

Predicting Shear Stress Parameters in Consolidated Drained Conditions Using Artificial Intelligence Methods

Benbouras Mohammed Amin

Technology Department, Higher Normal School of Technological Education of Skikda, Skikda, Algeria

التنبؤ بمقاييس إجهاد القص في حالة التصلب والتصرف باستخدام أساليب الذكاء الاصطناعي

بن بوراس محمد الأمين

قسم التكنولوجيا، المدرسة العليا لأساتذة التعليم التكنولوجي، سكيكدة، الجزائر



LINK الرابط	RECEIVED الاستقبال	ACCEPTED القبول	PUBLISHED ONLINE النشر الإلكتروني	ASSIGNED TO AN ISSUE الإحالة لعدد
https://doi.org/10.37575/b/sci/0069	27/12/2020	26/02/2021	26/02/2021	01/06/2021
NO. OF WORDS عدد الكلمات	NO. OF PAGES عدد الصفحات	YEAR سنة العدد	VOLUME رقم المجلد	ISSUE رقم العدد
6926	7	2021	22	1

ABSTRACT

Using the direct shear stress test for estimating shear stress parameters is considered to be of great importance, mainly for enhancing and strengthening soils, assessing their bearing capacity, and predicting potential risks that could bring harm to foundations. However, conducting the test in consolidated drained conditions is quite expensive and time-consuming (e.g., up to three months in consolidated clay). To our knowledge, few researchers have suggested simple models in undrained conditions to experimentally estimate these parameters. However, in large projects and slope studies, testing in consolidated drained conditions is more important because these conditions mimic reality. The current study aims to suggest a new model for estimating shear stress parameters. The reliability of the approach was tested through comparing several models of multiple regression analysis, genetic programming, and artificial neural networks. These models were tested on 98 samples of Algiers soil. The results showed the efficiency of the artificial neural network method with two hidden layers, which provided the best appropriate model, and the most approached results to experimental data, as compared with the other models. Based on these findings, this study proposes a structural flowchart for effectively predicting shear stress parameters effectively in future studies.

المخلص

يعتبر استخدام اختبار القص المباشر لتقدير مقاييس إجهاد القص ذا أهمية محورية لتحسين وتقوية التربة، لتقدير حملتها وللتنبؤ بالأخطار المتوقع أن تضر بالأساسات. مع ذلك يعتبر تنفيذ الاختبار في شروط التصلب والتصرف مكلفًا نسبيًا ويستغرق وقتًا طويلًا في المختبر قد يصل لثلاثة أشهر في الغضار شديد التصلب. حسب معرفتنا، في سبيل تقدير هذه المقاييس تجريبيًا، اقترح عدد قليل فقط من الباحثين نماذج تنبؤ بسيطة في شروط عدم التصرف. ومع ذلك، في المشاريع الكبرى ودراسة المنحدرات تكون شروط التصرف والتصلب أكثر أهمية ومحاكاة للواقع. تهدف الدراسة الحالية إلى اقتراح نموذج رياضي لتقدير مقاييس إجهاد القص في حالة التصلب والتصرف اعتمادًا على معلمات سهلة الحساب في المختبر. تم اختبار موثوقية النهج من خلال مقارنة عدة نماذج لثلاث أساليب من الذكاء الاصطناعي، وهي تحليل الانحدار المتعدد، البرمجة الجينية والشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات. تم تطبيق هذه النماذج على 98 عينة جمعت من تربة الجزائر العاصمة. أظهرت نتائج المقارنة كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية مع طبقتين مخفيتين والتي قدمت النموذج الأكثر ملاءمة وقربًا إلى القيم التجريبية مقارنة بالنماذج والصيغ الأخرى. بناءً على هذه النتائج، تقترح هذه الدراسة مخططًا هيكلية لتقدير مقاييس إجهاد القص بشكل فعال في الدراسات المستقبلية.

KEYWORDS

الكلمات المفاتيحية

Artificial neural networks, cross-validation approach, direct shear test, genetic programming, multiple regression analysis, shear stress parameters

البرمجة الجينية، الشبكات العصبية الاصطناعية، تحليل الانحدار المتعدد، صندوق القص المباشر، مقاييس إجهاد القص، نهج التحقق من الصحة المتقاطع

CITATION

الإحالة

Benbouras, M.A. (2021). Tuajie mueamalal 'ijihad alqas fi zuruf altasrif almuahadat biastikhdam 'asalib aldhika' alaistinaeii 'Predicting shear stress parameters in consolidated drained conditions using artificial intelligence methods'. *The Scientific Journal of King Faisal University: Basic and Applied Sciences*, 22(1), 165–71. DOI: 10.37575/b/sci/0069

الأمين، بن بوراس محمد. (2021). التنبؤ بمقاييس إجهاد القص في حالة التصلب والتصرف باستخدام أساليب الذكاء الاصطناعي. *المجلة العلمية لجامعة الملك فيصل: العلوم الأساسية والتطبيقية*، 22(1)، 165-171.

1. مقدمة

أكثر أمانًا واقتصادًا، باستخدام أنظمة متأثرة بالعديد من العوامل، مثل المعايير الفنية والاقتصادية والبيئية والهندسية. تسمى هذه الأنظمة بالذكاء الاصطناعي (A).

تعرف مقاومة التربة للقص بأقصى إجهاد مقاوم لتشكيل القص مؤثر على كتلة أو حبيبات التربة، عند زيادة الإجهاد عن مقاومة التربة لإجهاد القص فإن انهيار القص يحدث نتيجة الحركة الانزلاقية للتربة حيث يتحرك جزء منها على الجزء الآخر. في عام 1883 م درس كولوم العلاقة بين مقاومة التربة للقص وقوة الضغط العمودي والمؤثرة على سطح التربة، أشارت أبحاثه أن العلاقة تتكون من مركبين أساسيين. الاحتكاك الداخلي بين حبيبات التربة (θ) والتي تعرف بأنها مقاومة الانزلاق أو الحركة الناشئة بين سطح التلامس لحبيبات التربة عند حركة إحداها على الأخرى وتسمى قوة الاحتكاك، حيث تزيد بزيادة خشونة حبيبات التربة والقوى العمودية المؤثرة على السطح وتكون كبيرة في التربة الرملية والزلطية وقليلة في التربة الطينية والطينية. العامل الثاني هو تماسك أو تلاصق التربة (c) وهي قوة تماسك بين حبيبات التربة. تعتمد هذه الأخيرة على التجاذب والتلاصق بين حبيبات التربة والذي بدوره يعتمد على التركيب البلوري للحبيبات وكبر مساحتها السطحية بالنسبة لمسكها وعلى التركيب الكيميائي للمياه. تكون هذه القوة كبيرة في التربة الطينية والطينية ومنعدمة في التربة الرملية. يتم حساب هذين

الدراسة الجيوتقنية هي المرحلة الأولى من أي مشروع هيكلية. تتناول دراسة شاملة للموقع من خلال الظروف المورفولوجية، الجيولوجية، المحلية والإقليمية عبر مجموعة من الخطوات المتتالية والمتكاملة، تهدف بشكل أساسي إلى توفير المعلومات الضرورية والكافية حول الخصائص الطبيعية للموقع. إلى جانب ذلك، فإنها تسمح بتحديد المعلومات والمعايير اللازمة لحساب الأساس، مما يؤدي إلى استقرار الهياكل من مختلف المخاطر، على سبيل المثال لا الحصر: الانتفاخ، الهبوط، الانحدار والتميع (Benbouras, et al., 2018a; Hunt, 2006). ومع ذلك، فإن خطوات العملية الجيوتقنية متنوعة ومتكاملة للغاية. وكثيرًا ما تستغرق وقتًا طويلًا، وفي كثير من الحالات، تكون تكاليف الحساب عالية جدًا. على سبيل المثال، يمكن أن يستغرق اختبار صندوق القص المباشر في الشروط التصلب والتصرف الذي يتم إجراؤه في المختبر مدة تصل إلى 90 يومًا في الغضار شديد التصلب. علاوة على ذلك، النمذجة التأسيسية الكلاسيكية القائمة على نظريات المرنة واللادونة لديها قدرة محدودة على محاكاة السلوك الحقيقي للتربة. ويعزى ذلك إلى أسباب مرتبطة بتعقيد تركيبة التربة وتغايرها (Shahin, 2013). لهذه الأسباب، حاول الباحثون الجيوتقنيون تطوير نماذج جديدة

السيولة (W_L) والكثافة الظاهرية (BD) مستخدمين في ذلك طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية ANN ، الشبكات العصبية الضبابية $ANFIS$ والبرمجة الجينية GP . أثبتت أبحاثهم تفوق البرمجة الجينية في استحداث نموذج قوي وفعال للتنبؤ بقيم زاوية الاحتكاك الداخلي في تربة تركيا. أيضا دراسة أخرى تم إجراؤها من قبل Khanlari et al. (2012). أين قام الباحثون بتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات، الشبكات العصبية الاصطناعية، الانحدار الخطي والانحدار اللاخطي في سبيل التنبؤ بقيم إجهاد القص بدلالة البارامترات الفيزيائية للتربة. أثبتت نتائج البحث تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات والتي أنتجت نموذجا قويا ذا معامل الارتباط R الأعلى و جذر متوسط الخطأ التربيعي ($RMSE$)، ومتوسط الخطأ المطلق (MAE) الأقل.

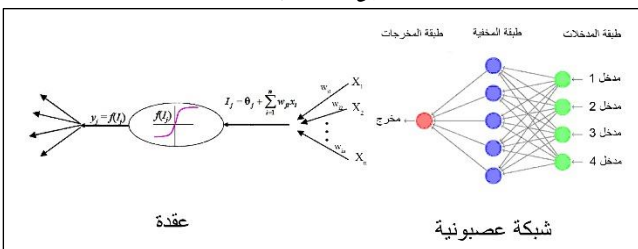
لكن حسب اطلعنا، ليس هناك أي نموذج مقترح للتربة في شروط التصلب والتصريف، رغم كونها الشروط الأكثر أهمية ومحاكاة للواقع على المدى الطويل. كذلك لم يتم استخدام أي طريقة لتقييم قدرة النماذج المقترحة على تجاوز مشكلة الاستقراء الزائد والاستقراء الناقص على غرار نهج التحقق من الصحة المتقاطع الذي تم اعتماده في الدراسة الحالية. وبناءً على هذه الخلفية، فإن الهدف الأساسي للدراسة الحالية هو المساهمة في اقتراح مقارنة بديلة تقوم على بناء نموذج ذكي للتنبؤ بمقاييس إجهاد القص بدلالة خصائص التربة سهلة الحساب في المخبر. وتستند المنهجية على 5 طبقات عبر نهج التحقق من الصحة المتقاطع بين نماذج GP ، ANN و MRA . استخدمنا مجموعة واسعة من البيانات تتكون من 98 عينة تم جمعها في منطقة الجزائر العاصمة. من أجل توفير شروط أحسن لتدريب شبكات ANN ، تم استخدام طبقتين مخفيتين ومعاملات إدخال متعددة، بما في ذلك المحتوى المائي w ، الكثافة الجافة ρ_d ، الكثافة الرطبة ρ_h ، نسبة الفراغات e_p ، حد السيولة WL ، معامل اللدونة PI ، نسبة الحبيبات الدقيقة FC ونوع التربة.

2. منهجية الدراسة والأدوات المستخدمة

2.1. لشبكة العصبية الاصطناعية (ANN):

الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) هي تقنية ذكاء اصطناعي مستوحاة من طريقة عمل الدماغ البشري، وتتكون من خلايا عصبية معروفة باسم "عناصر المعالجة"، "العقد" أو "الوحدات". وعادة ما يتم تنظيمها في طبقات: طبقة المدخلات، طبقة المخارج، وطبقة وسيطة واحدة أو أكثر تسمى بالطبقات المخفية. ترتبط كل وحدة في طبقة معينة كليا أو جزئيا بالعديد من العقد في الطبقات الأخرى لإجراء حسابي ذو ديناميكية متكررة (Benbouras et al., 2019; Benbouras, et al., 2018a). الشكل 1 يوضح نموذج للشبكات العصبية الاصطناعية.

شكل (1): نموذج لشبكات عصبية اصطناعية



تتكون الفلسفة الأساسية للشبكات العصبية الاصطناعية من نهج متكامل يتكون عادة من ثلاث مراحل: التدريب والاختبار والتحقق. الهدف الأسنى هو تقليل الأخطاء بين القيم المستهدفة والمقدرة. الخطوة التالية هي إجراء سلسلة من التعديلات للأوزان والتحييزات بشكل متكرر، عادةً عن طريق استخدام مخطط التدريب المشترك "خوارزمية الانتشار الخلفي" من أجل تحديد بعض معايير التوقف. أخيراً، يتم اقتراح النموذج الأكثر ملاءمة، والذي يتكون عادة من مصفوفة الأوزان والتحييزات، والتي من خلالها يمكن التنبؤ بشكل فعال بالقيمة المستهدفة عبر إدخال البارامترات الجيوتقنية، مع أقل خطأ ممكن (Benbouras et al., 2019). تم إجراء نمذجة ANN في هذه

العاملين في المخبر، حيث يعتبر كل من اختبار صندوق القص واختبار الضغط الثلاثي الأكثر استخداما. من جهة أخرى، يعتبر تنفيذ الاختبار في شروط التصلب والتصريف مكلِّفاً نسبياً ويستغرق وقتاً طويلاً.

الكثير من الدراسات حاولت ربط مقاييس إجهاد القص بالخصائص الفيزيائية للتربة مثل المحتوى المائي، الكثافة الجافة، حد السيولة، معامل اللدونة ونسبة الحبيبات الدقيقة باستخدام الانحدار الخطي واللاخطي (Bowles, 1996; Collotta et al., 1989; Hatanaka and Uchida, 1996; Kayadelen et al., 2009; Mesri and Shahien, 2003; Skempton, 1964; Stark and Eid, 1994; Wesley, 2003, 2004). ومع ذلك، فقد لوحظت بعض النقائص. يشير العدد الكبير من الارتباطات التي تم نشرها لنفس الخصائص إلى تغيّر متأصل أثناء استخدامها. ولذلك، فإن تطبيق الارتباطات في مواقع ذات ظروف أخرى يؤدي إلى نتائج غير فعالة (Onyejekwe et al., 2015). إلى جانب ذلك، تعتمد هذه الأساليب بشكل عام على افتراضات مبسطة، مثل السلوك الخطي أو الاستدلال الإنتاجي، مما يجعل أساليب تحليل الانحدار أقل فاعلية عندما تستخدم لمحاكاة السلوك الغير متجانس المعقد للتربة (Benbouras et al., 2019; Shahin et al., 2009).

في سبيل تجاوز النقائص التي تعاني منها طريقة الارتباطات البسيطة، استخدم الكثير من الباحثين طرق الذكاء الاصطناعي والتي أعطت نتائج حسنة ومهيرة. نذكر منها (على سبيل المثال لا الحصر) بعض الدراسات التي حاولت تطوير معادلات ونماذج لتوقع قيم إجهاد القص في السطور القادمة. انطوت أبحاث Lee et al. (2003) على التنبؤ بقوى القص غير المشبعة في التربة بفرض أن ضغط المياه المسامية تتطور في التربة غير المشبعة مما تؤدي إلى زيادة قوى القص فيها. على إثر ذلك قام الباحثون باستخدام طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بقيم الاحتكاك الداخلي وتلاصق التربة. وأخيراً وليس آخراً اقترحوا نموذجا قويا قادرا على توقع مقاييس إجهاد القص في التربة غير المشبعة. من ناحية أخرى، قام Tiryaki (2008) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، الانحدار المتعدد والغاية العشوائية للتنبؤ بقيم القص والضغط الأحادي لعدة أنواع من الصخور. تعود الإشكالية المطروحة إلى صعوبة استخراج عينات الصخور شديدة التصدع أو المعرضة لعوامل النحت والتعرية أثناء حفر الجسات، رغم الأهمية المحورية لحساب هذه البارامترات لاسيما في المشاريع الكبرى ودراسة المنحدرات بغية معرفة طبقة التربة الصلبة. أثبتت أبحاث هذا الأخير القدرة التنبؤية للشبكات العصبية الاصطناعية والتي أعطت نموذجا قويا قادرا على التنبؤ بالقيم محل الدراسة بجودة عالية. في سياق آخر، في سبيل تقدير قيم إجهاد القص والضغط للصخور الجيرية قام Baykasoglu et al. (2008) باستخدام طريقة البرمجة الجينية في منطقة غازي بتركيا. اقترح الباحثون نموذجا قويا وفعالاً للتنبؤ بالقيم محل الدراسة في الدراسات القادمة مثبتين قدرة البرمجة الجينية على توليد النتائج على شكل بنية شجرية قابلة للتحويل الى معادلة عامة على غرار الشبكات العصبية الاصطناعية صعبة التطبيق في الدراسات المستقبلية. بالعودة الى الدراسات المنجزة حول التربة الطينية، قام الباحثان Das and Basudhar (2008) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بقيم زاوية الاحتكاك الداخلي بدلالة حدود أتربغ (حد اللدونة، وحد السيولة وحد الانكماش). قام الباحثان باقتراح مخطط تفسيري عصبي بناءً على أوزان وتحييزات نموذج الشبكة العصبية المطور، للتنبؤ بقيم زاوية الاحتكاك الداخلي في الدراسات المستقبلية من جهة ولمعرفة التأثير المباشر أو العكسي لخصائص التربة على الاحتكاك الداخلي للتربة من جهة أخرى. كما قام الباحثان بإنشاء معادلة نموذجية للتنبؤ بقيم زاوية الاحتكاك باستخدام أوزان الشبكة العصبية كعوامل نموذجية. بالرجوع إلى العام 2009 م اقترح الباحثون Çanakçı et al. (2009) نموذجا قويا للتنبؤ بقيم القص والضغط الأحادي للبازلت في منطقة غازي بتركيا. ارتكزت دراستهم على استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، البرمجة الجينية وتحليل الانحدار المتعدد لتقدير قيم القص والضغط للبازلت بدلالة بارامترات سهلة الحساب في المخبر. أثبتت الدراسة تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية على البرمجة الجينية والانحدار المتعدد. في سياق آخر، قام الباحثون Kayadelen et al. (2009) بنمذجة زاوية الاحتكاك الداخلي للتربة بدلالة نسبة الحبيبات الدقيقة (FC)، نسبة الحبيبات الخشنة (GC)، حد

الدراسة باستخدام برنامج ماتلاب. تم اختيار البرنامج نظراً لملاءمته ونتائجه الحسنة التي كشفت عنها الدراسات السابقة.

2.2. تحليل الانحدار المتعدد (MRA):

الانحدار المتعدد هو تعميم للانحدار البسيط. عادة ما تحدد العلاقة بين متغير تابع ومتغيرات مستقلة من خلال تركيب معادلة خطية. تسمح هذه الطريقة بتقييم تأثير المتغيرات المتعددة. الهدف هو التنبؤ بمتغير الاستجابة Y (مقاييس إجهاد القص في هذه الحالة) ليس فقط من خلال مؤشر واحد X ، ولكن من عدة متغيرات m ، برموز X_1, X_2, \dots, X_m (الخصائص الجيوتقنية في هذه الدراسة أي $PI, WL, FC, e_p, \rho_h, W, \rho_d$). بحيث ترتبط كل قيمة للمتغير المستقل بقيمة المتغير التابع. تقدم المعادلة 1 الشكل الرياضي لطريقة تحليل الانحدار المتعدد لتقدير متغير الاستجابة Y كدالة للمؤشرات X_1, X_2, \dots, X_k ، باستخدام العينات التي تم جمعها (Benbouras et al., 2019).

$$Y = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + a_3x_{i3} + \dots + a_kx_{ik} \quad tq: i = (1, 2, 3, \dots, n) \quad (1)$$

2.3. البرمجة الجينية GP:

البرمجة الجينية (GP) هي امتداد لطريقة الخوارزميات الجينية (GA). كلاهما يعتبر من أهم أساليب الذكاء الاصطناعي ويقوم كل منهما على محاكاة مبادئ الوراثة والانتقاء الطبيعي. في حين يكمن الفرق الرئيسي بين الطريقتين هو تمثيل الحل؛ تمثل GA الحل من خلال سلسلة من الأرقام والمعادلات، في حين يوفر GP في الغالب حلولاً في شكل بنية شجرية، يتم التعبير عنها بلغة برمجة عملية (Alavi et al., 2013; Benbouras et al., 2019). البرمجة الجينية هي أسلوب لحل المعضلات الرياضية والهندسية مبني على محاكاة طريقة الجينات لتكاثر الكائنات الحية. بحيث تسمح بشكل أساسي لبرنامج كمبيوتر بالتعلم من خلال خوارزمية تطويرية. تأخذ خطوات النمذجة بواسطة GP عدة مراحل. أولاً، مرحلة التهيئة التي تتمثل في جمع قاعدة عشوائية على شكل أولي للكموسومات لبدء محاكاة البرنامج. تتكون القاعدة أساساً من مجموعتين (الدوال، والمحطات)؛ بحيث يجب على المستخدم تحديدهم بعناية بشكل يناسب طبيعة المشكلة العملية. ثم يتم تطوير عدة نماذج على شكل بنية شجرية، تتكون أساساً من الدوال والمحطات. كما يجدر الإشارة أن المحطات قد تأخذ شكل عمليات حسابية (على سبيل المثال $+$ ، $-$ ، $*$ ، $/$)، أو وظائف منطقية (على سبيل المثال OR ، AND ، NOT)، أو دوال جيبيية (مثل sin ، cos)، أو أي محطات أخرى يحددها المستخدم. من جهة أخرى، تتكون الدوال من ثوابت عددية أو ثوابت منطقية أو متغيرات. وأخيراً، يتم الحصول على عدد معين من النماذج، مما يجعل من الممكن محاكاة المشكلة رياضياً. المرحلة الأخيرة تتمثل في تقييم النموذج الأمثل اعتماداً على قدرته على حل المشكلة. عادة ما يكون معامل الارتباط ومتوسط مربعات الخطأ هما المعياران الرئيسيان للحكم على أداء النماذج وقدرتها على التوقع (Benbouras et al., 2019).

2.4. نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو ص-طية:

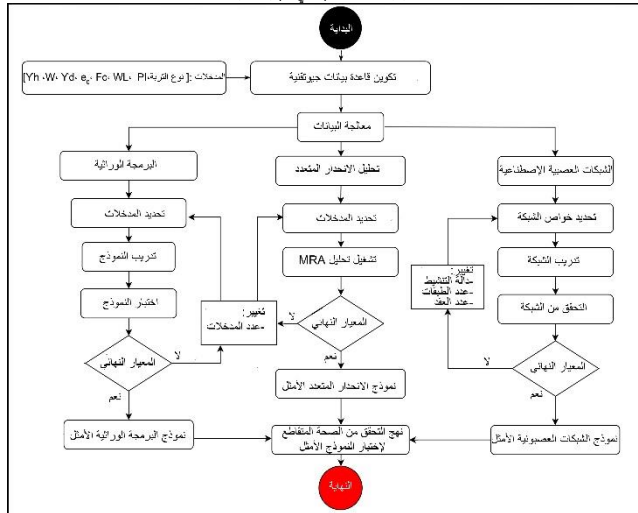
يتم تقييم الأداء التنبؤي للنماذج المقترحة باستخدام نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو ص-طية. توفر هذه الطريقة مزيداً من الدقة والمرونة لتقييم قدرة الأداء التنبؤي لكل نموذج على تخطي الاستقراء الزائد والناقص للبيانات بحيث تم استخدامها في كثير من الدراسات السابقة (Benbouras et al., 2019). هذا النهج يتمثل أساساً في تقسيم مجموعة البيانات إلى ص طية (أو مجموعة) متساوية الأحجام. ومن ثم، يتم استخدام في كل مرة (ص-1) للتدريب والبقية للتحقق. تتكرر هذه العملية على التوالي حتى يتم استخدام جميع الطيات في خطوة التحقق (Goetz et al., 2015). الميزة الرئيسية لهذه الطريقة هي أن جميع البيانات التي تم جمعها تستخدم بشكل كامل في كل من خطوات التدريب والتحقيق (Benbouras et al., 2019). وقد برهن بريمان وسبكتور (1992) أن ص=5 أو ص=10 يمثلان أفضل اختيار لتقييم النماذج (Breiman and Spector, 1992). في هذا العمل، اخترنا التحقق من الصحة المتقاطع ب ص=5 لمقارنة القدرة التنبؤية لكل نموذج.

2.5. المنهجية المتبعة:

من أجل العثور على أنسب نموذج للتنبؤ بقيمة مقاييس إجهاد القص باستخدام البارامترات الجيوتقنية سالفة الذكر، تم اعتماد المنهجية المخصصة في المخطط الهيكلي بالشكل 2. بشكل عام، بغية العثور على النموذج تم اعتماد الخطوات التالية:

- إنشاء قاعدة بيانات جيوتقنية لتربة الجزائر: تم جمع 98 عينة من مختبرات تقنية تخص بعض المشاريع الجيوتقنية الجارية الإنجاز أو المنجزة من قبل.
- تحليل البيانات باستخدام طريقة تحليل الانحدار المتعدد MRA، والمطبقة باستخدام برنامج SPSS، حيث يتم تغيير عدد المتغيرات في كل نموذج. مع التنويه أنه تم استخدام معامل الارتباط والخطا المعياري لتحديد النموذج الأنسب.
- تطبيق طريقة البرمجة الوراثية عبر استخدام برنامج HeuristicLab، حيث يتم تعيين النموذج الأمثل بعد تدريب يتألف من 10000 محاولة. قسمت البيانات إلى جزئين، 80٪ للتدريب و20٪ للاختبار.
- إجراء تحليل ANN عبر برنامج MATLAB، باستخدام مزيج من دوال التنشيط *purling logsigmoid, tansigmoid* نظراً لكونها الدوال الأكثر استخداماً لحل مشاكل الانحدار المعقدة. تم اعتماد طبقتين مخفيتين لإضافة المرونة إلى الشبكات، مع عدد من العقد المتغيرة في كل طبقة مخفية من أجل العثور على أفضل نموذج (20-1) عقدة في الطبقة المخفية الأولى (20-1 في الثانية)، مما أدى إلى استحداث 400 نموذج ANN. يتم الفصل في النموذج الأمثل عن طريق معامل الارتباط الأكبر و الخطأ المعياري الأقل. بالنسبة لهيكل ANN، تم استخدام ثمانية بارامترات في طبقة المدخلات، وهي كالتالي المحتوى المائي W ، الكثافة الجافة ρ_d ، الكثافة الرطبة ρ_h ، نسبة الجيبية e_p ، حد السيولة WL ، معامل اللدونة PI ، نسبة الجيبية الدقيقة FC ونوع التربة. كذلك تم اعتماد عدد متغير من العقد في كل طبقة مخفية، وأخيراً الاحتكاك الداخلي θ وتلاصق التربة C في طبقة المخرجات. علاوة على ذلك، لتطوير نماذج ANN، من الشائع تقسيم البيانات إلى جزئين، 80٪ للتدريب بهدف بناء النماذج و20٪ للتحقيق بغية تقييم أداء النماذج المدربة.
- لاختيار النموذج الأفضل والأنسب للتنبؤ بقيم إجهاد القص للتربة، يتم استخدام نهج التحقق من الصحة المتقاطع بخمس طيات، لتقييم الأداء التنبؤي بين النماذج المقترحة في كل طريقة، ومعرفة قدرة كل نموذج على تجاوز مشكلة الاستقراء الزائد والاستقراء الناقص.

شكل (2): المخطط الهيكلي المنهجية البحث



3. نتائج الدراسة

3.1. جمع قاعدة بيانات جيوتقنية:

تتكون قاعدة البيانات المستخدمة في هذه الدراسة من 98 عينة تم معالجتها في المخبر باختبار صندوق القص المباشر وغيرها من الاختبارات الجيوتقنية التي تم الحصول عليها من 88 حفرة سبر بمنطقة الجزائر العاصمة. سبب اختيار منطقة الجزائر لكونها تعاني من عدة مخاطر جيوتقنية (Benbouras et al., 2018; Debiiche et al., 2017)، مما يجعل قاعدة البيانات ذات مجموعة واسعة من النتائج، كفيلة يجعل دراستنا على مستوى عالي من الموثوقية. يتراوح عمق الجسات بين 0.5 إلى 41.5 متر بمتوسط 6.66 متر. يقدم الشكل

	معامل الارتباط	FC	WL	PI	C _{cd}	∅ _{cd}
معامل الارتباط	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Sig	0.872	0.804	0.804	0.804	0.804	0.872
N	98	98	98	98	98	98
معامل الارتباط	-0.117	0.622**	-0.115	0.571**	0.764**	0.723**
Sig	0.251	0.000	0.258	0.000	0.000	0.000
N	98	98	98	98	98	98
معامل الارتباط	-0.020	0.557**	-0.060	0.546**	0.678**	0.759**
Sig	0.843	0.000	0.560	0.000	0.000	0.000
N	98	98	98	98	98	98
معامل الارتباط	0.182	-0.033	0.096	-0.015	0.115	-0.049
Sig	0.074	0.750	0.348	0.880	0.260	0.629
N	98	98	98	98	98	98
معامل الارتباط	-0.017	-0.262**	0.133	-0.237*	-0.431**	-0.343**
Sig	0.871	0.009	0.019	0.019	0.001	0.001
N	98	98	98	98	98	98

3.3. تقدير قيم مقاييس إجهاد القص عبر استخدام تحليل الانحدار المتعدد:

أسفر تحليل الانحدار المتعدد، الذي تم إجراؤه باستخدام SPSS، عن المعادلات التي تبين معامل الارتباط والخطأ المعياري للنماذج المختلفة، كما هو موضح في الجدول 3. تثبت النتائج إلى أن مقاييس إجهاد القص ترتبط بالمعاملات الجيوتقنية ارتباطاً متوسطاً نسبياً، يبلغ معامل الارتباط في النموذج الأول 0.3، في حين يصل لـ 0.32 في النموذج الثاني. تشير القيم المعقولة إلى نموذج استقرائي متوسط. تتميز طريقة الانحدار المتعدد بالسهولة والسرعة في الاستخدام، بحيث تكون النتائج على شكل معادلة خطية بسيطة قابلة للاستخدام والتطبيق. من جهة أخرى، يعتمد هذا الأسلوب على افتراضات مبسطة، مثل السلوك الخطي أو الاستدلائي، مما يجعلها أقل فعالية عند استخدامها لمحاكاة السلوك غير المتجانس المعقد للتربة.

رقم النموذج	معامل الارتباط	معامل الخطأ المعياري	المعادلة
1	0,3	27,05311	$+0,076 FC + \sigma^2 - 3,290e C_{cd} = 2,921 Y_{\sigma} + 0,877 w + 0,010 Y_{\sigma}$ $1,028 WL - 2,488 PI - 13,172$
2	0,321	6,83764	$+0,050 FC - \sigma_{\Delta} = 0,334 Y_{\sigma} + 0,157 w + 0,088 Y_{\sigma} - 1,564e$ $0,614 WL + 0,443 PI + 19,720$

3.4. تقدير قيم مقاييس إجهاد القص عبر استخدام البرمجة الوراثية:

تحليل البرمجة الوراثية تم إجراؤه باستخدام برنامج HeuristicLab، والذي أنتج معاملات الارتباط والجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE) لكل من بيانات التدريب والاختبار، كما هو موضح في الجدول 4. وعليه، فإن عدد دوال ومحطات المعلمات الجيوتقنية تم تغييرها ومعالجتها من إجمالي 10000 محاولة في كل نموذج. تشير النتائج المتحصل عليها إلى استقراء متوسط للنماذج المقترحة، حيث بلغ في النموذج الأول معامل الارتباط لبيانات التدريب $R_{training} = 0.89$ وبيانات الاختبار $R_{test} = 0.34$ ؛ بينما بلغ في النموذج الثاني المؤهل لتقدير قيم زاوية الاحتكاك الداخلي (Δ_{cd}) في كل من بيانات التدريب $R_{training} = 0.81$ وبيانات الاختبار $R_{test} = 0.42$.

رقم النموذج	المقدرات	RMSE _{training}	RMSE _{test}	R _{training}	R _{test}
1	C _{cd} =(W, Y _σ , Y _d , e, FC, WL, PI)	32.13	35.16	0.89	0.34
2	∅ _{cd} =(W, Y _σ , Y _d , e, FC, WL, PI)	96.2	11.10	0.81	0.42

تم تدريب النموذج بنجاح في الدورة رقم 9952 من إجمالي 10000 محاولة تم محاكاتها في الخوارزمية. تشير النتائج إلى أن معظم الأخطاء بين القيم المستهدفة والمقدرة تتراوح بين 20- و 20 في النموذج الأول، بينما تراوحت ما بين 8- و 8 في النموذج الثاني. يوضح الشكل 4 مخطط التشتت للقيم المقدرة والمستهدفة لبيانات التدريب والاختبار في نموذج GP الأكثر ملاءمة. الألوان البرتقالية والحمراء ترمز على التوالي لبيانات التدريب والاختبار. تشير النتائج إلى وجود معامل ارتباط جيد، 0.89 لبيانات التدريب و0.34 لبيانات الاختبار. وفقاً لتصنيف سميث (1986)، يشير هذا إلى أن مقاييس إجهاد القص ترتبط باعتدال W, Y_σ, Y_d, e, FC, WL, PI وفق النموذج المقترح باستخدام نهج البرمجة الوراثية.

شكل (4): مخطط التشتت بين القيم المقدرة والمستهدفة باستخدام نموذج GP الأكثر ملاءمة

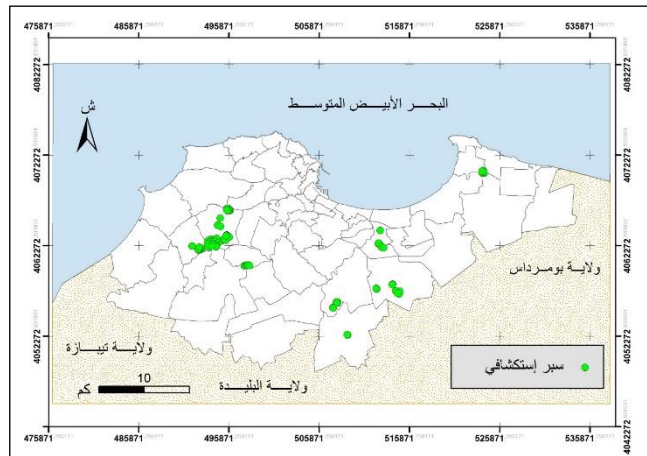
3 خريطة للعينات التي تم جمعها من منطقة الدراسة. تم تحديد الخصائص الجيوتقنية في المختبر وفقاً للمعايير الأوروبية الدولية.

يبين الجدول 1 الإحصاء الوصفي للعينات التي تم جمعها. تمت الدراسة باستخدام برنامج SPSS. الجدول يوضح البيانات الوصفية للعينات، مثل الوسط، الوسيط، النمط، الانحراف المعياري، التباين، الالتواء، التفرطح، المدى، الحد الأدنى والحد الأقصى. توضح قيم الالتواء والتفرطح أن جميع المتغيرات موزعة بانتظام. علاوة على ذلك، تشير النتائج إلى أن قاعدة البيانات تضم مجموعة واسعة من البيانات. وعليه، بناء على ذلك يمكن استخدام قاعدة البيانات هذه لتطوير معادلات تجريبية جديدة ومقارنة أداء الصيغ الموجودة.

3.2. الارتباط بين مقاييس إجهاد القص والخصائص الجيوتقنية:

للتنبؤ إحصائياً بالعلاقة بين مقاييس إجهاد القص وبقية خواص التربة، تم استخدام برنامج SPSS. قمنا بعرض معامل ارتباط سيرمان R ومستوى دلالتهم بين مقاييس إجهاد القص وغيرها من المعلمات الجيوتقنية في الجدول 2. تشير النتائج إلى كون مستوى الدلالة (p) أقل من 0.05 في بعض الارتباطات فقط، خاصة مع زاوية الاحتكاك الداخلي. مما يعني أنها ارتباطات ذات دلالة إحصائية. من ناحية أخرى، ووفقاً لتصنيف سميث (1986)، فإن مقاييس إجهاد القص ترتبط ارتباطاً ضعيفاً بمعلمات التربة سالفة الذكر. تشير النتائج إلى أن هذه المعلمات من المفترض أن يكون لها علاقة غير خطية معقدة مع ظاهرة إجهاد القص. علاوة على ذلك، من أجل محاكاة هذه الظاهرة المعقدة بشكل موثوق، نقترح تطبيق أساليب ذكاء صناعي جديدة.

شكل (3): العينات التي تم جمعها من منطقة الدراسة



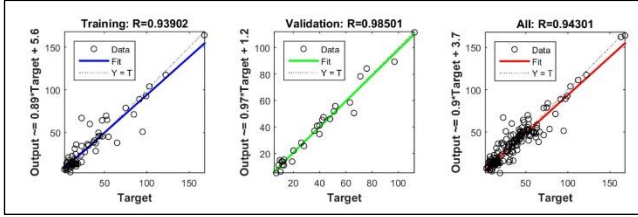
∅ _{cd}	C _{cd}	PI	WL	FC	e ₀	ρ _h	W	ρ _d	عدد العينات
98	98	98	98	98	98	98	98	98	16.67
13.72	49.29	26.91	53.007	90.43	0.71	19.79	24.48	16.67	16.81
13.00	43.00	28.00	55.00	96.00	0.72	19.90	24.00	16.67	16.90
13.00	43.00	29.00	57.00*	98.00	0.82	19.30	24.00	16.67	1.56
6.95	27.29	4.46	7.13	11.52	0.19	1.07	5.365	1.56	2.441
48.35	744.82	19.920	50.923	132.74	0.37	1.161	28.791	2.441	-3.29
4.187	2.087	-0.421	-0.531	-1.462	3.308	-1.127	-0.055	-0.080	0.830
26.54	5.831	1.676	-0.312	1.007	22.23	3.310	-0.754	-0.080	8.30
59.91	153.00	29.00	33.62	41.00	1.63	6.50	26.00	12.10	12.10
3.09	15.00	10.00	34.00	59.00	0.41	15.70	12.00	12.10	20.40
63.00	168.00	39.00	67.62	100.00	2.04	22.20	38.00	20.40	

جدول (2): مصفوفة الارتباطات بين المعلمات الجيوتقنية

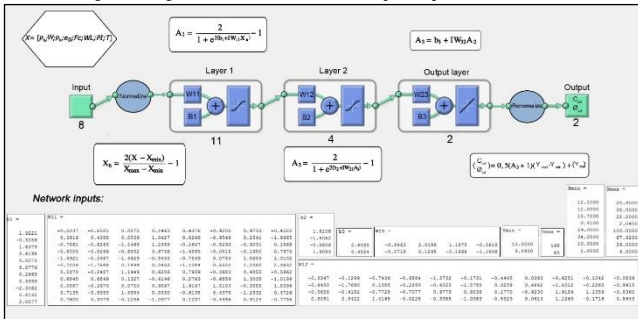
∅ _{cd}	C _{cd}	PI	WL	FC	e ₀	ρ _h	W	ρ _d	المقدرات
-0.017	0.182	-0.020	-0.117	-0.017	-0.008	0.165	-0.920	1.000	معامل الارتباط
0.871	0.074	0.843	0.251	0.872	0.941	0.105	0.369	0.98	Sig
98	98	98	98	98	98	98	98	98	N
-0.262**	-0.033	0.557**	0.622**	0.759**	0.918**	-0.004	1.000	-0.092	معامل الارتباط
0.009	0.750	0.000	0.000	0.000	0.000	0.970	0.369	0.98	Sig
98	98	98	98	98	98	98	98	98	N
0.133	0.096	-0.060	-0.115	-0.025	0.017	1.000	-0.004	0.165	معامل الارتباط
0.191	0.348	0.560	0.258	0.804	0.870	0.970	0.105	0.98	Sig
98	98	98	98	98	98	98	98	98	N
-0.237*	-0.015	0.546**	0.571**	0.723**	1.000	0.017	0.918**	-0.008	معامل الارتباط
0.019	0.880	0.000	0.000	0.000	0.870	0.000	0.941	0.98	Sig
98	98	98	98	98	98	98	98	98	N

التعرض لمشاكل التكيف الزائد أو الناقص. أخيراً، لتسهيل الاستفادة من النموذج المقترح في الدراسات المستقبلية، قمنا باقتراح مخطط هيكلي في الشكل 6 يعرض خطوات حساب مقاييس إجهاد القص باستخدام نموذج ANN الأمثل، كما يجدر الذكر أنه تم تلخيص جميع المصفوفات المكونة لهندسة النموذج المقترح في نفس الشكل.

شكل (5): مخطط التشتت بين القيم المقدرة والمستهدفة باستخدام نموذج ANN الأكثر ملاءمة



شكل (6): مخطط هيكلي خوارزمي لتقدير قيم إجهاد القص بواسطة نموذج ANN المقترح



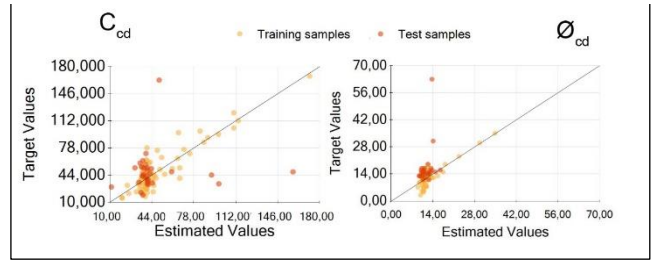
جدول (5): مقاييس الأداء لنماذج ANN، GP وMRA باستخدام نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو 5

مجموعة	1	2	3	4	5	R_{adj} (MRA)
R_{adj} (GP)	0.5	0.07	0.15	0.39	0.27	0.55
R_{adj} (ANN)	0.95	0.89	0.96	0.99	0.95	

4. مناقشة النتائج

4.1. التحقق من صحة النتائج:

الدافع الرئيسي لهذه الدراسة هو استكشاف قدرة أساليب الذكاء الصناعي لإنشاء نموذج رياضي موثوق يهدف إلى التنبؤ بسهولة بقيم إجهاد القص في شروط التصلب والتصريف. الجدير بالذكر أن قيم إجهاد القص هي من أكثر المعلمات الجيوتقنية التي لا غنى عنها سواء لتقدير حمولة التربة، لتحسين وتقوية التربة وفي استقرار المنحدرات. بناءً على ذلك، تم تطبيق ثلاث طرق متقدمة من طرق الذكاء الصناعي وهي الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات، البرمجة الجينية وتحليل الانحدار المتعدد لنمذجة مجموعة المدخلات المعروفة سلفاً تأثيرها على بارامترات إجهاد القص وهي كالتالي المحتوى المائي W ، الكثافة الجافة ρ_d ، الكثافة الرطبة ρ_r ، نسبة الفراغات e_0 ، حد السيولة w_L ، معامل اللدونة PI ، نسبة الحبيبات الدقيقة FC ونوع التربة. تم تقييم أداء النماذج المقترحة من خلال نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو خمس طيات. الاستنتاج الذي خلصنا إليه بعد تقييم النماذج هو تفوق نموذج ANN المتكون من طبقتين مخفيتين (11 عقدة في الطبقة الأولى و 4 في الثانية)، والمدرب بدوال تحويل تتألف من: $tansigmoid-linear$. أعطى هذا النموذج معامل الارتباط الأعلى والذي يتراوح بين 0.89 إلى 0.99 في الطيات الخمسة. بينما يظهر جلياً مشكل التكيف الزائد في الطية الرابعة من نموذج GP الأمثل ($R_{val_split4} = 0.34$) والطيّة الثانية من نموذج MRA الأمثل ($R_{val_split2} = 0.075$). أخيراً لتطبيق النموذج الأمثل في الدراسات المستقبلية تم اقتراح مخطط هيكلي يحوي على كل خصائص النموذج المقترح، للتنبؤ بدقة أكبر في الدراسات المستقبلية بمقاييس إجهاد القص في شروط التصلب والتصريف بدلالة معلمات جيوتقنية سهلة الحساب في المخبر.



بصفة عامة أعطت طريقة البرمجة الجينية نتائج جيدة في مرحلة التدريب، لكنها متوسطة في مرحلة التحقيق مما يشير إلى إمكانية وجود استقراء ناقص في قدرة النموذج المقترح على توليد النتائج في مستقبل الدراسات. من جهة أخرى، تتميز بصعوبة الاستخدام مستقبلاً، بحيث يوفر GP في الغالب حلولاً في شكل بنية شجرية، يتم التعبير عنها بلغة برمجة أو بمخطط هيكلي.

3.5. تقدير قيم مقاييس إجهاد القص عبر استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية:

يتم اختيار الهندسة المثالية لنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية وفقاً للقيم الدنيا لمتوسط مربعات الخطأ MSE والحد الأقصى لمعامل الارتباط R من بيانات التدريب والتحقيق. لمعالجة هذه المشكلة، تم استخدام سبع مجموعات من دوال التنشيط. في كل واحد منها، تغير عدد العقد في كلي الطبقتين المخفيتين (1-20 عقدة في كل طبقة)، مما أدى إلى ظهور 400 نموذج ANN في كل مجموعة. استناداً إلى إجمالي 2800 نموذج ANN، تشير النتائج إلى أن أفضل أداء تم الحصول عليه برز في نموذج ANN المتكون من 11 عقدة في الطبقة المخفية الأولى و 4 عقد في الطبقة الثانية (2-11-4-8)، والمدرب عن طريق مزيج من دوال التنشيط (tan-sigmoid) بين طبقة المدخلات والطبقة المخفية الأولى والثانية، الدالة الخطية بين الطبقة المخفية الثانية وطبقة المخرجات. تم تدريب هذا النموذج بنجاح في 19 دورة. وتشير النتائج إلى أن أفضل MSE هو الخاص بالمحاولة 13 بينما معظم الأخطاء بين القيم المستهدفة والمقدرة تتراوح بين 0.67 و 0.34.

من جهة أخرى، يظهر الشكل 5 مخطط التشتت بين القيم المقدرة والمستهدفة في بيانات التدريب والتحقيق في نموذج ANN الأكثر ملاءمة (2-11-4-8). تشير النتائج إلى وجود معامل ارتباط قوي جداً: $R = 0.94$ لبيانات التدريب، 0.99 لبيانات التحقق و 0.94 لجميع البيانات. حسب تصنيف سميث (1986) تشير هذه النتائج إلى وجود ارتباط قوي بين مقاييس إجهاد القص والمعلمات الجيوتقنية $W, Y_w, Y_d, e, FC, W_L, PI$ ونوع التربة، كما تثبت وجود قدرة تنبؤ قوية وفعالة للنموذج المقترح (2-11-4-8).

بصفة عامة أعطت طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية نتائج جيدة سواء في مرحلة التدريب أو التحقيق، مما يشير عادة إلى عدم وجود استقراء ناقص في قدرة النموذج المقترح على توليد النتائج في مستقبل الدراسات. من جهة أخرى، تتميز بصعوبة الاستخدام مستقبلاً، بحيث يوفر ANN في الغالب حلولاً على شكل مصفوفات رياضية من الأوزان والتحيزات تربط بين المدخلات والمخرجات. أيضاً تصف الدراسات السابقة النماذج المقترحة بطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية على أنها صندوق أسود، لا غبار على جودة النتائج عادة، لكن تكمن المشكلة في عدم القدرة على تفسيرها أو تأويلها فيزيائياً.

3.6. مقارنة بين نماذج GP، MRA وANN:

لقد تم استخدام نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو 5 طيات لتقييم الأداء التنبؤي للنماذج الأكثر ملاءمة لكل طريقة. يوضح الجدول 5 مقاييس الأداء لأفضل نماذج ANN، GP وMRA. تشير النتائج إلى أن نموذج ANN لديه أقوى أداء مقارنة مع GP وMRA. كما يظهر جلياً مشكل التكيف الزائد في كل من المجموعة الرابعة ل GP ($R_{val_split4} = 0.34$) وأيضا في المجموعة الثانية MRA أين تم العثور على $R_{val_split2} = 0.07$ وبالمقابل، يتراوح R_{val_ANN} بين 0.89 و 0.99 في المجموعات الخمس، مما يدل على القدرة التنبؤية لنموذج ANN الأكثر ملاءمة وقوتها الاستقرائية لتعلم البيانات وتوليد أخرى جديدة من دون

4.4. الأهمية العلمية لنتائج البحث:

تمثل النتائج التي توصلنا إليها مساهمة حاسمة في مجال ميكانيك التربة. النموذج المفصل في دراستنا يمثل أداة موثوقة لتقدير مقاييس إجهاد القص في شروط التصلب والتصريف دون إجراء اختبار القص المباشر وهذا ما يساعد المهندسين والمصممين على عملية اتخاذ القرار الأمثل مع ربح الوقت والجهد والمال. من وجهة نظر عامة، بعد أزمة النفط في سبعينيات القرن الماضي، تم استخدام طرق الذكاء الصناعي والخرائط المدعومة بنظم المعلومات الجغرافية كأدوات علمية محكمة في البلدان المتقدمة الشمالية لمساعدة المصممين ومتخذي القرار في عديد من المجالات سواء المدنية منها أو العسكرية. اليوم، العديد من البلدان في جنوب الكرة الأرضية، ملزمة بتحقيق أهداف هذه الكفاءة. هذه البلدان تعاني من نقص كبير وتأخر ملموس في استخدام أساليب اتخاذ القرار، لاسيما تلك المتعلقة بالبناء (Semah et al., 2020). لذلك، فإن أهمية استخدام هذه الأساليب في البلدان ذات المشهد السياسي الضعيف كبيرة جدا. وعليه، نحتاج لكثير من الدراسات في العديد من المجالات ملء هذه الفجوة. من وجهة نظر جيوتقنية، فإنه على الرغم من الأهمية البالغة لمقاييس إجهاد القص كما أسلفنا الذكر، فقد أظهرت الدراسات السابقة أوجه قصور كبيرة، نذكر منها الثمن الباهظ للعتاد والأجهزة المستخدمة، كونها تحتاج عمالا مؤهلين ومدربين بعناية وتستغرق وقتاً طويلاً لحسابها. وعليه، في بعض الظروف الخاصة أين نواجه أخطار طبيعية والتي قد تنطوي على خسائر في الأرواح والبنائيات. قد تعد هذه الأخطار كرسائل غير مباشرة لتذكير الناس بشكل دوري بأن مفهوم انعدام المخاطر والسلامة التامة غير موجود على أرض الواقع. لكن في معظم الحالات، لا يقبل المجتمع بكوارت التربة التقنية. أحياناً يكون الوقت حرجاً وغير كافٍ لانتظار نتائج العينات في المخبر ويتعين على المهندس اتخاذ قرار حاسم وسريع لمعالجة الخطر محل الدراسة ومعرفة مسبباته. رد فعل المجتمع جراء هذه الكوارث الطبيعية، الذي تدعمه وسائل الإعلام وتضخمه إلى حد كبير لأسباب اقتصادية بحتة. قد يكون سلبياً ويؤدي إلى غالباً إلى اتهام المهندسين وربما متابعتهم قضائياً. بناءً على ما سبق، من أجل التغلب على أوجه القصور المذكورة أعلاه، لا تزال المختبرات والشركات الجيوتقنية تبحث عن طرق جديدة سريعة وفعالة لمساعدة المهندسين في مهام صنع القرار المتعلقة بتقدير المخاطر المحتملة والتنبؤ بالبارامترات الخاصة بها مع مراعاة السلوك المعقد لظواهر التربة مع ربح الوقت والجهد (Benbouras and Petrisor, 2021). قدمت طرق الذكاء الصناعي وتعلم الآلة حلاً تقنياً رائعاً وسريعاً سواء في حالات التوقع أو التصنيف. أثبتت الدراسات السابقة قدرة هذه الطرق في تقديم معادلات ونماذج رياضية تساعد على التنبؤ بالكثير من بارامترات التربة بدقة متفاوتة ومن بينها مقاييس إجهاد القص (Benbouras and Petrisor, 2021). بالنظر إلى الأدبيات وجدنا فجوة في الدراسات التي طورت نماذج رياضية لتقدير البارامترات سابقة الذكر في حالات التصلب والتصريف. أغلب الدراسات ركزت على البارامترات المطورة في شروط عدم التصريف كونها الأكثر توفراً في أرشيف المختبرات. لكن، من وجهة نظر جيوتقنية شروط التصريف والتصلب تعتبر أكثر محاكاة للواقع على المدى البعيد. كما أن النماذج المقترحة في الأدبيات تفتقد إلى تقييم قدرتها على تجاوز مشكلة الاستقرار الزائد والناقص. لمعالجة هذا النقص تمت هذه الدراسة على 98 عينة من تربة الجزائر العاصمة. تم تطوير أداء التقدير بدرجة عالية باستخدام نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو خمس طبقات للمقارنة بين مختلف النماذج المقترحة. توفر الطريقة سلفة الذكر أيضاً أداة فعالة للكشف على قدرة النماذج المقترحة على تجاوز مشكلة الاستقرار الزائد والناقص. في نهاية المطاف، تم اقتراح نموذج فعال وقوي للتنبؤ بقيم إجهاد القص للتربة في حالة التصريف والتصلب. وفقاً لهذه البيانات، يمكننا أن نستنتج أن طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية، التي تم تطبيقها في هذه الدراسة لأول مرة لنمذجة مقاييس إجهاد القص في حالة التصلب والتصريف، يمكن أن تسفر عن نتائج أكثر فعالية ودقة من طريقة تحليل الانحدار المتعدد والبرمجة الجينية في نمذجة الظواهر الجيوتقنية.

4.3. حدود الدراسة واتجاهات البحث المستقبلية:

على الرغم من النتائج المتعددة الرائعة المقدمة في هذه الدراسة، هناك عدد من النقص الهامة التي يجب أخذها بعين الاعتبار أثناء استخدام طرق

5. الخاتمة

في هذه الدراسة، تم استخدام الانحدار المتعدد، والبرمجة الجينية والشبكات العصبية لإجراء تحليل تجريبي يهدف إلى إنشاء نموذج رياضي يعمل على التنبؤ بمقاييس إجهاد القص في حالة التصلب والتصريف. المقاييس تم ربطها ببعض المعلمات الفيزيائية الجيوتقنية سهلة الحساب في المخبر، بما في ذلك المحتوى المائي، الكثافة الجافة، الكثافة الرطبة، نسبة الفراغات، حد السيولة، معامل اللدونة ونسبة الحبيبات الدقيقة. في أربع أنواع من التربة. قمنا باختبار أداء الدراسة الحالية باستخدام 98 عينة تم الحصول عليها من 88 سبر، تم تحليلها في المختبرات الجيوتقنية المختلفة بواسطة اختبار صندوق القص المباشر الذي يعتبر مستهلكاً للوقت ومكلفاً نسبياً. تشير الدراسة المقارنة للنماذج المختلفة استناداً إلى نهج التحقق من الصحة المتقاطع ذو 5 طبقات إلى تفوق نموذج ANN المتكون من طبقتين مخفيتين (11 عقدة في الطبقة الأولى و4 في الثانية)، المدرب بدوال تحويل تتألف من: $tansigmoid-tansigmoid-linear$. هذا النموذج له أعلى معامل الارتباط يتراوح بين 0.89 إلى 0.99 في الطبقات الخمسة. بينما يظهر جليا مشكل التكيف الزائد في الطية الرابعة من نموذج GP الأمثل ($R_{val_split4} = 0.34$) والطيبة الثانية من نموذج MRA الأمثل ($R_{val_phi2} = 0.075$). استناداً إلى هذه النتائج، تقترح هذه الدراسة مخططاً هيكلياً للتنبؤ بدقة أكبر في الدراسات المستقبلية بمقاييس إجهاد القص في شروط التصلب والتصريف بدلالة معلمات جيوتقنية سهلة الحساب في المخبر. تمثل النتائج التي توصلنا إليها مساهمة علمية نافعة في المجال الجيوتقني، النموذج المقترح في دراستنا يعتبر أداة موثوقة لتقدير قيم إجهاد القص دون إجراء اختبار صندوق القص. كتوصيات في الدراسات القادمة، يفضل استخدام أساليب أخرى من أساليب تعلم الآلة، على سبيل المثال لا الحصر، آلة التعلم القصوى، الشبكة العصبية العميقة، دعم انحدار المتجهات، الغابة العشوائية، انحدار LASSO، انحدار المربعات الصغرى الجزئية، انحدار Ridge، الانحدار التدريجي. الاستخدام الصحيح لهذه الطرق المتقدمة من شأنه أن يعطينا نتائج أكثر موثوقية ودقة.

شكر وتقدير

يشكر المؤلف جزيل الشكر كل من المركز الوطني للبحث المطبق في هندسة الزلازل (CGS)، المختبر المركزي للأشغال العمومية (LCTP)، ومترو الجزائر العاصمة، وترام الجزائر العاصمة، كوسيدار للهندسة، كوسيدار للبناء و سابتا لتوفير البيانات الجيوتقنية المستخدمة في هذه الدراسة. كما لا يفوتني أن أشكر المهندس عبد السلام مسعي لمساهمته الفعالة في التدقيق اللغوي وضبط الألفاظ العلمية.

نبذة عن المؤلف

بن بوراس محمد الأمين

قسم التكنولوجيا، المدرسة العليا لأساتذة التعليم التكنولوجي، سكيكدة، الجزائر.
mouhamed_amine.benbouras@g.enp.edu.dz. 00213657345666

د. الأمين، جزائري، أستاذ باحث، ومستشار تقني في المخبر الوطني للأشغال العمومية، نشر عدة أوراق بحثية ISI و/أو سكوبس، وشارك في أكثر من ثمانية عشر ملتقى دولي في تونس، المغرب، الجزائر، رومانيا. صاحب مشروع بحث PRFU تحت عنوان "تحديد المخاطر الطبيعية والجيوتقنية باستخدام تقنيات الذكاء الصناعي". كما يقدم العديد من البرامج التدريبية والدروس في مجال تقنيات الذكاء الصناعي وتعلم الآلة. رقم أوركيد: 0003-0000-9885-4986

المراجع

- Hunt, R. (2006). *Geotechnical Investigation Methods: A Field Guide for Geotechnical Engineers*. New York, United States: CRC Press. DOI: 10.1201/9781420042757
- Kayadelen, C., Günaydin, O., Fener, M., Demir, A. and Özvan, A. (2009). Modeling of the angle of shearing resistance of soils using soft computing systems. *Expert Systems with Applications*, 36(9), 11814–26. DOI: 10.1016/j.eswa.2009.04.008
- Khanlari, G.R., Heidari, M., Momeni, A.A. and Abdilor, Y. (2012). Prediction of shear strength parameters of soils using artificial neural networks and multivariate regression methods. *Engineering Geology*, 131(1), 11–8. DOI:10.1016/j.enggeo.2011.12.006
- Lee, S.J., Lee, S.R. and Kim, Y.S. (2003). An approach to estimate unsaturated shear strength using artificial neural network and hyperbolic formulation. *Computers and Geotechnics*, 30(6), 489–503. DOI:10.1016/S0266-352X(03)00058-2
- Mesri, G. and Shahien, M. (2003). Residual shear strength mobilized in first-time slope failures. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 129(1), 12–31. DOI: 10.1061/(ASCE)1090-0241(2003)129:1(12)
- Onyejekwe, S., Kang, X. and Ge, L. (2015). Assessment of empirical equations for the compression index of fine-grained soils in Missouri. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 74(3), 705–16. DOI: 10.1007/s10064-014-0659-8
- Shahin, M.A. (2013). 'Artificial intelligence in geotechnical engineering: Applications, modeling aspects, and future directions'. In: X. S. Yang, A. H. Gandomi, S. Talatahari, and A. H. Alavi, (eds.) *Metaheuristics in Water, Geotechnical and Transport Engineering*. Newnes, Australia: Elsevier. DOI: 10.1016/B978-0-12-398296-4.00012-X
- Shahin, M.A., Jaksa, M.B. and Maier, H.R. (2009). Recent advances and future challenges for artificial neural systems in geotechnical engineering applications. *Advances in Artificial Neural Systems*, 9(1), 2–10. DOI: 10.1155/2009/308239
- Skempton, A.W. (1964). Long-term stability of clay slopes. *Geotechnique*, 14(2), 77–102.
- Semahi, S., Benbouras, M.A., Mahar, W.A., Zemmouri, N. and Attia, S. (2020). Development of spatial distribution maps for energy demand and thermal comfort estimation in Algeria. *Sustainability*, 12(15), 60–66. DOI: 10.3390/su12156066
- Stark, T.D. and Eid, H.T. (1994). Drained residual strength of cohesive soils. *Journal of Geotechnical Engineering*, 120(5), 856–71. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9410(1994)120:5(856)
- Tiryaki, B. (2008). Predicting intact rock strength for mechanical excavation using multivariate statistics, artificial neural networks, and regression trees. *Engineering Geology*, 99(2), 51–60.
- Wesley, L.D. (2003). Residual strength of clays and correlations using Atterberg limits. *Geotechnique*, 53(7), 669–72. DOI: 10.1680/geot.2003.53.7.669
- Wesley, L.D. (2004). Discussion-Residual strength of clays and correlation using Atterberg limits. *Geotechnique*, 54(7), 503–4. DOI: 10.1680/geot.2004.54.7.503
- Alavi, A.H., Gandomi, A.H., Mollahasani, A. and Bazaz, J.B. (2013). 'Linear and tree-Based genetic programming for solving geotechnical engineering problems'. In: X. S. Yang, A. H. Gandomi, S. Talatahari, and A. H. Alavi, (eds.) *Metaheuristics in Water, Geotechnical and Transport Engineering*. Newnes, Australia: Elsevier. DOI: 10.1016/B978-0-12-398296-4.00012-X
- Baykasoglu, A., Gullu, H., Canakci, H. and Ozbakir, L. (2008). Prediction of compressive and tensile strength of limestone via genetic programming. *Expert Systems with Applications*, 35(2), 111–23. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.06.006
- Benbouras, M.A. and Petrisor, A.I. (2021). Prediction of swelling index using advanced machine learning techniques for cohesive soils. *Applied Sciences*, 11(2), 5–36. DOI: 10.3390/app11020536
- Benbouras, M.A., Kettab Mitiche, R., Zedira, H., Petrisor, A.I., Mezouar, N. and Debiche, F. (2019). A new approach to predict the compression index using artificial intelligence methods. *Marine Georesources and Geotechnology*, 37(6), 704–20. DOI: 10.1080/1064119X.2018.1484533
- Benbouras, M.A., Kettab, R.M., Debiche, F., Lagaguine, M., Mechaala, A., Bourezak, C. and Petrisor, A.-I. (2018a). Use of geotechnical and geographical information systems to analyze seismic risk in Algiers area. *Revista Școlii Doctorale de Urbanism*, 3(1), 15–24.
- Benbouras, M.A., Kettab, R.M., Zedira, H., Debiche, F. and Zaidi, N. (2018b). Comparing nonlinear regression analysis and artificial neural networks to predict geotechnical parameters from standard penetration test. *Urbanism Architecture Constructions*, 9(1), 275–88.
- Benbouras, M.A., Kettab, R.M., Zedira, H., Petrisor, A.-I. and Debiche, F. (2017). Dry density in relation to other geotechnical properties of Algiers clay. *Revista Școlii Doctorale d'Urbanism*, 2(1), 5–14.
- Bowles, L.E. (1996). *Foundation Analysis and Design*. New York, United States: McGraw-hill.
- Breiman, L. and Spector, P. (1992). Submodel selection and evaluation in regression, the X-Random Case. *International Statistical Review*, 60(3), 291–319. DOI: 10.2307/1403680
- Çanakçı, H., Baykasoglu, A. and Güllü, H. (2009). Prediction of compressive and tensile strength of Gaziantep basalts via neural networks and gene expression programming. *Neural Computing and Applications*, 18(8), 1031–41. DOI: 10.1007/s00521-008-0208-0
- Collotta, T., Cantoni, R., Pavesi, U., Ruberl, E. and Moretti, P.C. (1989). A correlation between residual friction angle, gradation and the index properties of cohesive soils. *Geotechnique*, 39(2), 33–45. DOI: 10.1680/geot.1989.39.2.343
- Das, S.K. and Basudhar, P. K. (2008). Prediction of residual friction angle of clays using artificial neural network. *Engineering Geology*, 100(3), 142–5. DOI: 10.1016/j.enggeo.2008.03.001
- Debiche, F., Kettab, R.M., Benbouras, M.A., Benbellil, B., Djerbal, L. and Petrisor, A.-I. (2018). Use of GIS systems to analyze soil compressibility, swelling and bearing capacity under superficial foundations in Algiers region, Algeria. *Urbanism Architecture Constructions*, 9(2), 357–70.
- Goetz, J.N., Brenning, A., Petschko, H. and Leopold, P. (2015). Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers and Geosciences*, 81(1), 1–11. DOI: 10.1016/j.cageo.2015.04.007
- Hatanaka, M. and Uchida, A. (1996). Empirical correlation between penetration resistance and internal friction angle of sandy soils. *Soils and Foundations*, 36(4), 1–9. DOI: 10.3208/sandf.36.4_1