الخارطة الرقمية للكربون العضوي في التربة باستخدام بيانات الاستشعار عن بعد وخوارزمية Cubist للتعلم الآلي في منطقة الحولة، محافظة حمص

رهف العزو[1]، سمير شمشم[2] ، محمود الحمدان[3]

الملخص:

هدف هذا البحث إلى دراسة وتحديد التوزيع المكاني للكربون العضوي وفهم تأثير العوامل الطبوغرافية على توزيعه في تربة منطقة الحولة في ريف حمص الشمالي. تم الاعتماد على مجموعة من المؤشرات الطبوغرافية من ضمنها نموذج الارتفاع الرقمي(DEM) ، الانحدار (Slope)، اتجاه المنحدر (Aspect) ، الانحناء(Curvature) ، مؤشر الرطوبة الطبوغرافي(TWI) ، ومؤشر قوة التدفق(SPI) ، بالإضافة إلى بعض المؤشرات النباتية مثلNDVI ، SAVI، OSAVI، TSAVI، MSAVI، NDSI، و NDWI وتم استخدام خوارزمية التعلم الآلي Cubist. لتحقيق أهداف البحث تم جمع 65 عينة تربة سطحية مركبة (0–30 سم) خلال الفترة من 1 إلى 11 نيسان 2024، حيث قُدِّر محتوى الكربون العضوي باستخدام الطرق المرجعية المعتمدة. ولتقييم أداء النموذج، تم استخدام مؤشري الجذر التربيعي لمتوسط الخطأ (RMSE) ومعامل التحديد(R^2) . أظهرت النتائج أن التربة في المناطق ذات الارتفاعات الأعلى تحتوي على نسب أعلى من الكربون العضوي، مع وجود ارتباط إيجابي بين الانحدار ومحتوى الكربون العضوي. في المقابل، كان تأثير بعض المؤشرات الأخرى، مثل مؤشر الرطوبة الطبوغرافي (TWI) والانحناء، ضعيفًا على محتوى الكربون العضوي. تراوحت كمية الكربون العضوي المتنبأ بها باستخدام خوارزمية Cubist بين أقل من 1% و1.51%. وتركزت النسب العالية للكربون العضوي في المناطق الغربية من الحولة، والتي تتميز بارتفاعها عن سطح البحر. عند تقييم كفاءة النموذج، وُجد أن قيمة RMSE بلغت 0.0586%، مما يشير

إلى أن التنبؤات قريبة من القيم الحقيقية. كما بلغت قيمة معامل التحديد0.6823 (R^2) ، مما يدل على أن النموذج يفسر حوالي 68% من التباين في قيم الكربون العضوي باستخدام المؤشرات الطبوغرافية والمؤشرات النباتية المستخدمة في عملية التنبؤ.

الكلمات المفتاحية:

كربون عضوي، منطقة الحولة، العوامل الطبوغرافية، خوارزمية Cubist، قرائن استشعارية

1 طالبة ماجستير، قسم التربة واستصلاح الأراضي، كلية الهندسة الزراعية، جامعة حمص، حمص، سورية

2 استاذ في قسم التربة واستصلاح الأراضي، كلية الهندسة الزراعية، جامعة حمص، حمص، سورية

3 باحث في مركز بحوث حمص، الهيئة العامة للبحوث العلمية الزراعية، حمص، سورية

Digital Mapping of Soil Organic Carbon Using Remote Sensing Data and the Cubist Machine Learning Algorithm in Al-Houla District, Homs Governorate

Rahaf Al-Azzo[1], Samir Shamsham [2], Mahmoud Al-Hamdan[3]

Abstract: This research aimed to study and model the spatial distribution of organic carbon and understand the impact of topographic factors on its distribution in the soil of the Al-Houla area in northern Homs countryside. The study relied on various topographic indices, including the Digital Elevation Model (DEM), slope, aspect, curvature, Topographic Wetness Index (TWI), and Stream Power Index (SPI), in addition to several vegetation indices such as NDVI, SAVI, OSAVI, TSAVI, MSAVI, NDSI, and NDWI. The Cubist machine learning algorithm was used to achieve the research objectives. A total of 65 surface soil samples (0-30 cm) were collected between April 1 and 11, 2024, and the organic carbon content was estimated using standard reference methods. To evaluate the model's performance, the Root Mean Square Error (RMSE) and the coefficient of determination (R^2) were utilized. The results indicated that soils in higher elevation areas contained higher levels of organic carbon, with a positive correlation between slope and organic carbon content. Conversely, the impact of other indices, such as the Topographic Wetness Index (TWI) and curvature, was weak on organic carbon content. The predicted organic carbon content using the Cubist algorithm ranged from less than 1% to 1.51%, with higher concentrations observed in the western regions of Al-Houla, characterized by higher elevations. The model's efficiency assessment revealed an RMSE value of 0.0586%, indicating that the predictions were close to the actual values. The coefficient of determination (R^2) was 0.6823, suggesting that the model explained approximately 68% of the variation in organic carbon content using the topographic and vegetation indices included in the prediction process.

Keywords: Organic Carbon, Al-Houla district, Topographic Factors, Cubist Algorithm, Remote Sensing Indices

1. Master's student, Department of Soil and Land reclamation, Faculty of Agricultural Engineering, Homs University, Homs, Syria.
2. Professor in the Department of Soil Land reclamation, Faculty of Agricultural Engineering, Homs University, Homs, Syria.
3. Researcher at Homs Research Center, General Commission for Scientific Agricultural Research, Homs, Syria.

المقدمة:

تحتوي التربة على ثلثي المخزون العالمي من الكربون، وبالتالي فإن أي تغيير طفيف في هذا المخزون الكبير يمكن أن يسبب ببساطة تغييرات في المناخ، والغلاف الجوي، والحياة البرية (McBratney *et al.*, 2014). يتأثر محتوى التربة من الكربون العضوي بالظروف الطبوغرافية و المناخية، واستعمالات الأراضي، والبقايا النباتية والحيوانية، ورطوبة التربة، بالإضافة إلى عمق التربة، والعوامل الميكروبية في التربة(Chen *et al.*, 2023) يُعتبر الكربون العضوي في التربة Soil Organic Carbon (SOC) من أهم مؤشرات جودة التربة التي تؤثر على العمليات الفيزيائية والكيميائية والبيولوجية للتربة، وعموماً له دور رئيسي في خدمات النظام البيئي ورفاهية الإنسان ,Falahatkar .*et al.*, 2014) (Villarino *et al.*, 2019 ويؤثر بشكل كبير على صحة التربة وخصوبتها، وأمن الغذاء، وانبعاثات الغازات الدفيئة، وتغير المناخ (Lal, 2016; Kim *et al.*, 2021; Liptzin *et al.*, 2022). هذه الاعتبارات جعلت من تقييم وتخطيط الكربون العضوي في التربة أمرًا بالغ الأهمية من الناحيتين الاقتصادية والبيئية. تستخدم خرائط SOC كمرجع في اتخاذ القرارات على المستوى المحلي والواسع في قطاع الزراعة. كما يمكن أن تكون مفيدة في الأنشطة الزراعية وإنتاج المحاصيل، ورصد تدهور الأراضي والتعرية، وتعيين SOC لفئات استعمالات الأراضي، وتخطيط عزل الكربون وتداول انبعاثات الغازات الدفيئة (Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*, 2016; Guevara *et al.*, 2018; Morais *et al.*, 2018; Lamichhane *et al.*, 2019). لذلك من المهم استخدام طرق سريعة ودقيقة وفعالة لرسم خرائط SOC التي تساعد في رصد التغيرات الحاصلة في مستويات الكربون العضوي ووضع خطط المعالجة اللازمة للحفاظ على جودة التربة، وحماية البيئة، وتحسين ممارسات الزراعة(Gholizadeh *et al.*, 2020) . تجعل التباينات المكانية الكبيرة للكربون العضوي في التربة، من موقع إلى آخر، من الصعب تحديد كميته بدقة. بالإضافة لذلك فإن رسم خرائط SOC بدقة بناءً على عدد محدود من نقاط العينة الملاحظة ومعلومات أخرى عن التربة وشكل الأرض يمثل تحديًا دائمًا (Goodman and Owens, 2012). إن طرائق الرسم التقليدية مكلفة وتستغرق وقتًا طويلاً، حيث تقتصر جميع

المعلومات على نقاط العينة ولا يمكن توسيعها إلى مقاييس كبيرة. وفي الوقت نفسه، مع التقنيات المتطورة والوصول الواسع إلى بيانات الاستشعار عن بعد، ونماذج الارتفاع الرقمية (DEM)، والمتغيرات البيئية، أصبح رسم الخرائط الرقمية للتربة Digital Soil (DSM) Mappingنهجًا بديلاً يساعد في التنبؤ وتخطيط التوزيع المكاني للكربون العضوي في التربة (McBratney *et al.*, 2003) .

تحل الخرائط الرقمية بسرعة محل الخرائط التقليدية القائمة على المضلعات ويمكنها التنبؤ بكميةSOC . بالإضافة لذلك يمكن تعديلها وتحليلها بسهولة باستخدام أدوات جغرافية مختلفة في نظم المعلومات الجغرافية (GIS) (Grunwald, 2009). تسهل التقنيات المستخدمة في إنتاج الخرائط الرقمية للتربة DSM التنبؤ الفعال بتوزيع SOC من خلال الاستفادة من صور الاستشعار عن بعد التي يمكن أن توفر معلومات قيمة على نطاق واسع. وبالتالي هي تقنية مفيدة وفعالة لتمثيل استعمالات الأراضي والغطاء الأرضي، وظروف الغطاء النباتي، بالإضافة إلى تحسين دقة التنبؤ ورسم خرائط SOC

. (Mirzae *et al.*, 2016)

كما يمكن لبيانات الاستشعار عن بُعد أن تقدم مجموعة واسعة من المعلومات الطيفية والمكانية على مقاييس مختلفة عنSOC (Vaudour *et al.*, 2016). ويمكن اشتقاق هذه المعلومات كمتغيرات مختلفة عن الغطاء النباتي، والتضاريس، والمناخ، والجغرافيا، التي يمكن أن تكون متغيرات قوية للتنبؤ ورسم خرائط SOC. ومع ذلك، قد يتأثر الارتباط بين SOC والمتغيرات البيئية بدقة الصورة، والحالة البيئية، ومقياس منطقة الدراسة (Lamichhane *et al.*, 2021) ويمكن ربط جميع البيانات التي يتم الحصول عليها من الاستشعار عن بُعد أو من قياسات الحقل أو المخبر بواسطة تقنيات DSM مختلفة للتنبؤ ورسم خرائط SOC. تصنف هذه التقنيات إلى أربع مجموعات: الإحصائية، والجيوإحصائية، وتعلم الآلة، والمختلطة (المجمعة) (Chen *et al.*, 2019). تعتبر التقنيات الإحصائية أدوات خطية غير مكانية في الغالب، مثل الانحدار الخطي المتعدد

(MLR) وتحليل الانحدار باستخدام أقل المربعات الجزئية (PLSR) ، والتي تعكس الارتباط بين المتغيرات المدخلة والنتائج. أما التقنيات الجيوإحصائية مثل Kirging فتتم بناءً على التوافق المكاني (Griffith and Liau, 2021) بسبب الافتراض غير الواقعي للثبات في بعض هذه التقنيات(Sirayanone, 1988) ، يتم تجاهل تأثير المتغيرات البيئية، مما يؤدي إلى انخفاض دقة التنبؤ. وعلى نقيض التقنيات الجيوإحصائية، يمكن أن تضم تقنيات تعلم الآلة (ML) اللاخطية وتتعامل مع مشكلة الإفراط في التخصيص في عدد محدود من العينات والمتغيرات البيئية في مجموعة البيانات ,.Drake *et al*) (2006التقنيات الأكثر شيوعًا في تعلم الآلة المستخدمة في DSM هي الغابات العشوائية (RF)، شجرة الانحدار Decision Tree، الشبكات العصبية الاصطناعية(ANN) ، وآلة الدعم الشعاعي (SVM) (Lamichhane *et al*., 2019) ، والنموذج التكعيبي Cubist ويعود ذلك بشكل رئيسي إلى أدائها التنبؤي المتميز وقدرتها على نمذجة العلاقة المعقدة بين المتغيرات التابعة والمتغيرات المستقلة المقدمة (Dangeti, 2017). وأخيرًا، تقنيات DSM المختلطة تجمع بين طريقتين مختلفتين لتحسين التنبؤ بالتوزيع المكاني ورسم خرائط خصائص التربة. وقد أفادت العديد من الدراسات بتفوق التقنيات المختلطة على التقنيات الفردية (Knotters *et al*., 1995; Yemefack *et al*., 2005; Lamichhane *et al*., 2021). باعتباره إحدى أكثر تقنيات DSM Regression kriging (RK) المختلطة استخدامًا، مما يسمح بإدراج المتغيرات البيئية في إجراء Kriging

(Hengl *et al.,2007)* يستفيد RK من قوة كل من أساليب الانحدار Kriging لتحسين كفاءة ودقة رسم خرائط ميزات التربة الرقمية.(Meng *et al*., 2013)

في سورية لاتزال هذه الدراسات في بدايتها، حيث ركز Khallouf *et al*., (2022) على تقدير حبيبات التربة السطحية باستخدام تقنيات الاستشعار عن بُعد في سهل الغاب، سوريا. تهدف الدراسة إلى استكشاف فعالية البيانات المستمدة من الاستشعار عن بُعد في تقدير وتوزيع خصائص التربة السطحية. اعتمد الباحثون على استخدام صور الأقمار الصناعية ونماذج الارتفاعات الرقمية لتحليل وتقدير توزيع حبيبات التربة، بما في ذلك الطمي، الرمل، والطين. وعند تقييم فعالية الطريقة

الاستشعارية في تقييم خصوبة التربة، فقد تبين لديهم أن معامل الارتباط R= 0.887 ويعد نموذج قوي قادر على التنبؤ بصفة خصوبة التربة

تقع منطقة الحولة في محافظة حمص وتأتي أهمية منطقة الحولة كموقع للدراسة من تباينها في الارتفاع عن سطح البحر وكذلك تباينها في التضاريس بالإضافة إلى أنها تعد من المناطق الزراعية الهامة في سوريا، حيث تتميز بتربتها الخصبة ومناخها المعتدل، مما يجعلها مناسبة لزراعة مجموعة متنوعة من المحاصيل مثل القمح، الشعير، الخضروات، الزيتون، والتين. تعتمد الزراعة في الحولة بشكل كبير على الموارد المائية المتوفرة من الأنهار والمياه الجوفية، مما يدعم أنظمة الري ويوفر استدامة للإنتاج الزراعي. تواجه الحولة تحديات مثل تغير المناخ وشح الموارد المائية، ومن هنا تأتي أهمية مراقبة تغيرات محتوى التربة من الكربون العضوي حيث يعد من أهم مؤشرات جودة التربة التي تؤثر على العمليات الفيزيائية والكيميائية والبيولوجية للتربة ويوجد استنزاف لمحتوى التربة من الكربون العضوي نتيجة الحراثة المستمرة وعموماً له دور رئيسي في خدمات النظام البيئي ورفاهية الإنسان (Falahatkar .*et al*., 2014, Villarino *et al*., 2019) ويؤثر بشكل كبير على صحة التربة وخصوبتها، وأمن الغذاء، وانبعاثات الغازات الدفيئة، وتغير المناخ (Lal, 2016; Kim *et al*., 2021; Liptzin *et al*., 2022). ما يستدعي تبني ممارسات زراعية مستدامة للحفاظ على الإنتاجية الزراعية. وفقًا للتقارير الصادرة عن وزارة الزراعة السورية، فإن منطقة الحولة تلعب دورًا حيويًا في دعم الاقتصاد المحلي والأمن الغذائي (وزارة الزراعة والاصلاح الزراعي، 2020)

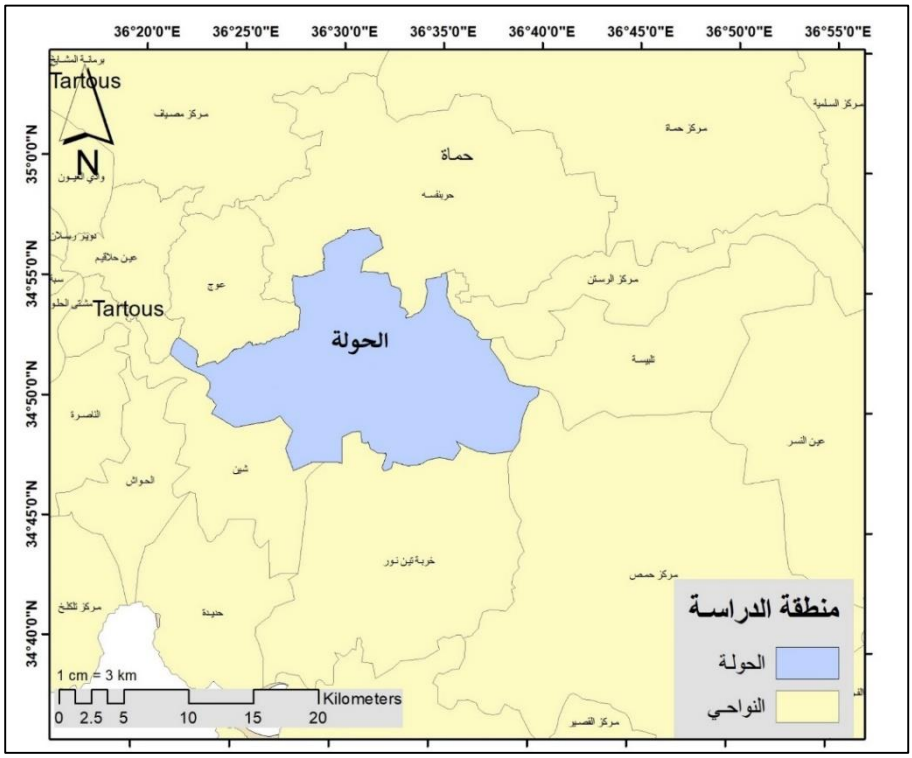
أهداف البحث:

- دراسة تأثير بعض العوامل الطبوغرافية في التوزع المكاني للكربون العضوي.
- إعداد الخارطة الرقمية للكربون العضوي باستخدام البيانات الاستشعارية والحقلية وخوارزميات التعلم الآلي.

مواد الدراسة وطرائقها:

1- الموقع والامتداد:

تقع منطقة الدراسة في الجهة الشمالية الغربية من محافظة حمص ممتدة بين دائرتي عرض 34.45-34.55 شمالاً وخطي طول 36.20-36.35 شرقاً. يحدها من الناحية الشمالية أراضي محافظة حماة ومن الجنوب أراضي مركز حمص ومن الغرب ناحية شين ومن الشرق أراضي تلبيسة والرستن (الشكل 1). تتصف المنطقة بتباينها في الارتفاع والتضاريس، حيث يتراوح ارتفاعها عن سطح البحر بين 470_ 965 م، تتميز المنطقة المدروسة بوجود انحدار يتراوح الانحدار في منطقة الدراسة من (0 _32%)، مما يؤدي ذلك إلى انجراف التربة، لتقل معها السماكة حتى تكاد تنعدم، حيث تنتشر فيها كتل صخرية
بأحجام مختلفة تعد عاملاً محدداً للاستثمار الزراعي، وتبدو الصخور البازلتية الأم متكشفة على السطح. وبنتيجة ذلك فإن معظم ترب المنطقة ضحلة إلى متوسطة العمق باستثناء ما تشكل على جوانب الأودية وفي المدرجات المشادة من قبل السكان وبعض المنخفضات (هزيم، 2014).

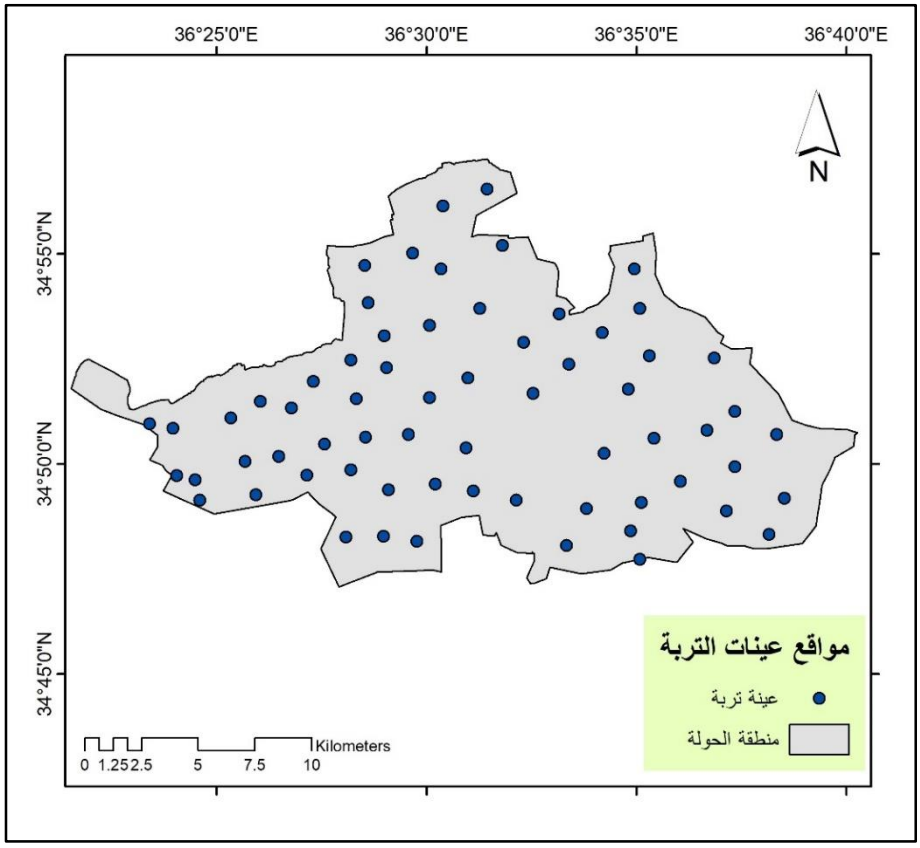


الشكل (1) موقع منطقة الحولة والنواحي المحيطة بها

2- جمع عينات التربة وتحليلها:

تم جمع 65 عينة تربة مركبة من الطبقة السطحيّة بعمق (0-30سم) من منطقة الدراسة خلال المدة 4/1 وحتى 2024/4/11، حيث تم تحديد موقعها الجغرافي باستخدام جهاز تحديد المواقع العالمي GPS (الشكل2) ومن ثم جففت العينات هوائياً وطحنت ومررت بمنخل2 ملم لتكون بعدها جاهزة لتقدير الكربون العضوي فيها في مخابر كلية الهندسة الزراعية – جامعة حمص باستخدام طريقة الأكسدة الرطبة(Walkley and Black, 1934). ومن ثم أجري تحليل احصائي

وصفي للبيانات شمل كل من القيمة الدنيا، والعظمى والوسيط والمتوسط والانحراف المعياري ومعامل الاختلاف والالتواء والتفلطح والتوزع الطبيعي للبيانات بواسطة منحنى التوزع (Histogram).



الشكل (2) مواقع عينات التربة في منطقة الحولة

3- الصور الفضائية ومعالجتها:

تم تحميل الصورة الفضائية مأخوذة عبر التابع الصنعي Sentinel 2b. مجاناً باستخدام منصة GEE ضمن نفس مدة أخذ عينات التربة، حيث تقع منطقة الدراسة ضمن مشهد واحد.

2- نموذج الارتفاعات الرقمي (Digital Elevation Model) النوع SRTM(Shuttle Radar Topographic Mission) بدقة تميز مكاني 30 م.

3-1- إعداد الصور الفضائيّة ومعالجتها

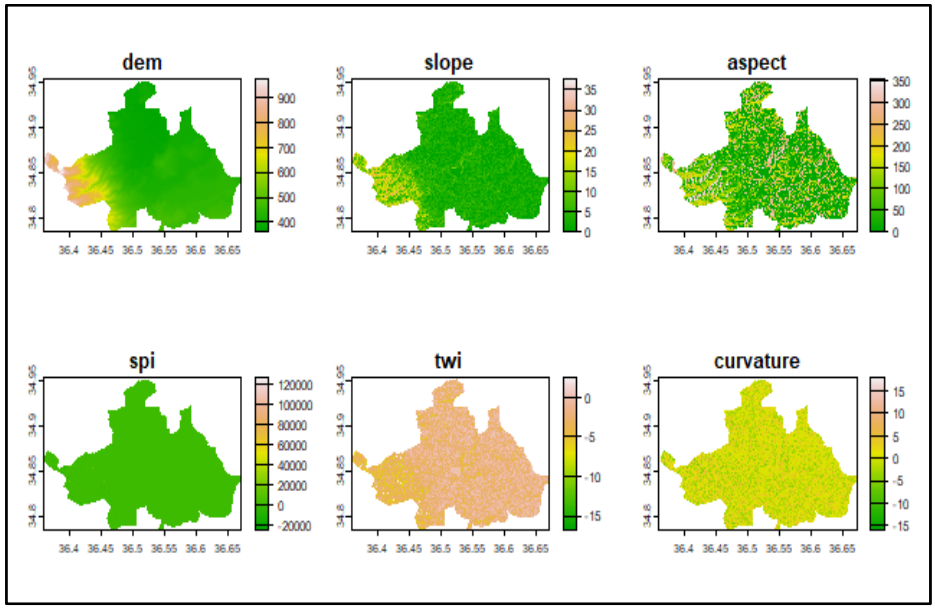
عمليات تحضير الصورة preprocessing Image:

تم استخدام المنصة GEE في تحميل الصور الفضائية من النوع Sentinel لشهر نيسان خلا المدة من 1-11/ 4/ 2024. كما تم الحصول على صورة مركبة مكونة من النطاقات الطيفيّة (3،4،5،6،7،8،9،10،11،12،,12) . ومن ثم دمج النطاقات منطقة الدراسة بواسطة الأداة Mosaic، ثم تقتطع منطقة الدراسة من الصور الفضائيّة باستخدام الأداة Image Subset باستخدام برنامج ERDAS Imagine بواسطة شريحة الحدود لمنطقة الدراسة (قرموقة، 2018). وتُعد المعالجة الأولية خطوة مهمة في إعداد الصور الفضائية حيث تعمل على تصحيح المشكلات المرتبطة ببيانات الحزم الطيفية وإعادة حساب قيم الأرقام الرقمية (DN) لتقليل هذه المشكلات (Al-Ajmi and Uddin, 2009). وتشمل الإجراءات:

3-2- الخصائص الطبوغرافية المشتقة من نموذج الارتفاع الرقمي:

يُعد اشتقاق خصائص الطبوغرافيا من نموذج الارتفاع الرقمي (DEM) أمرًا حيويًا لفهم العديد من العمليات الجيومرفولوجية والبيئية. تم تحميل نموذج الارتفاعات الرقمية من الموقع https://earthexplorer.usgs.gov/ مجانا. يُمثل الانحدار (Slope) المعدل الزاوي لتغير الارتفاع، ويُحسب عن طريق تحديد التغير في الارتفاع بين خلايا متجاورة في DEM. أما اتجاه المنحدر (Aspect) فإنه يُحدد اتجاه الواجهة الجغرافية للمنحدر، مما يساعد في فهم توزيع الإشعاع الشمسي والتأثيرات المناخية. في حين يصف الانحناء (Curvature) معدل تغير الانحدار ويشير إلى خصائص التجمع أو التشتت للمياه، حيث يمكن أن يكون محدبًا (convergent) أو مقعرًا (divergent) . ويعتمد مؤشر الرطوبة الطبوغرافي (TWI)على الانحدار ومساحة التجمع المائي، ويُستخدم لتحديد المناطق ذات الاحتمالية

العالية لتجمع المياه وتشبّع التربة. أما مؤشر القدرة على التدفق(SPI) ، فيُعبر عن قدرة المياه المتدفقة على إحداث انجراف، ويُحسب بناءً على تداخل الانحدار ومساحة التجمع المائي. تُعد هذه المؤشرات أدوات مهمة في التحليل الطبوغرافي والبيئي، حيث تساعد في التنبؤ بأنماط تصريف المياه وتحديد المناطق المهددة بالانجراف والانجراف (Wilson and Gallant, 2000; Moore *et al.*, 1991; Beven and Kirkby, 1979; Tarboton, 1997). اشتقت الخصائص الطبوغرافية من نموذج الارتفاع الرقمي DEM باستخدام منصة لغة البرمجة R اعتمادا على المكتبة Raster. ويوضح الشكل (3) الخصائص الطبوغرافية المشتقة من نموذج الارتفاعات االرقمي.



الشكل (3) الخصائص الطبوغرافية المشتقة من DEM

3-3- العلاقة بين التوزع المكاني للكربون العضوي وبعض العوامل الطبوغرافية

درست العلاقة بين التوزع المكاني للكربون العضوي وبعض العوامل الطبوغرافية باستخدام Heat map توضح طبيعة وقوة علاقة الارتباط Pearson بين كمية الكربون العضوي مقدرة كنسبة مئوية والعوامل الطبوغرافية المدروسة في R اعتماداً على المكتبات (corrplot, viridis)

3-4- النمذجة الرقمية للتوزع المكاني للكربون العضوي باستخدام خوارزمية التعلم الآلي Cubist:

استخدمت المؤشرات طبوغرافية والمؤشرات النباتية الاستشعارية والمجالات الطيفية للصورة الفضائية وبيانات التربة في التنبؤ في النسبة المئوية للكربون العضوي في التربة باستخدام مكتبة terraفيR ، التي تُستخدم لمعالجة البيانات المكانية (Hijmans and van Etten, 2022)

استخدمت مكتبة whitebox لحساب اتجاه التدفق وتراكم التدفقات، وهي أدوات هامة في تحليل الهيدرولوجيا .(Lindsay, 2016) قمنا بتحميل بيانات عينات التربة باستخدام مكتبة sfلتحليل البيانات الجغرافية الشعاعية.(Pebesma, 2018) بالنسبة المؤشرات النباتية المستخدمة تم حسابها في R اعتمادا على المجالات الطيفية وهي NDVI, SAVI, OSAVI, TSAVI, MSAVI, NDSI, NDWI والتي توضحها المعادلات:

القرينة النباتية التفاضلية NDVI

يعتمد NDVI على الفرق بين النطاق الأحمر (Red) ونطاق الأشعة تحت الحمراء القريبة (NIR)ويُحسب باستخدام الصيغة

$$NDVI = NIR - Red/NIR + Red$$

ويعكس NDVI مدى نشاط الغطاء النباتي وصحته، ويرتبط بقوة بمستوى التغطية النباتية، والذي يعتبر مؤشرًا جيدًا لكمية الكربون العضوي في التربة، حيث يُعد الغطاء النباتي مصدرًا رئيسيًا للكربون العضوي.(Rouse *et al.*, 1974)

SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)

$$SAVI = (1 + L)(NIR - Red)/NIR + Red + L$$

حيث L هو معامل التعديل (غالبًا ما يُستخدم 0.5). يقلل SAVI من تأثير التربة على قراءة المؤشر، مما يجعله أكثر دقة في المناطق ذات الغطاء النباتي القليل أو التربة الظاهرة، وهو بالتالي مؤشر أكثر دقة للكربون العضوي في تلك الظروف

(Huete, 1988).

OSAVI (Optimized Soil Adjusted Vegetation Index)

هو نسخة محسنة من SAVI تأخذ في الحسبان القيم المنخفضة للأوراق أو التربة العارية، وتُحسب كالتالي

$$OSAVI = NIR - Red/NIR+Red+0.16$$

يوفر تحسينات إضافية مقارنة بالمؤشر. SAVI عند العمل في المناطق ذات الغطاء النباتي المنخفض، مما يساعد في تحسين التنبؤ بمحتوى الكربون العضوي

(Rondeaux *et al.*, 1996).

TSAVI (Transformed Soil Adjusted Vegetation Index)

يأخذ في الحسبان الانحدار بين نطاق الأشعة تحت الحمراء القريبة والنطاق الأحمر لتقليل تأثير التربة

$$TSAVI = s(NIR - s \times Red - a) / (s \times NIR + Red - s \times a + X)$$

حيث s هو ميل الخط الأرضي و a هو تقاطع المحور.

يُستخدم TSAVI في البيئات ذات التربة الجافة أو المناطق ذات الغطاء النباتي القليل، مما يعزز دقة التنبؤ بالكربون العضوي.(Baret *et al.*, 1989)

MSAVI (**Modified Soil Adjusted Vegetation Index**)

$$MSAVI = \frac{1}{2} * [2(NIR + 1) - ((2 * NIR + 1)2 - 8(NIR - R))^{0.5}]$$

مفيد في تحسين الدقة في المناطق ذات التربة المكشوفة أو التغطية النباتية الخفيفة، مما يزيد من دقة تقدير الكربون العضوي.(Qi et al., 1994)

NDSI (**Normalized Difference Salinity Index**) (Al-Khaier, 2003)

$$NDSI = (SWIR1 - SWIR2) / ((SWIR1 + SWIR2)$$

NDWI (**Normalized difference Water index**)

يعد Tucker (1980) أول من اقترح أفضليّة النطاق الخامس (تحت الأحمر قصير الموجة NIR) في صورة Landsat7 لمراقبة المحتوى المائي للظلة النباتيّة Canopy، حيث تزداد الانعكاسيّة ضمنه كلما انخفض المحتوى المائي للنبت (Tucker, 1980):

$$NDWI = (NIR - SWIR1)/(NIR + SWIR1)$$

:يُعتبر مؤشرًا مهمًا لرصد محتوى الرطوبة في التربة والنبات، مما يؤثر بشكل غير مباشر على التقديرات المرتبطة بالكربون العضوي، حيث ترتبط الرطوبة العالية غالبًا بمستويات أعلى من الكربون العضوي.(Gao, 1996) حيث:

NIR: الانعكاسيّة في النطاق الطيفي تحت الأحمر القريب ,R :الانعكاسيّة في النطاق الطيفي الأحمر، $SWIR1$لنطاق الطيفي تحت الأحمر قصير الموجة.

بعد تجهيز البيانات الطبوغرافية والمؤشرات النباتية والمجالات الطيفية والتأكد من توافقها مع بيانات التربة، استخدم نموذج Cubist من مكتبة Cubist، الذي يعتمد على اتخاذ القرار لتحليل البيانات المستمرة والتنبؤ بمحتوى الكربون العضوي .(Quinlan, 1992) قمنا بتقييم النموذج باستخدام الخطأ الجذري المتوسط (RMSE) لتحديد دقة التنبؤات.

النتائج والمناقشة:

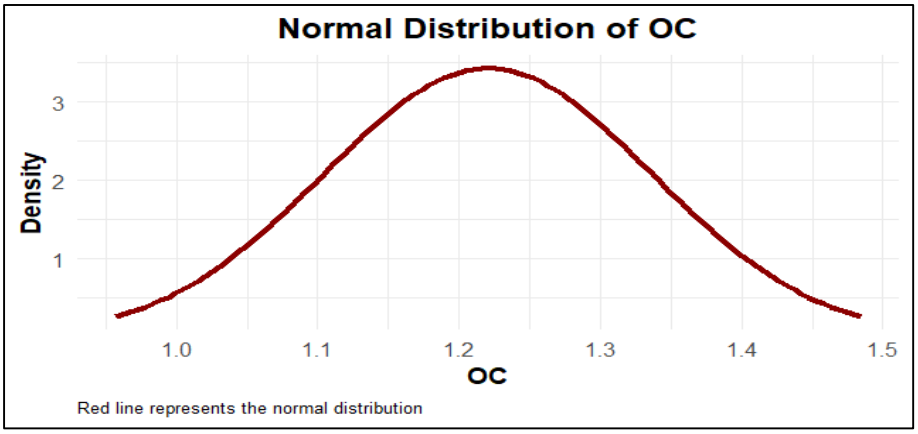
التحليل الاحصائي الوصفي للكربون العضوي في ترب منطقة الحولة:

تُظهر المؤشرات الإحصائية (الجدول 1) لتحليل نسبة الكربون العضوي في تربة منطقة الحولة تباينًا محدودًا نسبيًا، حيث بلغت القيمة الدنيا 0.957 والقصوى 1.48، مما يعكس نطاقًا ضيقًا للتغير في هذه النسب. المتوسط الحسابي للنسبة هو 1.2207، مما يشير إلى أن الكربون العضوي يميل إلى التجمع حول هذه القيمة. الوسيط الذي بلغ 1.2296 قريب جدًا من المتوسط، مما يشير إلى توزيع متوازن للنسب. وقيمة الانحراف المعياري (0.1162) مما يُظهر تشتتًا طفيفًا حول المتوسط، بينما يشير معامل الاختلاف (9.52%) إلى تباين قليل مقارنة بالمتوسط. ويدل التفلطح السلبي الخفيف (−0.0489) على انحراف بسيط نحو القيم الأدنى، بينما يشير الالتواء (2.9184) إلى أن التوزيع يحتوي على قمة حادة نسبيًا، ما يعني أن معظم القيم قريبة من المتوسط مع وجود بعض القيم الشاذة الأعلى. هذه المؤشرات توضح أن تربة منطقة الحولة تحتفظ بمستويات متقاربة من الكربون العضوي، مع استقرار نسبي وتباين محدود.

الجدول (1) نتائج التحليل الاحصائي الوصفي للكربون العضوي في ترب منطقة الحولة

قيمة دنيا	قيمة عظمى	متوسط	وسيط	انحراف معياري	معامل اختلاف	الالتواء	التفلطح
0.95	1.48	1.22	1.22	0.116	0.095	-0.048	2.91

ويوضح الشكل (4) التوزع الطبيعي لنسب الكربون العضوي (OC) في تربة منطقة الحولة. حيث يوضح المنحنى الأحمر الكثافة الاحتمالية للنسب، مشيرًا إلى أن معظم القيم تتجمع حول المتوسط البالغ 1.2207، مع تباين بسيط على جانبي المنحنى. ويظهر التوزع على هيئة منحنى جرس متماثل، مما يدل على توزيع طبيعي تقريبًا للكربون العضوي في التربة، مع قمة بارزة في المنتصف تعكس أن الغالبية العظمى من العينات تحتوي على مستويات كربون عضوي قريبة من المتوسط، بينما تنخفض الاحتمالات بشكل ملحوظ نحو الأطراف، مما يشير إلى وجود عدد قليل من القيم الشاذة البعيدة عن المتوسط.

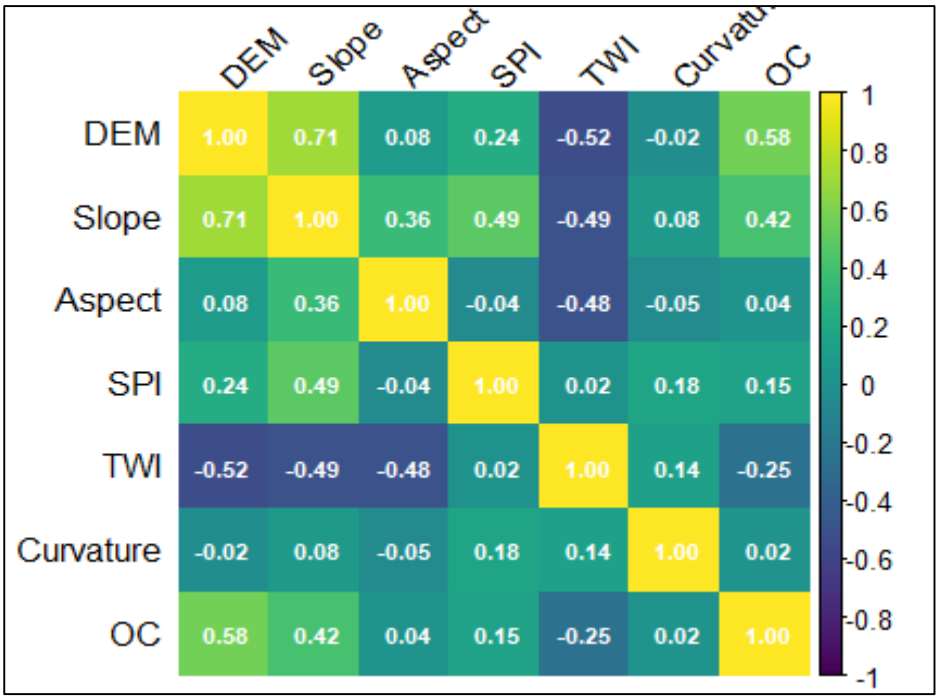


الشكل (4) منحنى التوزع الطبيعي لبيانات الكربون العضوي في ترب منطقة الحولة

تأثير العوامل الطبوغرافية في التوزع المكاني للكربون العضوي:

تمثل هذه الخارطة الحرارية الشكل (5) العلاقة بين المؤشرات الطبوغرافية المختلفة (مثل الارتفاع الرقمي DEM ، الانحدار Slope ، الاتجاه Aspect ، مؤشر القوة الطبوغرافية SPI ، مؤشر الرطوبة الطبوغرافية TWI ، والتقوس Curvature) ونسبة الكربون العضوي (OC) في تربة منطقة الحولة. يظهر الشكل درجات الارتباط بين هذه العوامل، حيث يشير الارتباط الإيجابي المتوسط بين الكربون العضوي والارتفاع الرقمي (0.58) إلى أن المناطق ذات الارتفاعات الأعلى قد تحتوي على نسب أعلى من الكربون العضوي، وهو ما قد يعزى إلى تأثير المناخ والغطاء النباتي الأكثر وفرة في المرتفعات، مما يزيد من تراكم المادة العضوية (Singh *et al.*, 2018). كما أن الانحدار أظهر ارتباطًا إيجابيًا أقل (0.42)، مما يعني أن المناطق ذات الانحدار المعتدل تحافظ على تراكم الكربون العضوي بشكل أفضل بسبب تقليل الانجراف وزيادة استقرار التربة (Liu *et al.*, 2020). من جهة أخرى، يظهر أن المؤشرات الأخرى مثل مؤشر الرطوبة الطبوغرافية TWI والتقوس لها ارتباط ضعيف أو غير دال مع الكربون العضوي، مما يشير إلى أن تأثير هذه العوامل قد يكون محدودًا في هذه المنطقة مقارنة بالارتفاع والانحدار. يعكس هذا التأثير المعقد للعوامل الطبوغرافية على توزيع الكربون العضوي، حيث تلعب دورًا حيويًا في تنظيم توزيع المياه والرطوبة وانجراف التربة، ما يؤثر بدوره على تراكم وتحلل المادة العضوية

(Singh *et al.*, 2018; Liu *et al.*, 2020).



الشكل (5) الخارطة الحرارية للعلاقة بين الكربون العضوي والعوامل الطبوغرافية في ترب الحولة

تتوافق نتائج هذا التحليل مع العديد من الدراسات التي تناولت تأثير العوامل الطبوغرافية على توزيع الكربون العضوي في التربة. على سبيل المثال، أظهرت دراسة قام بها Singh *et al.* (2018) أن الارتفاع والانحدار يلعبان دورًا هامًا في تحديد تراكم الكربون العضوي، حيث أن المرتفعات والمناطق ذات الانحدار المعتدل تحتوي على مستويات أعلى من الكربون العضوي بسبب الغطاء النباتي الأكثر كثافة والمناخ المناسب. كما أن هذه الدراسة أشارت إلى أن المناطق ذات الانحدار الشديد تتعرض للانجراف، مما يقلل من تراكم المادة العضوية. من جهة أخرى، تتفق نتائج هذا التحليل مع دراسة Liu *et al.* (2022) التي أكدت أن المناطق ذات الارتفاعات العالية والانحدارات المعتدلة تسهم في تعزيز تراكم

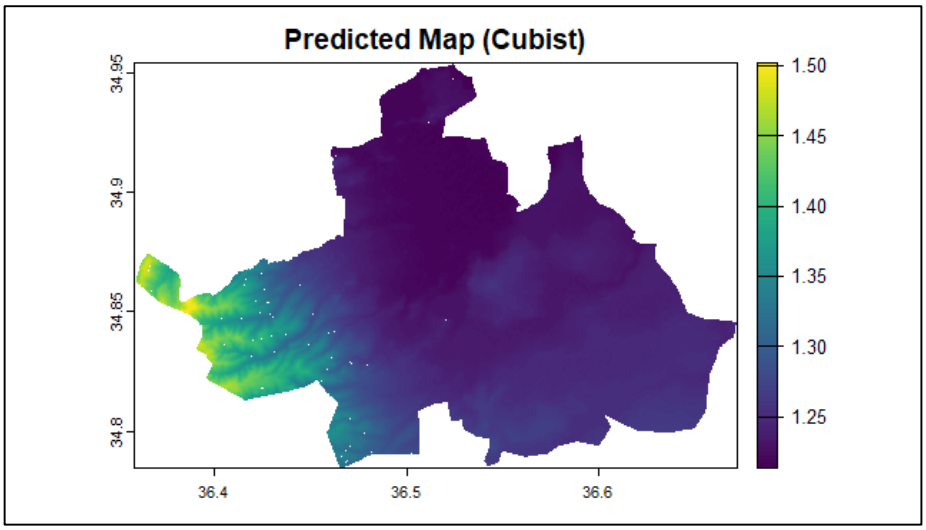
الكربون العضوي في التربة، بسبب زيادة ثبات التربة وتقليل الانجراف. ومع ذلك، تختلف هذه النتائج جزئيًا عن بعض الدراسات التي لم تجد ارتباطًا قويًا بين بعض المؤشرات الطبوغرافية مثل مؤشر الرطوبة الطبوغرافية TWI وتوزيع الكربون العضوي. على سبيل المثال، أشارت دراسة Gao *et al.* (2021) إلى أن تأثير مؤشر الرطوبة الطبوغرافية قد يكون أكثر وضوحًا في البيئات الرطبة أو الغابات الكثيفة، بينما يقل تأثيره في المناطق الجافة أو الشبه جافة مثل منطقة الحولة.

التوزع المكاني للكربون العضوي في ترب منطقة الحولة

يظهر الشكل (6) التوزيع المكاني للكربون العضوي في تربة منطقة الحولة باستخدام نموذج Cubist، حيث تبين ارتفاع مستويات الكربون العضوي في الأجزاء الغربية من المنطقة. يُعزى ذلك إلى تأثير العوامل الطبوغرافية مثل الارتفاع والانحدار التي تساعد على تراكم المواد العضوية، خاصة في المناطق ذات الغطاء النباتي الكثيف والظروف المناخية الملائمة. أما في الأجزاء الشرقية، فتظهر مستويات أقل من الكربون العضوي، مما قد يكون نتيجة لانجراف التربة أو الظروف الطبوغرافية الأقل ملاءمة.

تتفق هذه النتائج مع ما أشارت إليه دراسة Singh *et al.* (2022)، حيث أظهرت أن التوزيع المكاني للكربون العضوي يتأثر بشكل كبير بالظروف الطبوغرافية، خاصة في المناطق ذات التضاريس المعقدة التي تؤدي إلى اختلافات في تراكم المواد العضوية. كما أظهرت دراسة Chen *et al.* (2023) أن الكربون العضوي في التربة يكون أعلى في المناطق ذات الانحدار المعتدل والغطاء النباتي الكثيف، مما يدعم النتائج المرصودة في منطقة الحولة. تتفق هذه النتائج مع العديد من الدراسات السابقة التي أكدت على تأثير العوامل الطبوغرافية في توزيع الكربون العضوي في التربة. على سبيل المثال، أشارت دراسة Liu *et al.* (2022) إلى أن التضاريس المعقدة تؤدي إلى تباينات واضحة في توزيع الكربون العضوي، حيث تساهم المناطق ذات الانحدار المعتدل والغطاء النباتي الكثيف في زيادة تراكم الكربون العضوي. بالإضافة إلى ذلك، أظهرت دراسة Zhang *et al.* (2023)أن ارتفاع الكربون لعضوي يرتبط بشكل وثيق مع المناطق ذات الارتفاع الأعلى

بسبب توافر الرطوبة والمواد العضوية. كما أكدت دراسة Wang *et al.* (2022) أن التوزيع المكاني للكربون العضوي يتأثر بشكل كبير بالعوامل الطبوغرافية مثل الانحدار والارتفاع، وأن هذه العوامل تسهم في تحديد الخصائص الفيزيائية والكيميائية للتربة، مما يعزز من تراكم المواد العضوية في بعض المناطق.



الشكل (6) التوزع المكاني للكربون العضوي في ترب منطقة الحولة

تقييم كفاءة النموذج Cubist:

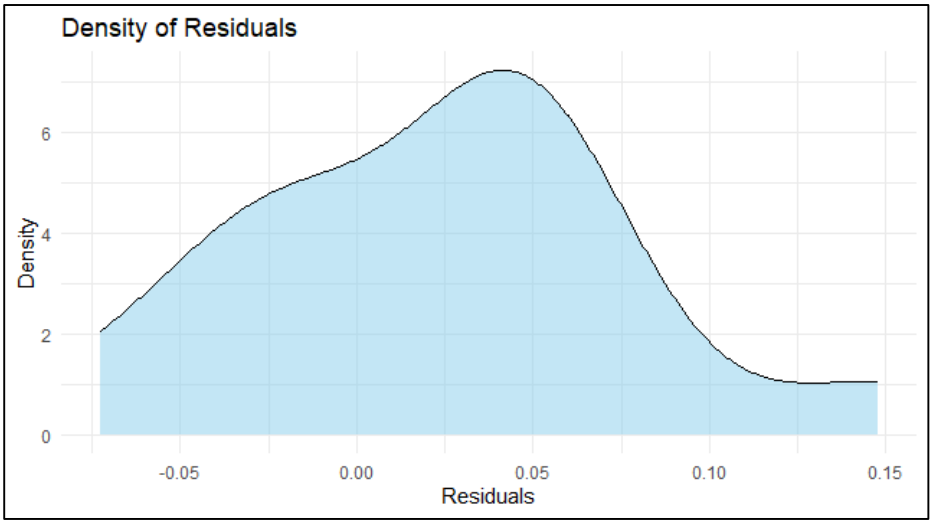
يقدم نموذج **Cubist** في التنبؤ بالكربون العضوي في تربة منطقة الحولة أظهر أداء جيدًا، حيث حقق RMSE قيمة 0.0586 (الجدول 2)، مما يعني أن التنبؤات قريبة من القيم الحقيقية. كما بلغ R^2 0.6823، مما يشير إلى أن النموذج يفسر حوالي 68% من التباين في قيم الكربون العضوي باستخدام المؤشرات الطبوغرافية المدخلة. وبالتالي، يمكن اعتبار

النموذج جيدا في التنبؤ بالكربون العضوي، رغم أن هناك جزءًا من التباين لم يتم تفسيره، مما قد يفتح مجالًا لتحسينه أو تضمين بيانات إضافية لزيادة دقته.

الجدول (2) تقييم وكفاءة النموذج Cubist في التنبؤ بالكربون العضوي في ترب الحولة

النموذج	RMSE (%)	R^2
Cubist	0.058	0.6823

ويوضح الشكل (7) كثافة توزيع البواقي الناتجة عن التنبؤ بالكربون العضوي في تربة منطقة الحولة باستخدام خوارزمية Cubist. ويمكن ملاحظة أن البواقي تتبع توزيعًا منحنيًا بشكل عام مع ذروة حول الصفر، مما يشير إلى أن معظم التنبؤات قريبة من القيم الفعلية. القيم السالبة للبواقي تشير إلى أن النموذج تنبأ بقيم أقل من القيم الحقيقية، بينما القيم الموجبة تشير إلى أن النموذج تنبأ بقيم أعلى. الكثافة العالية بالقرب من الصفر تعكس دقة جيدة للنموذج، مع وجود عدد أقل من الأخطاء الكبيرة. التوزيع غير المتماثل قليلاً قد يشير إلى وجود بعض التحيزات في التنبؤات، ولكن بشكل عام، يبدو أن النموذج يؤدي بشكل مرضٍ مع غالبية الأخطاء ضمن نطاق ضيق.



الشكل (7) منحنى توزع كثافة البواقي للنموذج Cubist

الاستنتاجات:

1- يظهر أن المناطق ذات الارتفاعات الأعلى تحتوي على نسب أعلى من الكربون العضوي، مما يشير إلى تأثير المناخ والغطاء النباتي في تلك المناطق على تراكم المادة العضوية.

2- وجود ارتباط إيجابي بين الانحدار والكربون العضوي يوضح أن المناطق ذات الانحدار المعتدل تساهم في الحفاظ على الكربون العضوي من خلال تقليل الانجراف وزيادة استقرار التربة.

3- ضعف تأثير بعض المؤشرات الأخرى :مؤشر الرطوبة الطبوغرافية (TWI) والتقوس (Curvature) أظهرا ارتباطًا ضعيفًا بالكربون العضوي، مما يشير إلى تأثير محدود لهذه العوامل مقارنة بالارتفاع والانحدار.

4- التوزيع المكاني للكربون العضوي باستخدام نموذج Cubist أن الكربون العضوي يتركز بشكل أكبر في الأجزاء الغربية من المنطقة، ويرجع ذلك إلى الظروف الطبوغرافية الملائمة والغطاء النباتي الكثيف. وتراوحت قيمه بين اقل من 1% وحتى 1.51 % كقيم متنبىء بها.

5- كما تشير النتائج إلى أن النموذج يفسر حوالي 68% من التباين في قيم الكربون العضوي باستخدام المؤشرات الطبوغرافية والاستشعارية المدخلة. وبالتالي، يمكن اعتبار النموذج موثوقًا في التنبؤ بالكربون العضوي.

المراجع:

قرموقة، روزة (2018): استخدام تقانات الاستشعار عن بعد ونظم المعلومات الجغرافيّة لتقدير بعض مؤشرات النمو في غابات اللاذقية. أطروحة دكتوراه، كلية الزراعة، جامعة دمشق، دمشق، سورية،219 ص.

هزيم، صفاء، حسن حبيب و أويديس أرسلان (2014). دراسة الخصائص البيدولوجيّة لترب متطوّرة على بازلت في منطقة ظهر القصير وتصنيفها، رسالة ماجستير، كلية الزراعة، جامعة دمشق.

وزارة الزراعة والاصلاح الزراعي. 2020. التقرير السنوي. دمشق سورية

References:

1. AL-AJMI, D. & UDDIN, K. 2009 Preprocessing techniques for satellite image classification-**Remote Sensing Journal**, Vol. 3(2), 45-58.
2. AL-KHAIER, F. 2003 Soil salinity detection using remote sensing Master thesis, International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, Enschede, the Netherlands.
3. BARET, F., GUYOT, G., & MAJOR, D.J. 1989 TSAVI: A vegetation index that minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In Geoscience and Remote Sensing Symposium1989.
4. BEVEN, K. J., & KIRKBY, M. J. 1979 A physically based, variable contributing area model of basin hydrology Hydrological Sciences Journal, Vol. 24(1), 43-69.
5. CHAVEZ, P. S. 1996- Image-based atmospheric corrections—revisited and improved- **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 62(9), 1025-1036.
6. CHEN, L., REN, C., LI, L., WANG, Y., ZHANG, B., WANG, Z., LI, L. 2019b A comparative assessment of geostatistical, machine learning, and hybrid approaches for mapping topsoil organic carbon content- **ISPRS Int. J. Geo Inf**., Vol. 8(4), 174.
7. CHEN, Z., LI, W., & ZHANG, Y. 2023 Impact of topographic and climatic factors on soil organic carbon stocks in a mountainous region of China- **Environmental Research**, Vol. 215, 113-435.
8. DANGETI, P. 2017 Statistics for machine learning Packt Publishing Ltd.
9. DRAKE, J.M., RANDIN, C., GUISAN, A. 2006 Modelling ecological niches with support vector machines- **Applied Ecology**, Vol. 43, 424-432.
10. FALAHATKAR, S., HOSSEINI, S.M., SALMAN MAHINY, A., AYOUBI, S., WANG, S.-Q. 2014- Soil organic carbon stock as affected by land use/cover changes in the humid region of northern Iran. **J. Mt. Sci**. 11, 507–518
11. FATHOLOLOUMI, S., VAEZI, A. R., ALAVIPANAH, S. K., GHORBANI, A., SAURETTE, D., & BISWAS, A. 2020 Improved digital soil mapping with multitemporal remotely sensed satellite

data fusion: A case study in Iran Science of the Total Environment, Vol. 721.

12. GAO, L., YANG, X., & ZHAO, J. 2021 Spatial variability of soil organic carbon and its influencing factors in different land-use types in a semi-arid region- **Journal of Arid Land**, Vol. 13(1), 34-46.
13. GHOLIZADEH, A., SABERIOON, M., VISCARRA ROSSEL, R.A., BORUVKA, L., & KLEMENT, A. 2020 Spectroscopic measurements and imaging of soil colour for field scale estimation of soil organic carbon- **Geoderma**, Vol. 357.
14. GOODMAN, J.M., & OWENS, P.R. 2012 Predicting soil organic carbon using mixed conceptual and geostatistical models In: MINASNY, B., MALONE, B.P., & McBRATNEY, A.B. (Eds.), Digital Soil Assessments and Beyond CRC Press, London, pp. 155-159.
15. GRIFFITH, D.A., & LIAU, Y.T. 2021 Imputed spatial data: cautions arising from response and covariate imputation measurement error Spatial Statistics, Vol. 42, 100419.
16. GRUNWALD, S. 2009 Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches- **Geoderma**, Vol. 152, 195-207.
17. GUEVARA, M., OLMEDO, G.F., STELL, E., YIGINI, Y., AGUILAR DUARTE, Y., et al. 2018 No silver bullet for digital soil mapping: country-specific soil organic carbon estimates across Latin America- **SOIL**, Vol. 4, 173-193.
18. HENGL, T., HEUVELINK, G.B., & ROSSITER, D.G. 2007 About regression-kriging: From equations to case studies- **Comput. Geosci.,** Vol. 33(10), 1301-1315.
19. HIJMANS, R.J., & VAN ETTEN, J. 2022 terra: Spatial Data Analysis R package version 1.5-21.
20. KHALLOUF, ALAA, SAMEER SHAMSHAM, AND YOUNES IDRIES. 2022. Estimation of Surface Soil Particles Using Remote Sensing-based Data in Al-Ghab Plain, Syria." Jordan J. Earth Environ. Sci. 31 :26-36.
21. HUETE, A.R. 1988 A soil-adjusted vegetation index (SAVI) **Remote Sensing of Environment**, Vol. 25(3), 295-309.
22. KIM, Y.J., JUNG, J.Y., & MISHRA, U. 2021 Managing Soil Organic Carbon for Climate Change Mitigation and Food Security Soil Organic Carbon and Feeding the Future, pp. 25-46.
23. KNOTTERS, M., BRUS, D.J., & VOSHAAR, J.O. 1995 A comparison of kriging, co-kriging and kriging combined with

regression for spatial interpolation of horizon depth with censored observations -**Geoderma**, Vol. 67(3-4), 227-246.
24. LAL, R. 2016 Soil health and carbon management Food Energy Secur., Vol. 5(4), 212-222.
25. LAMICHHANE, S., ADHIKARI, K., & KUMAR, L. 2021 Use of Multi-Seasonal Satellite Images to Predict SOC from Cultivated Lands in a Montane- **Ecosystem Remote Sens**. (Basel), Vol. 13(23), 4772.
26. LINDSAY, J.B. 2016 Whitebox GAT: A case study in geomorphometric analysis -**Computers & Geosciences**.
27. LIPTZIN, D., NORRIS, C.E., CAPPELLAZZI, S.B., MAC BEAN, G., et al. 2022 An evaluation of carbon indicators of soil health in long-term agricultural experiments- **Soil Biol. Biochem**., Vol. 172, 108708.
28. LIU, H., ZHANG, X., & ZHAO, Y. 2022 Topographic controls on the spatial distribution of soil organic carbon in a mountainous watershed- **Geoderma**, Vol. 414, 115-643.
29. LIU, Y., SHAO, M. A., & WANG, J. 2020 Variations in soil organic carbon and nitrogen stocks along topographical gradients in the Loess Plateau of China- **Geoderma,** Vol. 360, 114-002.
30. MCBRATNEY, A., MENDONÇA SANTOS, M., & MINASNY, B. 2003 On Digital Soil Mapping -**Geoderma,** Vol. 117, 3-52.
31. MCBRATNEY, A., STOCKMANN, U., ANGERS, D., MINASNY, B., & FIELD, D. 2014a Challenges for Soil Organic Carbon Research, pp. 3-16.
32. MENG, Q., LIU, Z., & BORDERS, B.E. 2013 Assessment of regression kriging for spatial interpolation—comparisons of seven GIS interpolation methods- **Cartogr. Geogr. Inf. Sci**., Vol. 40(1), 28-39.
33. Ministry of Agriculture and Agrarian Reform. 2020. Annual Report. Damascus, Syria.
34. MIRZAE, S., GHORBANI-DASHTAKI, S., MOHAMMADI, J., ASADI, H., & ASADZADEH, F. 2016 Spatial variability of soil organic matter using remote sensing data- **Catena**, Vol. 145, 118-127.
35. MOORE, I. D., GRAYSON, R. B., & LADSON, A. R. 1991 Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications- **Hydrological Processes**, Vol. 5(1), 3-30.

36. MORAIS, T.G., SILVA, C., JEBARI, A., ALVARO-FUENTES, J., et al. 2018 A proposal for using process-based soil models for land use Life cycle impact assessment: Application to Alentejo, **Portugal J. Clean. Prod**., Vol. 192, 864-876.
37. PEBESMA, E. 2018 Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data **The R Journal**.
38. QI, J., KERR, Y., & CHEHBOUNI, A. 1994 External Factor Consideration in Vegetation Index Development Proc. of Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing- **ISPRS**, 723-730.
39. QUINLAN, J.R. 1992 Learning with Continuous Classes 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence.
40. RONDEAUX, G., STEVEN, M., & BARET, F. 1996 Optimization of soil-adjusted vegetation indices- **Remote Sensing of Environment,** Vol. 55(2), 95-107.
41. ROUSE, J.W., HAAS, R.H., SCHELL, J.A., & DEERING, D.W. 1974 Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS- **NASA Special Publication**, Vol. 351, 309.
42. SCHOWENGERDT, R. A. 2007- Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing. Academic Press.
43. SINGH, G., TIWARI, A. K., & RAGHUBANSHI, A. S. 2018 Impact of topography on soil properties and their relationships under different land uses in dry tropical regions- **Catena**.
44. SIRAYANONE, S., 1988. Comparative studies of kriging, multiquadric-biharmonic and other methods for solving mineral resources problems. Iowa State University.
45. SMITH, W.K., & ZHAO, M. 2016 Variations in climate and vegetation affect global carbon sequestration- **Nature**, Vol. 529, 80-83.
46. TUCKER, C. J. 1980. Remote sensing of leaf water content in the near infrared -**Remote Sensing of Environment**, 10(1), 23-32
47. VAUDOUR, E., GILLIOT, J.M., BEL, L., LEFEVRE, J., CHEHDI, K., 2016. Regional prediction of soil organic carbon content over temperate croplands using visible near-infrared airborne hyperspectral imagery and synchronous field spectra- **Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf**. 49, 24–38.
48. VILLARINO, S.H., STUDDERT, G.A., LATERRA, P., 2019- How does soil organic carbon mediate trade-offs between ecosystem services and agricultural Production-**Ecol. Ind**. 103, 280–288.

49. WALKLEY, A. AND BLACK. A. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. **Soil Sci.**, 37: 29–38.
50. WANG, L., & QU, J.J. 2007 NMDI: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing -**Geophysical Research Letters**, Vol. 34(20), L20405.
51. YEMEFACK, M., ROSSITER, D.G., NJOMGANG, R., 2005. Multi-scale characterization of soil variability within an agricultural landscape mosaic system in southern Cameroon- **Geoderma** 125 (1–2), 117–143.
52. ZHANG, K., KIMBALL, J.S., & ZHAO, M. 2014 Satellite-based analysis of extreme vegetation responses to anomalous climate events- **Environmental Research Letters**, Vol. 9(12), 125003.