الإسهام النسبي لبعض المتغيرات النفسية في التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة: دراسة مقارنة باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية والانحدار الخطي المتعدد

أ.د مختار أحمد الكيال
أستاذ علم النفس التربوي
كلية التربية - جامعة عين شمس

د. مجدي شعبان أمين
مدرس علم النفس التربوي
كلية التربية - جامعة عين شمس

أ. محمود محمد إبراهيم محمد
معيد بقسم علم النفس التربوي
كلية التربية - جامعة عين شمس

ملخص البحث:

هدف البحث الحالي إلي التحقق من فعالية استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ومقارنته بنموذج الانحدار الخطي المتعدد، وذلك من خلال التنبؤ بالأداء الأكاديمي لعينة من طلاب المستوى الثاني بكلية التربية جامعة عين شمس (ن = ٤٧٢) في العام الأكاديمي ٢٠٢٢-٢٠٢٣، في ضوء بعض المتغيرات النفسية (الذكاء الوجداني وقلق الاختبار المعرفي وفعالية الذات العامة)، بالإضافة إلى الأداء الأكاديمي السابق والتخصص، وتم تطبيق المقاييس التالية (مقياس الذكاء الوجداني، ومقياس قلق الاختبار المعرفي، ومقياس فعالية الذات العامة)، وأشارت النتائج إلى تفوق نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (R^2 = ٠,٣٩٠ = RMSE، ٠,٢٦٦) على نموذج الانحدار الخطي المتعدد (R^2 = ٠,١٣٥ = RMSE ٠,٤٢٣)، وتم حساب الأهمية النسبية للمتغيرات المنبئة المستخدمة في ضوء نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام طريقة التباديل.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي، تعلم الآلة، الشبكة العصبية الاصطناعية، الأداء الأكاديمي، الذكاء الوجداني، قلق الاختبار المعرفي، فعالية الذات العامة.

الإسهام النسبي لبعض المتغيرات النفسية في التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة: دراسة مقارنة باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية والانحدار الخطي المتعدد

مقدمة:

يُعد الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence (AI) أحد أكثر المجالات تطورًا في هذا العصر، وله العديد من التطبيقات التي ارتبطت بشتى المجالات الأخرى والتي تتزايد يومًا بعد يوم حتى أصبح هذا العصر يُعرف بعصر الذكاء الاصطناعي.

والذكاء الاصطناعي مجال حديث نسبيًا، ويرتبط بالعديد من العلوم الأخرى مثل علم الأعصاب، وعلم النفس، والرياضيات، والإحصاء، وهندسة الكمبيوتر، وعلوم اللغة، وقد ساهم تطور كلاً من علم الأعصاب وعلم النفس بشكل كبير في تطور الذكاء الاصطناعي، ومازالت المحاولات مستمرة لمحاكاة العقل البشري من خلال الذكاء الاصطناعي، ويمكن الاستفادة من علم الأعصاب من خلال عمل محاكاة لآلية عمل الدماغ البشري وإنشاء خوارزم تعمل بنفس الطريقة من حيث استقبال المعلومات ومعالجتها (Kumar et al., ٢٠٢١, pp. ٧-٩).

ويوجد العديد من القضايا البحثية المهمة التي تربط الذكاء الاصطناعي بعلم النفس ومنها على سبيل المثال لا الحصر: علم النفس السيبراني Cyber Psychology، والحوسبة الوجدانية Affective Computing، ومعالجة اللغة الطبيعية Natural Language Processing، وعلم نفس الروبوتات Robopsychology.

وسوف يركز هذا البحث على أحد فروع الذكاء الاصطناعي، فرع تعلم الآلة Machine Learning، والذي يعتمد على التعلم من البيانات، ثم التنبؤ واتخاذ القرار، ومع وجود المزيد من البيانات تصبح خوارزميات تعلم الآلة أكثر كفاءة وقابلية للتكيف والتطوير، وفي البحث الحالي سوف يتم استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية وهو أحد نماذج تعلم الآلة.

ويعد التنقيب عن البيانات Data Mining جزء من الذكاء الاصطناعي، والذي يستخدم خوارزميات تعلم الآلة، ويركز التنقيب عن البيانات بصورة أساسية على استكشاف البيانات والتعرف علي أكثر المتغيرات أهمية، ويُستخدم بصورة أساسية للتنبؤ، ويتم تطبيقه في العديد من مجالات المجتمع المختلفة لما له من أهمية كبيرة، ومؤخرًا هناك اهتمام كبير بتطبيق التنقيب عن البيانات في المجال التعليمي، والذي أصبح معروفًا باسم التنقيب عن البيانات التربوية Educational Data Mining (Mueen et al., ٢٠١٦, p. ٣٦).

ومن أبرز استخدامات التنقيب عن البيانات التربوية في مجال التعليم: التنبؤ بنتائج العملية التعليمية مثل أداء الطلاب ومعدلات التسرب والنجاح والرضا والقدرة على الإنجاز، لذلك فإن استخدام التنقيب عن البيانات التربوية له تأثير كبير في مساعدة المؤسسات التعليمية على اتخاذ القرارات المناسبة وتقييم الطلاب بشكل جيد، ويعد تطوير أنظمة إدارة قواعد البيانات التعليمية أحد العوامل التي ساعدت على تنفيذ خوارزميات التنقيب عن البيانات وتعلم الآلة في مجال التعليم (Al-Barrak & Al-Razgan, ٢٠١٦, p. ٥٢٨; Alyahyan & Dustegor, ٢٠٢٠, p. ٢). ويرتبط الأداء الأكاديمي بالعديد من المتغيرات النفسية، وفي هذه الدراسة سوف يركز الباحثون على ثلاثة متغيرات نفسية : الذكاء الوجداني Emotional Intelligence، وقلق الاختبار المعرفي Cognitive Test Anxiety، وفعالية الذات العامة General Self _Efficacy .

حيث يعد الذكاء الوجداني من أهم المتغيرات التي ارتبطت بالأداء الأكاديمي (Martínez-Martínez et al., ٢٠٢٢; Musa et al., ٢٠٢٣; Naseer et al., ٢٠٢٢; Ononye et al., ٢٠٢٢)، وأوصت عدة دراسات بضرورة تنمية الذكاء الوجداني لدى الطلاب لما له من تأثير إيجابي على الأداء الأكاديمي ومنها دراسة مختار الكيال (٢٠٠٨)، وبينت دراسة Schutte and Malouff (٢٠١٢) أن الأشخاص الذين لديهم مستوى مرتفع من الذكاء الوجداني في الغالب يكونوا أكثر نجاحًا في الحياة من أولئك الذين لديهم ذكاء وجداني منخفض، حتى لو كان معدل ذكائهم التقليدي عاديًا. ويرتبط الذكاء الوجداني ارتباطًا وثيقًا بالشخصية، لذلك من المهم دراسته أثناء تحليل الأداء الأكاديمي (Ferrando et al., ٢٠١١, p. ١٥٢).

وكذلك بالنسبة لقلق الاختبار وفعالية الذات فقد بينت أغلب الدراسات وجود ارتباط دال بينهما وبين الأداء الأكاديمي، وهذا ما أشار إليه von der Embse et al. (٢٠١٨) بعمل دراسة تحليل بعدي لعدد ٢٣٨ دراسة جمعت بين قلق الاختبار وبعض المتغيرات النفسية الأخرى، بالإضافة إلى الأداء الأكاديمي، ومن خلال مراجعة ٣٦ دراسة هدفت إلى إيجاد العلاقة بين قلق الاختبار و GPA، تم التوصل إلى أن متوسط قيم معاملات الارتباط (ر = -٠,١٧) مما يشير إلى وجود ارتباط سالب دال إحصائيًا.

وفي دراسة Farid and Ashrafzade (٢٠٢٠) تم عمل تحليل بعدي لعدد ١٣٧ دراسة هدفت إلى إيجاد العلاقة بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي، ومن خلال مراجعة قيم حجم التأثير وفقًا لمحك كوهين Cohen's criterion تم التوصل إلى أن حجم التأثير متوسط ويقترب من ٠,٤.

مما يشير إلى أن هذه المتغيرات قد تلعب دورًا مهمًا في التنبؤ بالأداء الأكاديمي، بالإضافة إلى متغيرات أخرى مثل التخصص والأداء الأكاديمي السابق (يُمثل النسبة المئوية التي حصل عليها الطالب في الصف الثالث الثانوي).

مشكلة الدراسة:

تعتبر الطرق الإحصائية التقليدية مثل الانحدار الخطي والانحدار اللوجستي وتحليل التباين، هي الأساليب الإحصائية الأكثر استخدامًا للتنبؤ في علم النفس، إلا أن هذه الأساليب يتوقف استخدامها في معالجة البيانات على مجموعة من الافتراضات، فعلى سبيل المثال يتوقف استخدام الانحدار الخطي المتعدد على توافر بعض الشروط مثل: تجانس التباين Homoscedasticity وأن تكون العلاقة خطية Linearity، والاعتدالية Normality، واستقلالية الأخطاء Independence of errors وعدم وجود مشكلة الازدواج الخطي Multicollinearity، ومع ذلك غالبًا لا يتم التحقق من هذه الافتراضات بشكل كاف من قِبَل الباحثين، بالإضافة إلي ذلك، عند تحليل مجموعة ضخمة من البيانات من خلال الأساليب الإحصائية التقليدية، فإن قيمة الدلالة الإحصائية للنماذج التنبؤية ستقترب من الصفر، لذلك غالبًا ما تكون النتائج دالة إحصائيًا بسبب حجم العينة وليس لوجود تأثير دال بالفعل (Rodríguez-Hernández et al., ٢٠٢١, pp. ١,٢).

وأشارت دراسة Alyahyan and Dustegor (٢٠٢٠) إلى أنه بمراجعة العديد من الدراسات التي هدفت إلى استخدام خوارزميات تعلم الآلة كوسيلة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي، يتضح أن أغلب هذه الدراسات لم تستخدم متغيرات نفسية كعوامل منبئة بالأداء الأكاديمي للطلاب، وهذا ما أشار إليه Rodríguez-Hernández et al. (٢٠٢١) أن أغلب الدراسات التي تناولت المتغيرات النفسية وأثرها على الأداء الأكاديمي للطلاب استخدمت الأساليب الإحصائية التقليدية ولم تستخدم خوارزميات تعلم الآلة في عملية التنبؤ.

وبالتالي ظهرت مشكلة البحث الحالي من خلال أغلب الدراسات التي تم الاطلاع عليها والتي اهتمت بالتنبؤ بالأداء الأكاديمي للطلاب، أنها استخدمت الأساليب الإحصائية التقليدية، وقد ظهر بها بعض المشكلات مثل انخفاض مستويات حجم التأثير وعدم التحقق من افتراضات الانحدار الخطي وخصوصا التحقق من الخطية، وعدم وجود ازدواج خطي، ولذلك فإن وجود ارتباط بين المتغيرات المنبئة في النموذج قد يؤدي إلي انخفاض قيمة معامل التحديد R^2 علي سبيل المثال مما يؤدي في بعض الأحيان إلي حذف أحد متغيرات الدراسة وهو قد يكون له دور في التنبؤ، ومن جهة أخرى من خلال البحث عن الدراسات التي استخدمت خوارزميات تعلم الآلة في التنبؤ لمعالجة هذه المشكلات، تبين أن أغلب هذه الدراسات لم تعتمد علي دراسة المتغيرات النفسية كعوامل منبئة بالأداء الأكاديمي، بالإضافة إلى محدودية الدراسات العربية التي استخدمت خوارزميات تعلم الآلة كوسيلة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي.

في ضوء ما سبق يمكن صياغة مشكلة البحث في الإجابة علي الأسئلة التالية:

- ما جودة استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في تحديد مقدار التباين المفسر في الأداء الأكاديمي مقارنة بالانحدار الخطي المتعدد؟
- ما جودة استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في دقة التنبؤ بالأداء الأكاديمي مقارنة بنموذج الانحدار الخطي المتعدد؟
- ما الأهمية النسبية لكل من الأداء الأكاديمي السابق، والذكاء الوجداني، وقلق الاختبار المعرفي، وفعالية الذات العامة، والتخصص، في التنبؤ بالأداء الأكاديمى لدى طلاب الجامعة؟

هدف البحث:

يهدف البحث الحالي إلى التحقق من فعالية استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصناعية ومقارنته بنموذج الانحدار الخطي المتعدد وذلك من خلال التنبؤ بالأداء الأكاديمي لعينة من طلاب الجامعة في ضوء بعض المتغيرات النفسية (الذكاء الوجداني، وقلق الاختبار المعرفي، وفعالية الذات العامة) بالإضافة إلى الأداء الأكاديمي السابق والتخصص.

أهمية البحث:

أولاً: الأهمية النظرية: تقديم مساهمة نظرية حول استخدام خوارزميات تعلم الآلة في مجال علم النفس التربوي من خلال التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة.

ثانياً: الأهمية التطبيقية: ١) مساعدة الباحثين في التعرف على بعض الأدوات الحديثة التي يمكن استخدامها في التنبؤ باستخدام خوارزميات تعلم الآلة.

٢) تقديم مجموعة من التوصيات والبحوث المقترحة حول تطبيقات الذكاء الاصطناعي في مجال علم النفس التربوي.

مصطلحات البحث:

١) الذكاء الاصطناعي: فرع من علوم الحاسب يهدف إلى محاكاة سلوك الذكاء البشري في صورة آلة، بحيث تكون هذه الآلة قادرة على أداء المهام التي تتطلب الذكاء البشري، ويكون لديها القدرة على التخطيط والتعلم والتفكير وحل المشكلات واتخاذ القرار (Jakhar & Kaur, ٢٠٢٠, p. ١٣١).

٢) تعلم الآلة: فرع من الذكاء الاصطناعي، يشمل كل الأساليب التي تسمح للآلة بالتعلم من البيانات، ومن خلال الخوارزميات المستخدمة والبيانات تتعلم الآلة كيفية اتخاذ القرار بشكل مناسب دون أن تتم برمجتها بشكل صريح (Jakhar & Kaur, ٢٠٢٠, p. ١٣٢).

٣) الذكاء الوجداني: "قدرة الفرد على مراقبة مشاعره وانفعالاته الذاتية ومشاعر وانفعالات الآخرين، والتمييز بينها واستخدام تلك المعلومات لتوجيه تفكير الفرد وسلوكه" (Salovey & Mayer, ١٩٩٠, p. ١٨٩).

٤) قلق الاختبار المعرفي: هو ردود فعل الأفراد على المواقف التقييمية، أو الحوار الداخلي فيما يتعلق بمواقف التقييم، في الأوقات التي تسبق وتصاحب وتلي المهام التقييمية (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢, p. ٢٧٢).

٥) فعالية الذات: اعتقاد الفرد بقدرته على أداء المهام المختلفة، مع استعداده للمثابرة والمبادرة إلى مواجهة الضغوط والصعوبات من أجل تحقيق مستوى أفضل من نوعية الحياة والتوافق النفسي والاجتماعي (Schwarzer & Jerusalem, ١٩٩٥, p. ٣٥).

٦) الأداء الأكاديمي: يتمثل الأداء الأكاديمي في هذا البحث في المعدل التراكمي GPA الذي حصل عليه الطالب في المستوى الأول.

الإطار النظري والدراسات السابقة ذات الصلة:

المحور الأول: الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence:

تعريف الذكاء الاصطناعي:

الذكاء الاصطناعي: هو فرع من علوم الحاسب يهدف إلى محاكاة سلوك الذكاء البشري في صورة آلة، بحيث تكون هذه الآلة قادرة على أداء المهام التي تتطلب الذكاء البشري، ويكون لديها القدرة على التخطيط والتعلم والتفكير وحل المشكلات واتخاذ القرار (Jakhar & Kaur, ٢٠٢٠, p. ١٣١).

فهو يعبر عن قدرة الكمبيوتر أو الآلة على محاكاة قدرات تعلم العقل البشري من الأمثلة والتجارب، وفهم اللغة، واتخاذ القرار، وحل المشكلات والجمع بين هذه القدرات وغيرها لأداء وظائف مثل التي يؤديها الإنسان، أي أنه ببساطة تقنية تمكن الآلة من محاكاة السلوك البشري.

وفي حياتنا اليومية يتم استخدام تطبيقات تعتمد على الذكاء الاصطناعي ومنها على سبيل المثال: التصحيح الآلي للكلمات الخاطئة في برنامج word، وخاصية التعرف على الوجه face recognition، والمساعد الآلي chat boot، وخرائط جوجل google maps، والكتابة عن طريق التحدث وتحويل الصوت إلى كلمات مكتوبة.

تعلم الآلة Machine Learning:

تعلم الآلة فرع من الذكاء الاصطناعي، يشمل كل الأساليب التي تسمح للآلة بالتعلم من البيانات، ومن خلال الخوارزميات المستخدمة والبيانات تتعلم الآلة كيفية اتخاذ القرار بشكل مناسب، ومصطلح " تعلم" يدل على أن خوارزميات تعلم الآلة تحاول تقليل نسبة الخطأ وزيادة نسبة التنبؤ أو اتخاذ القرار بشكل صحيح وتحسين الأداء (Jakhar & Kaur, ٢٠٢٠, p. ١٣٢).

أي أنها بشكل مبسط تقنية تحقق الذكاء الاصطناعي من خلال الخوارزميات المدربة بالبيانات.

وتنقسم تعلم الآلة إلى أربعة فروع أساسية: تعلم الآلة الموجه: Supervised Machine Learning، تعلم الآله غير الموجه Unsupervised machine learning،

تعلم الآلة شبه الموجه Semi supervised machine learning، التعلم بالتعزيز Reinforcement Learning. وسوف يستخدم الباحثون في هذه البحث النوع الأول من تعلم الآلة وفيما يلي توضيح بسيط له:

تعلم الآلة الموجه Supervised Machine Learning:

يتم تدريب الخوارزميات في هذا النوع على بيانات مُرمزة Labeled Data أي أن المتغير المتنبأ به يكون معلوم، ثم بعد ذلك تُستخدم هذه الخوارزميات في التنبؤ ببيانات جديدة.

على سبيل المثال، لاستخدام هذا النوع في التنبؤ بالأداء الأكاديمي للطلاب، يتم تجهيز قاعدة بيانات بها مجموعة من المدخلات (Inputs) مثل التخصص والأداء الأكاديمي السابق، والمتغير المتنبأ به الذي يمثل GPA لكل طالب يكون معلوم مسبقًا (Output)، وبعد تدريب الخوارزميات على هذه البيانات، يمكن استخدامها لاحقًا في التنبؤ بالأداء الاكاديمي على قاعدة بيانات جديدة لمجموعة من الطلاب.

وإذا كان المتغير المتنبأ به مقسم إلى فئات مثل A,B,C,D فإن هذا النوع من تعلم الآله الموجه يسمى تصنيف Classification، أما إذا كان المتغير المتنبأ به قيم متصلة فإن هذا النوع يسمى انحدار Regression وهذا النوع من تعلم الآلة الموجه هو المستخدم في البحث الحالي (Clere & Bansal, ٢٠٢٢, pp. ٢٤-٢٧).

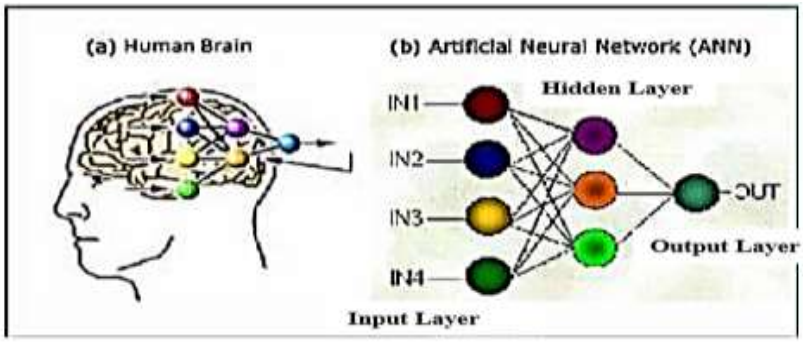
وسوف يعتمد الباحثون في البحث الحالي على إحدى خوارزميات تعلم الآلة وهي الشبكة العصبية الاصطناعية، وفيما يلي توضيح مبسط لها:

الشبكة العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network (ANN) :

يشير Mao and Wang (٢٠١٢) إلى أن الشبكة العصبية الاصطناعية تتكون من العديد من الخلايا العصبية الاصطناعية Artificial Neurons والتي تعتمد في عملها على محاكاة وظائف الخلايا العصبية في الإنسان كما يتضح في الشكل التوضيحي التالي.

شكل (١)

نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (Lesnussa et al., ٢٠١٧, p. ٧٢٤)



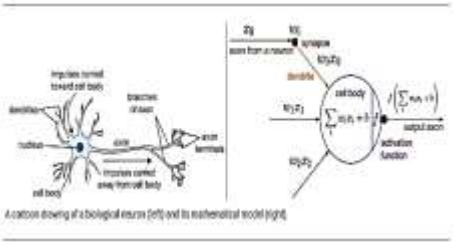
العلاقة بين الشبكة العصبية الطبيعية (البيولوجية) والشبكة العصبية الاصطناعية:

الشبكة العصبية الاصطناعية هي محاكاة للشبكة العصبية الطبيعية، وترتبط فيها الخلايا العصبية الاصطناعية بطريقة مشابهة لشبكة الدماغ، ويعتبر جسم الخلية Soma، والمحور العصبي Axon، والشجيرات العصبية Dendrites، والأزرة (البراعم) الطرفية Terminal buttons أهم مكونات الخلية العصبية البيولوجية، وتنتقل الرسالة العصبية من نهاية جسم الخلية العصبية عبر المحور العصبي إلي البراعم الطرفية بواسطة آلية كهروكيميائية، أو تنتقل الرسالة العصبية من خلية عصبية إلي خلية عصبية أخري عن طريق المشتبكات العصبية Synapses بواسطة آلية كيميائية. ويتوقف توصيل النيورون للرسالة على مدي وزن (أهمية هذه الرسالة) وهل هي مستثيرة أم مثبطة. ويوضح شكل (٢) العلاقة بين الخلية العصبية الطبيعية والاصطناعية حيث يكون لدينا مجموعة من المدخلات Inputs وليكن X_n....X، وكل من هذه المدخلات لها أوزان (أهمية معينة) W_n....W، ثم بعد ذلك تحدث عملية معالجة لهذه المدخلات من خلال ربطها بالاوزان، ثم بعد ذلك يتم الحصول على المخرج (output) وهذا يشابه انتقال الرسالة العصبية والتي تمثل النوع الأول (الانتقال عبر محور الخلية العصبية) حيث تقوم النواة بعمل معالجة للمدخلات وفي هذه الحالة تكون البيانات غير متداخلة وغير معقدة أو في صورة خطية، لكن في الغالب تكون البيانات معقدة أو في صورة غير خطية فيحدث تشابك بين الخلايا العصبية وبعضها كما هو موضح بصورة مبسطة

في شكل (١)، حيث ترتبط الخلايا العصبية ببعضها كما يحدث في الخلية البيولوجية عن طريق المشتبكات العصبية (Kukreja et al., ٢٠١٦, pp. ٢٧,٢٨).

شكل (٢)

توضيح لآلية عمل الشبكة العصبية الاصطناعية (Roell, ٢٠١٧)

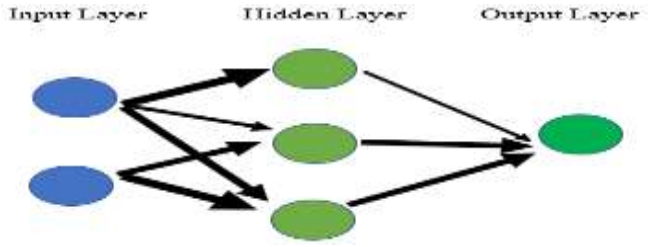


كما هو موضح في شكل (٢) في الجانب الأيمن والذي يمثل النموذج الرياضي للشبكة العصبية الاصطناعية، أن كل من المدخلات يكون له وزن معين، حيث يحاول النموذج من خلال التدريب الوصول إلى أفضل قيم للأوزان، ثم بعد ذلك يتم ربط المتغيرات بالأوزان من خلال ضرب كل متغير في الوزن المصاحب له، وجمع هذه القيم، ثم تحدث عملية المعالجة لهذا المجموع من خلال دالة التفعيل activation function والتي يشبه دورها دور النواة في الشبكة العصبية الطبيعية، والناتج يكون قيمة المتغير المراد التنبؤ به.

ومن المهم ملاحظة أنه لا يتم وزن جميع المدخلات بشكل متساوٍ، حيث يكون لدى البعض أولوية أعلى (وزن أعلى) من البعض الآخر كما هو موضح في شكل (٣)، بالإضافة إلي أن بعضها مثير وبعضها مثبط (يعمل على منع إرسال الرسالة)، وتعتمد الشبكة العصبية الاصطناعية على هذه الآلية من الربط بين الخلايا العصبية وكذلك عند إعطاء وزن (أهمية) لكل متغير (Graupe, ٢٠١٣, p. ٧).

شكل (٣)

توضيح لوزن (أهمية المتغيرات) في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية



بالإضافة إلى ذلك يوضح شكل (٣) نموذج للشبكة العصبية الاصطناعية التي تتكون من ثلاث طبقات، الطبقة الأولى وتمثل طبقة المدخلات، ثم بعد ذلك الطبقة الخفية Hidden Layer، ويمكن أن يحتوي النموذج على أكثر من طبقة خفية أو لا يحتوي على أي طبقة خفية، وذلك بناء على مدى تعقد النموذج، ثم طبقة المخرجات والتي تمثل المتغير المتنبأ به، وكما تم التوضيح يكون لكل متغير وزن معين ثم بعد ذلك يحدث ربط بين الطبقات في النموذج.

تقييم جودة النماذج المستخدمة:

يوجد مجموعة من المقاييس شائعة الاستخدام لتقييم جودة نماذج الانحدار ومنها كما يذكر Plevris et al. (٢٠٢٢, pp. ٥,١٠) :

١) معامل التحديد coefficient of determination(R_Squared):

يعتبر مؤشر لجودة المطابقة، كما أنه يشير إلى مقدار التباين المفسر في المتغير المتنبأ به بواسطة المتغيرات المنبئة، ويتم حسابه وفقًا للمعادلة التالية R_Squared =١− $\frac{\sum(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum(y_i-\bar{y})^2}$، حيث تعبر y_i عن القيم المشاهدة أو الفعلية، وتعبر $\hat{y}_i$ عن القيم التي تم التنبؤ بها، وتشير $\bar{y}$ إلى متوسط القيم المشاهدة. وفي حالة نموذج الانحدار الخطي تكون قيمة معامل التحديد مكافئة لمربع الارتباط بين القيم المشاهدة والقيم التي تم التنبؤ بها، وفي الغالب تتراوح قيمة معامل التحديد بين الصفر والواحد، ولكن في بعض النماذج غير الخطية يمكن أن تكون القيمة سالبة وهذا يكون مؤشر لضعف جودة النموذج.

٢) متوسط القيمة المطلقة للخطأ Mean Absolute Error (MAE):

يشير هذا المقياس إلى متوسط القيمة المطلقة للخطأ أو البواقي التي تمثل الفرق بين القيم المشاهدة والقيم التي تم التنبؤ بها، وكلما اقتربت قيمته من الصفر دل ذلك على دقة النموذج في التنبؤ، ويتم حسابه من خلال المعادلة التالية MAE= $\frac{1}{n}\sum_i|y_i-\hat{y}_i|$، وتمثل n حجم العينة.

٣) متوسط مربع الخطأ Mean Square Error (MSE)

من المقاييس الشائعة المستخدمة للحكم على جودة نموذج التنبؤ، ويعطي فكرة شاملة عن مدى جودة أداء النموذج، وكلما اقتربت هذه القيمة من الصفر دل ذلك على دقة النموذج في التنبؤ ويتم حسابه من المعادلة التالية $\frac{1}{n}\Sigma(y_i-\hat{y}_i)^2$.

٤) الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ Root Mean Squared Error (RMSE)

ويعبر ايضًا عن مقدار الخطأ في النموذج المستخدم، وكلما اقتربت هذه القيمة من الصفر دل ذلك على دقة النموذج، وقيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ تتميز بأنها تكون بنفس وحدة قياس المتغير المتنبأ به مما يجعل التفسير أكثر سهولة مقارنة بقيمة متوسط مربع الخطأ، ويُحسب من المعادلة التالية $\sqrt{\frac{١}{n}\Sigma(y_i - \hat{y}_i)^٢}$.

ويشير Chicco et al. (٢٠٢١, pp. ٣,٧) أن معامل التحديد يقيم قدرة النموذج في التفسير من خلال مقدار التباين المفسر في المتغير المتنبأ به، والمقاييس الأخرى مثل MSE, RMSE, MAE تمثل جودة أو دقة النموذج في التنبؤ بالمتغير المتنبأ به. وتتميز قيمة معامل التحديد بأنها لا ترتبط بوحدة القياس المستخدمة، لذلك يمكن الحكم على جودة النموذج بمعلومية قيمة معامل التحديد فقط دون معرفة مدي القيم أو وحدة القياس في المتغير التابع، وهذا على عكس الثلاث مقاييس الأخرى التى تم ذكرها، فعلى سبيل المثال إذا كانت قيمة متوسط مربع الخطأ تساوي ٠,٧، لا يمكن الحكم على النموذج بأنه ضعيف أو ممتاز إلا بعد معرفة مدى القيم في المتغير المتنبأ به، كما أنه يمكن المقارنة بين قيم معاملات التحديد بين الدراسات المختلفة حتى وإن اختلفت وحدة قياس المتغير المتنبأ به، أما في حالة المقاييس الأخرى فإنه لا يمكن المقارنة بين هذه القيم في دراستين على سبيل المثال إلا بعد توحيد وحدة قياس المتغير المتنبأ به في الدراستين.

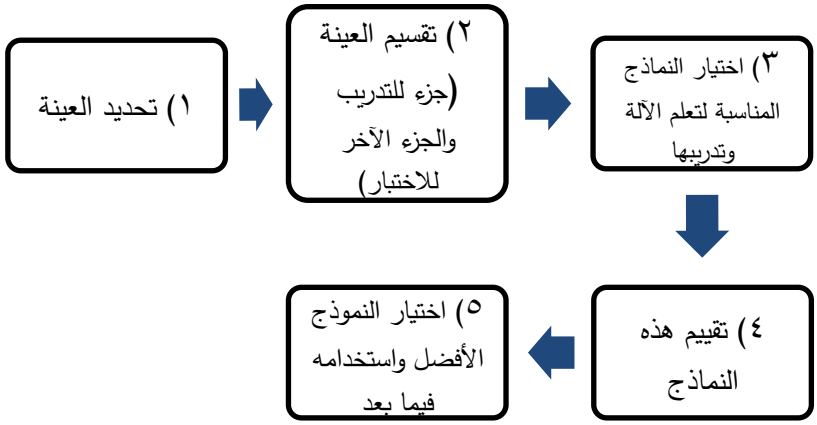
وفي البحث الحالي سوف يتم الاعتماد على معامل التحديد للمقارنة بين نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ونموذج الانحدار الخطي المتعدد في تحديد مقدار التباين المفسر في المتغير المتنبأ به، وسوف يتم استخدام قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ لتقييم دقة النموذجين في التنبؤ؛ وذلك لأن قيمته تكون بنفس وحدة قياس المتغير المتنبأ به، وبالتالي يسهل تفسيره، بالإضافة إلى أنه من أكثر المقاييس استخدامًا للحكم على جودة النماذج.

خطوات تطبيق خوارزميات تعلم الآلة :

يوجد مجموعة من الخطوات لتطبيق خوارزميات تعلم الآلة كما يتضح في الشكل التالي:

شكل (٤)

خطوات تطبيق خوارزميات تعلم الآلة



كما يتضح من الشكل السابق بعد تحديد العينة يتم تقسيم العينة إلى جزأين : جزء يسمى عينة التدريب training set وهذه العينة هي التي تُستخدم لتدريب النموذج، والجزء الآخر يسمى عينة الاختبار testing set وهذه العينة تُستخدم للتحقق من مدى جودة هذا النموذج، فهي تعتبر مؤشر لدقة النموذج عند استخدامه لاحقا على عينة جديدة. والشائع أن يتم تقسيم العينة بنسبة ٣٠:٧٠ أو ٢٠:٨٠ ، أي ٨٠% من العينة يكون للتدريب والباقي للاختبار، وخطوة تقسيم النموذج وتقييمه في ضوء عينة الاختبار هي خطوة مهمة للغاية؛ لأنها تعطي مؤشر حقيقي وصادق لأداء النموذج المتوقع عند استخدامه لاحقًا، ومن خلال اختيار النموذج المناسب وتقييمه، يمكن الاستفادة بعد ذلك من هذا النموذج في التنبؤ ببيانات جديدة دون الحاجة للرجوع إلى ملف البيانات الذي من خلاله تم تدريب النموذج، ويمكن تطبيق ذلك في برنامج R من خلال حفظ النموذج باستخدام أمر saveRDS، حيث يتم تخزين المعلومات والبيانات التي تدرب عليها النموذج، ثم بعد ذلك يمكن عمل نشر للملف واستخدامه في التنبؤ (Brownlee, ٢٠١٦, pp. ١٣٩-١٤٠). وفي الدراسة الحالية بعد تحديد أفضل نموذج سوف يتم إنشاء تطبيق لهذا النموذج باستخدام حزمة shiny في برنامج R، ثم نشر التطبيق

عبر موقع shinyapps.io، حتي يسهل التنبؤ بدرجات الطلاب دون الحاجة إلى تثبيت برنامج R.

التحقق المتقاطع k-fold cross validation:

تتمثل طريقة التحقق المتقاطع في تقسيم عينة التدريب إلى عدد معين من الأجزاء يتم تحديده (في الغالب يكون ٥ أو ١٠)، فعلى سبيل المثال إذا تم تحديد أن ٥= k، سوف يتم تقسيم عينة التدريب إلى ٥ أجزاء متساوية تقريبًا، ثم يتم استخدام أول أربع أجزاء للتدريب، والجزء الخامس لتقييم النموذج، ثم بعد ذلك يبدأ النموذج من جديد في اختيار جزء آخر للتقييم وباقي النماذج للتدريب، وهكذا مع كل جزء من الأجزاء الخمسة. وبالتالي سوف يكون لدينا ٥ قيم تمثل أداء النموذج في كل مرحلة، ثم يتم حساب متوسط هذه القيم لتشير إلى أداء النموذج بشكل عام عند التطبيق على عينة جديدة وهذه الطريقة بمثابة مؤشر لأداء النموذج، بجانب استخدام عينة الاختبار لتقييم النموذج أيضًا، بالإضافة إلى أهمية استخدامها عند ضبط البارامترات الفائقة كما سيتم التوضيح في الفقرة التالية (Brownlee, ٢٠١٦, p. ٧٣).

ضبط البارامترات الفائقة Hyperparameter tuning:

تُمثل البارامترات الفائقة القيم التي يمكن التحكم فيها وتحديدها قبل البدء في تدريب نموذج تعلم الآلة، مثل عدد الطبقات الخفية في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، وتختلف هذه القيم عن البارامترات وهي القيم الناتجة من تدريب النموذج ولا يتم تحديدها قبل البدء في تدريب النموذج مثل الوزن الانحداري للمتغيرات المنبئة في نموذج الانحدار الخطي، وكذلك قيم الأوزان في الشبكة العصبية الاصطناعية (Yang & Shami, ٢٠٢٠, p. ٢).

ومن الطرق الشائعة لضبط هذه القيم:

١) البحث العشوائي Random Search: وفي هذه الطريقة يمكن عمل بحث عن عدد معين من القيم للبارامترات الفائقة في النموذج، فعلى سبيل المثال في نموذج أقرب عدد k من النقاط المجاورة يمكن تحديد عدد القيم لتساوي ١٥، وفي هذه الحالة سوف يقوم البرنامج بعرض ١٥ قيمة عشوائية للبارامتر الفائق k وبجانب كل قيمة يظهر أداء النموذج عند اختيار هذه القيمة في التدريب، ويمكن استخدام طريقة التحقق المتقاطع لتقييم أداء النموذج عند كل قيمة (لا يُشترط استخدام طريقة التحقق المتقاطع، ولكنها من أفضل الطرق وأكثرها استخدامًا لتقييم أداء النماذج).

٢) البحث الشبكي Grid Search: وفي هذه الطريقة يتم تحديد القيم المطلوب استخدامها في تدريب النموذج، فعلى سبيل المثال في نموذج أقرب عدد k من النقاط المجاورة، يمكن تحديد البحث عن قيمة k من ١ : ١٠، وبالتالي سوف تظهر قيم k، وبجانب كل قيمة، أداء النموذج عند اختيار هذه القيمة في التدريب، ويُمكن أيضًا استخدام طريقة التحقق المتقاطع، وبالتالي يمكن تحديد أفضل قيم للبارامترات الفائقة، والتي يمكن استخدامها في النموذج للتنبؤ ببيانات جديدة (Brownlee, ٢٠١٦, p. ١٠٨).

المحور الثاني: الأداء الأكاديمي Academic Performance:

تعريف الأداء الأكاديمي:

المستقرئ للأدبيات يمكنه ملاحظة أن النجاح الأكاديمي تمت دراسته بصور مختلفة، والتي منها على سبيل المثال لا الحصر: الصمود الأكاديمي والذي يعبر عن احتمالية النجاح الأكاديمي والنجاح في مجالات الحياة الأخرى رغم تعرض الفرد للمحن والخبرات السيئة (Tudor & Spray, ٢٠١٧, p. ٤٢)، والاندماج الأكاديمي والذي يمثل مشاركة واستغراق الطالب في الانشطة الأكاديمية، وبذل الجهد والتركيز على أداء المهام الأكاديمية بأفضل صورة ممكنة (Putwain et al., ٢٠١٦)، والتكيف الأكاديمي والذي يعبر عن قدرة الطالب على التأقلم مع المتطلبات التعليمية كالامتحانات والمهام المطلوبة، والتعامل بشكل جيد مع الصعوبات والتحديات، والتأقلم بشكل عام مع البيئة الجامعية (Nyamayaro & Saravanan, ٢٠١٣, p. ٢٧١). ويشير Alyahyan and Dustegor (٢٠٢٠, p. ٣) أن هناك العديد من التعريفات للنجاح الأكاديمي في الأدبيات، والتي تبين أن النجاح الأكاديمي يمثل: التحصيل الأكاديمي، والاندماج في الأنشطة التربوية الهادفة، ورضا الطلاب، والقدرة على اكتساب المعرفة والمهارات والمثابرة، وعلى الرغم من ذلك فإن معظم الأبحاث المنشورة تقيس النجاح الأكاديمي بشكل أضيق من ذلك مثل الأداء الأكاديمي للطالب، والذي يمثله المعدل التراكمي للطالب (GPA)؛ هذا بسبب النظام الذي تستخدمه معظم الجامعات كمقياس للأداء الأكاديمي للطلاب. وفي الدراسة الحالية سوف يتم دراسة الأداء الأكاديمي في ضوء المعدل التراكمي للطلاب، فمن خلال التوصل إلى أفضل نموذج تنبؤي من بين النماذج المختلفة التي سوف يتم تطبيقها، يمكن للمؤسسة التعليمية استخدام هذا النموذج في التنبؤ

بالمعدل التراكمي، وقد يكون ذلك أكثر إفادة للمؤسسة التعليمية مقارنة بالصور الأخرى للنجاح الأكاديمي كما أشار (Alyahyan & Dustegor, ٢٠٢٠).

وبالتالي يمثل الأداء الأكاديمي في البحث الحالي المعدل التراكمي GPA الذي حصل عليه الطالب في المستوى الأول.

خوارزميات تعلم الآلة والأداء الأكاديمي:

فيما يلي عرض لبعض الدراسات التي استخدمت خوارزميات تعلم الآلة كوسيلة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي:

هدفت دراسة (Yağcı, ٢٠٢٢) إلى التنبؤ بالأداء الأكاديمي باستخدام نماذج تعلم الآلة لدى (١٨٥٤) طالب جامعي في تركيا، بحيث تم تقسيم درجات الطلاب إلى أربع فئات، وتمثلت المتغيرات المنبئة في التخصص، ونتيجة اختبار منتصف الفصل الدراسي. ومن خلال المقارنة بين بعض النماذج مثل الانحدار اللوجستي، والغابة العشوائية، وأقرب عدد K النقاط المجاورة، توصلت نتائج الدراسة أن نموذج الغابة العشوائية هو الأكثر دقة (Accuracy) ٠,٧٥، وكانت دقة نموذج الانحدار اللوجستي ٠,٧١.

وهدفت دراسة (Bravo et al., ٢٠٢٢) إلى التنبؤ بالأداء الأكاديمي في فصول دراسية مختلفة باستخدام نماذج تعلم الآلة لدى (٤٧٣٨) طالب جامعي في كولومبيا، بحيث تقسيم درجات الطلاب إلى أربع فئات، وتمثلت المتغيرات المنبئة في الأداء الأكاديمي في المستوى السابق، وبعض البيانات الأكاديمية والديموغرافية والاجتماعية للطلاب، ومن خلال المقارنة بين بعض النماذج مثل شجرة القرار، وأقرب عدد K من النقاط المجاورة. توصلت نتائج الدراسة أن نموذج أقرب عدد K من النقاط المجاورة حقق أفضل نتيجة، ويليه نموذج شجرة القرار حيث كانت قيم الإحكام (Precision) بين ٠,٧٨٥، ٠,٨٠، وبينت الدراسة أهمية استخدام نماذج تعلم الآلة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي لما له من دور في مساعدة المؤسسات التعليمية على اتخاذ الإجراءات التي تسهم في تحسين أداء الطلاب.

وهدفت دراسة (Rodríguez-Hernández et al. (٢٠٢١ إلى بحث فعالية استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ومقارنته ببعض النماذج الأخرى لتعلم الآلة، وذلك من خلال التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى (١٦٢٠٣٠) طالب جامعي في كولومبيا، حيث تم تقسيم مستوى الأداء الأكاديمي في المرة الأولى إلى فئتين (المستوى المرتفع في فئة، وباقي

المستويات في فئة أخرى)، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أن نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية يتفوق على النماذج الأخرى وذلك في ضوء قيمة الحساسية وقيمة F١، حيث بلغت قيمة F١ ٠,٣٩ لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية مقابل ٠,٣٣ لنموذج الانحدار اللوجستي، ثم تم تقسيم مستوى الأداء الأكاديمي إلى فئتين (المستوى المنخفض في فئة، وباقي المستويات في فئة أخرى)، وبلغت قيمة F١ ٠,٥٣ لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية مقابل ٠,٤٣ لنموذج الانحدار اللوجستي، كما بينت نتائج الدراسة أن الأداء الأكاديمي السابق، والأوضاع الاقتصادية والاجتماعية، وبعض العوامل الخاصة بالمدرسة الثانوية مثل نوع المدرسة (عام – خاص) من المتغيرات المهمة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي للطلاب.

وهدفت دراسة Xu et al. (٢٠١٩) إلى بحث فعالية استخدام بعض نماذج تعلم الآلة (الشبكة العصبية الاصطناعية، وشجرة القرار) ، وذلك للتنبؤ بمستوى الأداء الأكاديمي لدى (٤٠٠٠) طالب جامعي في الصين، من خلال بعض البيانات المتعلقة باستخدام الانترنت والتي تم جمعها من خلال نظام الدخول على الانترنت الخاص بالجامعة والذي يخزن معلومات مثل عدد الساعات التي يقضيها الطالب على الانترنت والمحتوى، وأظهرت النتائج أن دقة نموذجي الشبكة العصبية الاصطناعية وشجرة القرار بلغت٠,٧٠٩، ٠,٦٢٣ على الترتيب. وبينت النتائج أن استخدام الانترنت من المتغيرات المهمة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي، ومع وجود معلومات أكثر عن سلوكيات استخدام الطالب للانترنت يمكن بناء نماذج أكثر دقة.

وهدفت Halde et al. (٢٠١٦) إلى بحث تأثير بعض المتغيرات النفسية على التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى (١٥٠) طالب جامعي في الهند، وذلك من خلال تطبيق بعض المقاييس مثل الدافعية، والقلق، والاتجاه نحو التعلم، وإدارة الوقت، ومعالجة المعلومات، بالإضافة إلى الأداء الأكاديمي السابق، وتم استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ بدرجات الطلاب كمتغير متصل، وتقييم جودة النموذج قبل وبعد إضافة المتغيرات النفسية، واستخدام نموذج شجرة القرار للتنبؤ بالأداء الأكاديمي كمتغير تصنيفي بعد تقسيم الدرجات إلى فئتين (ناجح، راسب)، وأظهرت نتائج الدراسة أنه وفقًا لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، فإن النتائج قبل إضافة المتغيرات النفسية: قيمة مربع معامل الارتباط =٠,٨٨٦، ومتوسط مربع الخطأ= ٠,٠١، وبعد إضافة المتغيرات النفسية بلغت قيمة مربع معامل الارتباط ٠,٩٣، ومتوسط مربع الخطأ ٠,٠٠٧، وبالنسبة لنموذج شجرة القرار فإن النتائج قبل إضافة

المتغيرات النفسية: الحساسية (Sensitivity) = ٠,٧٩٣، والدقة= ٠,٩٣، وبعد إضافة المتغيرات النفسية، الحساسية = ٠,٧٩٣، والدقة= ٠,٩٩٩. وبينت الدراسة أن مستوى الدافعية، والطريقة التي يتم بها معالجة المعلومات من المتغيرات المهمة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي.

تعقيب على الدراسات السابقة:

من خلال الدراسات السابقة التي تم عرضها يتضح ما يلي:

- قلة الدراسات التي تناولت المتغيرات النفسية وأثرها على الأداء الأكاديمي للطلاب باستخدام خوارزميات تعلم الآلة.
- اعتماد أغلب هذه الدراسات على دراسة الأداء الأكاديمي للطلاب كمتغير تصنيفي.
- أهمية متغير الأداء الأكاديمي السابق في معظم الدراسات.
- اتفاق أغلب الدراسات على أهمية استخدام نماذج تعلم الآلة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي.
- محدودية الدراسات العربية التي استخدمت نماذج تعلم الآلة كوسيلة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي.

المحور الثالث: الذكاء الوجداني Emotional Intelligence:

المتتبع للتراث النفسي يمكنه ملاحظة أن فترة التسعينات تمثل بداية الاهتمام المتزايد بمفهوم الذكاء الوجداني، وهذا يتضح من اختيار جمعية اللهجة الأمريكية American Dialect Society لمصطلح الذكاء الوجداني ليكون من اكثر الكلمات والعبارات المفيدة التي ظهرت في ذلك الوقت (Matthews et al., ٢٠٠٣)، وقد صاحب هذا الاهتمام ظهور عدد من النماذج النظرية للذكاء الوجداني والتي مازالت محور اهتمام الباحثين في مجال علم النفس حتى وقتنا الحالي. وفي هذا العصر والذي يُعرف بعصر الذكاء الاصطناعي أصبحت دراسة الذكاء الوجداني أكثر أهمية عن أي وقت سابق وهو ما أشارت إليه بعض الدراسات مثل Beck and Libert (٢٠١٧) والتي أوضحت أن زيادة ظهور الذكاء الاصطناعي يجعل الذكاء الوجداني أكثر أهمية، كما أن تطور الذكاء الاصطناعي أمر مثير ومخيف في نفس الوقت، ونحن جميعًا بحاجة إلى تطوير مهارات جديدة لتمييز أنفسنا، والذكاء الوجداني من أهم هذه المهارات، وعلينا الاستثمار في تطوير ذكائنا الوجداني، وهو أمر ضروري لأي شخص يريد أن ينجح في مجال عمله.

تعريف الذكاء الوجداني:

المتتبع للتعريفات المختلفة للذكاء الوجداني يمكنه ملاحظة أن هناك فريق من الباحثين نظر إلى الذكاء الوجداني كقدرة عقلية لمعالجة المعلومات الوجدانية مثل (Barchard & Christensen, ٢٠٠٧; Dulewicz et al., ٢٠٠٣; George, ٢٠٠٠; Salovey & Mayer, ١٩٩٠) حيث عرّفوا الذكاء الوجداني بأنه القدرة على استقبال الانفعالات، وتوليدها، وإدارتها، وأن هذه القدرة هي المسئولة عن توليد الأفكار والمعلومات الوجدانية التي تسهم في فهم الانفعالات وتنظيمها، ومن ثم استخدام هذه المعلومات لتوجيه أفعال الفرد وفكره.

في حين ينظر بعض الباحثين مثل (Christina, ٢٠٢٢; Petrides et al., ٢٠٠٧) إلى الذكاء الوجداني باعتباره سمة وليس قدرة، ووفقًا لأصحاب هذا المدخل فإن الذكاء الوجداني يتضمن أربع سمات أساسية تتمثل في: الهناء حيث يعكس هذا البعد فهم وإدارة الفرد لمشاعره من أجل تعزيز الهناء النفسي والعلاقات الإيجابية مع الآخرين، وضبط الذات من خلال تنظيم الانفعالات والتحلي بالتروي وتجنب الاندفاع، والتعاطف، والتواصل الاجتماعي بصورة فعالة.

وهناك فريق من الباحثين ينظرون إلى الذكاء الوجداني على أنه خليط من السمات والاستعدادات والمهارات والكفاءات والقدرات مثل (Bar-On, ٢٠٠٦; Goleman, ١٩٩٦) حيث يعرفون الذكاء الوجداني بأنه تنظيم لإمكانات وكفاءات ومهارات لا معرفية تؤثر على قدرة الفرد للنجاح في تكيفه وتناغمه مع متطلبات البيئة وضغوطها.

وبذلك تتضح التعريفات المختلفة للذكاء الوجداني بين الباحثين من خلال منظورات متعددة لجأ إليها الباحثون، وبشكل عام يمكن القول أنه يوجد تشابه بين هذه التعريفات وأنها تشير إلى أنه كلما زاد مستوى الذكاء الوجداني للفرد كلما زادت لديه القدرة على فهم ذاته والآخرين، وأكثر ضبطًا وتنظيمًا لانفعالاته وانفعالات الآخرين، وأصبح قادرًا على التكيف مع الصعوبات التي تواجهه. وبالتالي فالذكاء الوجداني من المتغيرات المهمة التي قد تسهم بشكل إيجابي في تحسن المستوى الأكاديمي للطالب.

وسوف يتبنى الباحثون تعريف Salovey and Mayer (١٩٩٠, p. ١٨٩) للذكاء الوجداني بأنه " قدرة الفرد على مراقبة مشاعره وانفعالاته الذاتية ومشاعر وانفعالات الآخرين، والتمييز بينها واستخدام تلك المعلومات لتوجيه الفرد وسلوكه"

النماذج النظرية المفسرة لمفهوم الذكاء الوجداني:

يوجد ثلاثة نماذج أساسية للذكاء الوجداني وهي: نموذج القدرات الذي أعده Salovey and Mayer(١٩٩٠)، ونموذج الكفاءات الوجدانية الذي أعده Daniel Goleman(١٩٩٥) ، والنموذج المختلط الذي أعده Bar-On(١٩٩٧)، وفيما يلي عرض مختصر لنموذج (Salovey&Mayer,١٩٩٠) الذي يتبناه البحث الحالي:

نموذج (Salovey&Mayer,١٩٩٠)

قدم (١٩٩٠) Salovey and Mayer نموذج للذكاء الوجداني كقدرة، ويتكون من الأبعاد التالية:

تقييم الانفعالات والتعبير عنها: ويتمثل ذلك في إدراك الانفعالات سواء الانفعالات الذاتية أو انفعالات الآخرين، وقد يحدث من خلال التعبير اللفظي عن طريق اللغة، أو التعبير غير اللفظي من خلال تعابير الوجه وإدراك وفهم الإيماءات، ويتميز الأشخاص الأذكياء وجدانيًا بقدرتهم على إدراك وفهم انفعالاتهم فيسهل عليهم التعرف على سبب تغير الانفعالات، وكذلك قدرتهم على فهم انفعالات الآخرين بشكل أفضل.

تنظيم الانفعالات: ويتمثل في بعدي إدارة الانفعالات الذاتية، وإدارة انفعالات الآخرين، ويعكس بعد إدارة الانفعالات الذاتية قدرة الفرد على إدارة انفعالاته وتنظيمها والتحكم فيها، وقدرة الفرد على حل المشكلات التي تواجهه، وكذلك بعد إدارة انفعالات الآخرين من خلال المساعدة في التخفيف عن الآخرين عندما يكونوا في حالة نفسية سيئة، وتكوين انطباع جيد لدى الآخرين.

توظيف الانفعالات ويمثل هذا البعد استخدام الانفعالات بصورة إيجابية كطريقة لحل المشكلات، وتوليد الخطط المرنة والتفكير الإبداعي.

الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي:

هناك العديد من الدراسات التي اهتمت بالعلاقة بين الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي ومنها: هدفت دراسة Musa et al. (٢٠٢٣) إلى بحث العلاقة بين الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي لدى (١٠٦) طالب، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود ارتباط دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠٥ (ر= ٠,٢٠) بين الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة (٢٠٢٢) .Ononye et al إلى إيجاد العلاقة بين الذكاء الوجداني والصمود الأكاديمي و الأداء الأكاديمي لدى (١٧٩) طالب جامعي في نيجيريا، وأظهرت النتائج وجود ارتباط دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠١ (ر = ٠,٢٣) بين الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي.

وتوصلت دراسة (٢٠٢٢) .Naseer et al إلى نفس النتيجة السابقة، وذلك على عينة مكونة من ١٥٠ طالب جامعي في باكستان.

وهدفت دراسة (٢٠٢٢) .Martínez-Martínez et al إلى بحث تأثير الذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي لدى (٣٤٥١) من طلاب المرحلة الثانوية، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود تأثير دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠١ للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة (٢٠٢٢) Chang and Tsai إلى بحث تأثير الذكاء الوجداني، ودافعية التعلم، وفعالية الذات على الأداء الأكاديمي لدى (٤٠٤) من طلاب الجامعة في الصين ، وبينت النتائج أن التأثير المباشر للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي غير دال، ولكن يوجد تأثير غير مباشر دال للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي من خلال الدور الوسيط لفعالية الذات ودافعية التعلم، ويوجد تأثير مباشر دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة محمد صالح (٢٠٢٠) إلى فحص العلاقة بين الذكاء الوجداني والأداء الأكاديمي لدى (٢١٠) طالب جامعي بكليتي الآداب والعلوم بجامعة صنعاء، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود ارتباط دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠١ بين الذكاء الوجداني و الأداء الأكاديمي (ر= ٠,٦).

وهدفت دراسة جابر الهبيدة (٢٠٢٠) إلى بحث تأثير الذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي لدى (٢٠٠) من طلاب كلية التربية الأساسية بدولة الكويت، وتوصلت النتائج إلى وجود تأثير دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠٥ للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة (٢٠١٨) Akintude and Olujide إلى بحث الإسهام النسبي لكل من موضع الضبط/التحكم والذكاء الوجداني، في التنبؤ بالأداء الأكاديمي لدى (٧٢) طالب بالمرحلة الثانوية، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أن أنه يوجد تأثير دال للذكاء الوجداني وموضع الضبط في التنبؤ بالأداء الأكاديمي، كما أنهما يمثلا ٤٠,٤٪ من التباين الكلي للتحصيل الدراسي،

لذلك توصي الدراسة بأهمية قيام المعلمين وأولياء الأمور بتطوير الذكاء الوجداني وموضع التحكم الداخلي، وعدم الاعتماد فقط على تنمية القدرات العقلية للطلاب.

تعقيب على الدراسات السابقة:

يتضح من عرض الدراسات السابقة أهمية دراسة الذكاء الوجداني كمنبئ بالأداء الأكاديمي وضرورة الاهتمام به وتطويره لدى الطلاب كما أوصت دراسة Akintude and Olujide (٢٠١٨)، وأن أغلب الدراسات التي تم عرضها توصلت إلى وجود تأثير دال للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي، وأظهرت نتائج بعض الدراسات عدم وجود تأثير دال للذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي مثل (Chang & Tsai, ٢٠٢٢).

المحور الرابع: قلق الاختبار المعرفي Cognitive Test Anxiety:

تشير الأدبيات في علم النفس إلى وجود مكونين رئيسين لقلق الاختبار هما: الانفعالي أو الوجداني والمعرفي، وتظهر الانفعالية في شكل مجموعة من الاستجابات الفسيولوجية التي تحدث أثناء مواقف التقويم مثل الشعور بالدوار وزيادة معدل نبضات القلب، أما المكون الثاني وهو المعرفي والذي كان يطلق عليه "الاضطراب" فهذا المصطلح لا يُمثل بشكل كاف الفئة الواسعة من العمليات المعرفية التي ترتبط بقلق الاختبار، ولذلك أصبح هذا البعد يسمى بقلق الاختبار المعرفي ليكون هو المصطلح الأمثل الذي يعبر عن ردود الأفعال المعرفية للفرد قبل أو أثناء وبعد مهام التقييم (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢).

ويكاد يكون هناك اتفاق بين نتائج الدراسات التي استخدمت المكونين (الانفعالي، المعرفي) لقلق الاختبار، أن البعد المعرفي لقلق الاختبار يرتبط أكثر بالأداء الأكاديمي من البعد الانفعالي لقلق الاختبار، ولذلك سوف يتم التركيز في البحث الحالي على قلق الاختبار المعرفي.

تعريف قلق الاختبار المعرفي:

هو ردود فعل الأفراد على المواقف التقييمية، أو الحوار الداخلي فيما يتعلق بمواقف التقييم، في الأوقات التي تسبق وتصاحب وتلي المهام التقييمية (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢, p. ٢٧٢).

وُيعرفه Owan et al. (٢٠١٩, p. ٤١٨) بأنه مصطلح نفسي يصف حالة الفرد قبل أو أثناء وبعد تنفيذ المهمة، قد يكون قلق الطلاب من الاختبار ناتجًا عن الخوف أو إدراك الفرد لمهمة يتعين عليه القيام بها.

ويشير Putwain et al. (٢٠١٠, p. ١٣٨) بأنه القلق الذي يحدث في المواقف التقييمية كالاختبارات، حيث يشعر الطالب بالقلق نتيجة الخوف من الفشل أو الخوف من التهديد والتقييم السلبي للأداء.

ويُعرفه Szafranski (٢٠١٠, p. ١) بأنه استجابات معرفية وسلوكية تجاه المواقف الاختبارية، والتي تؤثر على الأداء الأكاديمي للطالب.

وتشير هبة الشوربجي (٢٠٢٠، ٣٥٨) أن المكون المعرفي لقلق الاختبار يمكن تعريفه إجرائيًا بأنه قلق معرفى يعكس اضطراب بعض العمليات المعرفية والخوف من عواقب الفشل، والأفكار اللاعقلانية المثيرة للقلق مثل ضعف القدرة على التفكير وحل المشكلات، وصعوبة التركيز أو التذكر، وتشتت الانتباه ونسيان وصعوبة استدعاء المعلومات التي سبق وأن تمكن الطالب من حفظها والشك في قدرته على الأداء الصحيح، وهذا الاضطراب لتلك العمليات له تأثيرات سلبية على قدرة الطالب على الإدراك السليم للموقف الاختبارى والتفكير الموضوعى.

وسوف يتبني الباحثون تعريف Cassady and Johnson (٢٠٠٢, p. ٢٧٢)لقلق الاختبار المعرفي بأنه " ردود فعل الأفراد على المواقف التقييمية، أو الحوار الداخلي فيما يتعلق بمواقف التقييم، في الأوقات التي تسبق وتصاحب وتلي المهام التقييمية".

تفسير قلق الاختبار المعرفي:

من النماذج التي تفسر قلق الاختبار نموذج التداخل المعرفي والذي يشير إلى أن قلق الاختبار يحدث بصورة أساسية نتيجة تشتت الانتباه، حيث أن الانتباه أثناء الموقف الاختباري يتوزع بين استجابات مرتبطة بالاختبار وأخرى غير مرتبطة بالاختبار وهي استجابات القلق، وبالنسبة للأفراد ذوي المستويات المرتفعة لقلق الاختبار، يكون الانتباه الأكبر لهؤلاء الأفراد موجه نحو الاستجابات غير المرتبطة بالموقف الاختباري مما يؤثر بالسلب على المستوى الأكاديمي لهؤلاء الطلاب، وفي إطار النموذج المطور لقلق الاختبار في سياق تجهيز المعلومات يمكن القول بأن انخفاض الأداء لهؤلاء الطلاب قد يرجع إلى قصور في عمليات تشفير وتنظيم

المعلومات، ومن ثم استدعاء المعلومات في الموقف الاختباري (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢, p. ٢٧٣).

قلق الاختبار والأداء الأكاديمي:

هناك العديد من الدراسات التي اهتمت بالعلاقة بين قلق الاختبار والأداء الأكاديمي ومنها:

هدفت دراسة Owan et al. (٢٠٢٠) إلى بحث تأثير قلق الاختبار على الأداء الأكاديمي لدى (٣٢٨) طالب جامعي في نيجيريا، وتوصلت النتائج إلى وجود تأثير سالب دال إحصائيًا لقلق الاختبار على الأداء الأكاديمي، وبلغت العلاقة بين قلق الاختبار والأداء الأكاديمي في الرياضيات (ر= -٠,٥٦) ، وقيمة R^2 = ٠,٣١

وهدفت دراسة Thomas et al. (٢٠١٧) إلى التنبؤ بالأداء الأكاديمي للطلاب (المعدل التراكمي للفرقة الرابعة) في ضوء المتغيرات التالية: قلق الاختبار المعرفي، والذكاء الوجداني، واستراتيجيات المواجهة، والمعدل التراكمي للفرقة الأولى لدى (٥٣٤) من طلاب الجامعة بالولايات المتحدة الأمريكية، وأظهرت النتائج وجود تأثير دال إحصائيًا عند مستوى ٠,٠١ لقلق الاختبار المعرفي على الأداء الأكاديمي، وتأثير الذكاء الوجداني على الأداء الأكاديمي لم يكن دال إحصائيًا ، وقيمة R^2 = ٠,٢٦

وهدفت دراسة Sideeg (٢٠١٥) إلى بحث العلاقة بين قلق الاختبار والأداء الأكاديمي لدى (٧٠٥) من طلاب الجامعة في السودان، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود ارتباط سالب دال إحصائيًا بين قلق الاختبار والأداء الأكاديمي (ر= -٠,٤٧).

وهدفت دراسة محمد حسانين (٢٠٠٨) إلى بحث تأثير قلق الاختبار المعرفي على الأداء الأكاديمي لدى (٢٦٠) من طلاب الفرقة الرابعة بجامعة بنها، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود تأثير مباشر دال إحصائيًا لقلق الاختبار المعرفي على الأداء الأكاديمي.

ولكن دراسة Kahan (٢٠٠٨) والتي هدفت إلى بحث العلاقة بين قلق الاختبار ودرجة الاختبار النهائي لدى (٦٨) طالب من السنة الثانية في إحدى جامعات الولايات المتحدة الأمريكية، توصلت إلى أنه لا يوجد ارتباط بين قلق الاختبار والأداء الأكاديمي (ر=٠,٠٢).

تعقيب على الدراسات السابقة:

يتضح من عرض الدراسات السابقة اتفاق النتائج على وجود تأثير دال إحصائيًا لقلق الاختبار على الأداء الأكاديمي، باستثناء دراسة Kahan (٢٠٠٨) والتي توصلت إلى عدم

وجود ارتباط دال، ولكن يتضح صغر حجم العينة في هذه الدراسة حيث طُبقت الدراسة على ٦٨ طالب فقط، لذلك يمكن القول أن هناك شبه إجماع بين الدراسات أن لقلق الاختبار تأثير دال إحصائيًا على الأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة.

المحور الخامس: فعالية الذات العامة General Self_ Efficacy:

تعتبر فعالية الذات من المكونات المهمة للنظرية المعرفية الاجتماعية Social– Cognitive Theory والتي تفترض التفاعل المتبادل بين سلوك الفرد، والبيئة، والعوامل الاجتماعية. وقد حدد Bandura أربعة مصادر أساسية يمكن أن يستخدمها الأفراد عندما يشكلون أحكام فعالية الذات لديهم:

١) خبرة الإتقان mastery experiences أو الإنجاز الشخصي والذي يعد من أهم المصادر التي تشكل أحكام فعالية الذات لدى الفرد، فالنجاح السابق للفرد يزيد من كفاءة توقعاته لفعالية الذات لديه.

٢) الخبرات البديلة Vicarious experiences وتُكتسب تلك الخبرات من خلال ملاحظات الفرد لأداء الآخرين وأنشطتهم الناجحة في أداء المهام، والعكس صحيح فملاحظة فرد آخر بنفس الكفاءة يخفق في أداء المهام قد يؤدي ذلك إلى انخفاض فعالية الذات لدى الفرد.

٣) الإقناع اللفظي Verbal persuasion وهي من المصادر المهمة لفعالية الذات وخاصة عندما يكون الشخص القائم بالإقناع مصدرًا موثوقًا به.

٤) الحالات الفسيولوجية والانفعالية Physiological and affective states وهي مصدر مؤثر على فعالية الذات، فقد تؤدي إلى أحكام إيجابية عن فعالية الذات لإكمال المهام أو العكس (محمد غنيم، ٢٠٠٢، ٣٨٦–٣٨٧ ؛ Bandura, ١٩٩٧, p. ٧٩).

تعريف فعالية الذات:

يُعرف Schwarzer and Jerusalem (١٩٩٥, p. ٣٥) فعالية الذات بأنها اعتقاد الفرد بقدرته على أداء المهام المختلفة، مع استعداده للمثابرة والمبادرة إلى مواجهة الضغوط والصعوبات من أجل تحقيق مستوى أفضل من نوعية الحياة والتوافق النفسي والاجتماعي.

ويُعرف Bandura (١٩٩٧, p. ٣) فعالية الذات بأنها اعتقاد الفرد في قدرته على تنظيم وأداء الأفعال المتطلبة لتحقيق أهداف معينة.

ويشير Morton et al. (٢٠١٤, p. ٩٤) إلى أن فعالية الذات تمثل اعتقاد الفرد في قدرته على تحقيق الأهداف، ومقدار الجهد المبذول والمثابرة والصمود أمام التحديات والإخفاق، ومواجهة المطالب المرتبطة بتحقيق الأهداف.

ويُعرف Trpcevska (٢٠١٧, p. ٢٥) فعالية الذات بأنها ثقة واعتقاد الفرد بقدرته على الإنجاز في مجال أو مهمة معينة، وهي أحكام معرفية تعتمد على محك الإتقان، وتمثل دور مؤثر في اختيار السلوك، والطريقة التي يفكر بها الفرد.

ويشير(Shkullaku, ٢٠١٣, p. ٤٧١) إلى أن الأشخاص الذين لديهم مستوى مرتفع من فعالية الذات يتميزون بقدرتهم على إنجاز المهام وتحقيق الأهداف المطلوبة، حتى وإن زادت العقبات والصعوبات لتحقيق تلك الأهداف، فإن ذلك يزيد من الدافعية والمثابرة لديهم لإنجاز وتحقيق الأهداف.

ويشير رياض طه وأحمد منشاوي (٢٠٢١، ٢٠٤) أن فعالية الذات قد عُرّفت على أنها " أحكام– ثقة– معتقدات" ولا توجد فروق جوهرية بين هذه المصطلحات وأنها تعبر عن شئ واحد وهو ما يمكن تلخيصه في عبارة " أعتقد أني أستطيع" "I think I can"، وكلها نابعة من تصور Bandura.

ويتضح من التعريفات السابقة أن فعالية الذات تمثل اعتقاد الفرد بقدرته على النجاح في المهام المختلفة، مما يؤثر بشكل إيجابي على جهد الفرد وفكره ودافعيته لإنجاز المهام، والتغلب على الصعوبات التي قد تقف حائلًا أمام الفرد لتحقيق هدفه، وبالتالي فإن فعالية الذات تمثل أحد المتغيرات المهمة والجديرة بالدراسة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي.

وسوف يتبنى الباحثون تعريف Schwarzer and Jerusalem (١٩٩٥) لفعالية الذات بأنها اعتقاد الفرد بقدرته على أداء المهام المختلفة، مع استعداده للمثابرة والمبادرة إلى مواجهة الضغوط والصعوبات من أجل تحقيق مستوى أفضل من نوعية الحياة والتوافق النفسي والاجتماعي.

أنواع فعالية الذات:

يوجد نوعان لفعالية الذات وهما فعالية الذات العامة General self–efficacy ، وفعالية الذات نوعية المجال Domain–specific self–efficacy:

أ) فعالية الذات العامة: تمثل تقييمًا عامًا للقدرات المدركة للفرد أي أنها تمثل معتقدات الفرد عن إمكانياته وقدراته بصفة عامة.

ب) فعالية الذات نوعية المجال: تمثل تقييم لقدرة الفرد على أداء مهمة محددة في سياق محدد مثل فعالية الذات الأكاديمية، والفعالية الذاتية للمعلم (رياض طه وأحمد منشاوي، ٢٠٢١، ٢٠٤-٢٠٥).

فعالية الذات و الأداء الأكاديمي:

هناك العديد من الدراسات التي اهتمت بالعلاقة بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي وفيما يلي عرض لبعض هذه الدراسات:

هدفت دراسة (٢٠٢٢) Al-Abyadh and Abdel Azeem إلى بحث العلاقة بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي لدى (٨٨٩) طالب جامعي في مصر والسعودية، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود ارتباط موجب دال إحصائيًا بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي عند مستوى دلالة ٠,٠١ (ر= ٠,٥١).

وهدفت دراسة (٢٠٢١) .Bouih et al إلى بحث العلاقة بين فعالية الذات العامة والأداء الأكاديمي لدى (١٣٨) طالب جامعي، وتوصلت النتائج إلى وجود ارتباط دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠٥ (ر= ٠,١٧) ، وكذلك وجود تأثير دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة (٢٠١٩) .Kurtovic et al إلى بحث العلاقة بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي لدى (٢٢٧) طالب جامعي، وتوصلت نتائج الدراسة إلى وجود ارتباط دال عند مستوى دلالة ٠,٠٥ (ر= ٠,١٦).

وهدفت دراسة أحمد النور (٢٠١٣) إلى بحث العلاقة بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي لدى (٥٤٧) طالب جامعي في السودان، وتوصلت النتائج إلى وجود ارتباط دال إحصائيًا عند مستوى دلالة ٠,٠٥ (ر=٠,٥١) بين فعالية الذات والأداء الأكاديمي.

في حين بينت نتائج بعض الدراسات أنه لا يوجد تأثير دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي، مثل دراسة (٢٠١٩) Tus والتي هدفت إلى بحث تأثير فعالية الذات على الأداء الأكاديمي لدى (١٩٠) طالب في المرحلة الثانوية.

وهدفت دراسة (Asakereh and Yousofi (٢٠١٨ إلى بحث تأثير فعالية الذات على الأداء الأكاديمي لدى (١٣٢) طالب جامعي، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أنه لا يوجد تأثير دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي.

وهدفت دراسة (Al-Harthy (٢٠١١ إلى بحث تأثير فعالية الذات على الأداء الأكاديمي لدى (١٢٥) طالب جامعي، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أنه لا يوجد تأثير دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي.

تعقيب على الدراسات السابقة:

يتضح من عرض الدراسات السابقة أن بعض الدراسات أشارت إلى وجود ارتباط دال بين فعالية الذات و الأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة، وأن تأثير فعالية الذات على الأداء الأكاديمي تأثير دال إحصائيًا، وحجم التأثير وفقًا لمحك كوهين متوسط كما أشارت بعض الدراسات التي قامت بعمل تحليل بعدي مثل (Farid & Ashrafzade, ٢٠٢٠)، في حين أظهرت نتائج بعض الدراسات إلى أنه لا يوجد تأثير دال لفعالية الذات على الأداء الأكاديمي مثل (Al-Harthy, ٢٠١١; Asakereh & Yousofi, ٢٠١٨; Tus, ٢٠١٩).

تعليق عام على الدراسات السابقة:

- في ضوء الدراسات التي تم عرضها والتي تبين ارتباط أو تأثير كل من (الذكاء الوجداني، وقلق الاختبار المعرفي، وفعالية الذات) على الأداء الأكاديمي، يتضح أنه قد يوجد اختلاف في درجة التأثير أو قوة الارتباط، ولكن يمكن القول بشكل عام أن أغلب هذه الدراسات اتفقت على وجود ارتباط دال بين هذه المتغيرات والأداء الأكاديمي.
- وبالنسبة للدراسات التي استخدمت خوارزميات تعلم الآلة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي يتضح قلة الدراسات التي استخدمت المتغيرات النفسية كعوامل منبئة بمستوى الأداء الأكاديمي لدى طلاب الجامعة.
- محدودية الدراسات العربية التي استخدمت خوارزميات تعلم الآلة كوسيلة للتنبؤ بالأداء الأكاديمي.
- أغلب الدراسات اعتمدت على نماذج التصنيف للتنبؤ بالأداء الأكاديمي بحيث كان متغير الأداء الأكاديمي متغير فئوي.
- اتفاق أغلب الدراسات على أهمية متغير الأداء الأكاديمي السابق.

المنهج وإجراءات البحث:

- أولًا: منهج البحث: تم استخدام المنهج الوصفي المقارن باعتباره المنهج الأنسب لهدف البحث الحالي.
- ثانيًا: عينة البحث:

تكونت عينة البحث من ٤٧٢ طالب وطالبة من طلاب المستوى الثاني بكلية التربية جامعة عين شمس من تخصصات علمية وأدبية (أدبي: ٣٣٠، علمي: ١٤٢)، وبلغ متوسط عمر العينة ١٩,١٤ عام، بانحراف معياري قدره ٠,٦٠، وتم تطبيق أدوات الدراسة على تلك العينة في الفصل الدراسي الأول للعام الجامعي ٢٠٢٢-٢٠٢٣، من خلال إعداد نسخة إلكترونية من المقاييس باستخدام خدمة نماذج مايكروسوفت، بالإضافة إلى السؤال عن المعدل التراكمي الذي حصل عليه الطالب في المستوى الأول، والنسبة المئوية في الصف الثالث الثانوي.

ثالثًا: أدوات البحث:

١) مقياس فعالية الذات العامة General Self Efficacy Scale GSES

إعداد Schwarzer and Jerusalem (١٩٩٥) ، ترجمة وتعريب سيد الوكيل (٢٠٢١)

وصف المقياس:

يتضمن المقياس ١٠ مفردات تتم الإجابة عليها وفقا لمقياس ليكرت رباعي الاستجابة والذي يتضمن (ليس صحيح على الإطلاق، صحيح إلى حد ما، صحيح بدرجة متوسطة، صحيح تمامًا)، ولا توجد أية مفردة سالبة بالمقياس، وبذلك تتراوح الدرجة الكلية على المقياس من (١٠-٤٠) وتشير الدرجة المرتفعة إلى ارتفاع معتقدات فعالية الذات لدى الطالب. ويُعد هذا المقياس من أكثر المقاييس المستخدمة في تقدير فعالية الذات العامة، وتم ترجمة هذا المقياس إلى ٢٧ لغة، مع وجود أدلة على فاعليته (سيد الوكيل، ٢٠٢١).

الخصائص السيكومترية للمقياس:

أ. الاتساق الداخلي: للتحقق من الاتساق الداخلي لمفردات المقياس، قام الباحثون بحساب متوسط معاملات الارتباط بين مفردات المقياس mean inter-item correlations، وبلغت قيمته ٠,٣٨ بانحراف معياري قدره ٠,٠٩، وبلغت أقل قيمة في

معاملات الارتباط ٠,٢٤، وأكبر قيمة ٠,٦٦. والقيمة المثالية لمتوسط معاملات الارتباط للمقياس يجب أن تتراوح بين ٠,٢، ٠,٤ (Piedmont, ٢٠١٤, p. ٣٣٠٤). وبالتالي تم التحقق من الاتساق الداخلي لمفردات المقياس.

ب. تمييز المفردات: للتحقق من أنه لا توجد مفردة تمييزها سالب أو ضعيف تم حساب معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والدرجة الكلية للمقياس بعد حذف أثر المفردة من الدرجة الكلية، ويوضح جدول (١) معاملات الارتباط.

جدول (١)

قيم معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والدرجة الكلية للمقياس بعد حذف أثر المفردة من الدرجة الكلية

المفردة	معامل ارتباطها بالدرجة الكلية
١	٠,٤٦
٢	٠,٤٧
٣	٠,٤٩
٤	٠,٥٥
٥	٠,٦١
٦	٠,٦٣
٧	٠,٤٩
٨	٠,٧١
٩	٠,٦٦
١٠	٠,٦٢

ويتضح من الجدول السابق أن معامل التمييز مقبول لجميع المفردات؛ ولا يوجد مفردة تمييزها أقل من ٠,٢ (Ismail & Zubairi, ٢٠٢٢, p. ٣٩).

ج. صدق المقياس:

تحقق مترجم المقياس سيد الوكيل (٢٠٢١) من صدق المقياس عن طريق التحليل العاملي التوكيدي، وذلك بافتراض عامل كامن تتشبع عليه مفردات المقياس، وبينت نتائج التحليل العاملي التوكيدي أن مؤشرات جودة المطابقة كانت في مداها المثالي، كما أن جميع تشبعات المفردات على العامل الكامن كانت مرتفعة وتراوحت قيم التشبعات بين (٠,٤٧، ٠,٦٨).

وفي الدراسة الحالية تم عمل تحليل عاملي توكيدي باستخدام طريقة الأرجحية العظمى في التقدير Maximum Likelihood Estimation باستخدام برنامج AMOS وذلك بعد التحقق من أن جميع قيم الالتواء أقل من ٢ والتفلطح أقل من ٧ (Curran et al., ١٩٩٦, p. ٢٦)، وتم افتراض وجود عامل كامن واحد تتشبع عليه مفردات مقياس فعالية الذات. ويبين جدول (٢) الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العامل الكامن، في حين يبين جدول (٣) قيم مؤشرات المطابقة وتفسيرها، وقد اعتمد الباحث في تفسير مؤشرات المطابقة على ما أوصي به (Gaskin & Lim, ٢٠١٦)، كما هو موضح في شكل (٥).

جدول (٢)

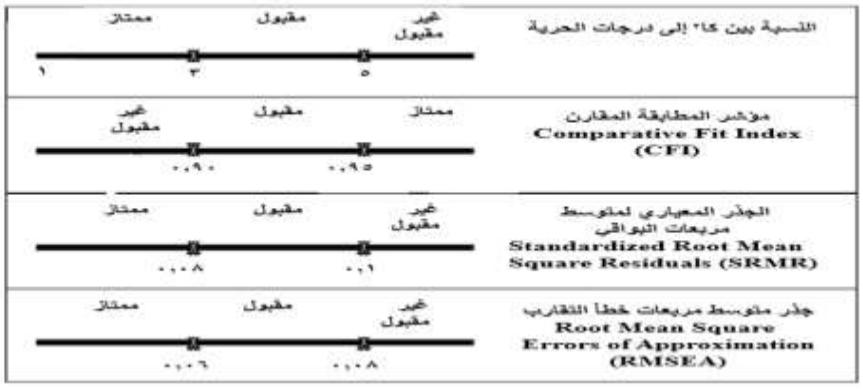
الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العامل الكامن الممثل لفعالية الذات والناتجة من التحليل العاملي التوكيدي

المفردة	الوزن الانحداري المعياري	الوزن الانحداري غير المعياري	الخطأ المعياري	النسبة الحرجة
١	٠,٤٩	١		
٢	٠,٤٩	١,٠٧	٠,١٤	٧,٧٥
٣	٠,٥٤	١,٢٠	٠,١٥	٨,٢٩
٤	٠,٥٩	١,٣١	٠,١٥	٨,٨٠
٥	٠,٦٧	١,٣٧	٠,١٥	٩,٢٤
٦	٠,٦٧	١,٤١	٠,١٥	٩,٣٠
٧	٠,٥٣	١,٣٦	٠,١٧	٨,١٥
٨	٠,٧٥	١,٤١	٠,١٤	٩,٧٩
٩	٠,٧٠	١,٣٤	٠,١٤	٩,٤١
١٠	٠,٦٨	١,٤٩	٠,١٦	٩,٣٢

ويتضح من جدول (٢) أن تشبع جميع المفردات على العامل الكامن مقبول؛ ولايوجد مفردة تشبعها أقل من ٠,٣٠ (Brown, ٢٠٠٦, p. ٣٠).

شكل (٥)

المدى المثالي لمؤشرات جودة المطابقة (Gaskin & Lim, ٢٠١٦)



جدول (٣)

مؤشرات جودة المطابقة للنموذج المقترح لبنية مقياس فعالية الذات وتفسيرها

مؤشرات جودة المطابقة	القيمة والتفسير
النسبة بين كا٢ إلى درجات حريتها	١,٧٠ ممتاز
Comparative Fit Index مؤشر المطابقة المقارن (CFI)	٠,٩٨٧ ممتاز
Standardized Root Mean Squared Residuals الجذر المعياري لمتوسط مربعات البواقي (SRMR)	٠,٠٢٦ ممتاز
Root Mean Square Errors of Approximation جذر متوسط مربعات خطأ التقارب (RMSEA)	٠,٠٤ ممتاز

ويتضح من نتائج التحليل قبول نموذج التحليل العاملي التوكيدي، وهذا ما أكدته مؤشرات جودة المطابقة، والتي كانت في مداها المثالي.

د. ثبات المقياس:

تحقق مترجم المقياس سيد الوكيل (٢٠٢١) من ثبات المقياس باستخدام معامل ألفا كرونباك وبلغت قيمته ٠,٨٦٣، ونظرًا لأن استخدام معامل ألفا يتطلب تحقق شرط النموذج المتكافئ من حيث الدرجة الحقيقية (essentially tau-equivalent model)، والذي يفترض تساوي التشبعات على العامل الكامن، لذا قام الباحثون في الدراسة الحالية بالتحقق من هذا الشرط من خلال المقارنة بين هذا النموذج الذي يفترض تساوي التشبعات، والنموذج

المتجانس congeneric model والذي لا يفترض تساوي التشبعات، وبلغت قيمة كا^{٢} ٤٤,٦ عند درجة حرية ٩، وهي دالة إحصائيًا، مما يدل على عدم تحقق شرط تساوي التشبعات (Graham, ٢٠٠٦, p. ٩٣٦)، لذلك تم حساب الثبات باستخدام معامل أوميجا ماكدونالد، والذي لا يفترض تساوي التشبعات، وتم حسابه وفقًا للمعادلة التالية $\omega = (\sum\lambda_i)^{٢} / [(\sum\lambda_i)^{٢} + (\sum\theta_i)]$ حيث تمثل $(\sum\lambda_i)^{٢}$ مربع مجموع قيم التشبعات، وتمثل $(\sum\theta_i)$ مجموع قيم تباين الخطأ $(\theta_i = ١ - \lambda_i^{٢})$، وبلغت قيمة معامل أوميجا ٠,٨٦، وهي قيمة مرتفعة للثبات، ويتضح مما سبق أن نتائج حساب الصدق والثبات لمقياس فعالية الذات جيدة، ويمكن الوثوق به والاعتماد عليه في القياس.

٢) مقياس قلق الاختبار المعرفي (النسخة الثانية) Cognitive Test Anxiety Scale – ٢nd Edition CTAS–٢

إعداد Cassady and Finch (٢٠١٥) ترجمة وتعريب الباحث

وصف المقياس:

يعد هذا المقياس تطوير لمقياس قلق الاختبار المعرفي الذي أعده (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢) والذي يتضمن ٢٧ مفردة تتم الإجابة عليها من خلال تدريج رباعي يمتد من "لا تنطبق تمامًا" إلى "تنطبق تمامًا"، وأُستخدم هذا المقياس في عدد كبير من الدراسات، ويركز هذا المقياس على الجانب المعرفي لقلق الاختبار وهو يختلف في طبيعته عن مقاييس قلق الاختبار الأخرى التي كانت تأخذ في الاعتبار بعدي الانفعالية والاضطراب.

وقام Cassady and Finch (٢٠١٥) بالإبقاء على ١٧ مفردة من المقياس الأصلي وإضافة ٨ مفردات جديدة، ليصبح عدد المفردات ٢٥ مفردة مع الحفاظ على تحقق الاتساق الداخلي وصدق البنية الذي تم إثباته في المقياس الأصلي وبلغت قيمة معامل ألفا كرونباك ٠,٩٦. وذلك بعد مراجعة عدد من الدراسات التي استخدمت المقياس الذي أعده (Cassady & Johnson, ٢٠٠٢).

وأصبحت الصورة النهائية للمقياس CTAS–٢ تتكون من ٢٤ مفردة إيجابية بعد حذف مفردة واحدة حيث أوضحت بعض الدراسات ارتباطها الضعيف بالدرجة الكلية للمقياس، وبذلك تتراوح الدرجة الكلية على المقياس من (٢٤–٩٦) (Thomas et al., ٢٠١٨).

وفي البحث الحالي، بعد الاطلاع على بعض المقاييس المترجمة للمقياس الأصلي الذي يتكون من ٢٧ مفردة والاستفادة منها، تم ترجمة مقياس قلق الاختبار المعرفي (النسخة الثانية)، وتم التأكد من تحقق الخصائص السيكومترية للمقياس على النحو التالي:

الخصائص السيكومترية للمقياس:

أ. الاتساق الداخلي: للتحقق من الاتساق الداخلي لمفردات المقياس، قام الباحثون بحساب متوسط معاملات الارتباط بين مفردات المقياس، وبلغت قيمته ٠,٤٦ بانحراف معياري قدره ٠,١، وبلغت أقل قيمة في معاملات الارتباط ٠,٢، وأكبر قيمة ٠,٧٥.

ب. تمييز المفردات: للتحقق من أنه لا توجد مفردة تمييزها سالب أو ضعيف تم حساب معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والدرجة الكلية للمقياس بعد حذف أثر المفردة من الدرجة الكلية، ويوضح جدول (٤) معاملات الارتباط.

جدول (٤)

قيم معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والدرجة الكلية للمقياس بعد حذف أثر المفردة من الدرجة الكلية

المفردة	معامل ارتباطها بالدرجة الكلية	المفردة	معامل ارتباطها بالدرجة الكلية
١	٠,٤٨	١٣	٠,٦٧
٢	٠,٥٦	١٤	٠,٧٤
٣	٠,٧١	١٥	٠,٧١
٤	٠,٦٥	١٦	٠,٧٩
٥	٠,٧٠	١٧	٠,٦٠
٦	٠,٦٩	١٨	٠,٧٧
٧	٠,٧٠	١٩	٠,٦٧
٨	٠,٧٤	٢٠	٠,٦١
٩	٠,٧٣	٢١	٠,٧٢
١٠	٠,٦٣	٢٢	٠,٤٠
١١	٠,٧٧	٢٣	٠,٥٩
١٢	٠,٧٥	٢٤	٠,٦٠

ويتضح من الجدول السابق أن معامل التمييز مقبول لجميع المفردات؛ ولا يوجد مفردة تمييزها أقل من ٠,٢ (Ismail & Zubairi, ٢٠٢٢, p. ٣٩).

ج. صدق المقياس:

قام الباحثون بعمل تحليل عاملي توكيدي، باستخدام طريقة الأرجحية العظمى في التقدير، وذلك بعد التحقق من أن جميع قيم الالتواء أقل من ٢ والتفلطح أقل من ٧ (Curran et al., ١٩٩٦, p. ٢٦)، وذلك بافتراض وجود عامل كامن واحد تتشبع عليه مفردات مقياس فعالية الذات. ويبين جدول (٥) الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العامل الكامن، في حين يبين جدول (٦) قيم مؤشرات المطابقة وتفسيرها.

جدول (٥)

الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العامل الكامن الممثل لقلق الاختبار المعرفي والناتجة من التحليل العاملي التوكيدي

المفردة	الوزن الانحداري المعياري	الوزن الانحداري غير المعياري	الخطأ المعياري	النسبة الحرجة
١	٠,٤٨	١		
٢	٠,٥٦	١,١١	٠,١٠	١١,٣٢
٣	٠,٧٠	١,٦١	٠,١٥	١٠,٦٠
٤	٠,٦٧	١,٢٨	٠,١٣	٩,٧١
٥	٠,٦٩	١,٥٨	٠,١٦	٩,٨٧
٦	٠,٧٠	١,٢٩	٠,١٣	٩,٩٠
٧	٠,٧٢	١,٦٩	٠,١٧	١٠,٠٢
٨	٠,٧٦	١,٧٥	٠,١٧	١٠,٣١
٩	٠,٧٥	١,٦٩	٠,١٧	١٠,٢٥
١٠	٠,٦٥	١,٥٠	٠,١٦	٩,٥٧
١١	٠,٧٨	١,٦٥	٠,١٥	١٠,٨٠
١٢	٠,٧٥	١,٧١	٠,١٧	١٠,٢٣
١٣	٠,٦٩	١,٤٤	٠,١٥	٩,٨٦
١٤	٠,٧٧	١,٥٩	٠,١٥	١٠,٣٢
١٥	٠,٧٢	١,٦١	٠,١٦	١٠,٠٦
١٦	٠,٨١	١,٧٣	٠,١٦	١٠,٥٦
١٧	٠,٦١	١,٠٧	٠,١٢	٩,٢٦
١٨	٠,٧٧	١,٥٠	٠,١٥	١٠,٣٦

تابع جدول (٥)

المفردة	الوزن الانحداري المعياري	الوزن الانحداري غير المعياري	الخطأ المعياري	النسبة الحرجة
١٩	٠,٦٧	١,٤٤	٠,١٥	٩,٧٤
٢٠	٠,٦٤	١,٢٩	٠,١٤	٩,٤٨
٢١	٠,٧٢	١,٥٧	٠,١٦	١٠,٠٥
٢٢	٠,٤١	٠,٧٨	٠,١١	٧,٢٢
٢٣	٠,٦٠	١,٢٢	٠,١٣	٩,٢٤
٢٤	٠,٦١	١,٢٣	٠,١٣	٩,٢٩

ويتضح من جدول (٥) أن تشبع جميع المفردات على العامل الكامن مقبول؛ ولايوجد مفردة تشبعها أقل من٠,٣٠ (Brown, ٢٠٠٦, p. ٣٠).

جدول (٦)

مؤشرات جودة المطابقة للنموذج المقترح لبنية مقياس قلق الاختبار المعرفي وتفسيرها

مؤشرات جودة المطابقة	القيمة والتفسير
النسبة بين كا٢ إلى درجات حريتها	٢,٣٩٦ ممتاز
Comparative Fit Index مؤشر المطابقة المقارن (CFI)	٠,٩٥٧ ممتاز
Standardized Root Mean Squared Residuals الجذر المعياري لمتوسط مربعات البواقي (SRMR)	٠,٠٣٥ ممتاز
Root Mean Square Errors of Approximation جذر متوسط مربعات خطأ التقارب (RMSEA)	٠,٠٥٤ ممتاز

ويتضح من نتائج التحليل قبول نموذج التحليل العاملي التوكيدي، وهذا ما أكدته مؤشرات جودة المطابقة، والتي كانت في مداها المثالي.

د. ثبات المقياس: : قام الباحثون بالتحقق من توافر شروط النموذج المتكافئ من حيث الدرجة الحقيقية من خلال مقارنته بالنموذج المتجانس، وبلغت قيمة كا^{٢} ١٤٧,٤١ عند درجة حرية ٢٣، وهي دالة إحصائيًا، مما يدل على عدم تحقق شرط تساوي التشبعات، لذلك تم حساب الثبات باستخدام معامل أوميجا ماكدونالد، وبلغت قيمته ٠,٩٥ وهي قيمة مرتفعة للثبات. ويتضح مما سبق أن نتائج حساب الصدق والثبات لمقياس قلق الاختبار المعرفي جيدة، ويمكن الوثوق به والاعتماد عليه في القياس.

٣) مقياس الذكاء الوجداني: إعداد (١٩٩٨) .Schutte et al، ترجمة وتعريب رياض طه وأحمد منشاوي (٢٠٢١)

وصف المقياس:

يهدف المقياس لقياس الذكاء الوجداني كقدرة مدركة، ويعتمد في بنائه على نموذج Salovey and Mayer (١٩٩٠) ويتضمن المقياس في صورته الأجنبية ٣٣ مفردة تتم الإجابة عليها من خلال تدريج خماسي يمتد من "لا تنطبق تمامًا" إلى "تنطبق تمامًا". وقد لاحظ الباحثون استخدام هذا المقياس في العديد من الدراسات والتي أكدت أن للمقياس خصائص سيكومترية جيدة.

وقام رياض طه وأحمد منشاوي (٢٠٢١) باختزال المقياس وحذف خمس مفردات منه بعد التحقق من ثباته وصدقه، وبذلك أصبح المقياس يتكون في صورته النهائية من ٢٨ مفردة، والدرجة الكلية للمقياس تتراوح من (٢٨- ١٤٠).

وقد اختار الباحثون هذا المقياس لعدة أسباب ومنها كما يذكر Charbonneau and Nicol (٢٠٠٢, p. ١١٠٣):

- تم بناء المقياس في ضوء أسس نظرية ثابتة حيث يعتمد المقياس على نموذج Salovey and Mayer (١٩٩٠) والذي يفترض أن الذكاء الوجداني يتضمن أربع قدرات مختلفة: إدراك الانفعالات، إدارة الانفعالات الذاتية، وإدارة انفعالات الآخرين، وتوظيف الانفعالات.
- للمقياس مؤشرات سيكومترية جيدة في حالة الاستخدام مع عينات من المراهقين وطلاب الجامعة كما يشير معد المقياس والدراسات التي استخدمت المقياس.
- المقياس يتضمن الجوانب الشخصية والاجتماعية للذكاء الوجداني، ولكن أغلب العبارات تصف الجوانب الشخصية للذكاء الوجداني.

الخصائص السيكومترية للمقياس:

أ. الاتساق الداخلي: للتحقق من الاتساق الداخلي لأبعاد المقياس، قام الباحثون بحساب متوسط معاملات الارتباط بين مفردات كل بعد من أبعاد المقياس كما يتضح في الجدول التالي.

جدول (٧)

نتائج الاتساق الداخلي لأبعاد مقياس الذكاء الوجداني

البعد	متوسط معاملات الارتباط بين المفردات	الانحراف المعياري	أقل قيمة	أكبر قيمة
إدراك الانفعالات	٠,٣٣	٠,١	٠,١٩	٠,٥٩
إدارة الانفعالات الذاتية	٠,٣٤	٠,٠٧	٠,١٧	٠,٤٩
إدارة انفعالات الآخرين	٠,٢٢	٠,١	٠,٠٨	٠,٥٩
توظيف الانفعالات	٠,٣	٠,٠٧	٠,٢٣	٠,٤٩

ب. تمييز المفردات: تم التحقق من أنه لا توجد مفردة تمييزها سالب أو ضعيف من خلال حساب قيم معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والبعد الذي تنتمي إليه في مقياس الذكاء الوجداني بعد حذف أثر المفردة من البعد، كما يتضح في الجدول التالي.

جدول (٨)

قيم معاملات الارتباط بين درجة كل مفردة والبعد الذي تنتمي إليه في مقياس الذكاء الوجداني بعد حذف أثر المفردة من البعد

البعد الأول إدراك الانفعالات		البعد الثاني إدارة الانفعالات الذاتية		البعد الثالث إدارة انفعالات الآخرين		البعد الرابع توظيف الانفعالات	
رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد
٣	٠,٤٥	١	٠,٤٧	٢	٠,٣٠	٤	٠,٤٢
٧	٠,٣٦	٥	٠,٥٧	٦	٠,٤٠	١٠	٠,٣٥
١٢	٠,٤٤	٨	٠,٥٢	٩	٠,٢٥	١٤	٠,٤٨
١٦	٠,٥١	١٣	٠,٥٤	١١	٠,٣٨	١٩	٠,٤٧
٢٣	٠,٦٢	١٧	٠,٤٨	١٥	٠,٤٣	٢٢	٠,٤٣

تابع جدول (٨)

البعد الأول إدراك الانفعالات		البعد الثاني إدارة الانفعالات الذاتية		البعد الثالث إدارة انفعالات الآخرين		البعد الرابع توظيف الانفعالات	
رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد	رقم المفردة	معامل ارتباطها بالبعد
٢٥	٠,٥٥	٢٠	٠,٣٨	١٨	٠,٤٣		
٢٨	٠,٥٥	٢٤	٠,٥٦	٢١	٠,٣٤		
		٢٧	٠,٥٨	٢٦	٠,٤٦		

ويتضح من الجدول السابق أن معامل التمييز مقبول لجميع المفردات؛ ولا يوجد مفردة تمييزها أقل من ٠,٢ (Ismail & Zubairi, ٢٠٢٢, p. ٣٩).

ج. صدق المقياس:

تحقق رياض طه وأحمد منشاوي (٢٠٢١) من صدق المقياس عن طريق إجراء تحليل عاملي توكيدي، وقد تم افتراض وجود أربعة عوامل كامنة مرتبطة ببعضها، وتتشبع عليها مفردات مقياس الذكاء الوجداني، وبينت نتائج التحليل العاملي التوكيدي أن مؤشرات جودة المطابقة كانت في مداها المثالي، كما أن جميع تشبعات المفردات على العامل الكامن كانت دالة إحصائيًا وتراوحت قيم التشبعات بين (٠,٣١، ٠,٦٨). وفي الدراسة الحالية تم عمل تحليل عاملي توكيدي باستخدام طريقة الأرجحية العظمى في التقدير، وذلك بعد التحقق من أن جميع قيم الالتواء أقل من ٢ و التفلطح أقل من ٧ (Curran et al., ١٩٩٦, p. ٢٦)، وذلك بافتراض وجود أربعة عوامل كامنة مرتبطة ببعضها، وتتشبع عليها مفردات مقياس الذكاء الوجداني، ويبين جدول (٩) الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العامل الكامن، ويبين جدول (١٠) قيم مؤشرات المطابقة وتفسيرها.

جدول (٩)

الأوزان الانحدارية المعيارية وغير المعيارية لتشبعات المفردات على العوامل الكامنة لمقياس الذكاء الوجداني والناتجة من التحليل العاملي التوكيدي

العامل --> المفردة	الوزن الانحداري المعياري	الوزن الانحداري غير المعياري	الخطأ المعياري	النسبة الحرجة
١ --> ٣	٠,٥٠	١		
١ --> ٧	٠,٤٣	٠,٨٥	٠,١٢	٦,٨٦
١ --> ١٢	٠,٥٨	١,١٣	٠,١٤	٨,٣١
١ --> ١٦	٠,٥٧	١,٠٢	٠,١٢	٨,٨٤
١ --> ٢٣	٠,٦٣	١,١٧	٠,١٤	٨,٥٣
١ --> ٢٥	٠,٦٥	١,٠٩	٠,١٣	٨,٧٤
١ --> ٢٨	٠,٦٦	١,١٤	٠,١٣	٨,٥٢
٢ --> ١	٠,٥٥	١		
٢ --> ٥	٠,٦٤	٠,٩٧	٠,٠٩	١٠,٤٧
٢ --> ٨	٠,٥٣	٠,٩٣	٠,١٠	٩,٢٥
٢ --> ١٣	٠,٦٢	١,١٢	٠,١١	١٠,٢٤
٢ --> ١٧	٠,٥٦	٠,٩٤	٠,١٠	٩,٥٨
٢ --> ٢٠	٠,٤٢	٠,٨٢	٠,١١	٧,٧١
٢ --> ٢٤	٠,٦٤	٠,٩٨	٠,٠٩	١٠,٥٠
٢ --> ٢٧	٠,٧٠	١,٠٧	٠,١٠	١١,٠٥
٣ --> ٢	٠,٤٣	١		
٣ --> ٦	٠,٤٩	٠,٩١	٠,١٢	٧,٧٧
٣ --> ٩	٠,٣٠	٠,٨٢	٠,١٦	٥,٢٥
٣ --> ١١	٠,٥١	١,٢٧	٠,١٧	٧,٤٣
٣ --> ١٥	٠,٥٨	١,١٢	٠,١٤	٧,٩٣
٣ --> ١٨	٠,٤٨	٠,٧٣	٠,١١	٦,٧٩
٣ --> ٢١	٠,٣٩	٠,٨٣	٠,١٣	٦,٤٠
٣ --> ٢٦	٠,٥٢	٠,٨٥	٠,١٢	٧,٢٤
٤ --> ٤	٠,٥٢	١		
٤ --> ١٠	٠,٤٣	١,٠٨	٠,١٣	٨,٠٠
٤ --> ١٤	٠,٥٨	٠,٩٩	٠,١٠	٩,٨٥
٤ --> ١٩	٠,٦١	١,١١	٠,١١	١٠,٢١
٤ --> ٢٢	٠,٥٥	١,٣٧	٠,١٤	٩,٦٠

ويتضح من الجدول السابق أنه في كل عامل كانت جميع قيم التشبعات مقبولة؛ ولا يوجد مفردة تشبعها أقل من ٠,٣٠ (Brown, ٢٠٠٦, p. ٣٠).

جدول (١٠)

مؤشرات جودة المطابقة للنموذج المقترح لبنية مقياس الذكاء الوجداني وتفسيرها

مؤشرات جودة المطابقة	القيمة والتفسير
النسبة بين كا٢ إلى درجات حريتها	٢,٦٦ممتاز
Comparative Fit Index مؤشر المطابقة المقارن (CFI)	٠,٨٧غير مقبول
Standardized Root Mean Squared Residuals الجذر المعياري لمتوسط مربعات البواقي (SRMR)	٠,٠٥ ممتاز
Root Mean Square Errors of Approximation جذر متوسط مربعات خطأ التقارب (RMSEA)	٠,٠٥٩ ممتاز

ويتضح من نتائج التحليل قبول نموذج التحليل العاملي التوكيدي، وهذا ما أكدته مؤشرات جودة المطابقة، والتي وقع أغلبها في المدى المثالي.

د. ثبات مقياس الذكاء الوجداني:

تحقق رياض طه وأحمد منشاوي (٢٠٢١) من ثبات المقياس وذلك بحساب معامل ألفا كرونباك لأبعاد المقياس، وبلغت قيم الثبات للأبعاد (إدراك الانفعالات = ٠,٧٧٢، إدارة الانفعالات الذاتية= ٠,٧٧٢، إدارة انفعالات الآخرين =٠,٦٤٨، توظيف الانفعالات= ٠,٦١٣) ، وفي الدراسة الحالية تم حساب الثبات باستخدام معامل أوميجا ماكدونالد؛ وذلك لعدم توافر شروط استخدام معامل ألفا، والجدول التالي يوضح قيم معامل أوميجا لأبعاد المقياس.

جدول (١١)

قيم معامل أوميجا *لأبعاد مقياس الذكاء الوجداني*

أبعاد المقياس	قيمة معامل أوميجا
إدراك الانفعالات	٠,٧٨
إدارة الانفعالات الذاتية	٠,٨١
إدارة انفعالات الآخرين	٠,٦٩
توظيف الانفعالات	٠,٦٧

وبالتالي فإن نتائج حساب الصدق والثبات لمقياس الذكاء الوجداني مقبولة، ويمكن الوثوق به والاعتماد عليه في القياس.

نتائج البحث و مناقشتها:

تمهيدًا لاستخدام الانحدار الخطي المتعدد، قام الباحثون في البداية بالتحقق من مدى توافر افتراضاته من خلال عينة التدريب (ن=٣٨٠) كالتالي:

١) شرط عدم وجود ازدواج خطي No multicollinearity: وقد تحقق الباحثون من هذا الشرط من خلال قيم مُعامل تضخم التباين Variance Inflation Factor (VIF) والتي وقعت جميعها في المدى المقبول وهو أقل من ١٠ (Field, ٢٠٠٩, p. ٢٢٤).

جدول (١٢)

نتائج التحقق من شرط عدم وجود ازدواج خطي من خلال قيم مُعامل تضخم التباين

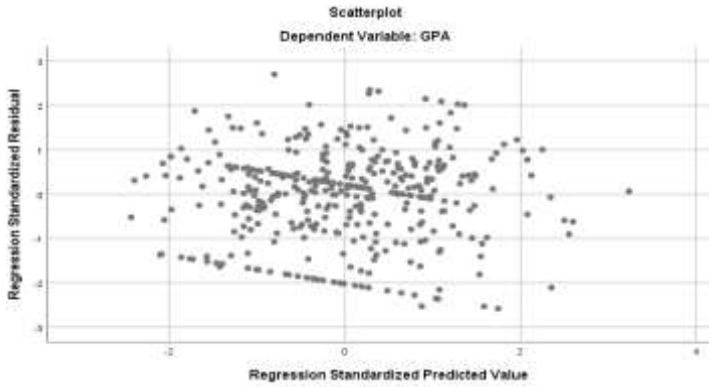
المتغير	قيم مُعامل تضخم التباين
الأداء الأكاديمي السابق	١,٠١٥
الذكاء الوجداني	١,٩٨٥
فعالية الذات	٢,١٢٧
قلق الاختبار المعرفي	١,١٢٥
التخصص	١,٠٠٦

٢) التحقق من شرط الخطية وتجانس التباين Linearity and Homoscedasticity:

يشير Field (٢٠٠٩, pp. ٢٤٧-٢٤٨) أنه يمكن التحقق من هذين الشرطين من خلال عمل رسم بين الدرجات المعيارية للبواقي Z_RES و الدرجات المعيارية للقيم المتنبأ بها Z_PRED ، فإذا كانت النقاط تتوزع على الرسم بشكل عشوائي (أي لا يوجد شكل منحنى أو شكل محدد) ، وكذلك أن تتوزع النقاط بشكل متجانس حول الصفر فإن ذلك يدل على تحقق الشرطين. ومن خلال الرسم تم التحقق من توافر الشرطين كما يتضح في الشكل التالي.

شكل (٦)

العلاقة بين الدرجات المعيارية للبواقي Z_RES و الدرجات المعيارية للقيم المتنبأ بها Z_PRED

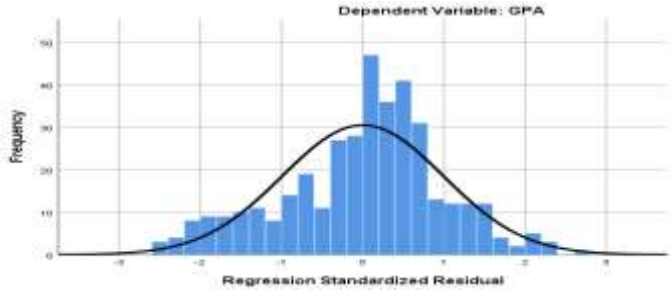


٣) استقلالية الأخطاء Independence of errors: ويمكن التحقق من هذا الشرط من خلال اختبار Durbin–Watson (Field, ٢٠٠٩, p. ٢٢٠)، وبلغت القيمة المحسوبة للاختبار ١,٧٦٨، ولكن هذه القيمة لا تقع في منطقة القبول بين (du، du–٤) ، حيث بلغت قيمة du ١,٨٥ عند مستوى دلالة ٠,٠٥، وبالتالي فإن هذا الشرط غير متحقق.

٤) التوزيع الاعتدالي للبواقي Normally distributed residuals: ويفترض هذا الشرط أن تتبع البواقي التوزيع الاعتدالي، ويشير Field (٢٠٠٩, p. ٢٤٨) أنه يمكن التحقق من هذا الشرط من خلال رسم يوضح توزيع البواقي.

شكل (٧)

توزيع البواقي



وباستخدام اختبار Shapiro–Wilk للحكم على اعتدالية توزيع البواقي، تَبيّن أن القيمة المحسوبة للاختبار = ٠,٩٨ وهي دالة إحصائيًا مما يشير إلى عدم تحقق شرط الاعتدالية.

١) عدم وجود قيم متطرفة outliers : وتم التحقق من هذا الشرط من خلال حساب قيم Cook's Distance للبواقي، وبلغ متوسط القيم ٠,٠٠٣، وأكبر قيمة ٠,٠٧ ويشير المدى المقبول أن تكون القيم أقل من ١ (Field, ٢٠٠٩, p. ٢١٧).

ومن خلال ما تم عرضه من شروط الانحدار الخطي المتعدد، يمكن القول أن جميع الشروط متحققة فيما عدا استقلالية الأخطاء، والتوزيع الاعتدالي للبواقي.

عرض النتائج الخاصة بأسئلة الدراسة ومناقشتها:

السؤال الأول: ما جودة استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في تحديد مقدار التباين المفسر في الأداء الأكاديمي مقارنة بنموذج الانحدار الخطي المتعدد؟

وللإجابة على هذا السؤال تم تقسيم عينة الدراسة إلى جزأين: عينة التدريب والتي تمثل ٨٠% من العينة الأساسية (ن=٣٨٠) والتي يتم من خلالها تدريب النماذج، وكذلك استخدام طريقة التحقق المتقاطع والتي من خلالها يتم تحديد أفضل قيم للبارامترات الفائقة في كل نموذج، بعد عمل بحث شبكي grid search لقيم البارامترات الفائقة، وتم استخدام طريقة التحقق المتقاطع من خلال تقسيم عينة التدريب إلى ١٠ أجزاء fold cross –١٠) (validation، وعينة الاختبار وتمثل ٢٠% من العينة الأساسية (ن=٩٢)، والتي يتم من خلالها تقييم جودة النماذج، كما أنه تم تحويل الدرجات الخام في المتغيرات المنبئة إلى درجات معيارية (وهذه الخطوة ساهمت في تحسين أداء نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية)، وباستخدام برنامج R تم تطبيق النموذجين باستخدام حزمة caret.

وأظهرت النتائج أن قيمة معامل التحديد في نموذج الانحدار الخطي المتعدد ٠,١٣٥، وفي المقابل بلغت قيمة معامل التحديد في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ٠,٢٦٦، ومن خلال النتائج يتضح الفرق في قيمة التباين المفسر في الأداء الأكاديمي بين نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية والانحدار الخطي حيث أن الفرق يساوي تقريبًا ١٣%، وبالتالي وفقًا لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية يمكن القول أن المتغيرات المنبئة المستخدمة في النموذج تفسر ٢٦,٦% من التباين في الأداء الأكاديمى للطلاب، وبالنسبة لنموذج الانحدار الخطي فإن المتغيرات المنبئة المستخدمة في النموذج تفسر ١٣,٥% من التباين في الأداء الأكاديمي.

السؤال الثاني: ما جودة استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في دقة التنبؤ بالأداء الأكاديمي مقارنة بنموذج الانحدار الخطي المتعدد؟

بينت النتائج أن نموذج الانحدار الخطي المتعدد هو الأقل في دقة التنبؤ مقارنة بنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، حيث بلغت قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ ٠,٤٢٣ ونموذج الشبكة العصبية الاصطناعية هو الأفضل حيث بلغت قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ ٠,٣٩، كما أنه تم استخدام حزمة glmnet لتطبيق انحدار Ridge، وانحدار LASSO، كمحاولة لتحسين نتائج نموذج الانحدار الخطي، لكن تم الحصول على نفس النتائج، وقد يرجع ذلك إلى عدم وجود ازدواج خطي كما أن حجم العينة مناسب (Thevaraja et al., ٢٠١٩).

وبالتالي يتضح من النتائج السابقة تفوق نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في التنبؤ مقارنة بالأساليب الإحصائية التقليدية من حيث القدرة التفسيرية المتمثلة في مقدار التباين المفسر في المتغير المتنبأ به، وكذلك من حيث دقة التنبؤ، وهذه النتائج تشير إلى أهمية استخدام خوارزميات تعلم الآلة في التنبؤ بالأداء الأكاديمي وهذا يتفق مع ما توصلت إليه الدراسات التالية (Bravo et al., ٢٠٢٢; Bujang et al., ٢٠٢١; Kaunang & Rotikan, ٢٠١٨; Rodríguez-Hernández et al., ٢٠٢١; Xu et al., ٢٠١٩; Yağcı, ٢٠٢٢).

وفيما يلي عرض مختصر يوضح الآلية التي تمت لتدريب كل نموذج باستخدام عينة التدريب:

نموذج الانحدار الخطي المتعدد:

يوضح الجدول التالي نتائج تحليل الانحدار للمتغيرات المنبئة بالأداء الأكاديمي باستخدام عينة التدريب

جدول (١٣)

نتائج تحليل الانحدار للمتغيرات المنبئة بالأداء الأكاديمي باستخدام عينة التدريب

المتغيرات المنبئة	معامل الانحدار غير المعياري	معامل الانحدار المعياري	قيمة ت	مستوى الدلالة
ثابت الانحدار	١,٦٥٢		٤,٥١	٠,٠١
التخصص	٠,٢٠١	٠,١٩٨	٤	٠,٠١
الأداء الأكاديمي السابق	٠,٠١٣	٠,١٦٤	٣,٣١٧	٠,٠١
قلق الاختبار المعرفي	-٠,٠٠٤	-٠,١٣٧	-٢,٦٣٢	٠,٠١
الذكاء الوجداني	٠,٠٠٣	٠,٠٨٣	١,١٩٢	غير دال
فعالية الذات	-٠,٠٠١	-٠,٠٠٩	-٠,١٢٨	غير دال

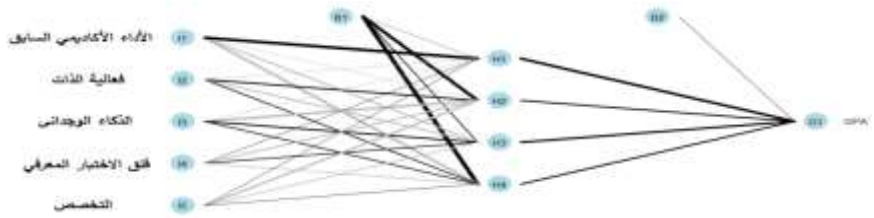
من خلال تطبيق نموذج الانحدار الخطي المتعدد على عينة التدريب، بلغت قيمة (ف) للنموذج ٧,٨١٨ وهي دالة إحصائيًا عند مستوى ٠,٠١، وأظهرت النتائج وجود تأثير دال عند مستوى دلالة ٠,٠١ لكل من التخصص، والأداء الأكاديمي السابق، وقلق الاختبار المعرفي على الأداء الأكاديمي، في حين أن التأثير لم يكن دال لمتغيري الذكاء الوجداني وفعالية الذات على الأداء الأكاديمي، وتتفق هذه النتيجة مع بعض الدراسات مثل (Chang & Tsai, ٢٠٢٢; Thomas et al., ٢٠١٧; Tus, ٢٠١٩)، وقد يرجع ذلك إلى أن قيمة معامل الارتباط بلغت ٠,٦٩ بين الذكاء الوجداني وفعالية الذات مما أدى إلى خفض تأثير كل منهما في النموذج، وهذه النتائج تتفق مع آلية عمل الانحدار الخطي الذي يعتمد على معامل الارتباط.

نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية:

تم استخدام حزمة caret لإنشاء نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، حيث تم الوصول إلى أفضل نموذج من خلال تحديد عدد الطبقات الخفية في النموذج بحيث تكون طبقة واحدة تحتوي على أربع عقد. ويوضح شكل (٨) النموذج النهائي للشبكة العصبية الاصطناعية وذلك باستخدام عينة التدريب، وتم الرسم باستخدام حزمة NeuralNetTools:

شكل (٨)

نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدم في عينة التدريب :



ويتضح من شكل (٨) طبقة المدخلات والتي يرمز لها بالرمز(I)، والتي تمثل المتغيرات

المنبئة في النموذج وتحتوي على خمس عقد، ثم بعد ذلك الطبقة الخفية والتي يرمز لها بالرمز (H) وتحتوي على أربع عقد، ثم طبقة المخرجات وفي هذه الحالة تحتوي على متغير واحد فقط وهو GPA، ويتضح درجة الارتباط بين العقد والتي تختلف في شكلها تبعا لوزن (أهمية) كل متغير في النموذج.

إنشاء تطبيق لأفضل نموذج واستخدامه في التنبؤ ببيانات جديدة:

ولتفعيل الاستفادة من إنشاء نماذج تعلم الآلة، بعد تحديد أفضل نموذج، تم عمل تطبيق للتنبؤ بالأداء الأكاديمي باستخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، وذلك باستخدام حزمة shiny في برنامج R، ثم نشر التطبيق عبر موقع shinyapps.io. فعلى سبيل المثال للتنبؤ بدرجات مجموعة من الطلاب في ضوء متغيرات الدراسة، يتم اتباع الخطوات التالية:

١) تحميل ملف البيانات من الرابط التالي

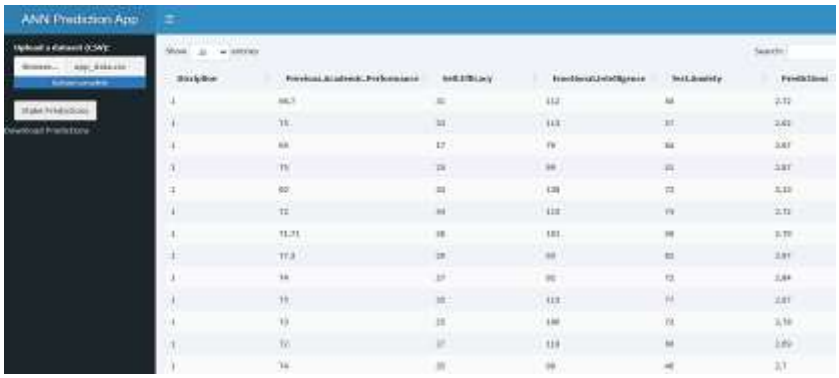
https://figshare.com/articles/dataset/app_data_csv/٢٤١١٤٨٦٤

٢) الدخول على رابط التطبيق https://mahmoud٢٠٢٣.shinyapps.io/ann-app/

٣) يتم الضغط على Browse واختيار ملف بيانات الطلاب بصيغة csv للتنبؤ بدرجاتهم، ثم الضغط على Make Predictions، وسوف تظهر نتيجة التنبؤ، ويمكن تنزيل نتيجة التنبؤ على الجهاز بالضغط على Download Predictions، والشكل التالي يوضح صورة للتطبيق.

شكل (٩)

صورة للتطبيق الذي تم نشره على موقع shinyapps.io :



السؤال الثالث:

ما الأهمية النسبية لكل من الأداء الأكاديمي السابق، والذكاء الوجداني، وقلق الاختبار المعرفي، وفعالية الذات العامة، والتخصص، في التنبؤ بالأداء الأكاديمى لدى طلاب الجامعة؟

نظرًا لأن نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية هو الأفضل، لذا تم حساب أهمية المتغيرات المنبئة في ضوء هذا النموذج، وذلك باستخدام حزمة vip باستخدام طريقة التباديل permutation method، والتي يتم من خلالها حساب أهمية كل متغير في النموذج عن طريق عمل تبديل عشوائي لقيم هذا المتغير في عينة التدريب، وتقييم النموذج بعد عمل تبديل عشوائي لقيم المتغير(تم استخدام الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ)، مع الأخذ في الاعتبار أنه لا يتم عمل ضبط لقيم البارامترات الفائقة بعد عمل تبديل عشوائي لقيم المتغير، ثم حساب الفرق بين قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ قبل وبعد عمل تبديل عشوائي لقيم هذا المتغير، وكلما زادت هذه القيمة دل ذلك على أهمية المتغير في النموذج، ويمكن تكرار هذه العملية عدة مرات لكل متغير ثم حساب متوسط القيم (Greenwell et al., ٢٠٢٠, pp. ٣٥٤-٣٥٥).

ومن خلال حساب الأهمية لكل متغير في ضوء هذه الطريقة، وتحديد عدد مرات تكرار تبديل القيم بشكل عشوائي لكل متغير لتساوي ١٠، بينت النتائج أن متغير الأداء الأكاديمي السابق هو الأكثر أهمية حيث بلغت قيمة الأهمية له ٠,٠٦٤، يليه التخصص ٠,٠٤٧، ثم الذكاء الوجداني ٠,٠٣٦، وفعالية الذات العامة ٠,٠١٩، وأخيرًا قلق الاختبار

المعرفي ٠,٠١٦، والشكل التالي يوضح قيمة الأهمية النسبية لكل متغير في النموذج من خلال قسمة قيمة أهمية كل متغير على مجموع القيم.

شكل (١٠)

الأهمية النسبية للمتغيرات المنبئة في ضوء نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية:

وبالتالي يتضح أهمية المتغيرات النفسية في الدراسة وتأثيرها على الأداء الأكاديمي وهذا يتفق مع نتائج بعض الدراسات مثل (Al-Abyadh & Abdel Azeem, ٢٠٢٢; Bouih et al., ٢٠٢١; Farid & Ashrafzade, ٢٠٢٠; Kurtovic et al., ٢٠١٩; Martínez-Martínez et al., ٢٠٢٢; Musa et al., ٢٠٢٣; Naseer et al., ٢٠٢٢; Ononye et al., ٢٠٢٢; Owan et al., ٢٠٢٠; von der Embse et al., ٢٠١٨)، وكذلك أهمية متغير الأداء الأكاديمي السابق والذي تم استخدامه في أغلب الدراسات التي استخدمت نماذج تعلم الآلة (Bravo et al., ٢٠٢٢; Bujang et al., ٢٠٢١; Kaunang & Rotikan, ٢٠١٨; Putpuek et al., ٢٠١٨; Rodríguez-Hernández et al., ٢٠٢١).

ومن خلال ما تم عرضه من نتائج، يتضح أهمية استخدام نماذج تعلم الآلة في الدراسات النفسية والتربوية خاصة في التعامل مع المتغيرات التي بينها ارتباط مرتفع، ونظرًا لأن أغلب المتغيرات النفسية متداخلة وبينها ارتباط فإن هذه النماذج سوف تتغلب على هذه المشكلة وتعطي نتائج أكثر مصداقية، في حين أن وجود مثل هذه الارتباطات في نموذج الانحدار الخطي يؤدي إلى خفض جودة النموذج في التنبؤ، ولذلك دراسة المتغيرات النفسية التي تتسم بالترابط والتفاعل باستخدام أساليب إحصائية تفترض خطية العلاقة، وتتطلب ألا يوجد ارتباط قوي بين المتغيرات المنبئة، قد لا يكون اختيار مناسب لمثل هذه الدراسات، ووجود نماذج تحاكي الآلية التي يفكر بها الإنسان في اتخاذ القرار مثل نموذج شجرة القرار، أو نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، قد يساعد في التغلب على الكثير من المشكلات في الدراسات

التنبؤية بالبحوث النفسية والتربوية، وبالتالي فإن اختيار النموذج المناسب للتنبؤ متوقف على طبيعة البيانات والعلاقات بين المتغيرات، لذلك خطوة استكشاف البيانات والتحقق من الافتراضات تعد خطوة أساسية لتحديد النموذج المناسب، فقد تكون طبيعة البيانات لا تتطلب استخدام نماذج معقدة، وقد يكون الاختيار الأمثل هو استخدام نموذج مثل الانحدار الخطي.

توصيات البحث:

من خلال ما اطلع عليه الباحثون من دراسات وما توصلوا إليه من نتائج، يوصون بما يلي:

١) عقد ورش عمل للباحثين عن استخدام تطبيقات الذكاء الاصطناعي في مجال علم النفس التربوي.

٢) دعوة الباحثين إلى التعمق في دراسات الذكاء الاصطناعي خاصة أن هناك العديد من البرامج التي يمكن للباحثين استخدامها لتطبيق خوارزميات تعلم الآلة مثل Weka tool، Orange، والتي تتميز بأنها لا تعتمد على كتابة الأكواد.

٣) ينبغي على الباحثين التحقق من افتراضات الأسلوب الإحصائي المستخدم حتى تكون النتائج ذات مصداقية حقيقية.

٤) ضرورة اهتمام المؤسسات التعليمية باستخدام خوارزميات تعلم الآلة التي تساعد على التنبؤ بمستوى الطالب بشكل مسبق وتحديد مستواه.

البحوث المقترحة:

١) إجراء دراسات تستخدم متغيرات نفسية أخرى وتوضح مدى إسهامها في التنبؤ بالأداء الأكاديمي باستخدام خوارزميات تعلم الآلة.

٢) إجراء دراسات تقارن بين خوارزميات تعلم الآلة والانحدار اللوجستي في التنبؤ بالأداء الأكاديمي كمتغير تصنيفي يمثل تقديرات الطلاب وذلك في ضوء بعض المتغيرات النفسية.

٣) إجراء دراسات تستخدم خوارزميات تعلم الآلة غير الموجه لتصنيف الطلاب في ضوء بعض المتغيرات النفسية.

٤) إجراء دراسات تستخدم فروع أخرى للذكاء الاصطناعي مثل معالجة اللغة الطبيعية في التعرف على بعض السمات الشخصية لدى الطلاب.

قائمة المراجع

أحمد النور (٢٠١٣). فعالية الذات وعلاقتها بالسعادة والتحصيل الأكاديمي. *مجلة كلية التربية – جامعة بنها*، ٢٤ (٩٤)، ١٥١-١٧٨.

جابر الهبيدة (٢٠٢٠). العلاقة بين الذكاء الوجداني والإنجاز الأكاديمي لدى طلبة كلية التربية الأساسية بدولة الكويت. *مجلة كلية التربية – جامعة أسيوط*، ٣٦ (٤)، ٢١٤-٢٤٩.

رياض طه، أحمد منشاوي (٢٠٢١). النمذجة البنائية للفعالية الذاتية للمعلم في علاقتها بالحماس للعمل والذكاء الانفعالي والرضا الوظيفي والهناء النفسي. *المجلة المصرية للدراسات النفسية*، ٣١ (١١٣)، ١٩٣-٢٨٥.

سيد الوكيل (٢٠٢١). الدور الوسيط لفاعلية الذات في العلاقة بين العوامل الخمسة الكبرى للشخصية والرضا عن الحياة لدى طلاب الجامعة. *مجلة جامعة الفيوم للعلوم التربوية والنفسية*، ١٥ (٢)، ٧٧٧-٨٥٨.

محمد حسانين (٢٠٠٨). النموذج البنائي للعلاقة بين توجهات الهدف وقلق الاختبار المعرفي والضغوط النفسية والأداء الأكاديمي لدى عينة من طلاب كلية التربية ببنها. *مجلة كلية التربية- جامعة طنطا*، (٣٨)، ٥٣١-٥٧٤.

محمد صالح (٢٠٢٠). الذكاء الوجداني وعلاقته بالأداء الأكاديمي لدى طلاب كليتي العلوم والآداب في جامعة صنعاء. *مجلة البحوث و الدراسات العربية*، (٧٢)، ٣٥٧-٣٩٢.

محمد غنيم (٢٠٠٢). طبيعة فعالية الذات الأكاديمية لدى طلاب الجامعة. *المؤتمر العلمي السنوي العاشر- التربية و قضايا التحديث والتنمية في الوطن العربي، كلية التربية جامعة حلوان*، ٢، ٣٨٥-٤٢١.

مختار الكيال (٢٠٠٨). الإسهام النسبي لمكونات الذكاء الوجداني والذكاء المعرفي وتنظيم الذات في التنبؤ بالأداء المهني للمعلمين والأداء الأكاديمي للطلاب بالمرحلة الثانوية: دراسة في نمذجة العلاقات. *مجلة كلية التربية- جامعة عين شمس*، ١ (٣٢)، ٩-٥١.

هبة الشوربجي (٢٠٢٠). قياس قلق الاختبار وتحديد مستواه لدى طلبة الفرقة الرابعة بكلية التربية جامعة الزقازيق. *دراسات تربوية ونفسية*، (١٠٨)، ٣٤١-٣٧٩.

Akintude, D. O., & Olujide, F. O. (٢٠١٨). Influence of emotional intelligence and locus of control on academic achievement of underachieving high

ability students. *Journal for the Education of Gifted Young Scientists,* ٦(٢), ١٤-٢٢. https://doi.org/١٠,١٧٤٧٨/JEGYS.٢٠١٨,٧٤

Al-Abyadh, M. H. A., & Abdel Azeem, H. A. H. (٢٠٢٢). Academic achievement: Influences of university students' self-management and perceived self-efficacy. *Journal of Intelligence, 10,* ١-١٨.

Al-Barrak, M., & Al-Razgan, M. (٢٠١٦). Predicting students final GPA using decision trees :A case study. *International Journal of Information and Education Technology, 6,* ٥٢٨-٥٣٣.

Al-Harthy, I. (٢٠١١). *Knowledge monitoring, goal orientations, self-efficacy, and academic performance: A path analysis* (Publication No. ٣٤٩٣١٧٦) [Doctoral dissertation, Kent State University]. ProQuest Dissertations and Theses Global.

Alyahyan, E., & Dustegor, D. (٢٠٢٠). Predicting academic success in higher education: literature review and best practices. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 17*(١), ١-٢١.

Asakereh, A., & Yousofi, N. (٢٠١٨). Reflective thinking, self-efficacy, self-esteem and academic achievement of Iranian EFL students in higher education: Is there a relationship? *International Journal of Educational Psychology, 7*(١), ٦٨-٨٩ .

Bandura, A. (١٩٩٧). *Self-efficacy: The exercise of control*. W.H. Freeman and Company .

Bar-On, R. (٢٠٠٦). The Bar-On model of emotional-social intelligence (ESI) ١. *Psicothema, ١٨*, ١٣-٢٥ .

Barchard, K. A., & Christensen, M. M. (٢٠٠٧). Dimensionality and higher-order factor structure of self-reported emotional intelligence. *Personality and individual differences*, *42*(٦), ٩٧١-٩٨٥ .

Beck, M., & Libert, B. (٢٠١٧). The rise of AI makes emotional intelligence more important. *Harvard Business Review, 15*, ١-٥ .

Bouih, A., Nadif, B., & Benattabou, D .(٢٠٢١). Assessing the effect of general self-efficacy on academic achievement using path analysis: A preliminary study. *Journal of English Language Teaching and Applied Linguistics, 3*(٤), ١٨-٢٤ .

Bravo, L., Nieves-Pimiento, N., & Gonzalez-Guerrero, K. (٢٠٢٢). Prediction of university-level academic performance through machine learning mechanisms and supervised methods. *Ingeniería*, *28*, ١-٢٥.

Brown, T. A. (٢٠٠٦). *Confirmatory factor analysis for applied research*. The Guilford Press.

Brownlee, J. (٢٠١٦). *Machine learning mastery with R get started, build accurate models and work through projects step-by-step*. Machine Learning Mastery.

Bujang, S. D. A., Selamat, A., & Krejcar, O. (٢٠٢١, February). A predictive analytics model for students grade prediction by supervised machine learning. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1051*, ١-٨.

Cassady, J., & Johnson, R. (٢٠٠٢). Cognitive test anxiety and academic performance. *Contemporary Educational Psychology, 27*, ٢٧٠-٢٩٥. https://doi.org/١٠,١٠٠٦/ceps.٢٠٠١,١٠٩٤

Cassady, J. C., & Finch, W. H. (٢٠١٥). Using factor mixture modeling to identify dimensions of cognitive test anxiety. *Learning and Individual Differences, 41*, ١٤-٢٠ .

Chang, Y.-C., & Tsai, Y.-T. (٢٠٢٢). The effect of university students' emotional intelligence, learning motivation and self-efficacy on their academic achievement—online english courses. *Frontiers in Psychology, 13*, ١-١١ .

Charbonneau, D., & Nicol, A. A. (٢٠٠٢). Emotional intelligence and leadership in adolescents. *Personality and Individual Differences, 33*(٧), ١١٠١-١١١٣ .

Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (٢٠٢١). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science, 7*, ١-٢٤.

Christina, M. (٢٠٢٢). Trait emotional intelligence among hierarchical levels of leadership. *Organizational Psychology*, *12*(٤), ٦٩-٨٥ .

Clere, A., & Bansal, V .(٢٠٢٢). *Machine learning with dynamics 365 and power platform : The ultimate guide to apply predictive analytics*. Wiley.

Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (١٩٩٦). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological methods, 1*(١), ١٦-٢٩ .

Dulewicz, V., Higgs, M., & Slaski, M. (٢٠٠٣). Measuring emotional intelligence: content, construct and criterion-related validity. *Journal of Managerial Psychology, 18*(٥), ٤٠٥-٤٢٠ .

Farid, A., & Ashrafzade, T. (٢٠٢٠). A meta-analysis of the relationship self-efficacy and academic performance. *Journal of Educational Scinces, ٢١*(٢), ٦٩-٩٠ .

Ferrando, M., Prieto, M. D., Almeida ،L. S., Ferrándiz, C., Bermejo, R., López-Pina, J. A., Hernández, D., Sáinz, M., & Fernández, M.-C. (٢٠١١). Trait emotional intelligence and academic performance: Controlling for the effects of IQ, personality, and self-concept. *Journal of Psychoeducational Assessment, 29*(٢), ١٥٠-١٥٩.

Field, A. (٢٠٠٩). *Discovering statistics using SPSS* (٣rd ed.). SAGE.

Gaskin, J., & Lim, J. (٢٠١٦). *" Model Fit Measures", AMOS Plugin*. Gaskination'sStatWiki .

George, J. M. (٢٠٠٠). Emotions and leadership: The role of emotional intelligence. *Human relations, 53*(٨), ١٠٢٧-١٠٥٥ .

Goleman, D. (١٩٩٦). *Emotional intelligence: Why it can matter more than IQ*. Bloomsbury.

Graham, J. M. (٢٠٠٦). Congeneric and (essentially) tau-equivalent estimates of score reliability: What they are and how to use them. *Educational and psychological measurement, 66*(٦), ٩٣٠-٩٤٤.

Graupe, D. (٢٠١٣). *Principles of artificial neural networks* (Vol. ٧). World Scientific.

Greenwell, B. M., Boehmke, B. C., & Gray, B. (٢٠٢٠). Variable importance plots-an introduction to the vip package. *The R Journal, 12*(١), ٣٤٣-٣٦٦.

Halde, R. R., Deshpande, A., & Mahajan, A. (٢٠١٦, May). Psychology assisted prediction of academic performance using machine learning. *2016 IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT)*, ٤٣١-٤٣٥.

Ismail, F. K. M., & Zubairi, A. M. B. (٢٠٢٢). Item analysis of a reading test in a Sri Lankan context using classical test theory. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 21*(٣), ٣٦-٥٠.

Jakhar, D., & Kaur, I. (٢٠٢٠). Artificial intelligence, machine learning and deep learning: definitions and differences. *Clinical and experimental dermatology, 45*(١), ١٣١-١٣٢ .

Kahan, L. M. (٢٠٠٨). *The correlation of test anxiety and academic performance of community college students* (Publication No. ٣٣٢٩٨٣٢) [Doctoral dissertation, Capella University]. ProQuest Dissertations and Theses Global.

Kaunang, F. J., & Rotikan, R. (٢٠١٨, October). Students' academic performance prediction using data mining. In *2018 Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC)* (pp. ١-٥). IEEE.

Kukreja, H., Bharath, N., Siddesh ،C., & Kuldeep, S. (٢٠١٦). An introduction to artificial neural network. *International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education, 1,* ٢٧-٣٠ .

Kumar, P., Kumar, D., & Jain, V. (٢٠٢١). *Artificial intelligence and global society Impact and practices* (١st ed.). Chapman and Hall/CRC. https://doi.org/١٠,١٢٠١/٩٧٨١٠٠٣٠٠٦٦٠٢

Kurtovic, A., Vrdoljak, G., & Idzanovic, A. (٢٠١٩). Predicting procrastination: The role of academic achievement, self-efficacy and perfectionism. *International Journal of Educational Psychology: Ijep, 8*(١), ١-٢٦ .

Lesnussa, Y., Patty, H., Titawael, C., & Talakua, M. (٢٠١٧). System diagnosis symptoms of fever on children using artificial neural network and certainty factor method: A study case of fever patient at rsud dr. m. haulussy hospital in ambon. *International Journal of Health Medicine and Current Research, 2,* ٧٢٣-٧٢٩.

Mao, W., & Wang, F. Y. (٢٠١٢). Cultural modeling for behavior analysis and prediction. In W .Mao & F.-Y. Wang (Eds.), *New Advances in Intelligence and Security Informatics* (pp. ٩١-١٠٢). Academic Press. https://doi.org/١٠,١٠١٦/B٩٧٨-٠-١٢-٣٩٧٢٠٠-٢,٠٠٠٠٨-٧

Martínez-Martínez, A. M., Roith, C., Aguilar-Parra, J. M., Manzano-León, A., Rodríguez-Ferrer, J. M., & López-Liria, R. (٢٠٢٢). Relationship between emotional intelligence, victimization, and academic achievement in high school students. *Social Sciences, 11*(٦), ١-١٠ .

Matthews, G., Roberts ،R. D., & Zeinder, M. (٢٠٠٣). Development of emotional intelligence: A skeptical–but not dismissive–perspective. *Human development, 46,* ١٠٩-١١٤ .

Morton, S., Mergler, A., & Boman, P. (٢٠١٤). Managing the transition: The role of optimism and self-efficacy for first-year Australian university students. *Journal of Psychologists and Counsellors in Schools, 24*(١), ٩٠-١٠٨ .

Mueen, A., Zafar, B., & Manzoor, U. (٢٠١٦). Modeling and predicting students' academic performance using data mining techniques. *International Journal of Modern Education and Computer Science, 11,* ٣٦-٤٢. https://doi.org/١٠,٥٨١٥/ijmecs.٢٠١٦,١١,٠٥

Musa, M., Arifin, A., Sukmawati, E., Zulkifli, Z., & Mahendika, D. (٢٠٢٣). The relationship between students' sipiritual and emotional intelligence with subjects learning outcomes. *Journal on Education, 5*(٤), ١١٧٢٩-١١٧٣٣ .

Naseer, S., Mussarat, R., & Malik, F. (٢٠٢٢). Personality traits and academic achievements of undergraduate students: The mediating role of emotional intelligence. *Pakistan Journal of Psychological Research, ٣٧*(١), ١٣٥-١٤٨ .

Nyamayaro, P. C., & Saravanan, C. (٢٠١٣). The relationship between adjustment and negative emotional states among first year medical students. *Asian journal of social sciences & humanities*, *2*(٣), ٢٧٠-٢٧٨.

Ononye, U., Ndudi, F., Bereprebofa, D., & Maduemezia, I. (٢٠٢٢). Academic resilience, emotional intelligence, and academic performance among undergraduate students. *Knowledge and Performance Management, ٦*(١), ١-١٠ .

Owan, V., Bassey, B., Omorobi, G., & Essuong, U. (٢٠٢٠). Poll everywhere e-learning platform, test anxiety, and undergraduates' academic performance in mathematics: Empirical evidence from Nigeria. *American Journal of Social Sciences and Humanities, 5*, ١٤١-١٥٠.

Owan, V., Etudor-Eyo, E., & Essuong, U. (٢٠١٩). Administration of punishment, students' test anxiety, and performance in mathematics in secondary schools of Cross River state. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences, 9*, ٤١٥-٤٣٠.

Petrides, K. V., Pita, R., & Kokkinaki, F. (٢٠٠٧). The location of trait emotional intelligence in personality factor space. *British journal of psychology*, *98*(٢), ٢٧٣-٢٨٩ .

Piedmont, R. L. (٢٠١٤). Inter-item correlations. In A. C. Michalos (Ed.), *Encyclopedia of Quality of Life and Well-Being Research* (pp. ٣٣٠٣-٣٣٠٤). Springer Netherlands. https://doi.org/١٠,١٠٠٧/٩٧٨-٩٤-٠٠٧-٠٧٥٣-٥_١٤٩٣

Plevris, V., Solorzano, G., Bakas, N. P., & Ben Seghier, M. E. A. (٢٠٢٢, November). Investigation of performance metrics in regression analysis and machine learning-based prediction models. In *8th European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering (ECCOMAS Congress 2022)*(pp. ١-٢٥). European Community on Computational Methods in Applied Sciences.

Putpuek, N., Rojanaprasert, N., Atchariyachanvanich, K., & Thamrongthanyawong, T. (٢٠١٨, June). Comparative study of prediction models for final GPA score: a case study of Rajabhat Rajanagarindra University. In *2018 IEEE/ACIS 17th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)* (pp. ٩٢-٩٧). IEEE.

Putwain, D. W., Nicholson, L. J., Nakhla, G., Reece, M., Porter, B., & Liversidge, A. (٢٠١٦). Fear appeals prior to a high-stakes examination can have a positive or negative impact on engagement depending on how the message is appraised. *Contemporary Educational Psychology*, ٤٤, ٢١-٣١.

Putwain, D. W., Woods, K. A., & Symes, W. (٢٠١٠). Personal and situational predictors of test anxiety of students in post-compulsory education. *British Journal of Educational Psychology, 80*(١), ١٣٧-١٦٠ .

Rodríguez-Hernández, C. F., Musso, M., Kyndt, E., & Cascallar, E. (٢٠٢١). Artificial neural networks in academic performance prediction: Systematic implementation and predictor evaluation. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, ١-١٤.

Roell, J. (٢٠١٧, June ١٢). *From fiction to reality: A beginner's guide to artificial neural networks*. Retrieved August ١٣, ٢٠٢٣, from https://towardsdatascience.com/from-fiction-to-reality-a-beginners-guide-to-artificial-neural-networks-d٠٤١١٧٧٧٥٧١b

Salovey, P., & Mayer, J. D. (١٩٩٠). Emotional Intelligence. *Imagination, cognition and personality, 9*(٣), ١٨٥-٢١١ .

Schutte, N. S., & Malouff, J. M. (٢٠١٢). Priming ability emotional intelligence. *Intelligence, 40* (٦), ٦١٤-٦٢١.

Schutte, N. S., Malouff, J. M., Hall, L. E., Haggerty, D. J., Cooper, J. T., Golden, C. J., & Dornheim, L. (١٩٩٨). Development and validation of a measure of emotional intelligence. *Personality and Individual Differences, 25*(٢), ١٦٧-١٧٧ .

Schwarzer, R., & Jerusalem, M. (١٩٩٥). Generalized self-efficacy scale. In J. Weinman, S. Wright, & M. Johnston, *Measures in health psychology: A user's portfolio. Causal and control beliefs* (pp. ٣٥-٣٧). Windsor, UK: NFER-NELSON.

Shkullaku, R. (٢٠١٣). The relationship between self-efficacy and academic performance in the context of gender among Albanian students. *European academic research, 1*(٤), ٤٦٧-٤٧٨ .

Sideeg, A. (٢٠١٥). Test anxiety, self-esteem, gender difference, and academic achievement: The case of the students of medical sciences at Sudanese Universities. *British Journal of Arts and Social Science, 19*(٢), ٣٩-٥٩ .

Szafranski, D. D. (٢٠١٠). *Effects of a behavioral intervention on college students' reports of test anxiety and academic success* (Publication No. ١٤٩٠١٧٧) [Master's thesis, University of the Pacific Stockton California]. ProQuest Dissertations and Theses Global.

Thevaraja, M., Rahman, A., & Gabirial, M. (٢٠١٩, April). Recent developments in data science: Comparing linear, ridge and lasso regressions techniques using wine data. In *Proceedings of the International Conference on Digital Image & Signal Processing* (pp. ١-٦). Oxford, United Kingdom.

Thomas, C. L., Cassady, J. C., & Finch, W. H. (٢٠١٨). Identifying severity standards on the cognitive test anxiety scale: Cut score determination using latent class and cluster analysis. *Journal of Psychoeducational Assessment, 36*(٥), ٤٩٢-٥٠٨ .

Thomas, C. L., Cassady, J. C., & Heller, M. L. (٢٠١٧). The influence of emotional intelligence, cognitive test anxiety, and coping strategies on undergraduate academic performance. *Learning and Individual Differences, 55*, ٤٠-٤٨. https://doi.org/١٠,١٠١٦/j.lindif.٢٠١٧,٠٣,٠٠١

Trpcevska, L. (٢٠١٧). *Predictors of psychological well-being, academic self-efficacy and resilience in university students, and their impact on academic motivation* [Doctoral dissertation, Victoria University].

Tudor, K. E., & Spray, C. M. (٢٠١٧). Approaches to measuring academic resilience: A systematic review. *International Journal of Research Studies in Education, 7*(٤), ٤١-٦١.

Tus, J. (٢٠١٩). Self-efficacy and it's influence on the academic performance of the senior high school students. *Journal of Global Research in Education and Social Science, 13*(٦), ٢١٣-٢١٨.

von der Embse, N., Jester, D., Roy, D., & Post, J. (٢٠١٨). Test anxiety effects, predictors, and correlates: A ٣٠-year meta-analytic review. *Journal of affective disorders, 227*, ٤٨٣-٤٩٣.

Xu, X., Wang, J., Peng, H., & Wu, R. (٢٠١٩). Prediction of academic performance associated with internet usage behaviors using machine learning algorithms. *Computers in Human Behavior, 98*, ١٦٦-١٧٣. https://doi.org/https://doi.org/١٠,١٠١٦/j.chb.٢٠١٩,٠٤,٠١٥

Yağcı, M. (٢٠٢٢). Educational data mining: prediction of students' academic performance using machine learning algorithms. *Smart Learning Environments, 9*, ١-١٩.

Yang, L., & Shami, A. (٢٠٢٠). On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: Theory and practice. *Neurocomputing, 415*, ١-٦٩.

The relative contribution of some psychological variables in predicting academic performance among university students: A comparative study using artificial neural network and multiple linear regression

Abstract

The current research aimed to verify the effectiveness of using the artificial neural network model and compare it with the multiple linear regression model by predicting the academic performance of a sample of second-level students at the Faculty of Education, Ain-Shams University (n = ٤٧٢) in the academic year ٢٠٢٢-٢٠٢٣, considering some psychological variables (emotional intelligence, cognitive test anxiety, and general self-efficacy) in addition to previous academic performance and discipline. The following scales were applied: the emotional intelligence scale, the cognitive test anxiety scale, and the general self-efficacy scale. The results indicated that the artificial neural network model ($R^{٢}$ = ٠,٢٦٦, RMSE = ٠,٣٩٠) was superior to the multiple linear regression model ($R^{٢}$ = ٠,١٣٥, RMSE = ٠,٤٢٣). The relative importance of the predictor variables was calculated according to the artificial neural network model by using the permutation method.
Keywords: artificial intelligence, machine learning, artificial neural network, academic performance, emotional intelligence, cognitive test anxiety, general self-efficacy.