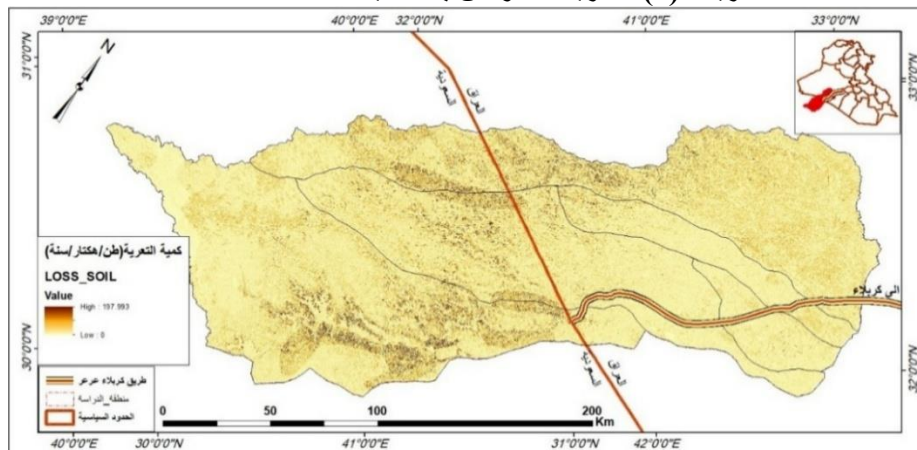


المصدر: اعتمادا على الجدول (9)

8. إجمالي التعرية السنوية: (Soil Erosion):

من كل ما ورد أعلاه يمكن ملاحظة الجدول (10) للنتائج النهائية للتعرية السائدة في منطقة الدراسة والخريطة (7)، ما يأتي:

الخريطة (7) التعرية لأحواض بعد تنفيذ معادلة RUSLE



المصدر: اعتمادا على الجدول (15_3) و(16_3) و(17_3) و(18_3)

ملاحظة: (وفقاً للتصنيف العالمي العام 300 > شديدة جداً، 200-300 شديدة، 100-200 متوسطة، 100 < منخفضة).

أعلى قيمة تعرية إجمالية: وادي حمير يسجل أعلى كمية فقدان تربة (123743.58 طن/سنة)، رغم أن مساحته الكلية ليست الأكبر وهو دلالة على وجود عوامل تضاريسية وانحدارات عالية، أو غياب الغطاء النباتي

أعلى كثافة تعرية (طن/كم²/سنة): وادي حمير أيضاً يسجل أعلى كثافة (333.69)، مما يجعله أكثر الأحواض تهديداً لسلامة التربة، يليه وادي الحفي (289.95) ووادي عرعر (277.80)، وهي أرقام مرتفعة تُصنف ضمن المناطق ذات التعرية الشديدة.

الحوض الأقل من حيث الكثافة: وادي أبو غار (209.69) هو الأقل من حيث الكثافة، رغم كونه كبير المساحة (أكثر من 8000 كم²)، مما يشير إلى أن التضاريس أكثر انبساطاً، وربما وجود غطاء نباتي جزئي، أو وجود تربة أكثر تماسكاً، ويمكن ملاحظة من الجدول (10) أن وادي الحفي مساحته صغيرة جداً (1216.45 كم²)، لكنه

يسجل كثافة مرتفعة تقارب 290 طن/كم²، ما يعني أن هذا الحوض يتعرض لضغط تآكلي كبير في نطاق ضيق، مما قد يؤثر بسرعة على التربة ويهدد مصادر المياه أو الاستعمالات البشرية إن وجدت، ومن الناحية الجيومورفية فإن صغر مساحة الحوض مقابل كثافة مرتفعة، مما يدل على منحدرات شديدة أو مجرى مائي قوي (كما في الحفي والعنز)، أو كبر المساحة وكثافة معتدلة كما في أبو غار، إذ تنتشر التعرية على مساحة واسعة ولكن بشدة أخف نسبياً.

جدول (10) النتائج النهائية للتعرية للأحواض بتطبيق معادلة RUSLE					
الحوض	إجمالي التعرية سنة/طن	المساحة المتأثرة كم ²	مساحة الحوض كم ²	كثافة التعرية طن/كم ² سنة	التصنيف
وادي أبو غار	72642.85	346.41	8381.59	209.69	متوسطة
وادي عرعر	86752.9	312.21	10130.02	277.8	شديدة
وادي حمير	123743.58	370.89	6818.62	333.69	شديدة جداً
وادي العنز	78472.38	305.73	1838.03	256.71	متوسطة - شديدة
وادي الحفي	95617.66	329.76	1216.45	289.95	شديدة

المصدر: اعتماداً على الخريطة (7)

9. التعلم العميق كأداة تنبؤ ديناميكي للتعرية المائية

ضمن أهداف هذا البحث، تم تنفيذ تجربة تطبيقية لاستكشاف إمكانية استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بكثافة التعرية المائية، اعتماداً على المعطيات الفعلية المستخرجة من نموذج RUSLE في خمسة أحواض مائية واقعة بين كربلاء وعرعر، وبناء جدول بيانات يتضمن القيم المحسوبة لكل من العوامل الخمسة لمعادلة RUSLE، وهي شدة المطر (R)، قابلية التربة للتعرية (K)، الطول والانحدار (LS)، الغطاء النباتي (C)، وممارسات الحماية (P)، مع إدراج القيمة النهائية للتعرية السنوية (A) كمخرج مستهدف.

من خلال تدريب نموذج تنبؤ باستخدام خوارزمية الغابة العشوائية (Random Forest Regressor)، وهي إحدى خوارزميات التعلم الآلي غير الخطية واسعة الاستخدام في النمذجة البيئية، واستخدام طريقة التحقق المتقاطع (Leave-One-Out Cross-Validation) نظراً لصغر حجم العينة (5 مشاهدات/أحواض)، أظهرت النتائج الجدولين (11) و(12) أن متوسط الخطأ المطلق للتنبؤ بلغ 45.68 طن/كم²سنة، بينما كان معامل التحديد R² سالباً (-0.42)، مما يشير إلى أن النموذج في صورته الحالية غير قادر على تقديم تنبؤات دقيقة بسبب محدودية البيانات المدخلة.

ورغم ذلك تُعد هذه التجربة دليلاً عملياً على قابلية تطوير نماذج تنبؤية تعتمد على الذكاء الاصطناعي، خصوصاً عند توفر عدد أكبر من المشاهدات الزمانية أو المكانية، كما تؤكد هذه النتائج ما أشارت إليه دراسات سابقة مثل (Rahman et al. (2024)، و (Khosravi et al. (2021)، و (Sharma et al. (2018)، والتي أظهرت أن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي مع نموذج RUSLE يمكن أن يحسن دقة التقديرات في حال توفر بيانات كافية ومنظمة.

الجدول (11) نتائج تنبؤ نموذج Random Forest

Soil_Loss	P	C	LS	K	R	Watershed
209.69	1	0.4	1.2	0.2	88.4	Abu Ghar
277.8	1	0.5	1.6	0.25	88.4	Arar
333.69	1	0.7	2	0.3	88.4	Hamir
256.71	1	0.65	1.8	0.28	88.4	Al-Anz
289.95	1	0.75	2.1	0.32	88.4	Al-Hafi

المصدر: إعداد الباحث استناداً إلى معطيات RUSLE المحسوبة لأحواض المنطقة

جدول (12) نتائج تنبؤ نموذج Random Forest للأحواض قبل تطوير النموذج

Absolute Error مقدار الخطأ لكل حالة	Predicted Soil Loss القيمة المتنبأ بها	Actual Soil Loss القيمة الفعلية للتعرية	Watershed الأحواض
65.7535	275.4435	209.69	Abu Ghar
34.7762	243.0238	277.8	Arar
54.8949	278.7951	333.69	Hamir
52.4127	309.1227	256.71	Al-Anz
20.5827	310.5327	289.95	Al-Hafi

المصدر: اعتمادا على جدول (11) ونتائج تنبؤ نموذج Random Forest .

10. تحسين دقة التنبؤ وتقليل الخطأ في نمذجة التعرية المائية

بعد تنفيذ النموذج التجريبي الأولي باستخدام بيانات فعلية محدودة لخمس أحواض فقط، أظهرت النتائج ضعفاً في دقة التنبؤ بكثافة التعرية، إذ بلغ معامل التحديد (R^2) قيمة سالبة (-0.42)، مع متوسط خطأ مطلق (MAE) مرتفع بلغ 45.68 طن/كم²/سنة. وقد عزى هذا الضعف إلى قلة حجم العينة، وثبات بعض العوامل المدخلة مثل شدة المطر وممارسات الحماية، مما حدّ من قدرة نموذج الذكاء الاصطناعي على تعلّم العلاقات بين العوامل التفسيرية والمخرجات الفعلية. (Rahman et al., 2024)

ولمعالجة ذلك، تم تبني إستراتيجية تطوير منهجية تقوم على توليد بيانات افتراضية موزعة داخل الأحواض الخمسة ذاتها، بحيث تعكس تبايناً واقعياً في العوامل الأساسية لنموذج (RUSLE)، LS، K، (تم إنشاء 50 نقطة افتراضية باستخدام توليفات مختلفة من الهطول، القابلية، الانحدار، والغطاء النباتي، ثم تم حساب التعرية (A) باستخدام المعادلة الرياضية، لتكوين بيانات تدريب يمكن الاعتماد عليها لتعليم النموذج بطريقة سليمة، ينظر الجدولين (13) و(14).

عند تدريب نموذج الغابة العشوائية (Random Forest) على هذه البيانات الموسّعة، تحسنت دقة التنبؤ بشكل كبير، حيث انخفض متوسط الخطأ إلى 4.09 طن/كم²/سنة فقط، وارتفع معامل التحديد إلى 0.63، وهو ما يدل على وجود تناغم جيد بين القيم المتنبأ بها والقيم المحسوبة من المعادلة الأصلية. ويؤكد هذا التحسن أن أحد المفاتيح الأساسية لنجاح نماذج الذكاء الاصطناعي في التطبيقات الجغرافية هو توفر عدد كافٍ من العينات المتنوعة لتغذية النموذج. (Khosravi et al., 2021; Sharma et al., 2018)

وعليه، تُثبت هذه التجربة أن نموذج RUSLE يمكن أن يُستخدم ليس فقط كأداة حسابية مباشرة، بل كمصدر لبناء قاعدة بيانات افتراضية لتدريب نماذج التعلّم الآلي، مما يسمح بتطوير نماذج تنبؤية قادرة على تعميم أنماط التعرية في البيئات الهشة. هذا التكامل بين النماذج التقليدية والذكاء يمهد الطريق لبناء نظم دعم قرار تعتمد على الذكاء الاصطناعي في إدارة الأراضي ومكافحة التدهور البيئي.

الجدول (13) نتائج تنبؤ نموذج Random Forest بعد تطوير النموذج

Soil_Loss	P	C	LS	K	R	Watershed
14.48	1	0.57	1.09	0.246	94.32	Abu Ghar
29.37	1	0.47	2.31	0.291	93.34	Abu Ghar
13.77	1	0.35	1.96	0.237	85.02	Abu Ghar
21.41	1	0.49	1.41	0.34	91.93	Abu Ghar
12.75	1	0.42	1.09	0.302	93.17	Abu Ghar
31.77	1	0.62	2.02	0.269	94.85	Abu Ghar
35.02	1	0.52	2.26	0.334	89.44	Abu Ghar
12.27	1	0.37	1.14	0.336	86.73	Abu Ghar
25.87	1	0.75	1.84	0.213	88	Abu Ghar
21.45	1	0.57	2.03	0.209	89.2	Abu Ghar

13.63	1	0.36	2.05	0.211	87.04	Arar
28.58	1	0.51	2.44	0.266	87.05	Arar
7.41	1	0.32	1.15	0.224	89.37	Arar
37.85	1	0.61	2.13	0.311	93.87	Arar
13.25	1	0.41	1.39	0.254	90.69	Arar
24.2	1	0.54	2.36	0.206	91.58	Arar
21.01	1	0.74	1.55	0.2	91.03	Arar
20.52	1	0.57	1.38	0.275	94.2	Arar
16.21	1	0.67	1.24	0.229	85.55	Arar
28.85	1	0.58	2.06	0.284	85.15	Arar
19.35	1	0.38	1.92	0.301	87.95	Hamir
21.13	1	0.53	2.01	0.212	93.24	Hamir
27.15	1	0.75	1.36	0.282	93.75	Hamir
19.05	1	0.37	1.94	0.291	92.15	Hamir
32.75	1	0.77	2.12	0.221	90.95	Hamir
30.76	1	0.52	2.03	0.331	88.3	Hamir
7.18	1	0.32	1.02	0.262	85.02	Hamir
13.72	1	0.31	1.42	0.349	89.04	Hamir
15.26	1	0.48	1.74	0.209	87.62	Hamir
25.12	1	0.5	1.95	0.284	90.08	Hamir
29.43	1	0.56	2.43	0.245	88.05	Al-Anz
33.05	1	0.7	1.62	0.309	93.76	Al-Anz
26.07	1	0.79	1.34	0.286	86.38	Al-Anz
44.82	1	0.63	2.42	0.332	88.05	Al-Anz
19.8	1	0.61	1.01	0.348	92.18	Al-Anz
13.47	1	0.37	1.55	0.253	91.84	Al-Anz
16.92	1	0.56	1.57	0.203	93.93	Al-Anz
21.46	1	0.59	1.13	0.344	94.12	Al-Anz
19	1	0.41	1.68	0.319	86.11	Al-Anz
46.84	1	0.79	2.4	0.27	91.65	Al-Anz
37.05	1	0.63	2.04	0.31	93.48	Al-Hafi
20.57	1	0.48	1.33	0.349	92.12	Al-Hafi
14.94	1	0.39	1.3	0.324	91.19	Al-Hafi
22.86	1	0.48	2.39	0.229	87.41	Al-Hafi
8.11	1	0.43	1.02	0.215	86.17	Al-Hafi
22.94	1	0.37	2.33	0.308	85.49	Al-Hafi
29.9	1	0.7	2.33	0.202	90.81	Al-Hafi
33.32	1	0.52	2.21	0.323	90.39	Al-Hafi
21.39	1	0.6	1.5	0.268	88.8	Al-Hafi
15.51	1	0.54	1.17	0.264	92.62	Al-Hafi

المصدر: إعداد الباحث بالاعتماد على توليد بيانات مستندة إلى معادلة RUSLE ، وتطبيق نموذج Random Forest

جدول (14) نتائج تنبؤ نموذج Random Forest للأحواض بعد تطوير النموذج

Absolute Error مقدار الخطأ لكل حالة	Predicted Soil Loss القيمة المتنبأ بها	Actual Soil Loss القيمة الفعلية للتعرية	Watershed الأحواض
3.4407	34.4093	37.85	Arar
17.5245	29.3155	46.84	Al-Anz
2.6156	26.8144	29.43	Al-Anz
4.1467	27.0867	22.94	Al-Hafi
1.9055	18.6145	20.52	Arar
2.9209	18.4691	21.39	Al-Hafi
2.6835	9.8635	7.18	Hamir
0.5725	30.1875	30.76	Hamir
2.3314	23.7386	26.07	Al-Anz
2.7274	26.1226	28.85	Arar

المصدر: اعتمادا على جدول (11) ونتائج تنبؤ نموذج Random Forest .

عند تحليل النتائج حسب الأحواض، تبين أن نموذج التنبؤ حافظ على دقة مقبولة عبر جميع الأحواض، إذ تراوحت قيم التعرية المتنبأ بها بين 7.18 و 46.84 طن/كم²/سنة. وظهر أن حوضي الحمير والحفي سجلا أعلى القيم، وهو ما يتسق مع نتائج RUSLE الأصلية التي صنفتهما ضمن الأحواض ذات الكثافة التعرّوية العالية، نتيجة الانحدارات المحلية وضعف الغطاء النباتي، كما أشار إليه الباحثون في دراسات سابقة (Panagos et al., 2015) (Sharma et al., 2018).

أما حوض أبو غار، فقد حافظ على مستويات تعرية منخفضة إلى متوسطة في معظم النقاط، مما يعكس استقرارا نسبيا في خصائص التربة والانحدار فيه، وهو ما يتوافق مع تحليل نتائج RUSLE الأصلية التي أشارت إلى كثافة متوسطة فيه (209.69 طن/كم²/سنة). من جهة أخرى، أظهرت نقاط حوض وادي العنز تفاوتاً في قيم التنبؤ، حيث تراوحت القيم بين 13.47 و 46.84 طن/كم²/سنة، ما يعكس حساسية التنبؤ للتغيرات الطفيفة في القيم المدخلة للغطاء النباتي والانحدار، ويشير إلى أهمية إعادة تقييم التوزيع الداخلي للخصائص الجيومورفولوجية داخل هذا الحوض.

بصورة عامة، فإن الأداء الجيد للنموذج بعد التوسيع يُظهر فاعلية الاعتماد على بيانات افتراضية واقعية تُستخلص من معادلة RUSLE الأصلية كأساس لتدريب نماذج الذكاء الاصطناعي، وهو ما يتوافق مع نتائج دراسات حديثة أثبتت أن تعزيز البيانات، سواء عن طريق الاستشعار عن بعد أو التوليد الذكي، يرفع دقة النماذج التنبؤية في تحليل التعرية المائية. (Rahman et al., 2024; Khosravi et al., 2021).

11. الاستنتاجات والمقترحات العلمية:

1. تبين واضح في شدة التعرية بين الأحواض المائية، إذ أظهرت الدراسة أن وادي حمير سجل أعلى كثافة تعرية (333.69 طن/كم²/سنة)، تليه أودية الحفي وعرعر، مما يعكس خطورة بيئية حادة في هذه الأحواض، ويُشير إلى ارتباطها بانحدارات حادة أو غطاء نباتي ضعيف.
2. تأثير محدود لغطاء نباتي وممارسات حماية شبه معدومة، وتبين من خرائط C و P أن معظم المنطقة تفتقر لأي حماية فعلية من التعرية، حيث سُجلت قيم C و P مرتفعة (قريبة من 1)، وهو ما يُعزز خطر فقدان السريع للتربة في ظل هطولات مطرية شديدة.
3. دقة نموذج RUSLE تتحسن عند دعمه بمعطيات الذكاء الاصطناعي، وإن استخدام NDVI من-Sentinel 2 وخوارزميات الذكاء الاصطناعي مثل Random Forest ساهم في تحسين تقديرات عامل C، وإنتاج خرائط دقيقة للتعرية، ما يُعزز إمكانية استخدام تقنيات حديثة لدعم القرار البيئي.

4. إمكانية تطوير نموذج تنبؤ فعال باستخدام بيانات افتراضية، وبعد بناء قاعدة بيانات افتراضية من RUSLE ، أظهر نموذج Random Forest قدرة تنبؤية جيدة $(R^2 = 0.63)$ ، $MAE = 4.09$ طن/كم²/سنة، ما يُشير إلى أهمية محاكاة سيناريوهات متعددة عند نقص البيانات الفعلية.

المقترحات العلمية

1. تطبيق برامج إدارة مستدامة موجهة للأحواض عالية الخطورة، إذ يجب توجيه جهود الحماية إلى أحواض حمير والحفي وعرعر عبر تنفيذ المصاطب الزراعية، الزراعة الكنتورية، واستصلاح التربة، مع أولوية للمناطق التي تسجل LS مرتفع.
2. تعزيز التكامل بين RUSLE ونماذج الذكاء الاصطناعي الديناميكية، ويُوصى باستخدام شبكات عصبية أو نماذج XGBoost لتوسيع دقة التنبؤ المكاني والزمني، وربطها بتغيرات المناخ أو تغيرات استخدام الأرض المستقبلية ضمن إطار ذكاء اصطناعي جغرافي.
3. إنشاء نظام مراقبة روتيني باستخدام Sentinel-2 و Google Earth Engine، ولبناء خرائط شهرية لعامل C وتحديثها باستمرار، مما يساعد في رصد التحول الموسمي في الغطاء النباتي ومؤشر NDVI ، ويقلل من الاعتماد على الزيارات الميدانية المكلفة.
4. تصميم خرائط خطر تعرية مدمجة مع البنية التحتية، إذ ينبغي تطوير خرائط "مخاطر تعرية – طرق مواصلات – استعمالات بشرية"، لتحديد النقاط الحرجة على الطرق (مثل طريق كربلاء-عرعر)، واقتراح حلول هندسية سريعة لحماية المنشآت من التدهور.

Reference

1. Abd Elbasit, M. A., Pradhan, B., Elbeltagi, A., & Shitote, S. M. (2020). Soil erosion estimation using Sentinel-2 data and RUSLE model. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 18, 100294. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100294>
2. Ali, M. K. (2022). Estimating the cover management factor using NDVI and artificial intelligence systems. Diyala Journal of Agricultural Sciences, 14(1), 77–95. <https://www.iasj.net/iasj/article/253228>
3. Al Obaidy, A. H., & Al-Maliky, S. K. (2019). Assessment of soil erosion in the western desert of Iraq using RUSLE and GIS. Journal of Geography and Regional Planning, 12(4), 66–75. <https://doi.org/10.5897/JGRP2019.0734>
4. Al-Rubaie, A. I., & Khalaf, R. S. (2023). Soil erosion assessment in Horan Valley, Iraq using RUSLE2 and GIS techniques. Arabian Journal of Geosciences, 16(3), 315. <https://doi.org/10.1007/s12517-023-11221-9>
5. Ameen, R. A., & Aljabry, A. H. (2016). Designing a form for the erosion gully map by using Bergsma equation that modified polygon via RS & GIS Zargata valley–Arbil–Iraq. Imperial Journal of Interdisciplinary Research (IJIR), 2(6). <https://www.onlinejournal.in>
6. Al, N. A. H. J. S., Al-Asadi, M. A., & Amin, R. A. M. (2024). Quantitative Assessment of Water Erosion Risk in the Sandi Plain Using the Jafarlovic EPM Model. Midad Al-Adab Refereed Journal, 1(34). <https://midad-adab.com>
7. Al-Ali, A. K., & Amin, R. M. (2025). Tectonic Evaluation by Using Morphotectonic Indices at Zurbatiyah Area, Eastern Iraq. The Iraqi Geological Journal, 18–39. <https://igj-iraq.org>
8. Abbas, A. M., Taher, M. A., Abbood, N. H., & Amin, R. M. (2024). Qualitative Assessment of Water Erosion in Zawita Town in Dohuk Governorate within

- Kurdistan Region in Iraq, Using the (PAP/CAR) Model. *Kurdish Studies*, 12(2), 5159–5171. <https://kurdishstudies.net/index.php/KS/article/view/547>
9. Khosravi, K., Pham, B. T., Chapi, K., Shirzadi, A., Shahabi, H., & Prakash, I. (2021). A comparative assessment of intelligent models for soil erosion prediction. *Science of The Total Environment*, 789, 148124. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148124>
10. Kareem, I. J., Jasim, G. S., Ali, H. A., & Amin, R. M. (2024). **Estimating the extent** of water erosion in Darbandikhan Lake using a model Gavrilović Method (EPM) (Erosion Potential Method). *International Journal of Religion*, 5(9), 358–369 <https://ijrjournal.com>
11. Moore, I. D., & Burch, G. J. (1986). Physical basis of the length-slope factor in the universal soil loss equation. *Soil Science Society of America Journal*, 50(5), 1294–1298. <https://doi.org/10.2136/sssaj1986.03615995005000050042x>
12. Panagos, P., Borrelli, P., Meusburger, K., Alewell, C., Lugato, E., & Montanarella, L. (2015). The new assessment of soil loss by water erosion in Europe. *Environmental Science & Policy*, 54, 438–447. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2015.08.012>
13. Rahman, M. M., Sadeghi, S. H. R., Karnon, J., & Smith, C. (2024). Integrating machine learning with RUSLE for enhanced soil erosion modeling under climate change scenarios. *Environmental Modelling & Software*, 170, 105578. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105578>
14. Renard, K. G., Foster, G. R., Weesies, G. A., McCool, D. K., & Yoder, D. C. (1997). Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). USDA Agricultural Handbook No. 703.
15. Sharma, H. S., Sehgal, V. K., & Sahoo, R. N. (2018). Soil erosion modeling using artificial neural network and RUSLE model in GIS. *Environmental Earth Sciences*, 77(1), 18. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-7170-7>
16. Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning. USDA Agricultural Handbook No. 537. https://www.nrcs.usda.gov/Internet/FSE_DOCUMENTS/stelprdb1044171.pdf
17. Al-Maliki, N. H. J. Sh., Al-Asadi, M. A. W. H., & Amin, R. A. M. (2024). Quantitative assessment of water erosion risk in the Al-Sindi plain using the Gavrilovic EPM model. *Midad Al-Adab Journal*, 14(34), 1245–1276. <https://www.midad-adab.com/index.php/midad/article/view/762>