النمذجة التنبؤية بملوحة التربة لمنخفض وادى النطرون باستخدام تقنيات الاستشعار من البُعد والتعلم الآلي (ML)

د/ سحر نور الدين توفيق(*)

ملخص البحث

تعتبر ملوحة التربة من أكثر عوامل تدهور الأراضي شيوعاً والتي تضعف خصوبتها وتؤثر سلباً على الإنتاج الزراعي. ناقشت الدراسة تطبيق النمذجة التنبؤية التي تعد تقنية قوية لتعزيز دقة التنبؤ واتخاذ قرارات مستنيرة بالاعتماد على الخوارزميات الإحصائية وتقنيات التعلم الآلي في تطوير نموذج تنبؤي للكشف عن ملوحة التربة المتوقعة (ديسيسمنز/م) بمنطقة الدراسة. تم تطبيق نماذج (الانحدار الخطي البسيط والمتعدد) وخوارزميات الغابة العشوائية Random Forest، وXGBoost، وذلك من خلال الاعتماد على تقييم أداء (١٤) مؤشراً طيفيـًا مستمدة من بيانات القمر الاصطناعي Landsat 8 OLI وملوحة التربة المقاسة من (٢٥) عينة بعمق(٠ - ٣٠ سم). وسجل السيناريو الأول للتحليل أعلى معامل ارتباط لمؤشر(SI 6) بقيمة (R=0.84) وبمعامل تحديد (R^2=69) يليه مؤشر (VSSI) الذى يعبر عن ملوحة التربة والنبات بمعامل ارتباط (R=0.70) ومعامل تحديد (R^2 = 0.49)، وأمكن التوصل إلى تطوير نموذج انحدار خطي متعدد بتقنيات التعلم الآلي لملوحة التربة المتوقعة بمعامل خطأ (١.٢٢٤) ومعامل تحديد (R^2 = 0.982). فى حين اعتمد السيناريو الثاني على تطوير نموذج تنبؤي اعتمد على خوارزمية XGBoost، ومن خلاله تم إعداد خريطة تبين نسبة تركز الأملاح المتوقعة فى تربة وادى النطرون، حيث تراوحت بين (٠.٠١٨١ و ٤١.١٩٨ ديسيسمنز/م) بمعامل خطأ (٠.٠٥)، واتفقت نتائجه مع البيانات المقاسة بشكل كبير (٠.١٨ و ٤١.٢ ديسيسمنز/م). وكشفت نتائج الدراسة إمكانية فائقة لتقنيات التعلم الآلي في النمذجة التنبؤية لرسم خرائط ملوحة التربة المتوقعة لإدارة التربة المالحة ومعالجتها ومراقبتها واستخدامها، كما قدمت الدراسة رؤى قيمة لاختيار المؤشرات الطيفية المناسبة للتعرف على ملوحة التربة في منطقة النطرون وفي البيئات المماثلة.

الكلمات المفتاحية: النمذجة التنبؤية – ملوحة التربة – تقنيات التعلم الآلي –المؤشرات الطيفية– منخفض النطرون.

(*) مدرس الجيومورفولوجيا التطبيقية ونظم المعلومات الجغرافية – كلية الآداب– جامعة الإسكندرية.drsahargis@gmail.com

ABSTRACT

Predictive Modeling of Soil Salinity for Wadi Natroun depression Using RS and Machine Learning (ML) Techniques

Soil salinity is one of the most common factors of land degradation that impairs land fertility and negatively affects agricultural production. The study discussed the application of predictive modeling, which is a powerful technique to enhance prediction accuracy and make informed decisions based on statistical algorithms and machine learning techniques in developing a predictive model to detect expected soil salinity (decimens/m) in the study area. Models (simple and multiple linear regression) and Random Forest and XGBoost algorithms were applied by relying on evaluating the performance of (14) spectral indicators derived from Landsat 8 OLI satellite data and soil salinity measured from (25) samples at a depth of (0 to 30 poison). The first scenario of the analysis recorded the highest correlation coefficient for the index (SI 6) with a value of ((R=0.84). With a coefficient of determination (R^2 = 69), followed by the index (VSSI), which expresses the salinity of soil and plants with a correlation coefficient (R = 0.70) and a coefficient of determination (R^2 = 0.49), it was possible to develop a multiple linear regression model using machine learning techniques for the predicted soil salinity with a coefficient of error (1.224) and coefficient of determination (R^2 = 0.982). While the second scenario relied on developing a predictive model based on the XGBoost algorithm, Through it, a map was prepared showing the percentage of expected salt concentrations in the soil of Wadi El Natroun, which ranged between (0.0181 and 41.198 decisiemens/m) with a factor of error (0.05), and its results agreed with the measured data to a large extent (0.18 and 41.2 decisiemens/m). The results of the study revealed the superior potential of machine learning techniques in predictive modeling to map expected soil salinity to manage, treat, monitor and use salty soils. The study also provided valuable insights into choosing appropriate spectral indicators to identify soil salinity in the Natroun region and in similar environments.

Keywords:
Predictive Modeling - Soil Salinity - Machine Learning Techniques - Spectral Indicators - Natroun Depression.

مقدمة:

تشير ملوحة التربة إلى تراكم الأملاح القابلة للذوبان في الماء في الجزء السطحي من التربة. وتؤثر المستويات الحرجة من ملوحة التربة سلباً على نمو النباتات وإنتاج المحاصيل وجودة التربة والمياه، خاصة عندما تبلغ درجة التوصيل الكهربائي بالتربة(EC) أكثر من ٤ ديسيسيمنز/م عند ٢٥ درجة مئوية (Morshed et al. 2016). كما تهدد هذه الظاهرة: الزراعة والأمن الغذائي المرتبط بصلاحية التربة، مما يؤدي إلى تدهور الأراضي وفقدان خصائها الأساسية لاستدامة الحياة. كما لا يتوقف تأثير ملوحة التربة على ذلك، بل تؤثر أيضاً على تدهور الأراضي ومن ثم الاقتصاد القومي، لذا جاءت أهمية استخدام بيانات الاستشعار من البعد في إنتاج خرائط ملوحة

التربة (Schneier et al. 2010)، حيث يعد استخدام النطاق المرئي للطيف الكهرومغناطيسي إلى الأشعة تحت الحمراء القريبة أكثر فعالية في تحديد نسبة الأملاح في التربة وخصائص المحاصيل المتأثرة بالملوحة. وقد تم الاستعانة حديثـًا بالنمذجة الإحصائي ة خاصة نماذج الانحدار الخطي البسيط والمتعدد للتنبؤ بالتوزيع المكاني لملوحة التربة، وللوصول إلى نتائج أكثر دقة تم استخدام الذكاء الاصطناعي المكاني في الدراسة الحالية، خاصة: خوارزميات التعلم الآلي : Random Forest وXGBoost استناداً على المؤشرات الطيفية للكشف والتنبؤ بملوحة التربة بشكل فعال وكمي، ومن ثم تقييم ملوحة التربة بمنطقة الدراسة.

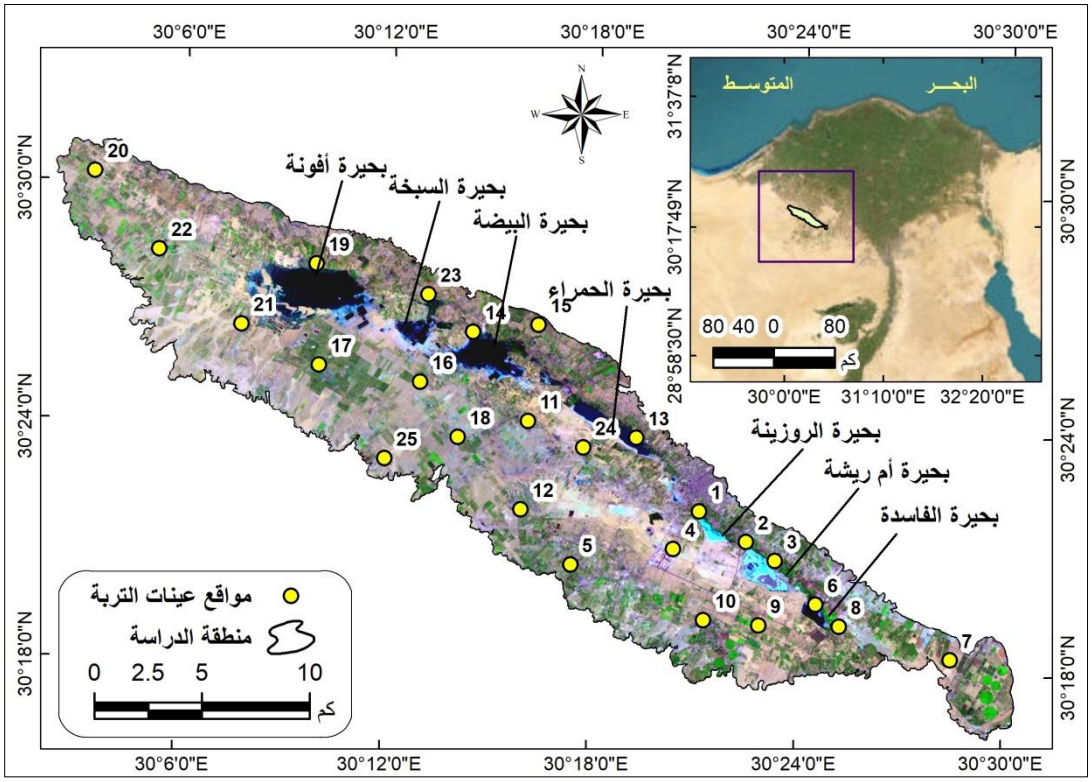
أهمية الدراسة:

تأتي أهمية الدراسة في تحقيق أهدافها لصيانة ورفع كفاءة التربة بمنطقة النطرون التي تعتبر إحدى مناطق الإنتاج الزراعي الرئيسة في محافظة البحيرة من خلال تحسين إدارة الأراضي وتعزيز الإنتاجية الزراعية، وإعداد خرائط لمراقبة ملوحة التربة، ويتحقق ذلك بالاعتماد على أساليب جيوتقنية حديثة (النمذجة المكانية والتعلم الآلي). كما تكمن أهمية الدراسة في دقة وسرعة الحصول على بيانات ملوحة التربة بالمقارنة بالأساليب التقليدية لرسم خرائط وتتبع التغيرات في ملوحة التربة مكانيـًا وزمانيـًا، خاصة أن الطرق التقليدية لتقييم الملوحة المتعلقة بالتربة تهمل دور النباتات في حساب الملوحة؛ لذا تعمل بيانات الاستشعار من البعد عند نمذجتها وإدارتها بتقنيات التعلم الآلي (ML) في تكوين نظرة شاملة لتحليل الملوحة اعتماداً على (خصائص التربة، النبات، المياه، المناخ).

منطقة الدراسة:

يتبع منخفض وادي النطرون محافظة البحيرة إداريـًا وهو منخفض ضيق يقع في الجزء الجنوبي الغربي من دلتا النيل-شكل (١)، ويقع فيما بين دائرتي عرض ٠٢" ١٨' ٣٠° و٠٦" ٣١' ٣٠° شمالاً، وبين خطي طول ٢١" ٠٦' ٣٠ ° و٥٠" ٢٨' ٣٠° شرقًا، وتصل مساحته نحو ٣٥٩,١٢ كم^{٢}، ويأخذ المنخفض اتجاه عام جنوبي شرقي / شمالي غربي مع وجود انحدار عام من الغرب إلى الشرق، ويصل أدنى منسوب لقاع المنخفض -٢١.٩٧ م (تحت مستوى سطح البحر) ويمثله مجموعة من البحيرات-شكلي (٢-١) وقد تستخدم لتجميع الملح الذي تشتهر به بحيرات المنطقة. بهذا الموقع فإن منطقة الدراسة تقع على هامش دلتا النيل بالقرب من مدينتي: القاهرة والإسكندرية والمراكز العمرانية الجديدة غرب الدلتا، خاصة مدينتي: السادات والتحرير، مما شجع على بدء عمليات الاستصلاح الزراعي واستغلال الموارد الأرضية بالمنخفض.

مجلة كلية الآداب بالوادي الجديد– مجلة علمية محكمة– إبريل ٢٠٢٣



المصدر/ اعتمادا على الخرائط الطبوغرافية مقياس رسم ١/٢٥٠٠٠ وصور Land Sat OLI 8

شكل (١) مرئية فضائية Land Sat 8 توضح موقع منطقة الدراسة

	
صورة(١) بحيرة الحمرا بمنطقة الدراسة.	صورة(٢) تكون الأملاح وجمعها بجوانب بحيرة الحمرا.

إشكالية البحث:

تكمن مشكلة الدراسة في طبيعة منسوب المنخفض الذى يصل إلى (-٢١.٩٧) م، واقتراب سطح المنخفض من مستوى المياه الجوفية؛ ومن هنا جاءت الحاجة إلى إعداد خرائط لمراقبة ملوحة التربة والتنبؤ بها- صورة(٢) وذلك بتكلفة أقل وأسرع لزيادة الإنتاج الزراعي- صورة(١)، وتحديد ممارسات أفضل لإدارة الأراضي الزراعية والحد من تدهورها، خاصة أن الدراسة الحالية تقدم رؤى جديدة تستند على تقنيات علمية حديثة بشأن التنبؤ بالتباين المكاني لتملح التربة، في ظل عدم القدرة على حساب المساحة الإجمالية للتربة المتأثرة بالملح، والتحيز الجغرافي في القياسات الأرضية لملوحة التربة، والافتقار إلى المعلومات والبيانات التي توضح عمليات الملوحة، خاصة فيما يتعلق بالاستجابات لتغير المناخ.

	
صورة (٣) زراعات أشجار البرتقال بمنطقة الدراسة	**صورة (٤) تملح التربة بمنطقة بحيرة الحمرا**

أهداف الدراسة:

تهدف الدراسة إلى تحقيق ما يلي:

أ- دراسة التباين المكاني لملوحة التربة من خلال تطبيق أساليب مختلفة جيومكانية حديثة بالاعتماد على بيانات الاستشعار من البعد.

ب-التوصل إلى أكثر المؤشرات الطيفية التي تناسب منطقة الدراسة والمناطق التي تتشابه معها في الظروف المناخية والطبوغرافية.

ج- إعداد نماذج رياضية ونماذج بالتعلم الآلي للكشف عن ملوحة التربة والتنبؤ بها وإعداد خرائط لها.

د- بناء منهجية للإشراف بكفاءة على مشكلات ملوحة التربة وحلها عبر مجموعة واسعة من الظروف البيئية في ظل ديناميكية التغير المناخي وأنواع التربة مع الحفاظ على وقت وتكلفة منخفضة.

الدراسات سابقة:

تتمثل أبرز الدراسات فيما يلي– :

دراسة(**Mahmoud, M. G , Mostafa H. A. (2022** : ، وتناولت تقدير الملوحة باستخدام بيانات الاستشعار عن بعد على مدينة الشيخ زايد بمحافظة الجيزة في مصر. دراسة: **طارق حمد أبو الفضل إبراهيم (٢٠٢٢)** وتناولت التقييم البيئي لتملح التربة منطقة غرب الموهوب– بالواحات الداخلة باستخدام نظم المعلومات الجغرافية، مجلة كلية الآداب، جامعة قنا. دراسة: **Abd El–Hamid HT, Hong, G.(2020)** وتناولت استخدام الاستشعار عن بعد لاستخراج تملح التربة شمال نينغشيا الصينية. دراسة: **Hammam A.A. and Mohamed E.S.(2020)** وانتجت خرائط لملوحة التربة في شرق دلتا النيل باستخدام عدة طرق منهجية لتقييم الملوحة. مصر. دراسة: **صفاء حسن حامد، ٢٠٢١** : وفيها تم تحليل التباين المكاني لمؤشرات ملوحة التربة باستخدام تقنيات الاستشعار عن بعد ونظم المعلومات الجغرافية. **دراسة: Ivushkin K, Bartholomeus H, Bregt AK, Pulatov A, Kempen B(2019)** وتناولت رسم خرائط عالمية لتغير ملوحة التربة باستخدام بيانات الاستشعار عن بعد. دراسة: **جاسم شهاب حمد العتابي، وآخرون (٢٠١٩)** : دراسة التغاير المكاني لملوحة التربة في مشروع شيخ سعد باستخدام تقنيات الاستشعار عن بعد دراسة: **Shahid SA, Zaman M, Heng L.(2018)** وتناولت ملوحة التربة: وجهات نظر تاريخية ونظرة عامة على المشكلة. دراسة: **Triki Fourati H, Bouaziz M, Benzina M, Bouaziz S. (2015)** وتناولت نمذجة ملوحة التربة في المناطق شبه الجافة باستخدام التحليل الطيفي. دراسة: **Abdel–Hamid, A. (2008)** وتناولت الدراسة التحليل المكاني لبعض مؤشرات قدرة التربة للإنتاج الزراعي بمنخفض النطرون. دراسة: **ALI and A.A. El Baroudy,(2008)** وتناولت التحليل المكاني لتقييم الحساسية البيئية للتصحر في منخفض النطرون . دراسة **حمدينه عبد القادر السيد العوضي (٢٠٠٥)** وتناولت دراسة الخصائص المورفومترية والمورفولوجية والهيدرولوجية لبحيرات النطرون، وإمكاناتها. دراسة: **Khan NM, Rastoskuev V V, Shalina E V, Sato Y(2001).** وتناولت رسم خرائط للتربة المتأثرة بالملوحة باستخدام مؤشرات الاستشعار عن بعد. دراسة: **أحمد حيدر الزبيدي (١٩٩٤):** وناقشت استصلاح الأراضي الملحية في الوطن العربي. دراسة: **داود جاسم الربيعي (١٩٨٨):** وتناولت ظاهرة ملوحة التربة في القسم الجنوبي من السهل الرسوبي بجنوب دولة العراق.

تساؤلات الدراسة:

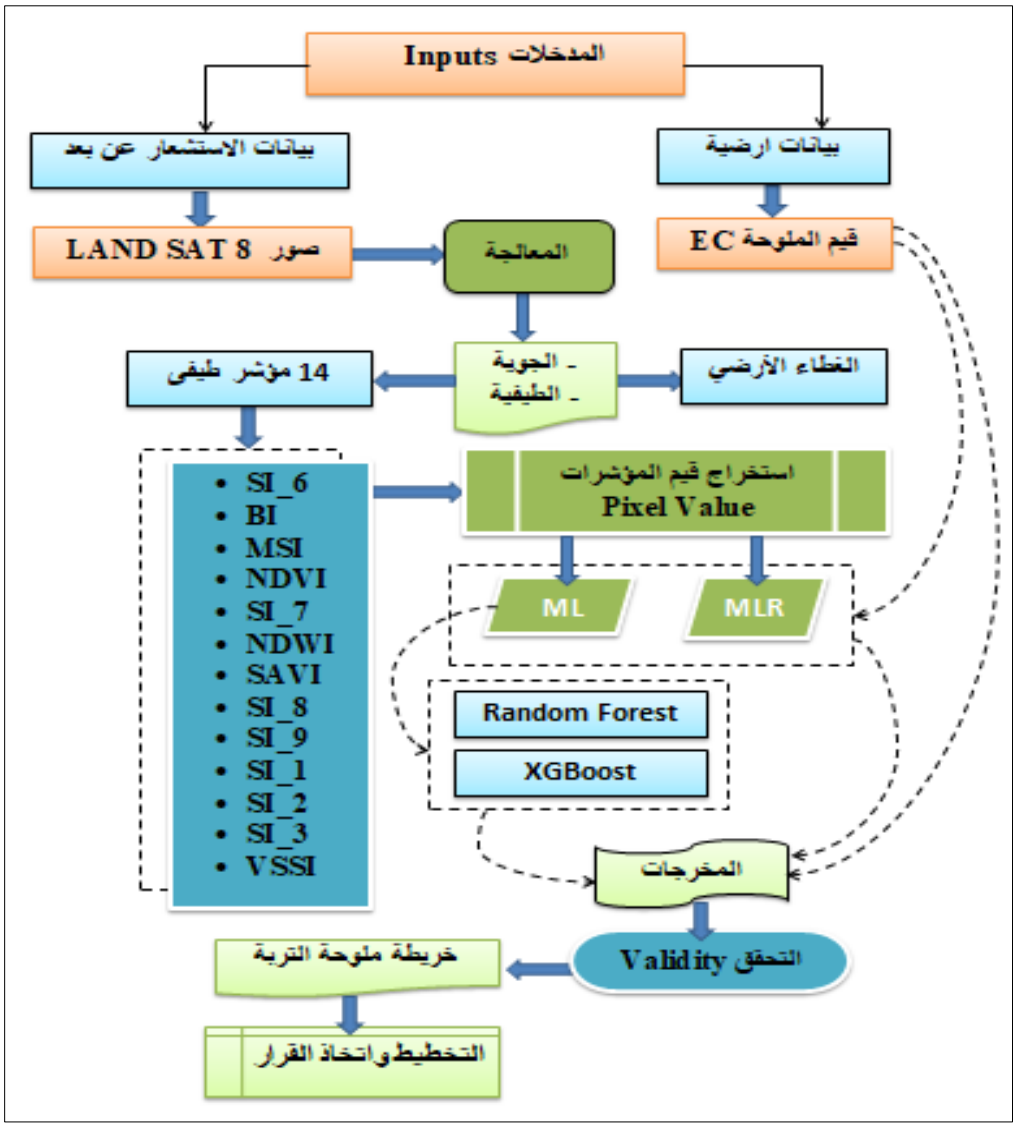
أ– هل تُسهم تقنيات التعلم الآلي في حساب ملوحة التربة المتوقعة؟

ب–ما مدى الاعتماد على بيانات الاستشعار من البعد في التنبؤ بملوحة التربة؟

جـــ – ما المشكلات الناتجة عن تملح تربة منطقة الدراسة؟

٤- منهجية الدراسة وأساليبها:

اتبعت الدراسة بعض المناهج والأساليب العلمية، يأتي في مقدمتها المنهج الاستنباطي في استنتاج الحقائق لتفسير التغير في ملوحة التربة، والمنهج الوصفي لوصف الظاهرات الطبيعية، والمنهج التحليلي في معالجة وتحليل بيانات الاستشعار من البعد، بالإضافة إلى بعض الأساليب الجيوتقنية: التعلم الآلي والنمذجة الإحصائي ة في التنبؤ بملوحة التربة– شكل (٢). وتمت المعالجة المسبقة المطلوبة لصور الأقمار الاصطناعية، وحساب أهم المؤشرات الطيفية لملوحة التربة والغطاء النباتي الموصي بها– جدول (١) ورسم خرائط لها، وذلك بعد استخراج قيم الانعكاس الطيفي لمؤشرات الغطاء النباتي، التربة والمياه، والتي تم حسابها باستخدام نطاقات الصور الفضائية.



المصدر: إعداد الباحثة اعتمادًا على الأساليب العلمية للدراسة.

شكل (٢) مخطط يوضح منهجية وأساليب الدراسة

مصادر البيانات ومعالجتها:

اعتمدت الدراسة على معطيات مكانية متعددة، حيث تم جمع إجمالي (٢٥) عينة للتربة بمنطقة الدراسة– شكل (١)– واستخدم نظام تحديد المواقع العالمي GPS في تحديد مواقعها، وأجرى على العينات التحليل المعملي لتحديد ملوحة مستخلص التربة من حيث التوصيل الكهربائي (EC) وفقاً لدراسة (Shaw, R.el 1994)، واستخدام برنامج ArcGIS 10,8.1 لإنشاء قاعدة بيانات تحتوي على قيم ملوحة التربة ديسسمينز/م (EC)، واستخدمت طريقة kriging لإنتاج طبقة رقمية للقياسات الميدانية. كما اعتمدت الدراسة على بيانات الاستشعار من البعد Landsat (OLI–8). وتم إجراء التصحيحات الجوية والإشعاعية وتحسين الدقة المكانية. كما تم تحويل صورة Landsat 8 إلى انعكاس سطحي، واختيار نظام إسقاط (Universal Transverse Mercator UTM) ونظام الإحداثيات (WGS84). وتحتوي الصورة على غيوم أقل من ١٠٪، وسمت الشمس (°١٢٧.٠٨)، وارتفاع الشمس (°٤٤.٤٠) . كما تم بناء نموذج المناسيب الرقمي بالاعتماد على أداة الاستكمال المكاني IDW اعتماداً على الخرائط الطبوغرافية مقياس رسم ١:٢٥٠٠٠، وذلك من خلال عملية الترقيم Digitizing لخطوط الكنتور ونقاط المناسيب. كما استقت الدراسة بياناتها من الزيارات الميدانية التي أجريت على منطقة الدراسة من أجل رصد وقياس ومشاهدة الظاهرات الطبيعية والبشرية وإجراء عمليات التحقق الميداني.

جدول (١) البيانات المستخدمة في الدراسة

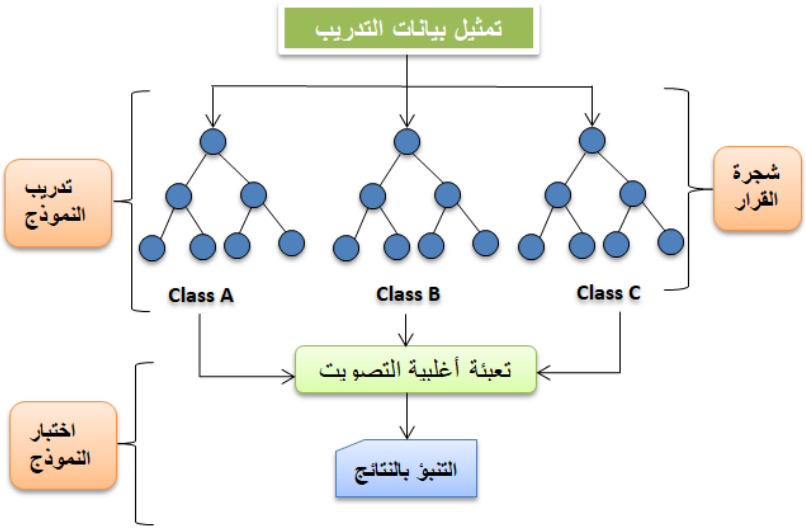
صور المرئيات الفضائية							
تاريخ التصوير		المستشعر	الدقة المكانية	PATH	Row	الهدف	المصدر
٢٦-٩-٢٠٢٣	لاندسات (٩)	OLI_TIRS	٣٠			المؤشرات الطيفية	usgs
نموذج المناسيب الرقمي							
النوع		التاريخ	الدقة المكانية	الهدف		المصدر	
Alos Palsar		٢٠-٥-٢٠٠٨	12.5m	خصائص السطح		وكالة الفضاء الاوربية	
Dem		١٠-٧-١٩٩٢	10m	خصائص السطح		الخرائط الطبوغرافية	
عينات التربة							
نوع التحليل		العدد	العمق			المصدر	
قياس ملوحة التربة		٢٩	35-60 cm			الدراسة الميدانية	
الخرائط الجيولوجية والطبوغرافية							
الزيارة الميدانية							

المصدر/ إعداد الباحثة.

(٦-٣) أساليب الدراسة:

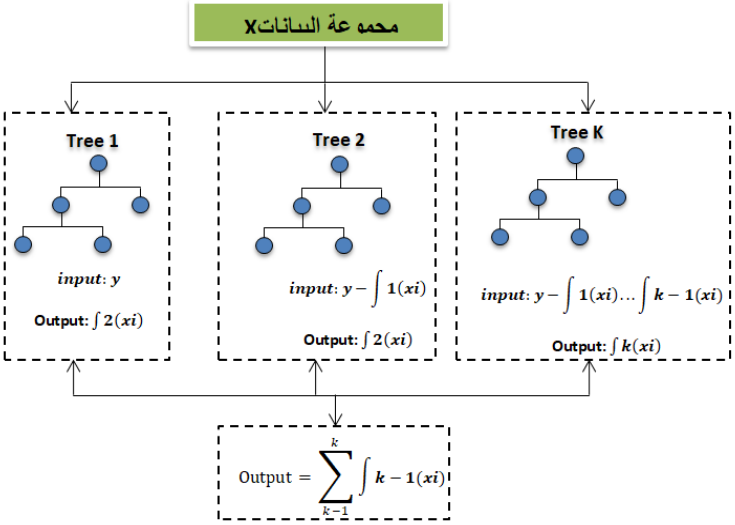
تم الاستعانة بمجموعة من الأساليب والأدوات البحثية الحديثة لمعالجة وتحليل بيانات الاستشعار من البعد المستخدمة فى الدراسة، ويأتى فى مقدمتها النمذجة التنبؤية باستخدام خوارزميات التعلم الآلي(ML) ونماذج الانحدار الخطى البسيط والمتعدد Multiple Linear Regression.

ومن أهم خوارزميات التعلم الآلي التي اعتمدت عليها الدراسة، نموذج الغابة العشوائية Random Forest ونموذج XGBoost –شكلي(٤-٣). وتعد خوارزمية Random Forest إحدى تقنيات التعلم الآلي الشجري القوية، حيث تعتمد على مجموعة كبيرة جداً من أشجار القرار(Decision Trees) بحيث لا يتم الاعتماد على شجرة قرار واحدة التي قد تكون عرضة للانحياز أو التكيف المفرط مع البيانات"over fitting" ، وتقدم كل شجرة تنبؤها، ثم يتم اتخاذ القرار النهائي بناءً على تصويت الأغلبية (في حالة التصنيف) أو متوسط التوقعات (في حالة الانحدار) (Steven J. Rigatti, MD, DBIM, 2017)، وإذا كان الهدف هو التنبؤ بقيمة عددية، فإن النتيجة النهائية تكون متوسط تنبؤات كل شجرة (Wijdan,F. T , Amakhchan K, and Gharineiat, Z,2021). بينما خوارزميةExtreme Gradient Boosting algorithm (XGBoost) هو نموذج تعلم آلي متكامل يعتمد على التعزيز المتدرج (Gradient Boosting) وقدمه (Chenet al. 2016)، ويعد من أكثر الخوارزميات قوة وكفاءة في حل مشاكل التصنيف والانحدار(Jinghui M, Zhongqi Y, Yuanhao Q,2020) ، وتستند فكرته الأساسية على بناء عدة نماذج بسيطة (عادةً أشجار قرار ضعيفة) بطريقة تدريجية ويحاول كل نموذج تصحيح أخطاء النماذج السابقة (Tianqi ,c., Carlos G.,2016) ، وتعتمد كل شجرة جديدة على الشجرة التي قبلها لتحسين الدقة، ويتم تحسين النموذج تدريجياً، حيث يتم تدريب كل شجرة جديدة بناءً على الأخطاء التي نتجت من النماذج السابقة (Pan, B.Y., 2018)، على عكس الغابة العشوائية، التي تعتمد على التصويت الجماعي لأشجار القرار، لكن في خوارزمية XGBoost تعمل أشجار القرار معاً بطريقة تسلسلية لتصحيح الأخطاء.



المصدر: إعداد الباحثة اعتمادا على دراسة(Huan Wang,2023)

شكل(٣) مخطط يوضح خوارزمية التعلم الآلى الغابة العشوائية Random Forest



المصدر: إعداد الباحثة بناء على دراسة (Chen.Q , Shaochun Y, Ya, W,

شكل(٤) مخطط يوضح خوارزمية التعلم الآلى XGBoost

معادلة(١)	نموذج Random Forest

الرمز

$$\hat{y}_i = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} T_k(x_i)$$

$\hat{y}_i$ التنبؤ النهائى للقيمة الخاصة بالنقطة x_i . متوسط التنبؤات لجميع الأشجار.

k عدد الأشجار المستخدمة فى الغابة Random Forest للتنبؤ

$T_k(x_i)$ التنبؤ الناتج من الشجرة k للنقطة x_i كل شجرة فى الغابة تقوم باعطاء تنبؤ، ويستخدم المتوسط .

x_i النقطة أو العينة التى نريد التنبؤ لها.

معادلة(٢)	نموذج XGBoost

$$Obj(\theta) = \sum_{i=1}^{n}\left(g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t(x_i)^2\right) + \sum_{k=1}^{k}\left(\gamma T_K + \frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^{T_K} W_j^2\right)$$

الرمز

$Obj(\theta)$ الدالة الهدف

n عدد العينات في مجموعة البيانات

g_i المشتق الأول لدالة الخسارة بالنسبة للتنبؤات الحالية

$f_t(x_i)$ التنبؤ الجديد الناتج عن الشجرة t للعينة x_i

γT_k جزء من مصطلح التنظيم للتأكد من أن عدد الأشجار لا تصبح معقدة

λ مصطلح تنظيم أخر للتحكم في قيم الأوزان الكبيرة للأوراق

w_j الوزن المرتبط بالورقة j في الشجرة. يمثل التأثير التي تملكه كل ورقة في الشجرة على التنبؤ النهائي

K عدد الأشجار المستخدمة في النموذج

T_k عدد الأوراق في الشجرة k.

المصدر:(Chen.Q , Shaochun Y, Ya, W, Chao W, Yifan Z,2021)

كما اعتمدت الدراسة على النمذجة الإحصائية المكانية، ويأتى فى مقدمتها نموذج الانحدار الخطى المتعدد(MLR) Multiple Linear Regression ، وتم استخدام برمجيات، spss و VC Cod لكتابة الأكواد البرمجية والتحليل الإحصائي لبيانات الاستشعار من البعد.

معادلة(٣)	$Y = a + b1X1 + b2X2 + \dots\dots\dots + e$
Y = المتغير التابع	
a = قيمة ثابتة *Constant* أو *Intercept*	
b1= ميل ألإنحدار *y* على المتغير المستقل الأول	
b2 = ميل ألإنحدار *y* على المتغير المستقل الثاني	
X١ = المتغير المستقل الأول	
X٢ = المتغير المستقل الثاني	

المصدر: (Ozgur, Ceyhun,et al,2016)

جدول(٢) المعادلات المستخدمة للتحليلات الطيفية لملوحة التربة

م	المؤشر الطيفى	العمليات الحسابية للقنوات الموجية	المرجع
1	Normalized difference salinity index	$NDSI = \frac{(R - NIR)}{2(R + NIR)}$	(Rastoskuev, V et al. 2001)
2	Vegetation soil salinity index	$VSSI = 2 \times G - 5 \times (R + NIR)$	(Dehni A, et al.2012)
3	Brightness index	$BI = \sqrt{R^{2+NIR^2}}$	Khan NM, Rastoskuev V V(2001)
4	Salinity Index-1	$SI = \sqrt{(B \times R)}$	(Rastoskuev, et al. 2001)
5	Salinity Index-2	$SI = \sqrt{(G \times R)}$	Khan NM, Rastoskuev V V(2001)
6	Salinity Index-3	$SI = \sqrt{(G^2 + R^2 + NIR^2)}$	(Douaoui AEK, et al.2006)
7	Salinity index-6	$SI = \frac{(B - R)}{(B + R)}$	(Bannari A et al. 2008)
8	Salinity index-7	$SI = \frac{(G \times R)}{R}$	(Bannari A, et al. 2008)
9	Salinity index-8	$SI = \frac{(B \times R)}{G}$	(Abbas A, et al. 2007)
10	Salinity index-9	$SI = \frac{(NIR \times R)}{G}$	(Abbas A, et al. 2007)
11	Moister stress index	$MSI = \frac{(SWIR)}{NIR}$	(Elhag M, et al. 2017)
12	Normalized difference vegetation index	$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)}$	(Cheng Y, et al. 2008)
13	Normalized difference water index	$NDWI = \frac{(NIR - SWIRI)}{(NIR + SWIRI)}$	(Cheng Y, et al. 2008)
14	Soil adjusted vegetation index (L=0.5)	$SAVI = (1 + L) \times NIR - \frac{R}{L} + NIR + R$	(Dehni A et al.2012)
B= Blue , G= Green , R= Red ,NIR =Near Infrared			

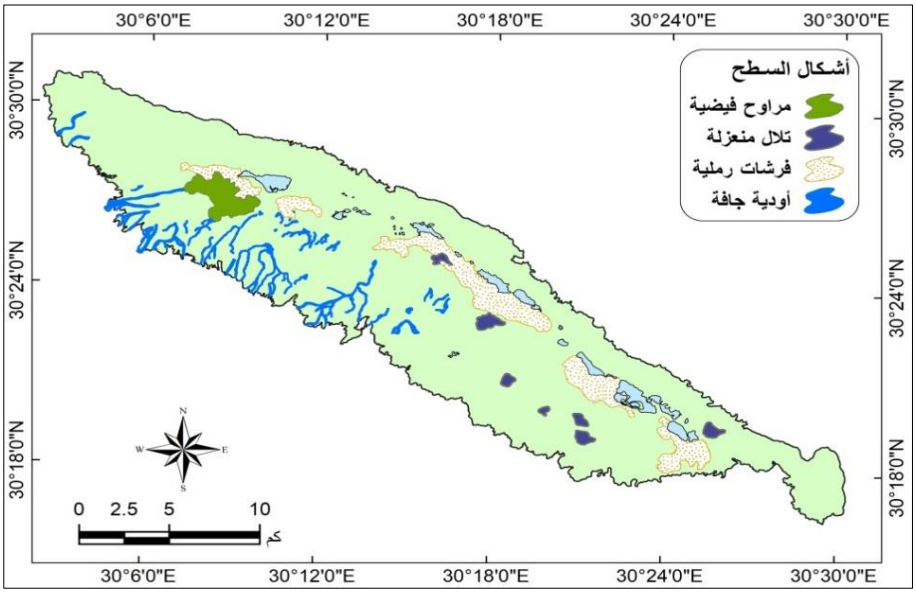
ثانيا: مناقشة وتحليل النتائج:

١- خصائص السطح لمنخفض النطرون:

يعد منخفض النطرون منخفضاً صحراويــًا يمتد على حافة الدلتا والصحراء الغربية، وهو منخفض مغلق وله انحدار داخلي محسوس نوعــًا فهو ينحدر نسبياً من الجنوب الشرقي إلى الشمال الغربي ويستمد مائيته من الماء الباطني وتستقر في قاعه سلسلة بحيراته الملحية الشهيرة. ويمكن تقسيم سطح المنخفض إلى وحدتين رئيستين هما حواف (جوانب) المنخفض وقاع المنخفض وكل منهما له مظاهره التضاريسية، وفيما يلي خصائص هذه الوحدات التضاريسية بمنطقة الدراسة:

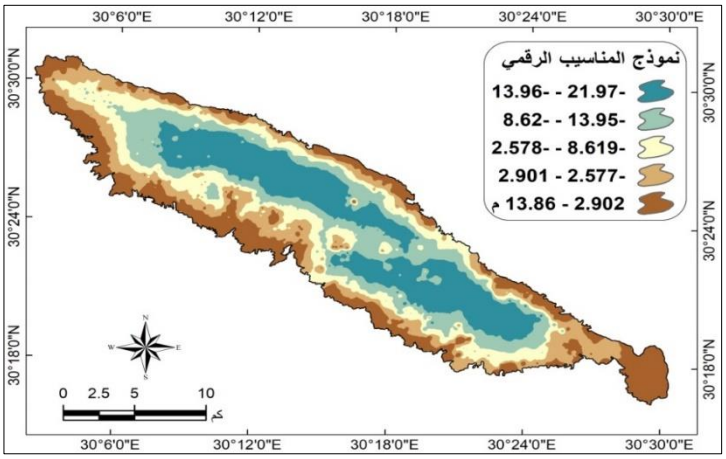
أ– حواف المنخفض:

يعد منخفض وادي النطرون منخفضــًا مغلقــًا– شكلي(٥،٦)، حيث يحده من جميع الجهات حواف (جوانب) تنحدر سفوحها تدريجياً صوب قاعه، ونظراً للامتداد الطولي للمنخفض من الجنوب الشرقي إلى الشمال الغربي، فإن جوانبه تتمثل في حافتين رئيسيتين هما الحافة الشمالية والحافة الجنوبية، وتمتد الحافة الشمالية: من الشمال الشرقي إلى الشمال الغربي، بينما تمتد الحافة الجنوبية من الجنوب الشرقي إلى الشمال الغربي بوجه عام، وإن كانت تشهد بعض التعرجات التي تحيد عن هذا الاتجاه العام، وهى تمثل أكثر النطاقات المحيطة بالمنخفض ارتفاعــًا والتي تتراوح بين ٨٠ و ١٨٠م، ويعتبر الجزء الأوسط منها والمعروف باسم "جبل حديد" أعلى الأجزاء منسوبــًا. وتعد الأودية الجافة أحد الأشكال الرئيسة المرتبطة بحواف المنخفض.



المصدر/ الخرائط الطبوغرافية وصور Landsat 8 بالاعتماد على برنامج Arc GIS 8

شكل(٥) الوحدات الجيومورفولوجية بمنطقة الدراسة



المصدر/ الخرائط الطبوغرافية وصور Landsat 8 بالاعتماد على برنامج Arc GIS 8

شكل(٦) نموذج المناسيب الرقمى لمنخفض

ب- قاع المنخفض:

تؤثر خصائص سطح قاع المنخفض على استخدامات الأرض من زراعات وتجمعات عمرانية والتي ترتبط بقاعه نظراً لارتفاع منسوب الماء الجوفي الذي يرتبط بأكثر جهات المنطقة انخفاضـــًا مما أثر على العديد من الظاهرات الطبيعية كالبحيرات والسبخات، ويضم قاع المنخفض بعض الأشكال الجيومورفية، وهي الأشكال الرملية، التلال المنعزلة والبحيرات، وتعد الفرشات الرملية والنباك أهم الأشكال الرملية بمنطقة الدراسة.

مزارع من أشجار النخيل بجنوب غرب منطقة الدراسة. E 251143.56, 3356614.79 N

E 241742.94 , N 3363640.96

يلاحظ ترسب الملح على سطح التربة في شكل قشور ملحية.

شكل(٧) مخطط يوضح أثر تملح التربة على زراعة النخيل بمنخفض

٢- خصائص ملوحة التربة بمنطقة الدراسة:

لمنطقة وادي النطرون سمات خاصة في درجة ملوحة التربة؛ وذلك لانخفاض مستوى السطح إلى ما دون مستوى سطح البحر مما يجعل لعامل المياه الأرضية والجوفية وترسب الأملاح دور كبير خاصة في مواقع البحيرات والمواقع المحيطة بها في منطقة الدراسة، وبناء على نتائج التحليل المعملي لعدد (٢٥) عينة أخذت من التربة لقياس تركز الملوحة وعلى حسب تصنيف (FAO,1974)– جدول(٣) الذى يصنف ملوحة التربة إلى: غير مالحة، منخفضة، متوسطة، مرتفعة، ومرتفعة جداً، فإنه تم إنشاء (٥) نطاقات للتوزيع المكاني لملوحة التربة (EC) المقاسة ومساحتها(كم٢) والنسبة المئوية لكل فئة مكانية.

جدول (٣) درجات تصنيف ملوحة التربة حسب تصنيف FAO.

م	درجة الملوحة	FAO ds/m
١	غير مالحة	٠–٢
٢	قليلة	٢–٤
٣	متوسطة	٤–٨
٤	مرتفعة	٨–١٦
٥	مرتفعة جدا	أكثر من ١٦

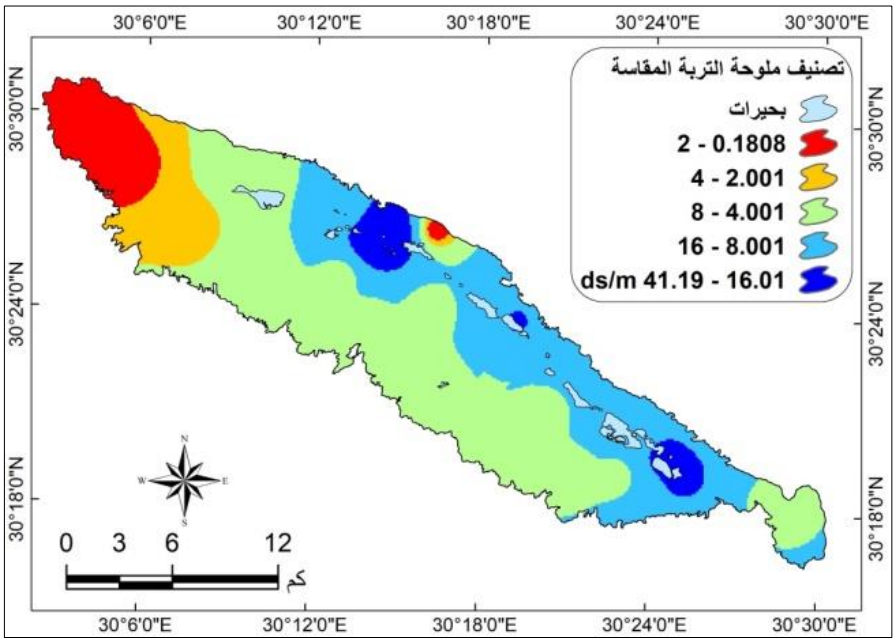
Source: FAO,1985.

من خلال شكلي (٩–٨) وجدول (٤) تتراوح درجة ملوحة التربة المقاسة بمنطقة الدراسة (EC) بين ٠.١٨ و ٤١.٢ ديسيسمنز/م، وتغطي التربة غير المالحة ٣١.١٧٣ كم٢ (٨.٦٧٪)، بينما تصل مساحة فئة التربة المالحة قليلاً ٣٠.٢٧١ كم٢ (٨.٤٢٪)، في حين تبلغ مساحة فئة التربة متوسطة الملوحة ١٦٨.٨٦٩ كم٢ (٤٧.٠٠٪)، والتربة مرتفعة الملوحة ١١٠.١٣ كم٢ (٣٠.٦٥٪)، وبلغت فئة مساحة التربة شديدة الملوحة ١٨.٧٩٨ كم٢ (٥.٢٣٪) من منطقة الدراسة. وتبين وقوع المناطق شديدة الملوحة في معظمها بالقرب من البحيرات، خاصة بحيرات (البيضة–السبخة–الروزينة) شكل (٧). وتبين خرائط التوزيع المكاني أن نسبة الملوحة أعلى من 4 ديسيمنز/م في 82.89% من مساحة منطقة الدراسة. وترتفع نسبة الملوحة بشكل كبير في المناطق الشمالية والغربية من المنخفض، في حين تنخفض الملوحة في المناطق الجنوبية والجنوبية الشرقية لأقل من ٤ ديسيمنز/م.

جدول(٤) قياسات ملوحة التربة لعينات منطقة الدراسة (ديسسيمنز/م٣)

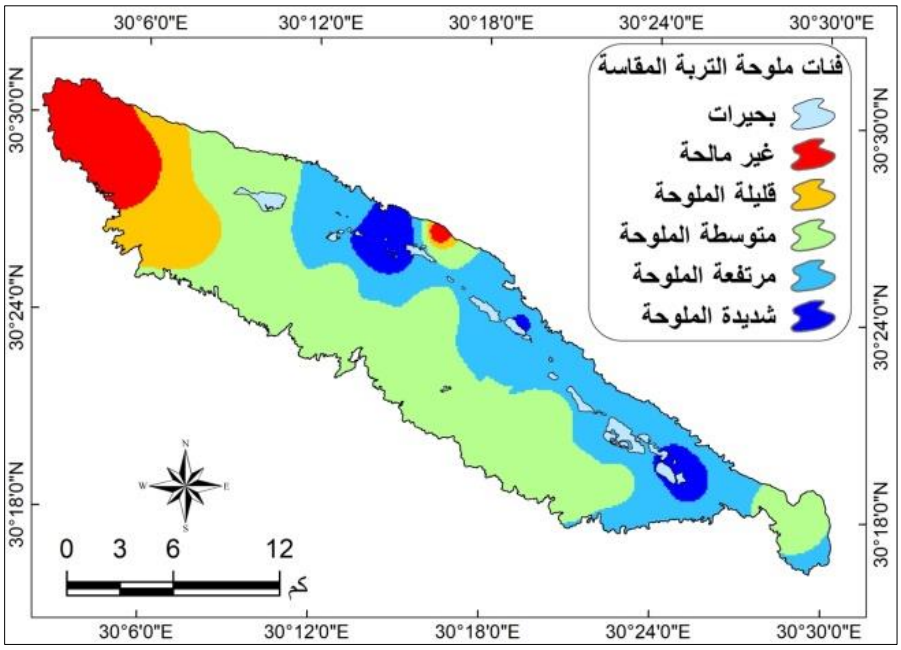
CODE	EC	X_Coordnat	y_Coordnat
1	8.16	245497.77	3362380.56
2	12.41	247687.36	3360950.71
3	12.40	249011.62	3360067.59
4	5.43	244292.73	3360634.34
5	5.44	239508.04	3359898.94
6	18.95	250905.59	3358044.11
7	5.50	257167.85	3355448.37
8	17.82	252004.54	3357002.23
9	5.35	248254.90	3357079.11
10	5.36	245681.71	3357320.58
11	5.46	237544.46	3366595.39
12	5.37	237194.19	3362485.03
13	16.68	242589.03	3365817.93
14	41.20	234986.03	3370749.02
15	0.20	238040.90	3371073.01
16	5.42	232523.10	3368428.10
17	5.41	227819.97	3369215.92
18	5.40	234280.51	3365856.09
19	5.50	227705.02	3373935.33
20	0.21	217418.02	3378286.97
21	2.30	224206.17	3371144.92
22	0.18	220386.97	3374629.70
23	8.07	232922.30	3372492.17
24	10.02	240121.98	3365352.91
25	7.75	230863.70	3364873.66

المصدر/ إعداد الباحثة من خلال الدراسة الميدانية لمنطقة الدراسة ٢٠٢٢م



المصدر: بالاعتماد على أداة KRIGING داخل برنامج Arc GIS,10.8 وعينات ملوحة التربة الدراسة

شكل(٨) قيم ملوحة التربة (EC) ديسسمنز/سم٣ بمنخفض النطرون.



المصدر: بالاعتماد على أداة KRIGING داخل برنامج Arc GIS,10.8 وعينات ملوحة التربة الدراسة

شكل(٩) تصنيف فئات ملوحة التربة حسب معايير FAO بمنخفض النطرون.

٣- تطوير نموذج انحدار تنبؤي لملوحة التربة بمنطقة الدراسة:

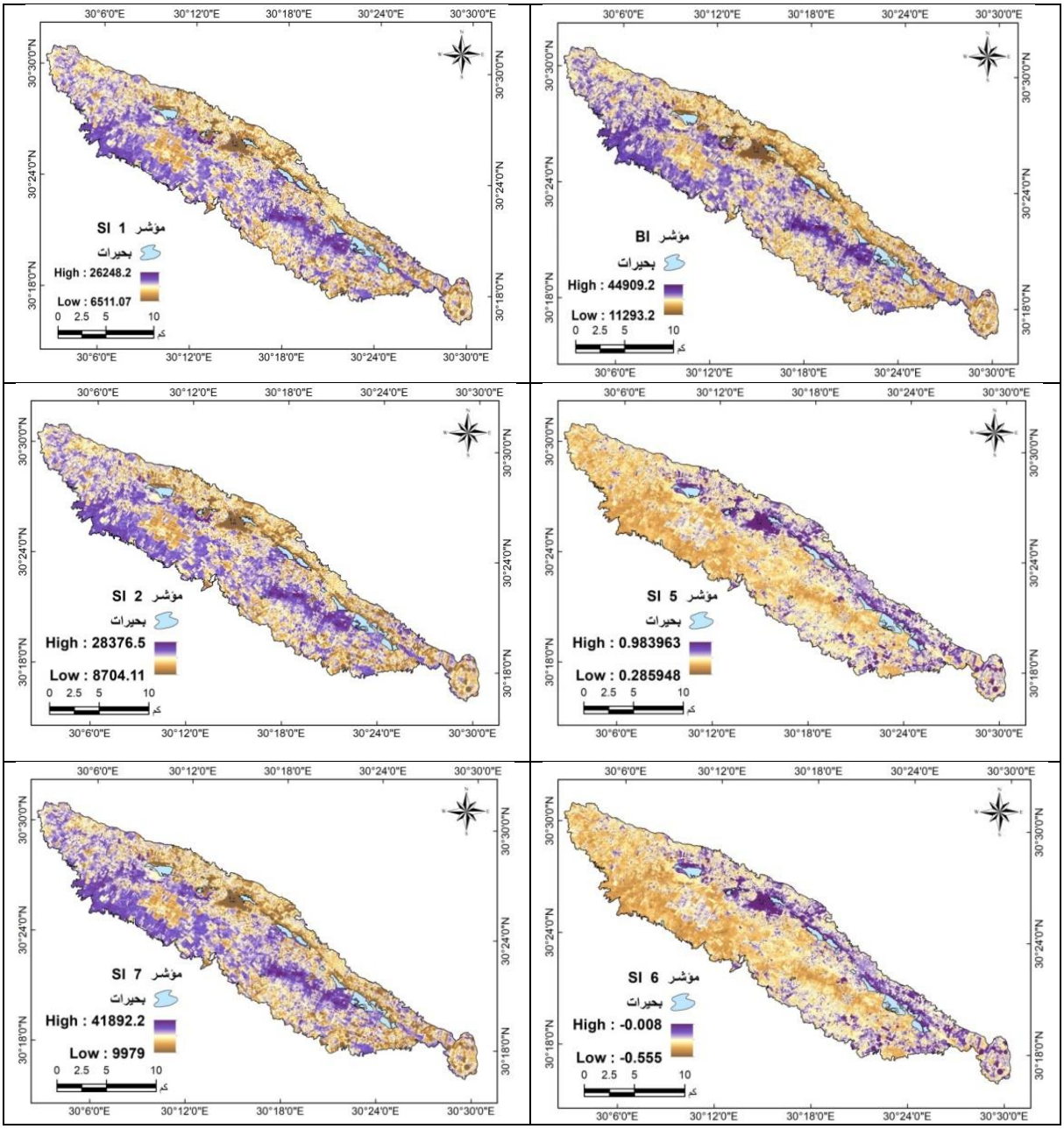
تم إجراء تحليل الانحدار والتباين (ANOVA) للمؤشرات الطيفية لملوحة التربة بمنطقة الدراسة، حيث يمكن استخدام نماذج الانحدار الخطي للحصول على معاملات الارتباط المحتملة فيما بين بيانات الاستشعار من البعد وخصائص التربة(Gorji T, Sertel E, Tanik A,2017) .

أ- الانحدار الخطي البسيط والتنبؤ بملوحة التربة:

تم حساب (١٤) مؤشر طيفي لملوحة التربة والغطاء النباتي– الشكل (١٠–أ و ١٠–ب) باستخدام صور Landsat OLI 8 بناءً على الاستجابات الطيفية المختلفة للتربة المالحة والنباتات والمياه لمختلف النطاقات الطيفية–جدول (٢)، وتم اختيار هذه المؤشرات الطيفية بناء على مدى التفاعل بين الانعكاس الطيفي والمحتوى الملحي ومدى تناسبها مع البيئات الجافة وشبة الجافة (Wardlow,B. D and Egbert, S. L.2008). وتنقسم المؤشرات المستخدمة في حساب ملوحة التربة إلى ثلاث مجموعات طيفية على حسب مصدر الانبعاث الطيفي، وهما: المؤشرات الطيفية الخاصة: بالتربة، النباتات والمياه.

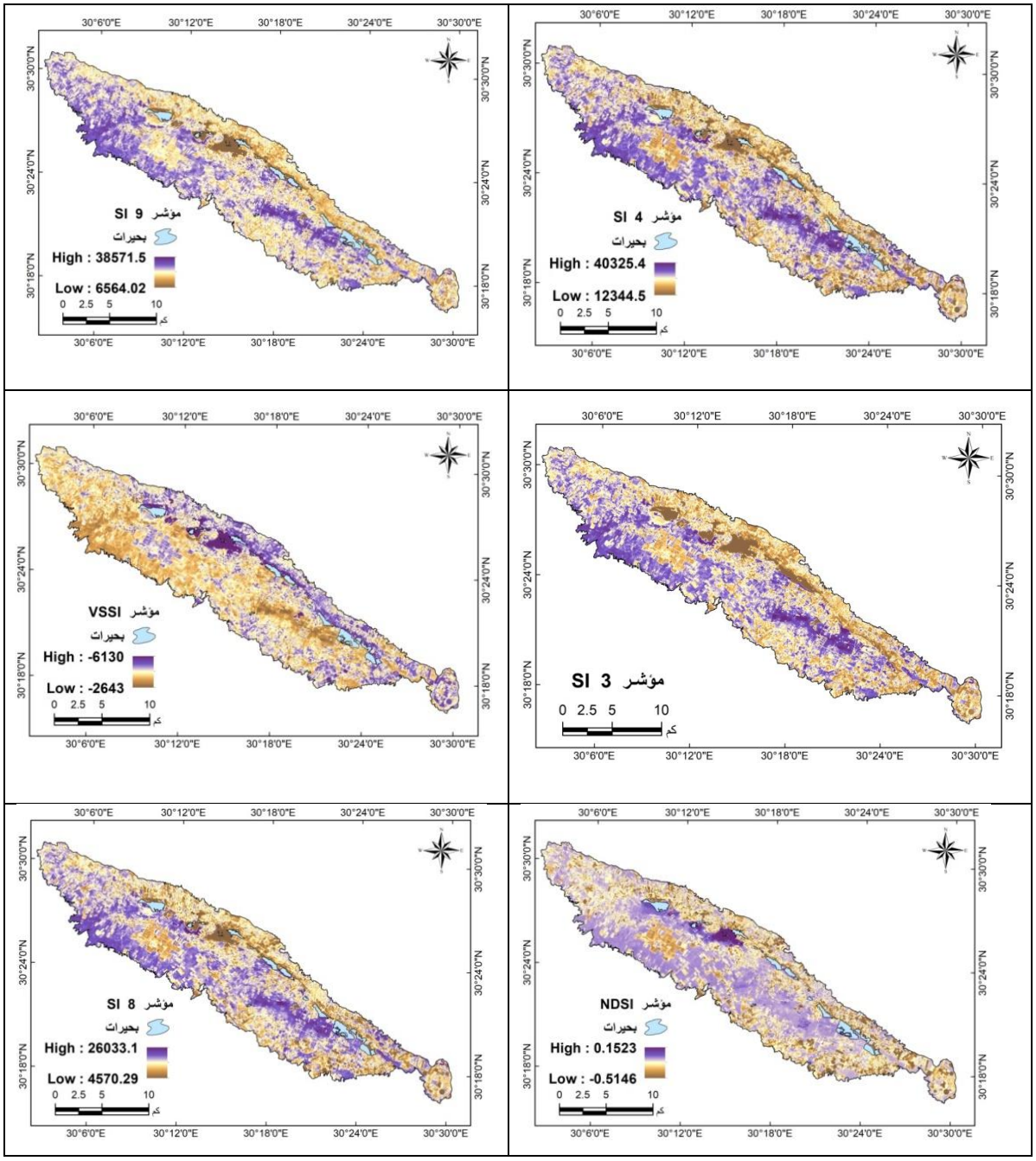
ويأتي في مقدمة المؤشرات الطيفية الملحية الخاصة بالتربة: مؤشر (SI) الذي يجمع بين النطاقين الأزرق والأحمر، مؤشر الملوحة الفرقية الطبيعية (NDSI)، ومؤشر السطوع (BI) ، في حين يأتي في مقدمة المؤشرات الطيفية الخاصة بالنباتات: مؤشر الغطاء النباتي المعدل للتربة

SAVI (Zhang T-T, Qi J-G, Gao Y, Ouyang Z-T, Zeng S-L, Zhao B.,2015)، مؤشر الملوحة التفاضلية الطبيعية NDSI (Khan NM, Rastoskuev V V, Shalina E V, Sato Y.,2001)، مؤشر ملوحة التربة النباتية VSI (Dehni A, Lounis M.,2012)، ومؤشر الغطاء النباتي المعدل للتربة المرتبط بالملوحة MSAVI-SI . (Abd El-Hamid HT, Hong G.,2020) .



المصدر/ تحليل صور Landsat 8 بالاعتماد على برنامجArc GIS 8 .

شكل(١٠- أ) المؤشرات الطيفية لملوحة التربة لمنخفض النطرون.



المصدر/ تحليل صور Landsat 8 بالاعتماد على برنامجArc GIS 8

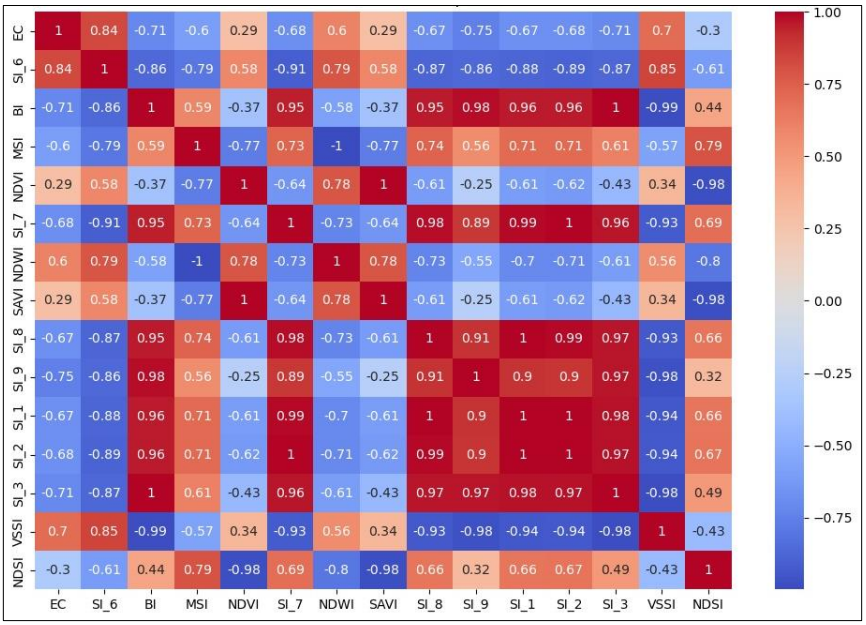
شكل(١٠- ب) المؤشرات الطيفية لملوحة التربة لمنخفض النطرون.

وساعد فى بناء هذه المؤشرات الانبعاث الطيفى الصادر من الغطاء النباتي الذى يعبر عن العلاقة بين حالة الغطاء النباتي وتفاعل التربة (Davis E, Wang C, Dow K.,2019)، مما يحسن من دقة التنبؤ بملوحة التربة فى حالة الغطاء النباتي ضعيف النمو (Davis E, Wang C, Dow K.,2019).

واعتمدت المؤشرات الطيفية الخاصة بالمياه على خصائص الإشعاع المنعكس بالقرب من الضوء الأخضر المرئي والأشعة تحت الحمراء، ويأتي في مقدمتها مؤشر NDWI ، ويتم حساب هذا المؤشر باستخدام مجموعة GREEN-NIR الأخضر المرئي والأشعة تحت الحمراء القريبة، مما يسمح له باكتشاف التغيرات الطفيفة في المحتوى المائي للمسطحات المائية والسبخات الملحية الرطبة.

وتم استخدم ارتباط بيرسون لفحص الروابط فيما بين مجموعة بيانات الاستشعار من البعد وقيم EC للتربة ، فمن خلال شكل(١١) يتضح أن أقوى معاملات ارتباط سُجلت بين المؤشرات الطيفية وقيم ملوحة التربة EC المقاسة وكانت بين مؤشرات (SI6- VSSI- NDWI- SAVI- NDVI) وبلغت (٠.٨٤- ٠.٧٠- ٠.٦٠- ٠.٢٩) على التوالي وجميعهم عند مستوى دلالة إحصائية (1-tailed) Sig أقل من ٠.٠٠٥ مما يشير إلى أن هذا الارتباط دال إحصائيًا، في حين يعد مؤشر BI ذو علاقة عكسية قوية (-٠.٧١) بمستوى دلالة إحصائية أقل من ٠.٠٥ مما يدل على أن الارتباط دال معنويــًا، ويلاحظ من خلال شكل (١١) أن المؤشرات الطيفية الملحية (SI 6 - VSSI) المنتجة من بيانات Landsat 8 OLI سُجلت أقوى معاملات ارتباط (0.7 R=0.84,) على التوالي.

وقد تم تمثيل معادلات خط الانحدار البسيط لكل مؤشر طيفي من بيانات Landsat 8 OLI وقيم الملوحة(EC) المقاسة -شكل(١٢) ويتضح وجود تأثير واضح بين انعكاس التربة وخواصها، مثل: لون التربة ومحتواها من الرطوبة والأملاح.



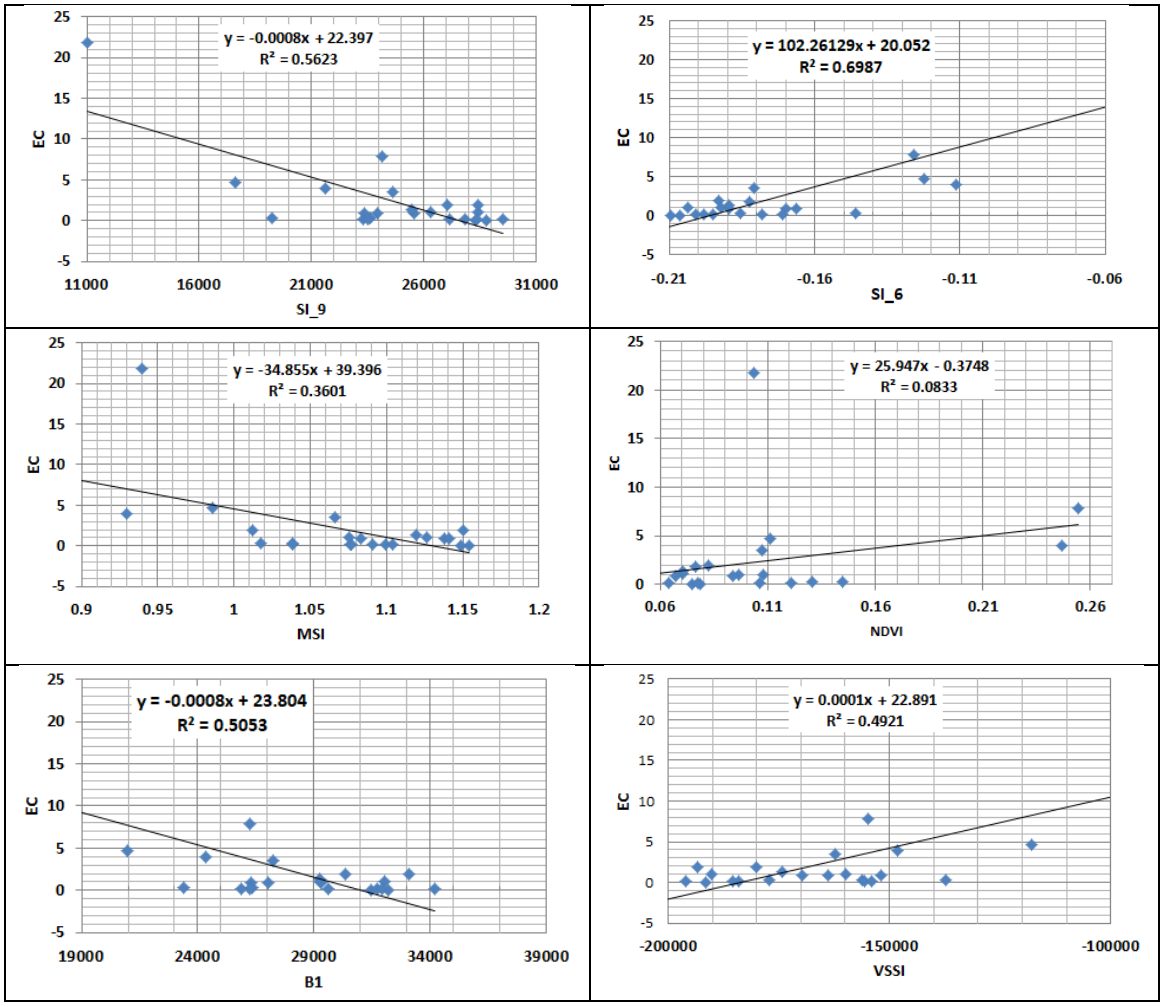
المصدر/ استخدام لغة برمجة Python والتعلم الآلى فى برنامج VS code.

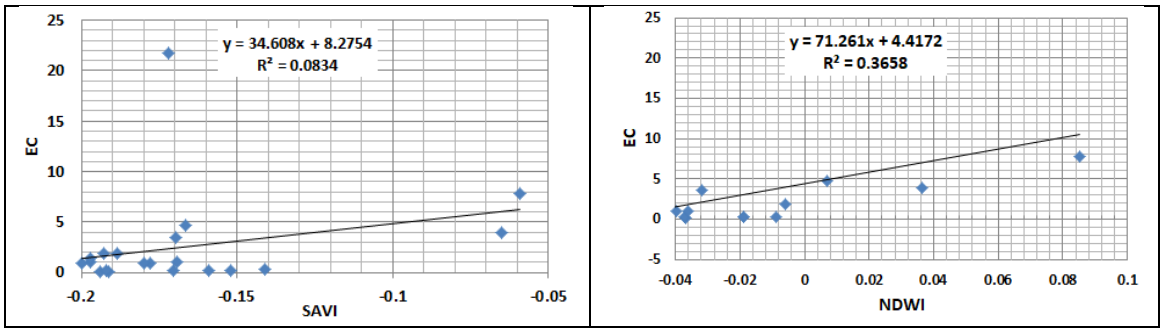
شكل(١١) مخطط حرارى لمعاملات قوة الارتباط فيما بين المؤشرات الطيفية وقيم EC بمنطقة الدراسة.

أوضح نموذج الانحدار الخطي البسيط أن المؤشر الطيفي SI 6 الذي تم إنشاؤه من صورة Landsat 8 OLI يمتلك أقوى ارتباط طردي (r = 0.84) بمعامل تحديد (R2=69) ؛ لذا يمكن حساب ملوحة التربة بناء على هذا المؤشر الطيفي– جدول(٥).

جدول (٥) نموذج خطى بسيط للتنبؤ بملوحة التربة بالاعتماد على المؤشر SI_6

نوع النموذج/نموذج خطي بسيط.
Equation for SI_6: Y = 102.26129 * SI_6 + 20.052329





شكل(١٢) معاملات الانحدار وقيم الارتباط بين المؤشرات الطيفية والقيم المقاسة لملوحة التربة.

ب– الانحدار الخطي المتعدد والتنبؤ بملوحة التربة:

يقدم الانحدار الخطي المتعدد MLR نماذج تفسيرية أكثر موثوقية لتقدير ملوحة التربة (Farifteh J, Van der Meer F, Atzberger C, Carranza E,2007)، حيث يتم التعامل مع مجموعة متغيرات مستقلة بدلا من متغير مستقل واحد، ففي الدراسة الحالية تم تحديد قيم الانعكاس التي يعبر عنها بالمؤشرات الطيفية كمتغيرات مستقلة في نمذجة الانحدار، بينما تم تحديد قيم EC المقاسة للتربة كمتغير تابع. ولبناء نموذج الانحدار الخطي المتعدد وزيادة القدرة التفسير للتنبؤ بملوحة تربة منطقة الدراسة بالاعتماد على بيانات الاستشعار من البعد تم حساب القيم الرقمية لتأثير المعاملات Coefficients التي تعبر عن المتغيرات المستقلة للمؤشرات الطيفية المدخلة في النموذج –جدول (٦)، وتبين أن هذه المعاملات ذات أثر كبير في تفسير التباين في قيم ملوحة التربة (EC)، إلا أنه تعد مؤشرات (SI6 و SI9) أكثر المؤشرات الطيفية تأثيرا في تباين ملوحة التربة حسب مستوى الدلالة الإحصائية (Sig).

جدول(٦) نتائج تحليل الانحدار المتعدد وتأثير المعاملات Coefficients [a] للمؤشرات الطيفية.

المتغيرات	coef	قيمة (ت) t	دلالة (ت) Sig.	|P>|t	Std. Error
(Constant)	-2.799	-1.368	.079	0.209	2.05
SI 6	501.068	1.889	.000	0.096	265.23
B1	0.101	2.062	.012	0.073	0.049
MSI	114.605	0.605	.070	0.562	189.33
NDVI	8.395	1.367	.002	0.209	6.14
SI_7	-0.058	-1.796	.008	0.110	0.033
NDWI	271.070	0.674	.000	0.519	402.05
SAVI	-1.120	-1.367	.000	0.209	402.05
SI_8	0.0672	1.338	.195	0.218	0.05
SI_9	-0.004	-0.581	.093	0.577	0.00
SI_1	-0.336	-1.719	.010	0.124	0.19
SI_2	0.349	1.816	.060	0.107	0.19
SI_3	-0.100	-1.854	.010	0.101	0.05
VSSI	-0.000	-0.924	.027	0.382	0.00
NDSI	-103.789	-1.146	.014	0.285	90.54

a. Dependent Variable: EC

المصدر/ تحليل الانحدار المتعدد داخل برنامج spss,v20 .

ومن خلال جدول (٧) أمكن التوصل إلى نموذج الانحدار الخطى المتعدد الذى يوضح العلاقة بين: المؤشرات الطيفية وقيم الملوحة المقاسة (EC) والتنبؤ بملوحة التربة المتوقعة Predicted EC، وذلك بناء على قيم (coef) لكل متغير والرقم الثابت (Constant) .

جدول(٧) معادلة الانحدار الخطي المتعدد للتنبؤ بملوحة التربة اعتمادا على بيانات الاستشعار من البعد.

$$\text{Predicted (JS)} = -279907.6980 + 501.0680 * SI\_6 + 0.1011 * BI + 114.6055 * MSI + 839537.4220 * NDVI - 0.0584 * SI\_7 + 271.0703 * NDWI - 1119874.9658 * SAVI + 0.0672 * SI\_8 - 0.0049 * SI\_9 - 0.3369 * SI\_1 + 0.3495 * SI\_2 - 0.1005 * SI\_3 - 0.0001 * VSSI - 103.7892 * NDSI$$

الكود المستخدم لتدريب نموذج الانحدار المتعدد واستخراج معادلة النموذج

```
import pandas as pd
import statsmodels.api as sm
# Load the data
data = pd.read_csv('ec.csv')
# Define the features (X) and target (y)
X = data.drop('EC', axis=1)
y = data['EC']
# Add a constant to the features (for the intercept term)
X = sm.add_constant(X)
# Fit the model
model = sm.OLS(y, X).fit()
# Print the summary of the model
print(model.summary())
# Extract the coefficients
coefficients = model.params
# Create the equation string
equation = "EC = "
for i, (param, value) in enumerate(coefficients.items()):
    if i == 0:
        equation += f"{value:.4f} + "
    else:
        equation += f"{value:.4f} * {param} + "
equation = equation.rstrip(" + ")
print(equation)
```

المصدر/ تدريب نموذج انحدار خطى متعدد باستخدام python داخل برنامج vs code .

تم فحص صحة نموذج الانحدار الخطي المتعدد باستخدام مخطط التشتت وتحليل التباين (ANOVA)، ومعامل التحديد (R^2) ، حيث تتم الإشارة إلى الارتباط القوي والنموذج المناسب من خلال قيم R وR^2 التي تعبر عن معامل التحديد والذي يستخدم لمعرفة القوة التفسيرية للنموذج ويشترط أن تكون قريبة من ١.٠ (IBM SPSS Inc.,2012)، فمن من خلال جدول(٨) بلغت قيمة متوسط معامل ارتباط بيرسون ($R=0.979^a$) فيما بين المتغير التابع (EC) وجميع المتغيرات المستقلة (المؤشرات الطيفية) ويعتبر ارتباط قوى، كما بلغت قيمة معامل التحديد R Square (٠.٩٨٢) بمعامل تحديد معدل Adjusted R Square نحو (٠.٩٥٢) ومعامل خطأ معياري قدره (١.٢٢٤) ، كما يتضح أن المتغيرات المستقلة تفسر ٩٧٪ من التباين في قيم EC الملوحة المقاسة.

جدول(٨) درجة الارتباط فيما بين المتغير التابع EC والمتغيرات المستقلة.

المتغير	R	R^2	Adjusted R Square	Std. Error	F	Sig.
الدرجة	0.979[a]	٠.٩٨٢	٠.٩٥٢	1.224	٣٢.٠٧	.000[a]

المصدر/ تدريب نموذج الانحدار الخطى المتعدد باستخدام python داخل برنامج vs code .

وباستخدام تحليل (ANOVA) تم اختبار معنوية الانحدار لمعرفة مدى تأثير المتغيرات المستقلة (المؤشرات الطيفية) على المتغير التابع قيم الملوحة المقاسة (EC) ومدى قدرته فى التنبؤ بملوحة التربة، فمن خلال جدول(٩) نلاحظ أن قيمة التباين F بلغت (33.634) وسجلت قيمة (المعنوية) Sig (.000[a]) وهى أقل من (٠.٠٠١) وبالتالى نرفض الفرض الصفرى ونقبل الفرض البديل الذى يعتبر دال معنوي، وبالتالي يوجد تأثير للمتغيرات المستقلة على المتغير التابع، كما يستطيع نموذج الانحدار الخطي المتعدد الذى تم إعداده التنبؤ بقيم المتغير التابع (Predicted EC) ملوحة التربة المتوقعة بالاعتماد على المتغيرات المستقلة (المؤشرات الطيفية) بمستوى دلالة إحصائية (0.00[a]).

جدول(٩) تحليل التباين[b]ANOVA للمؤشرات الطيفية ودرجة EC

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	454.003	9	50.445	32.07	.000a
	Residual	19.498	13	1.500		
	Total	473.500	22			

a. Predictors: (Constant), NDSSI, SI 9, MSI, SI 6, NDVI, SI 7, VSSI, SI 1, NDWI
b. Dependent Variable: EC

المصدر/ تحليل ANOVA[b] داخل برنامج SPSS,v20 .

٤- التعلم الآلي وتطوير نموذج تنبؤي بملوحة تربة منطقة الدراسة:

اعتمدت الدراسة في التنبؤ بملوحة التربة بمنطقة الدراسة على خوارزميات: الغابة العشوائية Random Forest وXGBoost، وتم استخدام لغة البايثون داخل برمجية vs code ومكتبة pandas لقراءة البيانات وscikit–learn لتصميم وتدريب وصناعة نماذج التعلم الآلي المستخدمة، تلي ذلك عملية فحص البيانات، خاصة فحص القيم المفقودة، ثم عملية فحص الارتباطات بين مؤشرات الاستشعار من البعد فيما بينها البعض وبين قيم الملوحة المقاسة (EC).

وقد تم إعداد عدة تجارب للخروج بأفضل توقع لملوحة التربة وبأقل متوسط خطأ: (التجربة الأولى): تم فيها إنشاء نموذج Random Forest باستخدام جميع المدخلات (Features) التى

يقصد بها المؤشرات الطيفية بدون أي تعديل على قيم متغيرات النموذج الافتراضية. وتم استخدام معياري: متوسط نسبة الخطأ Mean Squared Error (MSE) ومعامل التحديد (R–squared) لتحديد كفاءة النموذج ومعرفة مدى تأثير(أهمية كل مؤشر طيفي) من المدخلات على أداء النموذج، وكان متوسط نسبة الخطأ Mean Squared Error (MSE = 0.3293) وقيمة R–squared (R^2 =0.3693) جدول(١٠).

جدول(١٠) نتائج تطبيق التجربة الأولى فى خوارزمية التعلم الآلي Random forest.

feature	SI6	VSSI	B1	SI8	SI3	NDWI	SI7
importance	**0.284**	**0.1432**	**0.0835**	**0.0833**	**0.06105**	**0.056**	**0.0549**
feature	**SI9**	**SI1**	**SI2**	**MSI**	**SAVI**	**NDSI**	**NDVI**
importance	**0.0549**	**0.05**	**0.0384**	**0.0312**	**0.02699**	**0.02144**	**0.01599**
	Actual ec	**Predicted ec**	**MSE=0.3293487 R2=0.3963053**				
15	**1.68**	**1.6950**					
9	**0.09**	**0.9040**					
0	**0.96**	**1.5061**					

المصدر/ استخدام python داخل برنامج vs code .

وتهدف التجربة الثانية إلى اختيار المدخلات وتحديد أفضل المؤشرات الطيفية، وتم فيها اختبار النموذجين(Random Forest, XGBoost) مع كل التباديل الممكنة من المدخلات المتاحة. على سبيل المثال تم تدريب النموذجين على قيمة مؤشر 'SI_6' فقط كمدخل، ثم مؤشر 'BI' وحدها، وتلي ذلك ضم المدخلات معـًا، ثم إضافة مدخلات أخرى 'SI_6', 'BI', 'MSI' الى أن يتم إعداد مجموعات من المؤشرات من جميع الاحتمالات الممكن دمجها معـًا، بالتالي تم تدريب نموذج لكل متغير بشكل مفرد، ثم تدريب كل مؤشر طيفي مع مؤشر آخر إلى أن يتم ضم كل المؤشرات الطيفية معـًا، بالتالي بلغ عدد الاحتمالات التي تم تجربتها ٢ مرفوعا لأس ١٤ احتمال بمجموع (١٦٣٨٤) احتمال لكل من النموذجين.

كما اهتمت التجربة الثانية باستخلاص مجموعة المؤشرات الطيفية التي أعطت أقل متوسط خطأ لاستخدامها كمدخلات افتراضية لكلا النموذجين في التنبؤ. واعتمدت التجربة الثالثة Grid Search على أن لكل نموذج متغيراته الخاصة التي يمكن تعديلها، حيث احتوت على تجربة عدة مجموعات من المتغيرات بقيم مختلفة فيما يسمى Grid Search وذلك للتوصل بأفضل مجموعة من المتغيرات، ويوضح جدول (١١) المتغيرات التي تمت تجربتها مع Random Forest بمتوسط خطأ Mean Squared Error (MSE=0.17) ومعامل تحديد R–squared (R^2=0.6438)

جدول(١١) المتغيرات التى تمت تجربتها فى خوارزمية XGBoost & Random Forest

م	المتغيرات	عدد الحالات	اسم الخوارزمية
١	param_grid = { 'n_estimators': [100, 200, 500, 1000], 'max_depth': [None, 10, 20, 30, 40, 50], 'min_samples_split': [2, 5, 10], 'min_samples_leaf': [1, 2, 4], 'max_features': ['auto', 'sqrt', 'log2'], 'bootstrap': [True, False]	١٢٦٩	Random Forest
٢	param_grid} = ' n_estimators': [50, 100, 200, 300,[' learning_rate': [0.01 324, 0.5[	٨٢٩٤٤	XGBoost

المصدر/ استخدام python داخل برنامج vs code .

وبالاعتماد على تجربة Grid Search تم التوصل إلى أفضل مجموعة متغيرات تخص خوارزمية Random Forest، فى حين كانت أفضل مجموعة متغيرات لخوارزمية التعلم الآلي XGBoost(n_estimators=100, random_state=42) مع إبقاء بقية المتغيرات بقيمها الافتراضية. ويتبين من الجدول(١٢) أفضل نموذج تعلم آلي للتنبؤ بملوحة التربة في منطقة الدراسة، وهو نموذج XGBoost وتم تدريبه بشكل عام، حيث سجل متوسط خطأ Mean Squared Error (MSE=0.0566).

جدول (١٢) قيم المتغيرات الافتراضية المستخدمة فى نموذجXGBoost وأفضل متغيرات فى نموذج Random Forest

النموذج	قيم المتغيرات الافتراضية
Random Forest	'bootstrap': False 'max_depth': None 'max_features': 'sqrt' 'min_samples_leaf': 1 'min_samples_split': 5 'n_estimators': 1000
XGBoost	n_estimators: int = 1, *, booster: typing.Literal["gbtree", "dart"] = "gbtree", dart_normalized_type: typing.Literal["tree", "forest"] = "tree", tree_method: typing.Literal["auto", "exact", "approx", "hist"] = "auto", min_tree_child_weight: int = 1, colsample_bytree: float = 1.0, colsample_bylevel: float = 1.0, colsample_bynode: float = 1.0, gamma: float = 0.0, max_depth: int = 6, subsample: float = 1.0, reg_alpha: float = 0.0, reg_lambda: float = 1.0, learning_rate: float = 0.3, max_iterations:

المصدر/ استخدام python داخل برنامج vs code .

وبناء على نموذج التعلم الآلي XGBoost تم إنتاج خريطة تبين نسبة تركز الأملاح المتوقعة(EC) فى تربة منطقة الدراسة – جدول (١٣)– بأقل معامل خطأ (٠.٠٥) مما يعطى أهمية كبيرة لتقنيات التعلم الآلي فى النمذجة المكانية وانتاج خرائط تحاكى الواقع بأقل معدلات خطأ.

٥- تحليل وتفسير النتائج:

تظهر النتائج إمكانية التنبؤ بملوحة التربة المتوقعة في منطقة الدراسة، وذلك من خلال تطبيق المؤشرات الطيفية المختلفة وتقنيات التعلم الآلي، وتعتبر المؤشرات الطيفية: (MDWI – SI9 –6 SI– MSSV) الأكثر قدرة على التنبؤ بالتباين المكاني لملوحة تربة منطقة الدراسة؛ ويرجع ذلك لاستيفاء جميع معايير اختبار النماذج وتقنيات التعلم الآلي. فقد أوضحت نتائج تطبيق خوارزميات التعلم الآلي (XGBoost) القدرة الفائقة فى دقة الكشف عن ملوحة التربة المتوقعة (Predict EC) ديسيسمنز/م بمنطقة الدراسة –شكل(١٣) .

جدول(١٣) مقارنة قياسات ملوحة التربة المتوقعة (ديسيسمنز/م) باستخدام (ML , MLR) بالعينات المقاسة

CODE	EC المقاسة	(XJboost)	MLR	X_Coordnat	y_Coordnat
1	8.16	8.02	8.46	245497.77	3362380.56
2	12.41	12.41	12.00	247687.36	3360950.71
3	12.40	12.40	13.03	249011.62	3360067.59
4	5.43	5.43	5.95	244292.73	3360634.34
5	5.44	5.44	6.08	239508.04	3359898.94
6	18.95	18.95	18.65	250905.59	3358044.11
7	5.50	5.50	5.31	257167.85	3355448.37
8	17.82	17.82	17.94	252004.54	3357002.23
9	5.35	5.43	5.28	248254.90	3357079.11
10	5.36	5.83	5.73	245681.71	3357320.58
11	5.46	5.46	5.30	237544.46	3366595.39
12	5.37	5.37	3.33	237194.19	3362485.03
13	16.68	16.68	16.44	242589.03	3365817.93
14	41.20	41.20	41.23	234986.03	3370749.02
15	0.20	0.20	1.28	238040.90	3371073.01
16	5.42	5.23	4.99	232523.10	3368428.10
17	5.41	5.41	5.61	227819.97	3369215.92
18	5.40	5.48	5.25	234280.51	3365856.09
19	5.50	5.50	5.43	227705.02	3373935.33
20	0.21	0.21	1.05	217418.02	3378286.97
21	2.30	2.30	2.38	224206.17	3371144.92
22	0.18	0.18	0.28	220386.97	3374629.70
23	8.07	8.07	7.81	232922.30	3372492.17
24	10.02	9.98	9.84	240121.98	3365352.91
25	7.75	7.73	7.55	230863.70	3364873.66

المصدر/ تحليلات خوارزميات التعلم الآلي للتبؤ بملوحة التربة المتوقعة (ديسيسمنز/م) في منطقة الدراسة.

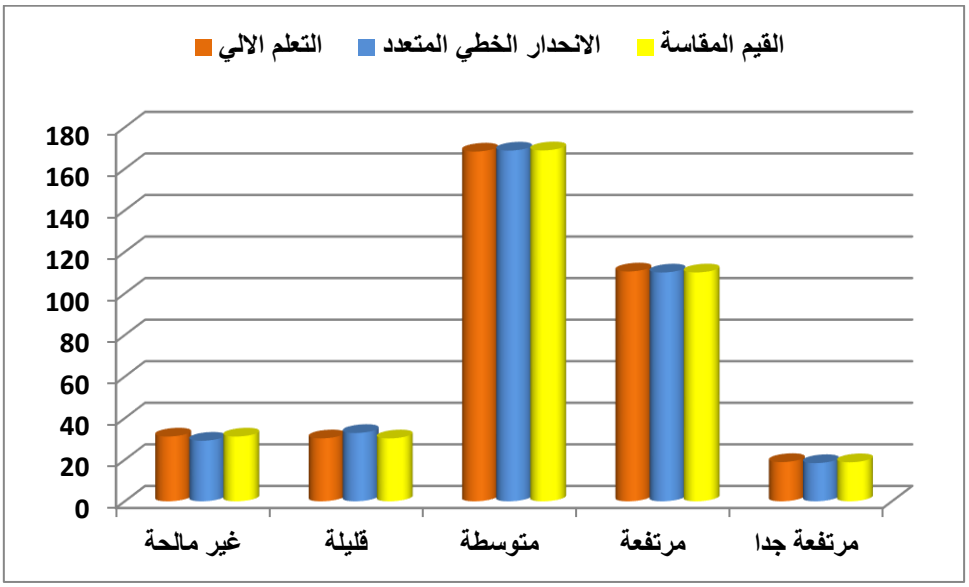
وبتحليل جدولي(١٣و١٤) وخرائط الملوحة المتوقعة الناتجة عن تقنيات التعلم الآلي (XJboost) –أشكال(١٦و١٧)– يتبين القدرة الفائقة فى التنبؤ بملوحة التربة في منطقة الدراسة، حيث يتضح التقارب الكبير فى النتائج مع قيم الملوحة المقاسة، فتتراوح قيم الملوجة الناتجة عن التنبؤ بين (٠.٠١٨١ و ٤١.١٩٨ ديسيسمنز/م) وتغطي التربة غير المالحة ٣١.١٧٣ كم٢ (٨.٦٧٪)، فى حين تغطي التربة المالحة قليلاً ٣٠.٢٨٩ كم٢ (٨.٤٣٪)، وتغطي التربة متوسطة الملوحة ١٦٨.٢٩٥ كم٢ (٤٦.٨٤٪)، وتصل مساحة التربة مرتفعة الملوحة ١١٠.٦٠١ كم٢ (٣٠.٧٨٪) وتبلغ مساحة التربة شديدة الملوحة ١٨.٨٨٣ كم٢ (٥.٢٥٪) من منطقة الدراسة. وتتركز المناطق شديدة الملوحة بالمواقع المحيطة بالبحيرات، خاصة بحيرات:البيضة، السبخة والروزينة.

كما أوضحت نتائج نموذج التحليل المتعدد المعايير (MLR) الذى تم تدريبه باستخدام تقنيات التعلم الآلي قدرة عالية فى دقة الكشف عن ملوحة التربة المتوقعة (Predict EC) ديسيسمنز/م فى منطقة الدراسة بمتوسط خطأ (1.2) ، فمن خلال جدولي(١٣و١٤) وشكل (١٤و١٥) يتضح أن قيم ملوحة التربة المتوقعة تتراوح بين 0.275 و 41.230 ديسيسمنز/م في منطقة الدراسة وتغطي التربة غير المالحة ٢٩.١٣٨ كم٢ (٨.١١٪)، وتغطي التربة المالحة قليلاً ٣٢.٨٧٢ كم٢ (٩.١٥٪)، وتغطي التربة متوسطة الملوحة ١٦٨.٧٧٦ كم٢ (٤٦.٩٨٪)، فى حين تغطى التربة مرتفعة الملوحة ١١٠.٠٩٧ كم٢ (٣٠.٦٤٪) وتغطى التربة شديدة الملوحة ١٨.٣٧٥ كم٢ (٥.١١٪) من منطقة الدراسة. وتقع المناطق شديدة الملوحة في معظمها بالمواقع المحيطة بالبحيرات، خاصة بحيرات:البيضة، السبخة والروزينة .

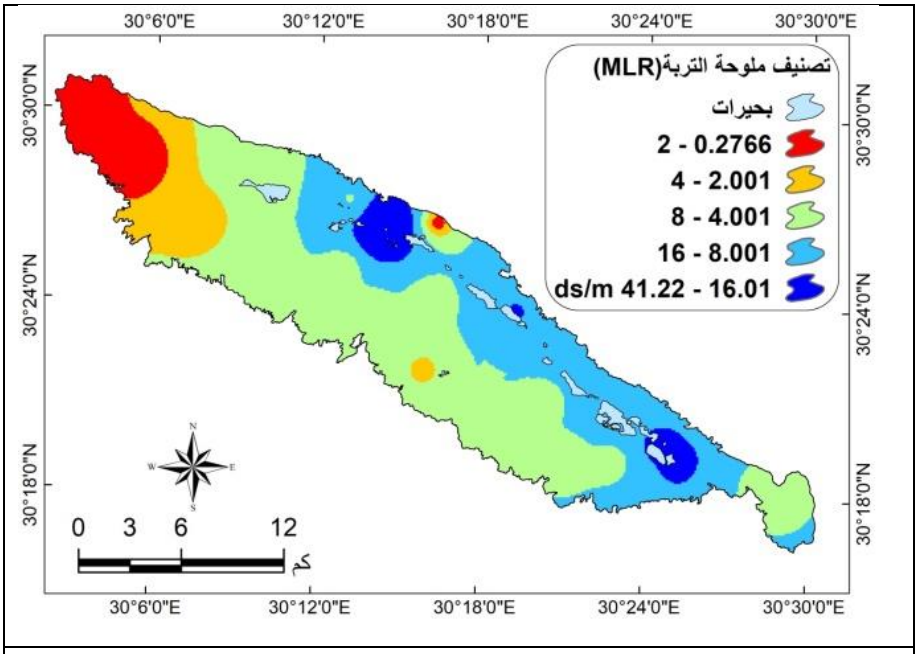
ومن خلال جدول(١٤) وشكل(١٣) نلاحظ انخفاض الفرق بشكل واضح بين نتائج قياس الملوحة المتوقعة (Predict EC) ديسيسمنز/م المستندة على بيانات الاستشعار من البعد باستخدام نماذج التعلم الآلي والملوحة المقاسة ميدانيــًا.

جدول(١٤) خصائص الفئات المكانية لقياسات ملوحة التربة (ديسيسمنز/م) تبعا لطرق القياس المتبعة.

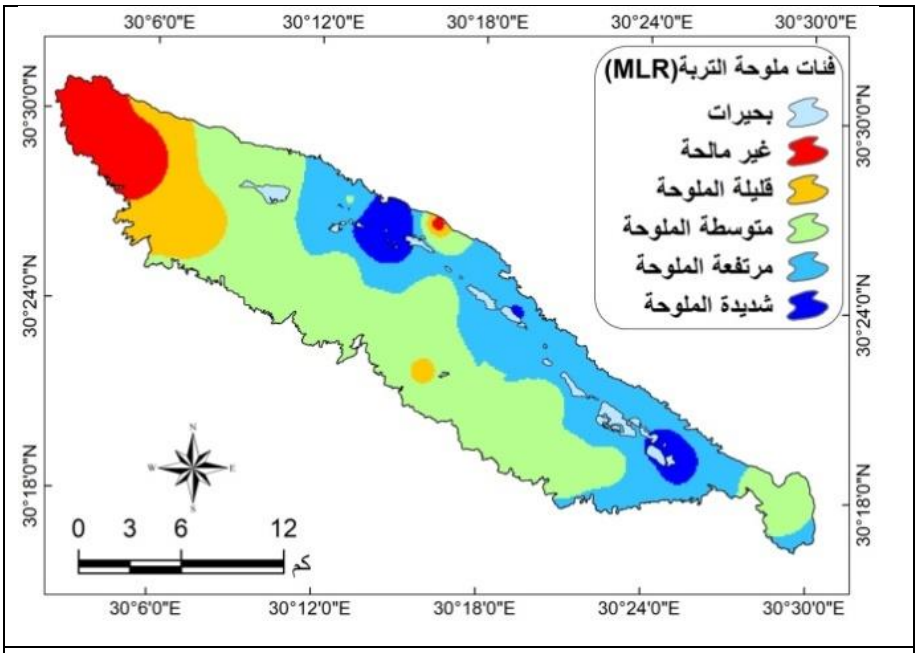
م	درجة الملوحة	الملوحة المقاسة		الانحدار الخطي المتعدد		التعلم الالي (XJboost)	
		كم٢	%	كم٢	%	كم٢	%
1	غير مالحة	31.173	8.67	29.138	8.11	31.173	8.67
2	قليلة	30.271	8.42	32.872	9.15	30.289	8.43
3	متوسطة	168.869	47.00	168.776	46.98	168.295	46.84
4	مرتفعة	110.13	30.65	110.097	30.64	110.601	30.78
5	شديدة الملوحة	18.798	5.23	18.375	5.11	18.883	5.25
-	مج	359.241	100	359.241	100	359.241	100



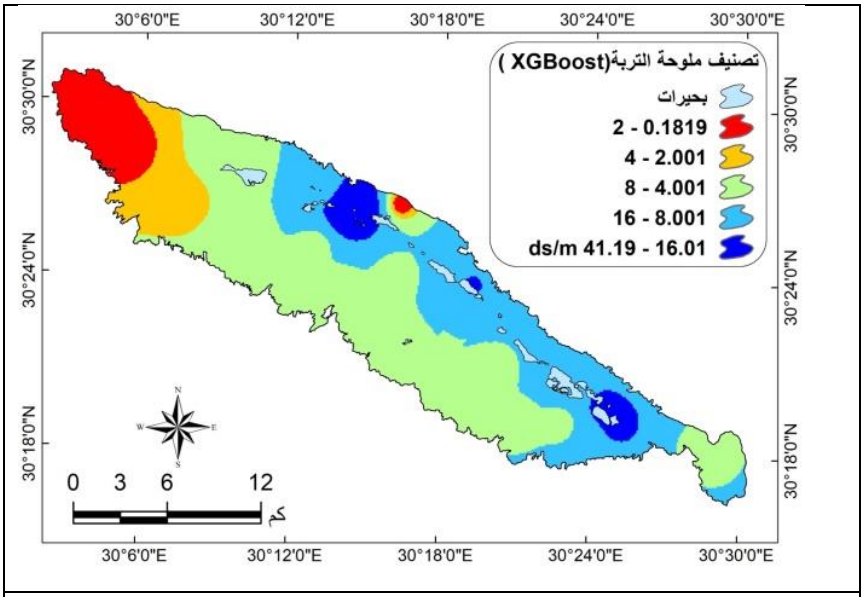
شكل(١٣) نتائج حساب فئات المساحة المتوقعة لقيم ملوحة التربة بمنطقة الدراسة



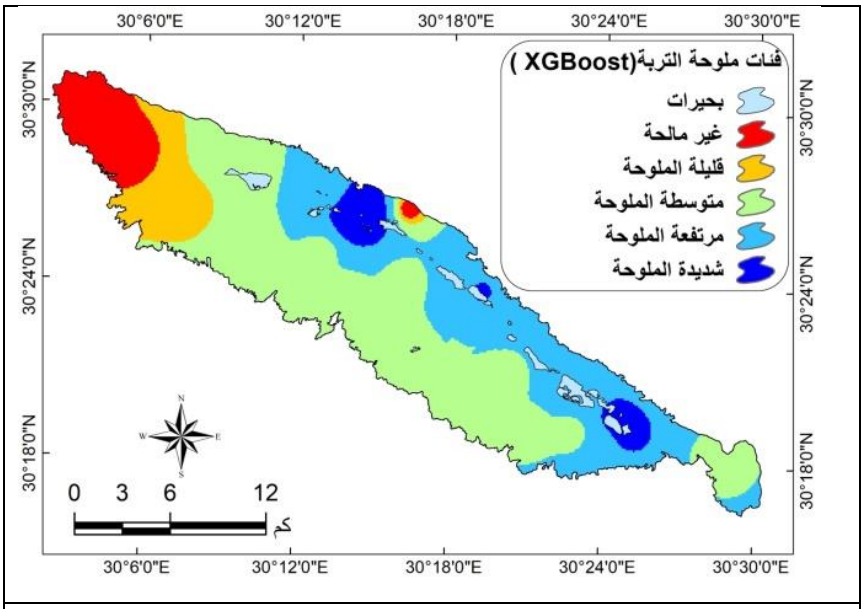
شكل(١٤) نتائج ملوحة التربة المتوقعة باستخدام (MLR) بالمقارنة مع القيم المقاسة (ديسيسمنز/م) (كم٢).



شكل(١٥) تصنيف فئات ملوحة التربة المتوقعة باستخدام (MLR) بالمقارنة مع القيم المقاسة.

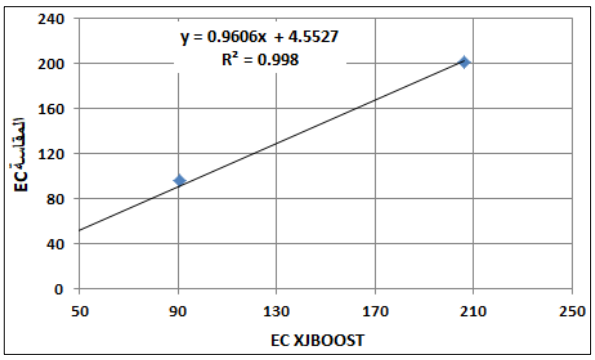


شكل(١٦) نتائج ملوحة التربة المتوقعة باستخدام خوارزمية (XJBOOST) بالمقارنة مع القيم المقاسة (ديسيسمنز/م) (كم٢).



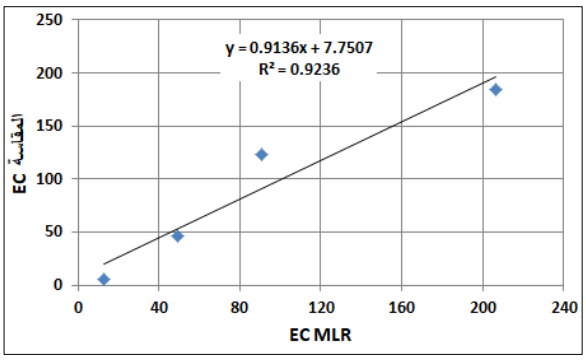
شكل(١٧) تصنيف فئات ملوحة التربة المتوقعة باستخدام (XJBOOST) بالمقارنة مع القيم المقاسة.

وللتحقق من دقة نتائج نموذج التعلم الاليXJBOOST ، فإنه تم قياس علاقة الارتباط فيما بين القيم الناتجة للملوحة EC المقاسة والمتوقعة (Predict EC)، حيث أظهرت قيم معامل الارتباط أن كلا النموذجين قد توقعا ملوحة تربة المنطقة بمستويات متباينة، ومع ذلك، فإن نتائج نموذج XJBOOST المستمدة من بيانات الاستشعار من البعد لها صلاحية أفضل مقارنة بنموذج الانحدار الخطي المتعدد MLR، حيث سجلت علاقة ارتباط قوية ($R^2 = 0.99$) فيما بين فئات الملوحة EC المقاسة والمتوقعة لنموذجXJBOOST ، بينما سجلت علاقة الارتباط فيما بين فئات الملوحة EC المقاسة والمتوقعة لنموذج الانحدار الخطي المتعدد ($R^2 = 0.9236$) –شكلي(١٨ –١٩).



المصدر/ برنامج SPSS,V20 .

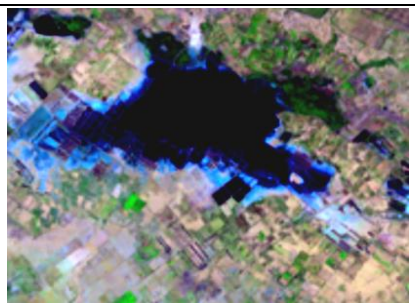
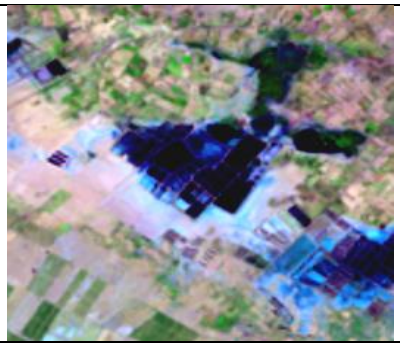
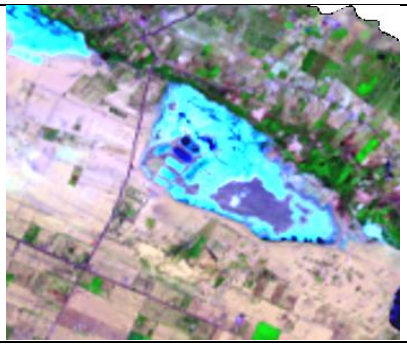
شكل(١٨) علاقة الارتباط بين الملوحة المتوقعة من التعلم الآلى والقيم المرصودة.



المصدر/ برنامج SPSS,V20 .

شكل(١٩) علاقة الارتباط بين الملوحة المتوقعة من نموذج الانحدار المتعدد والقيم المرصودة.

من خلال أشكال(١٧-١٦-١٥-١٤) والدراسة الميدانية نجد أن ملوحة تربة منطقة الدراسة تتباين من موقع لآخر؛ ويرجع ذلك لتأثرها ببعض العوامل المهمة ويأتي فى مقدمتها : خصائص منسوب سطح المنخفض، حيث تزداد ملوحة التربة فى المواقع ذات المنسوب المنخفض لقربها من مستوى المياه الباطنية، ويتضح ذلك بالقرب من البحيرات التي تعد أبرز الظاهرات الطبيعية التي توجد بمنخفض وادي النطرون، وتقع على أدنى نقاط المنطقة انخفاضـًا، وهو قاع المنخفض متخذة مجموعة من البحيرات الملحية تمتد فى سلسلة من الجنوب الشرقى إلى الشمال الغربي لمسافة ٣٠ كم تقريباً، وأظهرت دراسة (حمدينه عبدالقادر العوضي، ٢٠٠٥، ص٣) وجود سبع وثلاثين بحيرة في قاع المنخفض يتعرض معظمها للجفاف الكلي في الصيف بينما يظل بعضها باقيـًا دون جفاف ويبلغ عددها الحالي بالمنخفض نحو ١٢ بحيرة رئيسية، وتحصر فيما بينها عدد من البرك صغيرة الحجم .

البحيرة	صورة مرئية Land Sat 8 OLI	البحيرة	صورة مرئية Land Sat 8 OLI
البيضة		الحمراء	
السبخة		الروزينة	

شكل(٢٠) مخطط يوضح مدى تملح التربة بجانب البحيرات بمنخفض النطرون.

وتتسم هذه البحيرات بأنها دائمة وإما مؤقتة فالبحيرات الدائمة كبحيرة أم ريشا وبحيرة الجعار- شكل(٢٠)، وتعد هذه البحيرات كبيرة المساحة ولا يقل عمق المياه بها عن نصف المتر، ورغم وجود المياه في بعض البحيرات على مدار السنة فإن منسوب المياه بها متذبذب، حيث يرتفع بداية من منتصف الخريف ويزداد فى فصل الشتاء بينما يأخذ في الانخفاض بداية من منتصف الربيع ويعاود الارتفاع في الصيف، أما البحيرات المؤقتة كبحيرة السبخة التي تظهر بشكل موسمي في الخريف والشتاء فإنها تتحول إلى أراضٍ سبخية ملحية في نهاية الربيع وأثناء الصيف نظراً لارتفاع معدلات التبخر وقلة مياه الري المنصرفة للمنخفض.

الخاتمة:

تعد خرائط ملوحة التربة ذات أهمية كبيرة للإدارة الحديثة للأراضي الزراعية، كما أن التقنيات الجغرافية المكانية ضرورية لتطوير نماذج التنبؤ بملوحة التربة. ومن خلال تطبيق تقنيات التعلم الآلي وتدريب نموذج الانحدار المتعدد المعايير بالاعتماد على بيانات الاستشعار من البعد من خلال المؤشرات الطيفية المختصة بدراسة تركز الأملاح بالتربة والنبات والمياه توصلت الدراسة للنتائج التالية:–

١- استخدام صور Landsat 8 OLI لمنطقة الدراسة يمكن أن يستفاد منها فى تحديد ملوحة التربة، حيث تتسبب التربة المتأثرة بالملوحة والتي تحتوي على قشرة ملحية على السطح في انعكاس مرتفع للنطاقات المرئية والأشعة تحت الحمراء القريبة.

٢- تظهر الدراسة كفاءة تقنيات التعلم الآلي وتحليل الانحدار الخطي المتعدد للتنبؤ بملوحة التربة بمنطقة الدراسة.

٣- أظهر نموذج التعلم الآلي XJBOOST القدرة الكبيرة على التنبؤ بملوحة تربة منطقة الدراسة من بيانات الاستشعار من البعد، حيث سجل علاقة ارتباط قوية ($R^2 = 0.99$) فيما بين قيم الملوحة EC المقاسة والمتوقعة لنموذج بمتوسط خطأ (٠.٠٥).

٤- يرتفع المحتوى الملحى لتربة منطقة الدراسة بالقرب من البحيرات، حيث تعد البحيرات من أبرز الظاهرات الطبيعية المتغيرة التي توجد بمنخفض وادي النطرون، وتقع على أدنى نقاط المنطقة انخفاضاً.

٥- يظهر نموذج الانحدار المتعدد المطور قدرة كبيرة فى التنبؤ بملوحة التربة بالاعتماد على بيانات الاستشعار من البعد، حيث سجلت علاقة الارتباط فيما بين مساحات الملوحة EC المقاسة (كم^2) والمساحات المتوقعة لنموذج الانحدار المتعدد ($R^2 = 0.9236$).

٦- تراوحت قيم ملوحة التربة المقاسة بمنطقة الدراسة (EC) بين (٠.١٨ و ٤١.٢ ديسيسمنز/م) فى حين أظهرت نتيجة نموذج XJBOOST أن قيم ملوحة التربة تراوحت بين(٠.٠١٨١ و ٤١.١٩٨ ديسيسمنز/م)، فى حين تراوحت قيم ملوحة التربة الناتجة عن تطبيق نموذج الانحدار المتعدد بين (٠.٢٧٥ و ٤١.٢٣٠ ديسيسمنز/م) في منطقة الدراسة.

٧- أظهرت الدراسة أن تقنيات تحسين صور الأقمار الاصطناعية التي تتكون من مؤشرات طيفية تمتلك إمكانات كبيرة في دراسة خصائص التوزيع المكاني لملوحة التربة بمنطقة الدراسة.

التوصيات

توصى الدراسة بما يلي:

١- تطبيق تقنيات التعلم الآلي (ML) المعتمدة على بيانات الاستشعار من البعد فى دراسات ملوحة التربة، خاصة خوارزميةXJBOOST .

٢- الاستفادة من التقنيات الجيومكانية خاصة تحليل الانحدار الخطي المتعدد(MLR) وتكاملها فى دراسات ملوحة التربة.

٣- توصى الدراسة بالتوسع فى أبحاث مشابهة على مناطق أخرى بجمهورية مصر العربية.

٤- تشجيع الاستثمار الحكومى والخاص للتوسع فى مشروعات الاستصلاح الزراعي بمنطقة وادى النطرون.

٥- ضرورة التوسع فى معالجة التربة المتأثرة بالملوحة فى أماكن البحيرات بمنطقة الدراسة من قبل الجهات البحثية العلمية.

المصادر والمراجع العربية

١. صفاء حسن حامد: التباين المكاني لمؤشرات ملوحة التربة باستخدام تقانات الاستشعار عن بعد ونظم المعلومات الجغرافية، رسالة ماجستير، جامعة النيلين السودان (٢٠٢١)

٢. جاسم شهاب حمد العتابي، وآخرون: دراسة التغاير المكاني لملوحة التربة الترب في مشروع شيخ سعد باستخدام تقنيات الاستشعار عن بعد RS ونظم المعلومات الجغرافية GIS، مجلة الزراعة العراقية البحثية، مجلد ٢٤ عدد (١) العراق ()٢٠١٩.

٣. طارق حمد أبو الفضل إبراهيم (٢٠٢٢) التقييم البيئي لتملح الرتبة منطقة غرب الموهوب- بالواحات الداخلة :باستخدام نظم المعلومات الجغرافية، مجلة كلية الآداب بقنا، جامعة جنوب الوادي – العدد (٥٧) أكتوبر ٢٠٢٢.

٤. داود جاسم الربيعي: ظاهرة الملوحة في القسم الجنوبي من السهل الرسوبي، مجلة الخليج العربي، مج ٢٠، العدد ٢ مركز دراسات الخليج العربي، جامعة البصرة (١٩٨٨).

٥. أحمد حيدر الزبيدي: استصلاح الأراضي الملحية في الوطن العربي، مجلة الزراعة والتنمية في الوطن العربي، المنظمة العربية للتنمية الزراعية، السنة ١٣، العدد١، بغداد (١٩٩٤).

٦. حمدينه عبد القادر العوضي (٢٠٠٥) بحيرات منخفض وادي النطرون. دورية الإنسانيات العدد ١٦.

المراجع الأجنبية

1. Abd El-Hamid, H. T., & Hong, G. (2020). Hyperspectral remote sensing for extraction of soil salinization in the northern region of Ningxia. *Modeling Earth Systems and Environment*, *6*(4), 2487-2493.
2. Abdel-Hamid, A. (2008). Integration of new technology systems for soil reclamation and evaluation at El-Gahar area, Wadi El-Natrun,Egypt (unpublished masters thesis). Faculty of Agricalture, Alexandria.
3. Ali, R. R., & Shalaby, A. (2012). Response of topsoil features to the seasonal changes of land surface temperature in the arid environment. *International Journal of Soil Science*, *7*(2), 39.
4. Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
5. Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).
6. Chen.Q , Shaochun Y, Ya, W, Chao W, Yifan Z,(2021): Prediction and modeling of petrophysical parameters of deep-buried, low permeability glutenite reservoirs in Yubei area, Turpan-Hami Basin, China, Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 207 .
7. Davis, E., Wang, C., & Dow, K. (2019). Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI in soil salinity detection: A case study of agricultural lands in coastal North Carolina. *International Journal of Remote Sensing*, *40*(16), 6134-6153.

8. Davis, E., Wang, C., & Dow, K. (2019). Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI in soil salinity detection: A case study of agricultural lands in coastal North Carolina. *International Journal of Remote Sensing*, *40*(16), 6134-6153.
9. Dehni, A., & Lounis, M. (2012). Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: application to the Oran region of Algeria. *Procedia Engineering*, *33*, 188-198.
10. FAO. (1985): Land evaluation for irrigated agriculture. Soils Bulletin 55-FAO. FAO. Rome.
11. Farifteh, J., Van der Meer, F., Atzberger, C., & Carranza, E. J. M. (2007). Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). *Remote Sensing of Environment*, *110*(1), 59-78.
12. Gorji, T., Sertel, E., & Tanik, A. (2017). Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey. *Ecological indicators*, *74*, 384-391.
13. Khan, N. M., Rastoskuev, V. V., Shalina, E. V., & Sato, Y. (2001). Mapping salt-affected soils using remote sensing indicators-a simple approach with the use of GIS IDRISI.
14. Ma, J., Yu, Z., Qu, Y., Xu, J., & Cao, Y. (2020). Application of the XGBoost machine learning method in PM2. 5 prediction: a case study of Shanghai. *Aerosol and Air Quality Research*, *20*(1), 128-138.
15. Machinery, A. F. C. (2016). Advancing Computing as a Science & Profession.
16. Morshed, M. M., Islam, M. T., & Jamil, R. (2016). Soil salinity detection from satellite image analysis: an integrated approach of salinity indices and field data. *Environmental monitoring and assessment*, *188*, 1-10.
17. Ozgur, C., Hughes, Z., Rogers, G., & Parveen, S. (2016). Multiple linear regression applications in real estate pricing. *International Journal of Mathematics and Statistics Invention (IJMSI)*, *4*(8).
18. Pan, B. (2018, February). Application of XGBoost algorithm in hourly PM2. 5 concentration prediction. In *IOP conference series: earth and environmental science* (Vol. 113, p. 012127). IOP publishing.
19. Rigatti, S. J. (2017). Random forest. *Journal of Insurance Medicine*, *47*(1), 31-39.
20. Schneier-Madanes, G., & Courel, M. F. (2010). Water and sustainability in arid regions. *High demand in a land of water scarcity: Iran*, 75-87.
21. Shaw, R. J. (1994). *Estimation of the electrical conductivity of saturation extracts from the electrical conductivity of 1: 5 soil: water suspensions and various soil properties*. Department of Primary Industries Queensland.
22. Spss, I. B. M. (2012). Statistics for windows. *Armonk, Ny: IBM Corp*.
23. Tarsha Kurdi, F., Amakhchan, W., & Gharineiat, Z. (2021). Random forest machine learning technique for automatic vegetation detection and modelling in LiDAR data. International Journal of Environmental Sciences and Natural Resources, 28(2).
24. Wang, H. (2023). Research on the application of Random Forest-based feature selection algorithm in data mining experiments. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *14*(10).
25. Wardlow, B. D., & Egbert, S. L. (2008). Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the US Central Great Plains. *Remote sensing of environment*, *112*(3), 1096-1116.
26. Zhang, T. T., Qi, J. G., Gao, Y., Ouyang, Z. T., Zeng, S. L., & Zhao, B. (2015). Detecting soil salinity with MODIS time series VI data. Ecological Indicators, 52, 480-489.