

م، د فايق رياض ال سرحان  
كلية التربية للعلوم الإنسانية

[hum.fayeq.rheid@uobabylon.edu.iq](mailto:hum.fayeq.rheid@uobabylon.edu.iq)

المستخلص :

يهدف البحث إلى تحليل البنية العاملية لاختبار رمز - رقم باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (MLP) ونظرية الاستجابة للمفردة (IRT) ومن أجل تحقيق هذا الهدف اختار الباحث عينة بلغت (٥٠٠) طالب وطالبة من طلبة جامعة بابل للعام الدراسي (٢٠٢٥-٢٠٢٦) ومن الكليات العلمية والانسانية وللجنسيين وتم توزيع العينة بالأسلوب الطيفي العشوائي ذي التوزيع المتساوي واعتمد البحث على الاسلوب الوصفي التحليلي في تحليل البيانات باستخدام كلتا التقنيتين بشكل منفصل، ثم مقارنة النتائج المستخلصة من كلياهما وقد توصل البحث إلى دقة الطربيتين في تحليل بنية الاختبار وفي ضوء هذه النتيجة وضع الباحث جملة من التوصيات والمقررات.

الكلمات المفتاحية:

الشبكات العصبية الاصطناعية ، نظرية الاستجابة للمفردة، اختبار رمز - رقم.

### Abstract:

This research aims to analyse the factor structure of the Symbol-Number Test using Artificial Neural Networks (MLP) and Item Response Theory (IRT). To achieve this goal, the researcher selected a sample of (500) male and female students from the University of Babylon for the academic year (2025-2026) from the science and humanities colleges, and of both genders. The sample was distributed using a stratified random method with proportional distribution. The research relied on the descriptive-analytical method to analyse the data using both techniques separately, then compared the results obtained from both. The research concluded that both methods were accurate in analysing the test structure. In light of these results, the researcher developed a set of recommendations and proposals.

Keywords: Artificial Neural Networks, Item Response Theory, Symbol-Number Test.

### مشكلة البحث

يشكل تقييم القدرات المعرفية للطلبة تحدياً معقداً، لا سيما عند تناول تحليل وتفسير نتائج الاختبارات النفسية التي تعنى بقياس العمليات العقلية المتقدمة (Adewale et al.,2018)، اذ تواجه الطرق التقليدية في تحليل هذه البيانات عدة تحديات منها القصور في التعامل مع العلاقات غير الخطية والتعقيدات المتنوعة التي تتسم بها بيانات الاستجابة الفردية داخل العينات (Valko & Osadchy,2020) مما يؤثر سلباً على دقة النتائج المستخلصة حول البنية الكامنة للاختبار ومستويات القدرات الحقيقة للطلبة وعليه، فإن الاعتماد على هذه الأساليب التقليدية قد يؤدي إلى استنتاجات غير كاملة أو مضللة، مما يحد من القدرة على فهم الفروق الحقيقية بين الطلبة وتقديم الدعم الأكاديمي الملائم لهم (Zacharis,2016) وقد اشارت دراسة (Epskamp& Fried,2018) ودراسة (Suwartono&Bintamur,2019) إلى ندرة استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أدوات الذكاء الاصطناعي المتقدمة من أجل تحليل البيانات وتحسين دقة التنبؤ بداء الطلبة (Suwartono&Bintamur,2019;Epskamp& Fried,2018) كما يؤدي محدودية استخدام نماذج الاستجابة للمفردة في التقويم التربوي إلى إعاقة التشخيص الدقيق لقدرات الطلاب الفردية، وتقليل فعالية تصميم الاختبارات وتقديرها بموضوعية وتحد من القدرة على مقارنة الأداء عبر الزمن وبين المجموعات المختلفة، وتعيق تطوير برامج تعليمية مخصصة تلبي الاحتياجات الفردية (Adams et al.,2019) اذ ان انخفاض كفاءة ودقة آليات تحديد قدرات الطلبة واستعداداتهم الفردية، يُفضي إلى تصنيفات غير دقيقة، مما يصعب على المتعلمين الاندماج الفاعل في الحياة الأكاديمية فغياب التقييمات المتعددة الجوانب، واعتماد النظم التقليدية بشكل مفرط على مقياس موحد تُغلق التنوع المعرفي والمهاري لدى الطلبة، يؤدي إلى ضياع طاقات كامنة لديهم ويُسهم في ارتفاع معدلات الرسوب، ويعمق من الشعور بالإحباط كما ان القصور في التشخيص الدقيق لإمكاناتهم ومويلهم الأكاديمية يساهم في توجيههم نحو مسارات دراسية قد لا تناسب مع قدراتهم الحقيقة، وبالتالي يؤدي إلى شعورهم بالإحباط والتراجع في الأداء الأكاديمي (Santos et al.,2018) ويدع اختبار رمز- رقم أحد الاختبارات النفسية الأكثر استخداماً في تقييم السرعة الإدراكية، الوظائف التنفيذية، والذاكرة العاملة لدى البالغين (Joy et al., 2018) وعلى الرغم من انتشاره الواسع في السياقات التربوية، إلا أن التحليلات التقليدية لبنية هذا الاختبار تواجه تحديات منهجية كبيرة تتمثل في القصور عن كشف التقييدات الكامنة في الاستجابات المعرفية للأفراد (Smith & Jones, 2020).

لذلك يسعى الباحث إلى الإجابة عن التساؤل الآتي: ما دقة توظيف الشبكات العصبية ونظرية الاستجابة للمفردة في تحليل بنية اختبار رمز- رقم لدى طلبة الجامعة؟  
**أهمية البحث**

تبرز الحاجة لتطبيق نماذج تحليلية حديثة تتجاوز النظريات التقليدية في القياس النفسي والتربوي في ظل التطور التكنولوجي السريع وتزايد استخدام الذكاء الاصطناعي في مجالات التعليم والقياس النفسي والتربوي، إذ ان الطلبة الجامعيون يشكلون فئة ذات تنوع معرفي وسلوكي كبير، مما يتطلب أدوات تقييم دقيقة تحلل ما يمتلكوه من قدرة بصورة تكاملية (Lim et al., 2022) حيث يسعى البحث إلى دمج تقنيتين وهما استعمال الشبكات العصبية ونظرية الاستجابة للمفردة (IRT) في تحليل بنية اختبار رمز - رقم لقياس قدرات الطلبة في سرعة المعالجة الادراكية والانتباه اذ ان المجم بين هذين الاسلوبين يتيح الافادة من قدرات الشبكات العصبية في معالجة البيانات المعقّدة، إلى جانب دقة نماذج الاستجابة للمفردة في تحليل خصائص بنود الاختبار وتقدير القراءة الكامنة لدى الطلبة ومن ثم إحداث نقلة نوعية في آليات تحليل الاختبارات النفسية والتربوية.

ان الأساليب الإحصائية التقليدية، مثل التحليل العاملاني، غير كافية لاستكشاف العلاقات غير الخطية والمعقّدة بين عناصر المقياس، خصوصاً عند استخدامه في سياقات ثقافية متباينة من هنا، تكتسب الشبكات العصبية أهمية متزايدة كأداة من أدوات التعلم الآلي، إذ تتيح الكشف عن الأنماط المعقّدة في البيانات، مما يعزز من دقة النموذج ويعمق فهم البنية العاملية ضمن بيانات ثقافية متعددة (Van Borkulo et al., 2018).

يُمثل تحليل الشبكات العصبية الاصطناعية السيكومترية نقلة نوعية في فهم البنى النفسية، إذ يتتجاوز النماذج التقليدية القائمة على المتغيرات الكامنة ليغوص في ديناميكيات العلاقات المعقّدة بين المتغيرات والمفردات المكونة لها اذ يتيح هذا التحليل استكشاف مركزية العقدة، وهو مفهوم بالغ الأهمية لتحديد المفردات أو العقد المحورية التي تلعب دوراً حاسماً في تشكيل وتطوير واستمرارية البناء النفسي قيد الدراسة، وهو أمر تعجز عنه الأساليب التقليدية كالتحليل العاملاني الاستكشافي والتوكيدية بالإضافة إلى ذلك، يمكن للشبكات العصبية أن تكون أداة فعالة للتحقق من صحة ومصداقية نماذج التحليل العاملاني التوكيدية، وذلك من خلال فحص الارتباطات الداخلية بين المفردات المنتسبة إلى تجمعات محددة (Borsboom et al., 2021).

اذ أظهرت دراسة وانغ وآخرون Wang et al. (2021) تفوق الشبكات العصبية بشكل ملحوظ على النماذج التقليدية في القياس للتنبؤ بالأداء الأكاديمي بنسبة ١٨,٧% ويعزى هذا التفوق إلى قدرة الشبكات العصبية على استيعاب ومعالجة العلاقات غير الخطية المعقّدة الموجودة في البيانات المتعلقة بالأداء الأكاديمي، والتي غالباً ما تفشل النماذج التقليدية في التقاطها بدقة (Wang et al., 2021).

كما هدفت دراسة دوردي Doroudi (٢٠١٣) التي قارنت أداء الشبكات العصبية مع نماذج الانحدار اللوجستي في التنبؤ بنجاح الطلبة في الكلية وأظهرت النتائج أن الشبكات العصبية تفوقت بشكل ملحوظ على نماذج الانحدار اللوجستي، خاصة عندما تم استخدام مجموعة كبيرة من المتغيرات التنبؤية وتوصلت الدراسة إلى أن نماذج الشبكات العصبية متعددة الطبقات أداة قوية للتنبؤ بنجاح الطلبة في الجامعة (Doroudi, 2013).

كما ان دراسة خان وآخرون Khan et al. (2017) استكشفت اهمية استخدام الشبكات العصبية في تحليل كفاءة التعلم اذ قام الباحثون بتحليل بيانات تفاعل الطلبة مع المواد الدراسية وأظهرت النتائج ان دقة نماذج الشبكات العصبية في تحليل البيانات (Khan et al., 2017).

كما كشفت دراسة تشان وزانغ Chen & Zhang (2022) عن أن النماذج الهجينية التي تجمع بين نظرية الاستجابة للمفردة والشبكات العصبية حققت دقة أعلى في تغيير القدرة الكامنة، خاصة في العينات المتنوعة ثقافياً (Chen & Zhang, 2022). وتتصحّح اهمية نظرية الاستجابة للمفردة عن طريق انتقاء المفردات الأكثر تمييزاً لقدرات المفحوصين، مما يقلّل عدد المفردات المطلوبة للحصول على معلومات دقيقة عن قدرة المفحوص هذا يختصر وقت الاختبار ويقلّل من إرهاق المفحوصين (Lord, 1980).

ووضحت دراسة كيم وآخرون Kim et al. (٢٠٢٣) اهمية التكامل بين المنهجيات التقليدية والحديثة التي يمكن أن يحسن من موثوقية وصدق الاختبارات النفسية، خاصة في القياس المتعدد الأبعاد (Kim et al., 2023).

اذ هدفت دراسة كونزالس Tatar et al. (2017) إلى تقييم جودة مقياس الضغوط النفسية باستخدام نظرية الاستجابة للمفردة وأظهرت النتائج أن بعض المفردات في المقياس كانت تعمل بشكل مختلف لمجموعات مختلفة من العينات ، وأن استخدام نظرية الاستجابة للمفردة ساهم في تحسين دقة القياس وتقليل التحيز (Tatar et al., 2017).

فيما وضحت دراسة دايموند Diamond (٢٠٢٠) التي هدفت الى تحليل مفردات مقياس الوظائف التنفيذية التي أظهرت ان نظرية الاستجابة للمفردة ساعدت في تحديد المفردات الأكثر تمييزاً لقدرة الفرد على الوظائف التنفيذية، وفي تحسين دقة القياس كما أشارت إلى أن بعض المفردات كانت تعمل بشكل مختلف بين الأعمار المختلفة (Diamond, 2020).

ويشكل التقييم النفسي والتربوي حجر الزاوية في فهم القراءات المعرفية والشخصية للأفراد، وتوجيهه التدخلات المناسبة لدعم نموهم وتطورهم ومن بين الأدوات التقييمية المستخدمة على نطاق واسع، يبرز اختبار رمز- رقم Digit Symbol Test (SDMT) كأداة فعالة وموثوقة لتقييم سرعة المعالجة المعرفية، والانتباه، والذاكرة العاملة، والوظائف التنفيذية (Lezak et al., 2012).

اذ وجدت دراسة كونزالس ولி Gonzalez and Lee (٢٠٢٢) ان اختبار رمز- رقم يقدم مؤشرات قيمة عن المرونة المعرفية والقدرة على التكيف الأكاديمي، مما يبرز أهميته في السياقات التربوية (Gonzalez and Lee, 2022). كما ان اختبار رمز - رقم يمكن ان يسهم في التنبؤ بالأداء الأكاديمي والمهني اذ أن الأداء الجيد في الاختبار يرتبط بالقدرة على التعلم بسرعة، وحل المشكلات بكفاءة، والتكيف مع المهام الجديدة (Joy et al., 2004).

ويخلاص الباحث الأهمية البحث في جانبي:

**اولاً: الأهمية النظرية**

١. يقدم البحث إسهاماً نظرياً في مجال القياس النفسي التربوي من خلال تطوير إطار متكامل يجمع بين المنهجيات الكلاسيكية والحديثة يربط بين نظرية الاستجابة للمفرددة كأساس قياسي سيكومترى والشبكات العصبية كأدلة احصائية متقدمة.

٢. قد يسهم البحث في تعميق الفهم النظري للعمليات المعرفية الكامنة وراء أداء اختبار رمز- رقم من خلال الكشف عن الأنماط غير الخطية والتفاعلات المعقدة، اذ يقدم رؤى جديدة حول طبيعة سرعة المعالجة المعرفية، والانتباه، والذاكرة العاملة، والوظائف التنفيذية.

٣. يمكن ان يمثل البحث إضافة جديدة في القياس النفسي والتربوي من خلال تطوير نماذج هجينة تتجاوز الافتراضات التقليدية وتعامل مع التعقيد الحقيقى للبيانات عن طريق شبكات الذكاء الاصطناعي ونظرية الاستجابة للمفرددة.

**ثانياً: الأهمية التطبيقية**

١. يمكن ان يسهم في تحسين دقة وكفاءة عمليات التقييم النفسي التربوي، خاصة في تحديد دقة قياس القدرات المعرفية للطلبة من خلال تقييم نموذج قياس للادة المعرفي يتسم بالدقة.

٢. يمهد البحث الطريق لتطوير اختبارات اكثر دقة، قادرة على التكيف مع الخصائص الفردية للطلبة وتقييم تقديرات أفضل للقدرات الكامنة لديهم.

٣. يمكن ان يوفر البحث اداة قياس تربوي ذات صدق وثبات عاليين مما يساهم في تحسين جودة الاختبارات التربوية والنفسية في البيئة العراقية.

### هدف البحث

يسهدف البحث الحالي تحليل بنية اختبار رمز- رقم عن طريق توظيف الشبكات العصبية مع نظرية الاستجابة للمفرددة لدى عينة من طلبة الجامعة.

**حدود البحث**  
يقتصر البحث الحالي على طلبة جامعة بابل الدراسة الصباحية وللجنسيين (ذكور - اناث) وللتخصصين (العلمي - والانساني) للعام الدراسي (٢٠٢٦/٢٠٢٥).

### تحديد المصطلحات

تبني الباحث التعريفات الآتية:

**اولاً: الشبكات العصبية (MLP):** نماذج تعلم عميقه مكونة من العقد العصبية الاصطناعية تُستخدم في تحليل الأنماط والبيانات المعقدة تعمل على تعلم التمثيلات غير الخطية للبيانات عبر عملية تسمى التعلم العميق، ما يسمح بال نقاط تفاصيل دقيقة وعلاقة خفية بين المتغيرات وتحليلها من أجل الوصول الى نتائج اكثر دقة (Goodfellow et al., 2016).

**ثانياً: نظرية الاستجابة للمفرددة (IRT) :** نموذج قياس يستخدم لتحليل بيانات الاختبارات، لتفسير العلاقة بين قدرة الفرد والاحتمالية التي يستجيب فيها بشكل صحيح لكل عنصر في الاختبار(Embretson & Reise, 2000).

**ثالثاً: اختبار رمز- رقم (SDMT) :** أداة قياس معرفية تستخدم في تقييم سرعة معالجة الرموز والقدرة على الربط بين الرموز والأرقام التي تُعد مؤشرات أساسية للوظائف التنفيذية والذاكرة العاملة(Brown & Green, 2018).

### الاطار النظري

#### اولاً: الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs)

يعود المفهوم الأساسي للشبكات العصبية الاصطناعية إلى منتصف القرن العشرين، وتحديداً إلى العمل الرائد الذي قام به كل من ماكولوتش وبيتس عام (١٩٤٣) اذ قدم هذان العالمان نموذجاً رياضياً مبكراً للعصيوبون الاصطناعي، والذي شكل البنية الأساسية لفهم كيفية معالجة المعلومات في الأنظمة العصبية البيولوجية وتصميم نماذج اصطناعية تحاكي هذه العمليات وعلى الرغم من أهمية هذا العمل المبكر في وضع الأسس النظرية، إلا أن التطور الحاسم الذي أدى إلى الانطلاق الفعلي للشبكات العصبية جاء لاحقاً مع تقديم خوارزمية التدرج العكسي Backpropagation ويعود الفضل في تقديم هذه الخوارزمية إلى ويربوس في عام (١٩٧٤)، ولكنها لم تلق الاهتمام الكافي في ذلك الوقت ثم أعيد اكتشافها وتطورها بشكل مستقل من قبل روميلهارت وأخرون في عام (١٩٨٦)، مما أدى إلى إحداث ثورة في مجال التعلم الآلي (Baker & Inventado, 2014) اذ سمحت خوارزمية التدرج العكسي بتدريب الشبكات العصبية، مما فتح الباب أمام حل مشاكل معقدة لم يكن بالإمكان معالجتها بالنماذج السابقة، وأدى إلى التوسع الهائل في استخدام الشبكات العصبية في مجموعة واسعة من التطبيقات وقد شهدت هذه التقنية انتعاشاً كبيراً في العقد الثاني من القرن الحادي والعشرين مدعاومة بثلاثة عوامل رئيسية: توفر البيانات الضخمة، قوة الحوسبة المتاحة، والتطورات الخوارزمية(Schmidhuber, 2015).

وشهدت الساحة البحثية مؤخراً ظهور مدخل تحليل الشبكات العصبية الاصطناعية السيكومترية، الذي يمثل إضافة نوعية في مجال القياس النفسي مما يتتيح هذا المدخل للباحثين إمكانية التحقق السيكومترى من المقاييس النفسية المختلفة، وقد لاقى رواجاً واسعاً في الأبحاث التربوية والنفسية علاوة على ذلك، تم تقديم هذا المدخل كإطار سيكومترى متكامل لعرض الأنابيب النفسية

المعرفية والإكلينيكية الحديثة، ويستخدم بشكل متزايد في أبحاث الشخصية، مما يعكس قدرته على تقديم رؤى معمقة حول بنية ووظائف السمات النفسية المختلفة (Casella et al., 2023).

يمكن استخدام الشبكات العصبية للتحقق السيكومترى من المقاييس والاختبارات النفسية، موازيةً لإجراءات الثبات والصدق ونظرية الاستجابة للمفردة والتحليل العاملى، مما يوفر منظوراً جيداً وشاملاً لتقييم جودة الأدوات النفسية (Abacioglu et al., 2017; Costantini et al., 2019).

#### وصف آلية عمل الشبكات العصبية

تعد الشبكات العصبية أحد أهم نماذج التعلم العميق التي تستخدم في حل المشكلات المعقدة مثل التصنيف، التنبؤ اذ تتميز بقدرها على تعلم التمثيلات غير الخطية من البيانات، مما يجعلها مناسبة لمجموعة واسعة من التطبيقات (Goodfellow et al., 2016).

وتعمل الشبكات العصبية متعددة الطبقات على مبدأ تحويل البيانات المدخلة عبر سلسلة من التحويلات الرياضية غير الخطية، حيث تتعلم كل طبقة تمثيلاً مجرداً متزايد التعقيد للبيانات (LeCun et al., 2015) اذ ان الشبكات العصبية متعددة الطبقات تمثل نموذجاً حسابياً مستوحى من بنية الدماغ البشري، يتكون من وحدات معالجة مترابطة (عصيونات) تتنظم في طبقات متتالية تعمل هذه الشبكات على تعلم التمثيلات المتعددة المستويات للبيانات من خلال عملية الانتشار الأمامي والعكسى (Goodfellow et al., 2016).

اذ يتتألف التحليل السيكومترى للشبكات العصبية من عنصرين : أولاً: مجموعة من العقد Nodes التي تجسد الخلايا العصبية (الدوارئ)، وتعكس دورها المتغيرات، أو مفردات المقاييس، أو الأفراد، أو حتى المتغيرات المحددة قيد الدراسة.

ثانياً، مجموعة من الحواف Edges التي تمثل الارتباطات والتفاعلات المتبادلة بين هذه العقد، وتعرض العلاقات (الارتباطات الجزئية) التي تربط بينها ويتم تمثيل هذين المكونين بصرياً.

تمثل مفردات المقاييس عقد ضمن الشبكة وهذه العقد تتصل ببعضها البعض من خلال حواضن أو وصلات، تعكس قوة العلاقة الإحصائية بين المفردات الممثلة وتنتوأ هذه الحواضن في قوتها، حيث تشير الأوزان، إلى مدى قوة العلاقة بين العقد ويتم تمثيل هذه القوة بصرياً عبر سمك الخط الواسع بين العقد، مع الإشارة إلى اتجاه العلاقة باستخدام تميز لوني محدد اذ ان الخط الأخضر يمثل علاقة إيجابية، بينما الخط الأحمر يمثل علاقة سلبية وبعد تقدير معلم الشبكة، يتم عرضها بصرياً لتسهيل استخلاص المعلومات السيكومترية المتعلقة بالبناء النفسي ، وذلك استناداً إلى البيانات المدخلة، (Suwartono & Bintamur, 2019) وهذا التصور البصري للشبكة يكشف عن ديناميكية معقدة، حيث يؤدي أي تغيير في وضع عقدة معينة أو متغير محدد إلى تعديلات في بقية المتغيرات المكونة للشبكة (Christodoulou et al., 2018).

وتعتمد الشبكات العصبية على بيانات مدخلة تمثلها عقد أو متغيرات، وتم معالجتها عبر الشبكة لإنتاج مخرجات تمثل في العلاقات أو التنبؤات ويتم عرض هذه المخرجات في شكل خريطة شبكة بصرية توضح العلاقات بين العقد مما يتيح تحليل الشبكات العصبية للبيانات المتدرجة، كطريقة تجمع بين الإحصاء المتدرج وعلم الشبكات، عن طريق فحص البنية العلاقية في البيانات بشكل مفصل (Borsboom et al., 2021) ويتحول التركيز في تحليل الشبكات العصبية الاصطناعية من التباين المشترك العام Common shared variance إلى التباين بين المؤشرات Variance between indicators مما يؤكد على الدور المحوري الذي يلعبه التغير في سلوك مفردة ما في إحداث تغيرات متبادلة في المفردات الأخرى وباعتبار هذا النهج أسلوباً تحليلياً استكشافياً للبيانات، فإنه لا يقل من أهمية الأنوية الكامنة التي تلعب دوراً قيادياً في مداخل التحليل العاملى اذ تمثل الشبكات العصبية بدليلاً للتحليل العاملى التقليدي في تقييم الصدق البنائى للمقاييس النفسية، اذ تقدم رؤية تفسيرية مختلفة لهيكلية المقاييس (Borsboom & Cramer, 2013; Borsboom et al., 2011) ففي حين يركز التحليل العاملى على استخلاص العوامل الكامنة التي تفسر التباين المشترك بين المفردات، فيما يركز تحليل الشبكات العصبية على العلاقات المتبادلة المباشرة بين المفردات نفسها (Fischer et al., 2017) ويرى بعض الباحثين (Fried et al., 2020; van Borkulo et al., 2018) أن تحليل الشبكات العصبية يمكن أن يكون مكملاً للتحليل العاملى التوكيدى، حيث يوفر معلومات إضافية حول كيفية حول المفردات مع بعضها البعض داخل المقاييس. على الرغم من أن الشبكات العصبية لا تفترض وجود عامل كامن يؤثر على جميع المفردات، إلا أن تجميع المفردات ذات العلاقات القوية داخل الشبكة يمكن أن يكون أداة تشخيصية قيمة للكشف عن أحادية البعد للمفهوم المقاييس، كما أن تركيز تحليل الشبكات على التفاعلات المعقّدة بين المؤشرات يوفر نظرة دقيقة لديناميات العلاقات بينها كنظام متكامل إضافة إلى ذلك، تُستخدم الشبكات العصبية في استكشاف طبيعة البنية الداخلية للبيانات المكونة للمفهوم النفسي في الحالات التي يغيب فيها إطار نظري واضح وقوي يحدد طبيعة العلاقات بين المتغيرات المختلفة. في هذه الحالة، يصبح تحليل الشبكات السيكومترية مكملاً فعالاً للتحليلات الإحصائية الاستكشافية للبيانات النفسية، مما يساعد على فهم العلاقات المعقّدة بين المتغيرات واستكشاف البنية الكامنة للمفهوم بشكل أعمق(Epskamp et al., 2018) ويمثل تحليل بنية الشبكات العصبية منهجهية قوية لتقدير أهمية العقد داخل الشبكة، وذلك بالاعتماد على مؤشرات ومقاييس المركزية المختلفة، كما هو موثق في العديد من الدراسات (Christodoulou et al., 2018; Costantini et al., 2015; Epskamp & Fried, 2018).

(McNally, 2016)

اذ في إطار تحليل الشبكات العصبية ، تبرز عدة مقاييس أساسية لتقييم خصائص العقد وأهميتها ضمن الشبكة وهي:

**أولاً: مقياس قوة العقدة Node Strength :** يعكس مدى تأثير العقدة من خلال قياس مجموع أوزان الحواف المطلقة المرتبطة بها، مما يشير إلى قدرتها على تنشيط العقد الأخرى وأهمية المتغير الذي تمثله وقوة العقدة المرتفعة، تدل على تأثير كبير للعقدة في الشبكة.

**ثانياً: مقياس مركزية القرب Closeness Centrality :** يحدد مدى قرب العقدة من باقي العقد في الشبكة، وهو معكوس متوسط أقصر المسافات بينها وبين العقد الأخرى. هذا المقياس يعكس سرعة الوصول المتوقعة إلى باقي العقد، وتعتبر العقد ذات معامل القرب الأفضل هي الأكثر مركزية في الشبكة.

**ثالثاً: مقياس مركزية الوساطة Betweenness Centrality :** يقيس عدد المرات التي تتوسط فيها العقدة أقصر المسارات بين أي عقدتين آخرتين في الشبكة. يعكس هذا المقياس أهمية العقدة كحلقة وصل بين العقد الأخرى، حيث أن العقدة التي تقع على العديد من أقصر المسارات تكون ذات تأثير كبير في الشبكة والقيمة الصفرية في هذا المقياس تشير إلى عدم وجود تأثير للعقدة، بينما القيمة الأكبر من الصفر تعني أن العقدة تتوسط مسارات قصيرة للعلاقات مع العقد الأخرى، مما يعزز دورها كحلقة وصل حيوية.

ان هذه المقاييس الثلاثة، مجتمعة، توفر رؤية شاملة حول دور وأهمية العقد المختلفة ضمن الشبكة العصبية النفسية، مما يساعد في فهم ديناميكيات العلاقات بين المتغيرات المختلفة (Epskamp et al., 2018).

تُعرض المؤشرات المستخدمة في تحليل الشبكات النفسية عادةً في صورة درجات معيارية، حيث يكون المتوسط الحسابي لها صفرًا والانحراف المعياري واحدًا، مع الأخذ في الاعتبار أنها قد تكون غير مستقرة عند التعامل مع أحجام عينات صغيرة (Haslbeck & Waldorp, 2017) وتكتسب العقدة المركزية في الشبكة أهمية خاصة، حيث ترتبط بقوة مع باقي العقد، وتعمل ك وسيط في العلاقة بين أي عقدتين آخرتين (Siew et al., 2017) وتتنوع طرق تغيير معلم الشبكات، ومن أبرزها:

- شبكات العلاقات، التي تعرض قوة العلاقات بين كل عقدتين، ويتم تقدير هذه العلاقات من خلال معاملات الارتباط مثل معامل ارتباط بيرسون.

شبكات الارتباطات الجزئية، التي تعتمد على تقدير الارتباطات بين العقد بعد ضبط تأثير جميع العقد الأخرى في الشبكة.

شبكة الارتباطات البوتسترابية، حيث يتم تقدير المؤشرات بشكل متكرر باستخدام استراتيجية البوتستراب على (١٠٠٠) عينة بوتسترابية وتعتبر التقديرات مستقرة إذا كان معامل الارتباط بين التقديرات الأصلية وتقديرات العينات البوتسترابية يتراوح (٧٠، ٣٠) بينما يؤخذ معامل الاستقرار إذا كانت قيمته (٥٠، ٥٠) أو أعلى، أما القيمة الأقل من (٥٠، ٥٠) فلا ينصح بتفسيرها، وإذا انخفضت عن (٢٥، ٢٥) فلا تُعد ذات قيمة (Epskamp et al., 2018).

ومع ذلك، يجب التنبه إلى أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية السيمومترية قد تعرض صورة مشوهة للعلاقات بين المفردات في حالة وجود قدر كبير من أخطاء القياس في البيانات، مما يستلزم التتحقق من جودة البيانات قبل نمجتها كما أن استخدام هذه النماذج يكون أكثر فعالية عندما تكون العلاقات بين المفردات مرتفعة نسبياً (Schmank et al., 2019).

تميز الظواهر النفسية والتربوية بتعقيدتها وعدم خططيتها. فالأدلة في اختبار معين، على سبيل المثال، لا يرتبط بشكل خططي مباشر بالقدرات المعرفية للطالب. تسمح الشبكات العصبية متعددة الطبقات بدمج هذه العلاقات غير الخطية بشكل فعال، مما يؤدي إلى تحسين دقة التنبؤ والتصنيف (Haykin, 2009) على سبيل المثال، يمكن استخدامها لتوقع الأداء الأكاديمي بناءً على مجموعة من المتغيرات مثل الذكاء العاطفي، والميول الشخصية، والخلفية الاجتماعية والاقتصادية & Komarova, 2016).

#### ثانياً: نظرية الاستجابة للمفرددة (Item Response Theory)

تُعد نظرية الاستجابة للمفرددة IRT (Item Response Theory - IRT) نموذجاً إحصائياً متطوراً يُستخدم على نطاق واسع في القياس النفسي والتربوي لنقديم المفردات والاختبارات، بالإضافة إلى تقدير قدرات الأفراد (Embretson & Reise, 2000) بخلاف النظرية الكلاسيكية للأختبار التي تعتمد على الدرجة الكلية للأختبار، تركز IRT على العلاقة بين استجابة الفرد لمفرددة معينة وسمته الكامنة أو قدرته وتقديم هذه النظرية إطاراً أكثر دقة ومرنة لتحليل بيانات الاختبارات، مما يتيح تقديرات مستقلة عن عينة الاختبار لمفردات الاختبار، وتقديرات مستقلة عن مفردات الاختبار لقدرات الأفراد (Hambleton et al., 1991).

تنوع نماذج IRT بناءً على عدد المعلومات المستخدمة لوصف منحنى خاصية المفرددة وهي:

١. نموذج راش (Rasch Model) أو نموذج المعلمة الواحدة (1-PL): يُعد هذا النموذج الأبسط، حيث يفترض أن احتمالية الاستجابة الصحيحة تعتمد فقط على صعوبة المفرددة item difficulty وقدرة الفرد وفي هذا النموذج، تفترض قوة التمييز item discrimination ثابتة عبر جميع المفردات (Rasch, 1980) يُستخدم هذا النموذج بشكل واسع في بناء المقاييس التي تتطلب خصائص قياسية محددة.

٢. نموذج المعلمتين (2-PL Model): يُضيف هذا النموذج معلمة التمييز item discrimination إلى جانب معلمة الصعوبة. تشير معلمة التمييز إلى مدى قدرة المفرددة على التمييز بين الأفراد ذوي القرارات المختلفة (Birnbaum, 1968) كلما كانت قيمة التمييز أعلى، زادت قدرة المفرددة على التمييز بفعالية.

٣. نموذج الثلاث معلمات (3-PL Model): يُعد هذا النموذج الأكثر تعقيداً، حيث يُضيف معلمة التخمين guessing parameter إلى معلمات الصعوبة والتمييز. تشير معلمة التخمين إلى احتمالية أن يُجيب الفرد ذو القدرة المنخفضة جداً على المفرددة بشكل صحيح عن طريق الصدفة (Lord, 1980) يُعد هذا النموذج مناسباً بشكل خاص لاختبارات متعددة الخيارات حيث يكون التخمين عاملاً مهماً.

بالإضافة إلى هذه النماذج للمفردات ثنائية التصنيف dichotomous items ، هناك نماذج أخرى للمفردات متعددة التصنيف polytomous items مثل نموذج الاستجابة المتردجة Graded Response Model ونموذج تصنيف الائتمان الجزئي Partial Credit Model ، والتي تستخدم لتقدير المفردات التي تحتوي على أكثر من فئة استجابة، مثل مفردات مقاييس ليكرت (Ostini & Nering, 2006).

#### افتراضات النظرية

تعتبر الافتراضات الأساسية لنظرية الاستجابة للمفردة (IRT) حجر الزاوية في ضمان صلاحية وموثوقية القياس النفسي والتربوي.

**أولاً: افتراض احادية البعد unidimensionality** والذي يشير إلى أن مجموعة المفردات تقيس سمة كامنة واحدة فقط. على الرغم من أن هذا الافتراض قد يبدو صارماً، إلا أن العديد من النماذج متعددة الأبعاد قد طورت لمعالجة الحالات التي تفاصس فيها أكثر من سمة واحدة (Reise, 2010).

**ثانياً: افتراض الاستقلال المحلي local independence** والذي يعني أن استجابات الفرد لمفردة معينة لا تتأثر باستجاباته لمفردات أخرى، بمجرد التحكم في السمة الكامنة بمعنى آخر، بعد إزالة تأثير السمة الكامنة، لا توجد علاقة بين استجابات الفرد للمفردات (Lord & Novick, 1968).

**ثالثاً: منحنى خاصية المفردة ICC - Item Characteristic Curve** الذي يصف العلاقة بين السمة الكامنة للفرد واحتمالية الاستجابة الصحيحة لمفردة معينة (Reise, 2010).

المبادئ الأساسية لنظرية الاستجابة للمفردة

**أولاً: البنية الكامنة Latent Trait**: تفترض أن الأداء على البنود يتتأثر بمتغير كامن واحد أو أكثر يمثل الصفة المراد قياسها (θ) يُقاس على مقياس لوجيتي أو نورمالي يتراوح عادةً بين (-3 و +3) حيث يشير (+0) إلى المتوسط (Baker, 2001).

**ثانياً: دالة الاحتمال Item Characteristic Curve – ICC**: لكل بند دالة احتمالية تميزه وتصف احتمال الإجابة الصحيحة كدالة في  $\theta$  تتخذ ICC شكل منحنى لوجيستي يتغير وفق معلمات البند (de Ayala, 2009).

**ثالثاً: معلمات البند Item Parameters**:

1. الصعوبة: (b) يشير إلى موقع المنحنى على محور  $\theta$ ؛ فكلما ارتفع b زادت صعوبة البند.

2. التمييز: (a) يمثل انحدار المنحنى عند النقطة المقابلة لـ b؛ فكلما زاد a زادت قدرة البند على التمييز بين الممتحنين.

3. التخمين: (c) هو قاع المنحنى ويعبر عن احتمال الإجابة الصحيحة بالتخمين في بنود متعددة الخيارات (Rizopoulos, 2006).

#### أهمية نظرية الاستجابة للمفردة في القياس التربوي والنفسي

تجسد أهمية نظرية الاستجابة للمفردة في القياس التربوي والنفسي في عدة جوانب رئيسية:

1. تتيح نظرية الاستجابة للمفردة تحديد المفردات التي تعمل بشكل مختلف لمجموعات مختلفة من المفحوصين مثل الذكور والإناث، أو المجموعات العرقية المختلفة (Embretson & Reise, 2000).

2. تسمح نظرية الاستجابة للمفردة بانتقاء المفردات الأكثر تميزاً لفردات المفحوصين، مما يقلل عدد المفردات المطلوبة للحصول على معلومات دقيقة عن قدرة المفحوص (Lord, 1980).

3. يمكن وضع المفردات والمفحوصين على مقياس واحد، مما يسمح بمقارنة أداء المفحوصين المختلفين حتى لو أجروا على اختبارات مختلفة (Stocking & Lord, 1983).

4. توفر نظرية الاستجابة للمفردة تقديرات أكثر دقة للأخطاء القياسية للقياس، حيث تعتمد هذه التقديرات على قدرة المفحوص وليس على الاختبار ككل (Samejima, 1969).

5. تعتبر نظرية الاستجابة للمفردة أساس الاختبارات التكيفية المحسوبة (CAT) ، حيث يتم اختيار المفردات بناءً على استجابات المفحوص السابقة، مما يؤدي إلى اختبارات أقصر وأكثر دقة (Weiss, 1982).

**ثالثاً: اختبار رمز- رقم SDMT:**

يُعد اختبار رمز- رقم SDMT - Symbol Digit Modalities Test من أهم أدوات التقييم العصبي النفسي المستخدمة في تقييم الوظائف الإدراكية، خاصة الإدراك البصري-الحركي وسرعة المعالجة المعرفية ويُقيس SDMT القدرة على الترميز البصري-الحركي من خلال مطابقة الأرقام مع الرموز وفقاً لمقاييس معين، مما يعكس كفاءة الوظائف التنفيذية والانتباه الموزع (Smith, 1968). تم تطوير الاختبار في الأصل بواسطة Benedict et al., 2017 كأداة لتقييم التدهور المعرفي لدى المرضى الذين يعانون من تلف دماغي وقد استند التطوير الأولي للاختبار إلى النظريات المعرفية السائدة في ذلك الوقت، والتي أكدت على أهمية سرعة المعالجة في الوظيفة الإدراكية (Smith, 2022) وعلى مر السنين، تم تعديل وتوسيع النظرية الأساسية لتشمل مفاهيم أكثر تقدماً المرتبطة بالمعرفة (Benedict et al., 2017).

### النظريّة الأساسيّة لاختبار SDMT

بني الاختبار على أساس النظريّة المعرفية التي تنص على أن المعالجة البصرية-الحركية تتطلب تكالماً معقداً بين الأنطمة البصرية والحركية في الدماغ (Lezak et al., 2020) وتشير الأبحاث العصبية إلى أن هذه العملية تتطوّي على تنشيط مناطق متعددة في الدماغ، بما في ذلك القشرة الجبهية الجدارية والفص الجداري والفص القذالي (van der Vlugt et al., 2019).

يُفترض أن أداء SDMT يعكس ثلاث عمليات معرفية رئيسية:

- الترميز البصري للرموز

- استرجاع المعلومات من الذاكرة العاملة

- التنفيذ الحركي للاستجابة (Gonzalez et al., 2021)

وقد أظهرت الدراسات أن هذه العمليات تعتمد على شبكة عصبية معقدة تتضمّن الاتصالات بين النصفين الكرويين للدماغ (Wojtowicz et al., 2018).

### المكونات المعرفية للاختبار

١. سرعة المعالجة المعرفية: تُعد سرعة المعالجة المعرفية المكون الرئيسي الذي يقيسه SDMT ، حيث يتطلّب الاختبار من المشاركيين معالجة المعلومات البصرية بسرعة وتحويلها إلى استجابات حركية (van der Vlugt et al., 2019) وقد أظهرت الدراسات أن هذا المكون حساس بشكل خاص للتغييرات المرتبطة بالعمر والتغيرات المرضية (Gonzalez et al., 2021)

٢. الانتباه الموزع: يتطلّب أداء الاختبار القدرة على توزيع الانتباه بين مهام متعددة: مراقبة المفتاح الرمزي-الرقمي ، معالجة الرمز الحالي ، وتنفيذ الاستجابة الحركية (Wojtowicz et al., 2018) ويعتقد أن هذه القدرة تعتمد على كفاءة النظام التنفيذي في الدماغ (Smith, 2022).

٣. الذاكرة العاملة: تُعد الذاكرة العاملة مكوناً حاسماً في أداء الاختبار ، حيث يجب على المشاركيين الاحتفاظ بالمفتاح الرمزي-الرقمي في الذاكرة أثناء تنفيذ المهمة (Benedict et al., 2017) وقد أظهرت الأبحاث أن قدرة الذاكرة العاملة ترتبط ارتباطاً قوياً بـأداء في هذا الاختبار (Lezak et al., 2020).

### الأساس العصبي للاختبار

تشير دراسات التصوير العصبي إلى أن أداء على الاختبار ينطوي على تنشيط شبكة معقدة من المناطق الدماغية، بما في ذلك القشرة الجبهية الجدارية الخلفية، القشرة الجدارية السفلية ، والفص القذالي (van der Vlugt et al., 2019) وتحتاج هذه المناطق مسؤولية عن المعالجة البصرية، التخطيط الحركي ، والتنفيذ المعرفي (Gonzalez et al., 2021) وأظهرت دراسات التصوير بالرنين المغناطيسي الوظيفي أن أداء الاختبار يتطلّب تنسيقاً دقيقاً بين الشبكات العصبية المختلفة ، خاصة الاتصالات بين الفص الجبهي والفص الجداري (Wojtowicz et al., 2018) وتحت كفاعة هذه الاتصالات مؤشراً على الصحة العصبية العامة (Smith, 2022).

### منهجية البحث والإجراءات

**أولاً: منهجية البحث :** اعتمد البحث الحالي المنهج الوصفي التحليلي الذي يتضمن تحليل الظاهرة المبحوثة والعوامل المؤثرة فيها، بالإضافة إلى فهم العمليات المرتبطة بها والظروف السائدة التي تحكمها (عوده، ١٩٨٥).

**ثانياً: مجتمع البحث :** يشير مجتمع البحث إلى المجموعة الكلية من الأفراد التي يسعى الباحث إلى تعليمها على نتائج البحث حيث يتألف مجتمع البحث الحالي من طلبة كليات جامعة بابل للعام الدراسي (٢٠٢٤/٢٠٢٥).

**ثالثاً: عينة البحث :** يقصد بالعينة جزء من المجتمع الذي تجري عليه الدراسة، وقد اختيرت عينة البحث التي تبلغ (٥٠٠) طالب وطالبة وزعت بالأسلوب العشوائي ذي التوزيع المتساوي من الكليات العلمية والانسانية والذكور والإناث والجدول (١) يمثل التوزيع النسبي المتساوي.

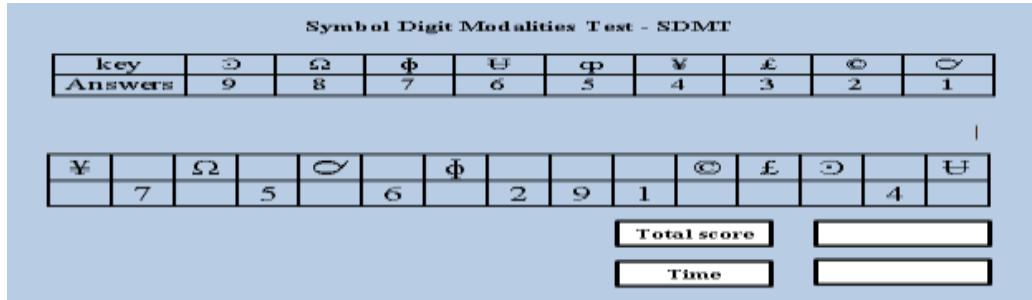
جدول (١) توزيع العينة

| المتغير   | الذكور | الإناث | نسبتهم المئوية | المجموع | نسبتهم المئوية |
|-----------|--------|--------|----------------|---------|----------------|
| الانسانية | ١٢٥    | ١٢٥    | %٢٥            | ٢٥٠     | %٢٥            |
| العلمية   | ١٢٥    | ١٢٥    | %٢٥            | ٢٥٠     | %٢٥            |
| المجموع   | ٢٥٠    | ٢٥٠    | %٥٠            | ٥٠٠     | %٥٠            |

رابعاً: أداء البحث

**أ- وصف اختبار (رمز - رقم):** يعد الاختبار أحد أهم الاختبارات المعرفية الشائعة والمطبقة على عينات مختلفة وأول من أعد اختبار رمز-رقم (Symbol Digit Modalities Test - SDMT) هو آرثر سميث Arthur Smith ، وقد قام بتقييمه ضمن اطروحته في الدكتوراه في عام (١٩٦٨) وسمى الاختبار رمز- رقم لأنّه يعتمد على مطابقة رموز غير مألوفة بأرقام محددة ويمكن إجراؤه بطريقتين كتابية أو شفوية أو محوسية، مما يتيح تطبيقه مع مختلف الفئات ونسخة الاختبار الأصلية تحتوي على (٩) رموز غير مألوفة ومطابقة لأرقام من (١ إلى ٩) ويحتوي على (١١٠) خلية مرتبة في (١٠) صفوف و(١١) عموداً وكل خلية تحتوي على رمز واحد يجب مطابقته بالرقم الصحيح ضمن وقت محدد مقداره (٩٠) ثانية يُستخدم لفحص سرعة المعالجة المعرفية والإدراك البصري-الحركي بطريقة سهلة وسريعة ويتم حساب عدد الرموز التي تم ترميزها بشكل صحيح للحصول على الدرجة النهائية عن طريق استخراج عدد الحاليا التي تم الإجابة عنها بشكل صحيح ويطرح منها عدد الحاليا التي تم الإجابة عنها بشكل خاطئ و يتم تحويل النتيجة إلى نسبة مئوية وقد أشارت تعليمات الاختبار إلى أن فئة الشباب التي تتراوح أعمارهم بين (١٨-٣٥) عاماً فإن مدى اجاباتهم لا يقل عن (٦٠-٧٠) رمزاً صحيحاً أي يجب أن تكون النسبة المئوية لدقة

الاجابة تتراوح بين (٥٣ - ٦٣%) وقد قام الباحث بالحصول على نسخة مصغرة من الاختبار من دراسة (Jeager&Domingo, 2019) والتي تتكون من صف من الخلايا يحتوي على (١٥) خلية يتم عرض الرموز على المستجيب لمدة (١٥) ثانية ومن ثم يتم اختبارها وعلى المفحوص تذكر الرموز وادراجها في كل خلية خلال الوقت المحدد كما ان معيار التصحيح يتضمن الاجابة عن اكثر من نصف الرموز اي ان لا يقل عن (٨) رموز اي بذات النسبة المئوية التي تتراوح (٥٣ - ٦٣%) وان الأداء الأفضل يتضمن زيادة الاستجابة على رموز إضافية ويمكن تكرار الاختبار على الافراد والشكل (١) يمثل الاختبار المصغر .



### الشكل (١) اختبار رمز - رقم المصغر

**بـ-تعليمات اداء الاختبار:** وضع للاختبار ذات التعليمات الملحة بأداء الاختبار التي توضح كيفية الإجابة عنه ، وقد راعى الباحث وضوح مفرداته كما احتوت التعليمات على مثال توضيحي عن كيفية الإجابة، وطلب من الطلبة الإجابة عن جميع المفردات الاختبارية بدقة وهي من اجل البحث العلمي فقط.

**خامساً: الاجراءات الاحصائية:** من اجل اجراء تحليل احصائي دقيق للبيانات قام الباحث بالاجراءات الآتية:

**اختبار اعتدالية توزيع البيانات:** يهدف تحليل الفقرات إلى استخراج بيانات دقيقة مع التحقق المسبق من توافق البيانات مع افتراض التوزيع الطبيعي؛ فإن تحقق الشروط المعلمية أعمدت الأساليب المعلمية، وإلجرى الاعتماد على الأساليب الالامعلمية لضمان نتائج تحليلية صادقة (Kawk&Park,2019) بعد اختبار التوزيع الطبيعي من اهم الاختبارات التي تتيح للباحث استخدام الاساليب المعلمية في الاختبار والتحليل في حال كانت البيانات ذات اعتدالية عالية ،اما اذا كانت اعتداليتها منخفضة فانه من الضروري اعتماد الاساليب الالامعلمية في الاختبار والتحليل (Kim&Park,2019) ومن اكثر الاساليب شيوعاً في اختبار التوزيع الطبيعي هو اختبار كالمجروف سميرنوف Kolmogorov-Smirnov test وقد تم استخدام الاختبار وظهرت النتائج في الجدول (٢).

## جدول (٢) نتائج اختبار كالمجروف - سميرنوف للتوزيع الطبيعي للبيانات

| المتغير          | قيمة الاختبار الاحصائي | دلالة القيمة عند 0.05 |
|------------------|------------------------|-----------------------|
| اختبار رمز - رقم | 0.057                  | 0.023                 |

من خلال المعطيات المبينة بالجدول (٢) نلاحظ ان قيمة اختبار كالمجروف – سميرنوف بالنسبة للمتغير محل الدراسة جاءت غير دالة اذ بلغت (٠٠٢٣) عند مستوى الدالة (٠.٥٠) اي ان بيانات الدراسة تتبع توزيعا طبيعيا مقارنة بمتوسطها، وبالتالي فإن كل الأساليب الإحصائية التي تستستخدم في المعالجة الإحصائية هي أساليب بارامتيرية.

**بيان التحليل الاحصائي لبنية الاختبار باستخدام نظرية الاستجابة للمفردة**

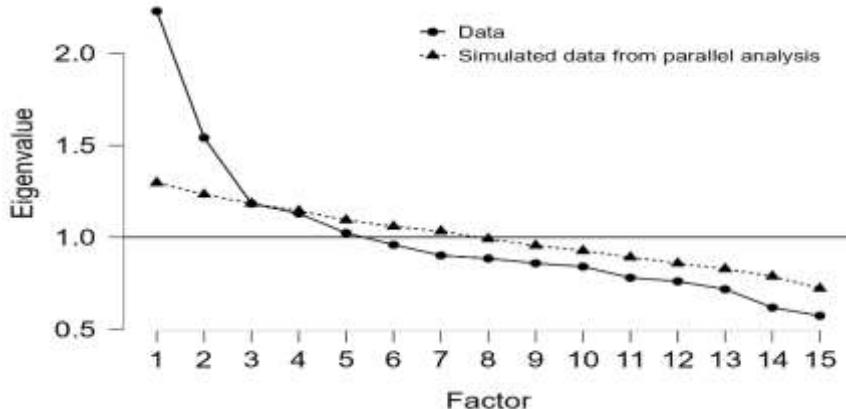
١- احادية البعد : يرتبط استخدام التحليل العائلي ارتباطاً وثيقاً بالتحقق من افتراض احادية البعد في الاختبارات والمقاييس النفسية والتربوية ويؤكد هذا الافتراض على ضرورة أن يقيس الاختبار سمة كمانة واحدة ومحددة وبالتالي، يُعد التحليل العائلي أداة أساسية لتقدير مدى تجانس فقرات الاختبار وتحديد ما إذا كانت الفقرات المختلفة تشتراك في قياس نفس البعد الكامن، وهو ما يعتبر دليلاً على تحرك افتراض احادية البعدية فإذا أظهر التحليل العائلي وجود عامل واحد مهم يفسر تبايناً كبيراً في البيانات، فإن ذلك يدعم بقعة فكره أن الاختبار يقيس سمة واحدة متحانسة (Wiberg, 2004).

قد استخدم الباحث أسلوب تحليل المكونات الرئيسية وهو من الأساليب الشائعة والدقائق في التحليل العائلي، لما يتميز به من قدرة على استخلاص تشبّعات دقيقة وواضحة ويهدف هذا الأسلوب إلى استخلاص أقصى قدر من التباين لكل عامل (Gorsuch, 1983) وقام الباحث بحساب قيم الشبيوه لفترات الاختبار، وفحص قيم الجذور الكامنة لتحديد أحاديه البعض، حيث أظهر التحليل وجود عامل واحد مهمين على التباين الكلي ولتحديد تشبّع الفترات في العوامل، مع الأخذ بمعايير ثيرستون الذي يركز على أهمية التشبّع الدال للفرقة (أبو النيل، ١٩٨٦) وأظهر التحليل وجود عامل واحد رئيس بجذر كامن أكبر من واحد، مسهماً في تفسير التباين الكلي لاختبار رمز- رقم وتم تفسير هذا العامل استناداً إلى الفترات ذات التشبّع (٣٠، ٣٠) أو أكثر، كما هو مبين في الجدول (٣).

جدول (٣) الجذر الكامن والتبابين المفسر

| القيمة | الجذور الكامن والتبابين |
|--------|-------------------------|
| ٢,٢٢٩  | الجذر الكامن            |
| ٦,٣٩٠  | التبابين المفسر         |
| ٠,٦٣٩  | التبابين التراكمي       |

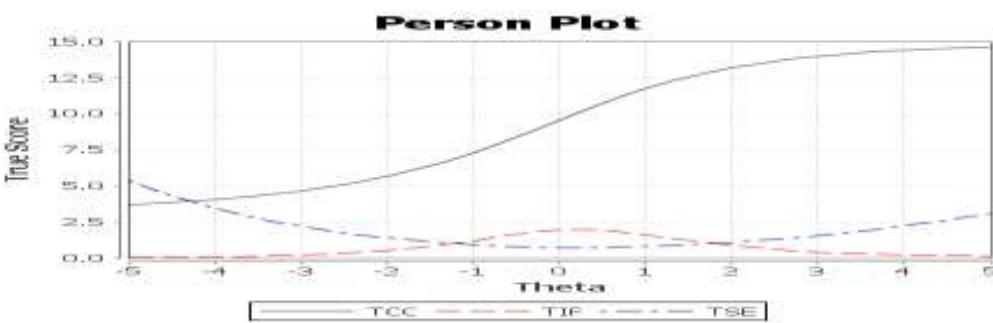
يوضح الجدول وجود جذر كامن بقيمة (٢,٢٢٩%) يقارب ما يقارب (٦٤%) من التبabin الكلي للاختبار وبفحص الرسم البياني لعرض الجذور الكامنة الناتج عن التحليل العاملی، يتبيّن وجود انعطاف واضح في ميل المنحنى عند العامل الثاني (الثاني)، في حين تتقرب الميل للعوامل المتبقية ويشير هذا التنمط إلى وجود عامل مهيمن وحيد، مما يدعم افتراض أحادية البعدية للاختبار، وهو شرط أساسی لإجراء تقدير دقيق لمعلم الفقرات والأفراد وفقاً لمنهجية (Lord, 1980).



شكل (١) التمثيل البياني لقيمة الجذر الكامن

- الاستقلال المحلي: تم التأكيد من أحادية البعد للاختبار وأن فقراته تقيس سمة واحدة محددة من خلال نتائج التحليل العاملی، وذلك بالنظر إلى قيمة الجذر الكامن والتبابين المفسر، بالإضافة إلى تشبّع الفقرات بعامل واحد رئيس استناداً إلى ما ذكره كل من هامبلتون وسواميثنان (١٩٨٥) حول التشابه بين افتراض الأحادية البعديّة والاستقلال المحلي، فإن التحقق من الأول يعزز بشكل كبير افتراض الاستقلال المحلي، كما أكّد على ذلك Erguven (2014) علّوة على ذلك، يُظهر التحليل العاملی ان الفقرات التي تعتمد على بعضها البعض محلياً بعد أو عامل مستقل (Reeve, 2003) وبما أن التحليل العاملی قد أظهر وجود عامل عام واحد إلى جانب عدد من العوامل المستقلة، فإن ذلك يشكّل دليلاً إضافياً على تتحقق افتراض الاستقلال المحلي لاستجابات الأفراد على فقرات اختبار الرمز-رقم.

- المنحنى المميز للمفرد : يعتمد شكل المنحنى المميز للمفرد (ICC) بشكل رئيس على خصائص الفقرة التي تقيس العلاقة بين القدرة والأداء وتشتمل هذه الخصائص على معلم مثل صعوبة الفقرة، وسهولةتها، وقدرتها على التمييز بين الأفراد ذوي الفقرات المختلفة في نموذج راش احادي المعلم اذا تتواءزى المنحنيات المميزة، مما يعني ان الزيادة المستمرة في الدالة المميزة للمفرد تعكس ارتفاع احتمالية نجاح الأفراد ذوي القدرات الأعلى في الإجابة على هذه الفقرة، مقارنة بالأفراد ذوي القدرات الأقل (Erguven, 2014) ويوضح الشكل (٢) دالة المعلومات للمفرد بالإضافة إلى المنحنى المميز لها، مما يساعد في فهم العلاقة بين هذه المعلم وأداء الأفراد.



الشكل (٢) دالة المعلومات للمفرد

من ملاحظة الشكل نجد ان المنحنى المميز للمفرد يمثل مستوى القدرة الكامنة (ثيتا) اذ ان القيم السلبية تشير إلى قدرة منخفضة، والقيم الإيجابية تشير إلى قدرة عالية، والصفر يمثل متوسط القدرة في العينة وان المنحنى للدرجات المستحصلة من الاختبار في تصاعد وفي ادناء معاملات الملائمة للنموذج الاحادي المعلم.

**جدول (٤) معاملات الملائمة للنموذج احادي المعلم**

| قيمة كاي | قيمة .sig | رقم الفقرة | قيمة كاي | قيمة .sig | رقم الفقرة | قيمة كاي | قيمة .sig | رقم الفقرة |
|----------|-----------|------------|----------|-----------|------------|----------|-----------|------------|
| ٢٣,٨٧    | 0.8       | ١١         | ٢٠,٦٥    | 0.2       | ٦          | ٣٥,٧     | ٠,٢١      | ١          |
| ٢٨,٠٧    | 0.11      | ١٢         | ١٤,١٦    | ٠,١٦      | ٧          | ٣٢,٧     | ٠,١٣      | ٢          |
| ١٣,٤٧    | ٠,١٩      | ١٣         | ٩,٠٤     | ٠,٥٢      | ٨          | ٣٦,٢     | ٠,١١      | ٣          |
| ١٤,٥     | ٠,١٥      | ١٤         | ١١,٣٢    | ٠,٣٣      | ٩          | ٢٤,٦     | ٠,١٦١     | ٤          |
| ١٩,٢٠    | 0.51      | ١٥         | ١٣,٩     | ٠,١٧      | ١٠         | ٢٦,١     | 0.36      | ٥          |

من ملاحظة الجدول (٤) نجد ان جميع فقرات الاختبار ملائمة للنموذج احادي المعلم وان قيم .sig اعلى من (٠,٠٥) ولغرض تقدير معاملات الفقرة على وفق انموذج احادي المعلم (صعوبة، تمييز) ودقتها، استعان الباحث ببرنامج jmetrik وظهرت النتائج كما موضح في الجدول (٥).

**جدول (٥) معاملات المفردات ودقتها للنموذج احادي البعد**

| رقم الفقرة | الصعوبة | التمييز | الانحراف المعياري |
|------------|---------|---------|-------------------|
| 1          | -0.31   | 0.54    | 0.4833            |
| 2          | -1.14   | 0.55    | 0.4646            |
| 3          | -0.59   | 0.88    | 0.4662            |
| 4          | -0.62   | 0.64    | 0.4685            |
| 5          | -0.46   | 0.75    | 0.4768            |
| 6          | -0.31   | 0.59    | 0.4805            |
| 7          | -0.43   | 0.77    | 0.4755            |
| 8          | -0.41   | 0.65    | 0.4742            |
| 9          | -0.46   | 0.77    | 0.4755            |
| 10         | 0.1     | 1.43    | 0.4916            |
| 11         | -0.08   | 1.51    | 0.4923            |
| 12         | -0.08   | 0.78    | 0.4882            |
| 13         | -0.01   | 1.08    | 0.4873            |
| 14         | 0.03    | 0.82    | 0.493             |
| 15         | 0.48    | 1.16    | 0.4969            |

يتضح عن طريق الجدول (٥) أعلاه ان فقرات الاختبار ملائمة للنموذج الأحادي المعلم اذ ان مدى الفقرات للصعوبة ضمن المدى المقبول (-٢,٥ - +٢,٥) ومعيار معامل التمييز يتراوح بين (٠.٥ - ٢.٥) وهو احد ادلة احادية البعد للاختبار.

**تجانس الداخلي باستخدام الشبكات العصبية السيكومترية:** تم اجراء تحليل للمفردات الاختبارية عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية السيكومترية باستخدام برنامج Simbrain EBICglasso تقدر أن البيانات تتبع توزيعاً طبيعياً (أو قريباً منه) اذ عندما نرغب في تقدير شبكة تمثل العلاقات المستقلة الشرطية بين المتغيرات، أي العلاقة بين كل زوج من المتغيرات مع استبعاد تأثيرات باقي المتغيرات يتم ذلك بتقدير مصفوفة التغاير/ال covariance بالإضافة إلى الافادة من معاملات التغاير بين المفردات وتقدير التحليل الشبكي البوتستراتية التي تكررت (١٠٠٠) مرة لضمان الحصول على تقديرات موثوقة اذ أن مصفوفة الأوزان الخاصة بالمفردات المستخدمة في التحليل مبينة في الجدول (٦)، والتي تمثل الأساس الكمي لتفسير العلاقات المتبادلة بين هذه المفردات داخل الشبكة العصبية.

**جدول (٦) مصفوفة اوزان مفردات اختبار رمز - رقم**

| 15     | 14     | 13    | 12 | 11    | 10    | 9     | 8      | 7     | 6     | 5     | 4     | 3     | 2     | 1 | Variable |
|--------|--------|-------|----|-------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---|----------|
| 0      | 0      | 0     | 0  | 0     | 0     | 0.162 | 0.148  | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0 | 1        |
| 0      | -0.049 | 0     | 0  | 0     | 0     | 0.105 | 0.158  | -0.08 | 0     | 0.154 | 0     | 0.116 | 0     | 0 | 2        |
| 0      | 0.03   | 0     | 0  | 0.097 | 0.086 | 0.066 | 0      | 0.111 | 0.048 | 0.018 | 0.134 | 0     | 0.116 | 0 | 3        |
| -0.066 | 0      | 0.025 | 0  | 0.114 | 0     | 0.043 | -0.032 | 0.069 | 0.035 | 0.151 | 0     | 0.134 | 0     | 0 | 4        |

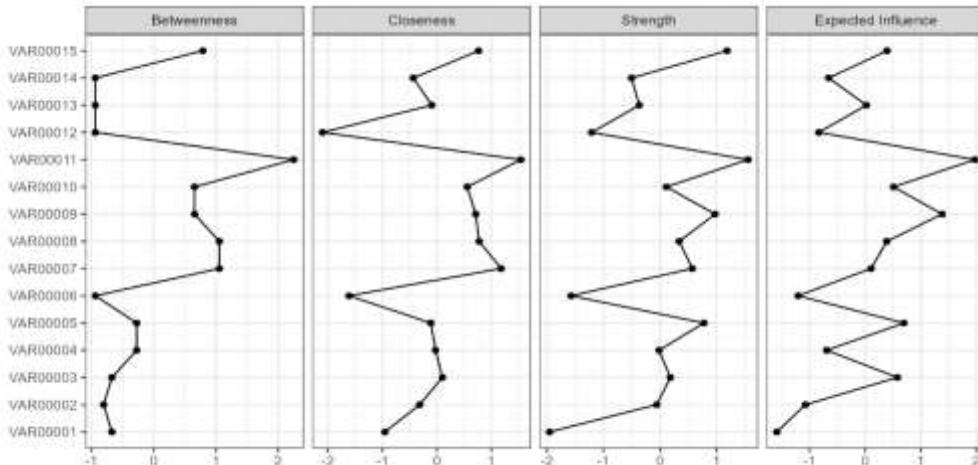
|        |       |       |       |       |       |       |       |       |       |        |        |       |        |       |    |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|-------|--------|-------|----|
| -0.045 | 0     | 0.058 | 0     | 0.012 | 0     | 0.131 | 0.136 | 0.072 | 0.041 | 0      | 0.151  | 0.018 | 0.154  | 0     | 5  |
| 0      | 0.029 | 0     | 0     | 0     | 0     | 0.073 | 0.154 | 0     | 0     | 0.041  | 0.035  | 0.048 | 0      | 0     | 6  |
| 0.173  | 0     | 0     | 0.04  | 0     | 0     | 0.235 | 0     | 0     | 0     | 0.072  | 0.069  | 0.111 | -0.08  | 0     | 7  |
| 0      | 0     | 0     | 0     | 0.109 | 0     | 0     | 0     | 0     | 0.154 | 0.136  | -0.032 | 0     | 0.158  | 0.148 | 8  |
| 0      | 0     | 0     | 0.033 | 0     | 0.007 | 0     | 0     | 0.235 | 0.073 | 0.131  | 0.043  | 0.066 | 0.105  | 0.162 | 9  |
| 0.21   | 0.062 | 0     | 0.131 | 0.199 | 0     | 0.007 | 0     | 0     | 0     | 0      | 0      | 0.086 | 0      | 0     | 10 |
| 0      | 0.204 | 0.159 | 0.069 | 0     | 0.199 | 0     | 0.109 | 0     | 0     | 0.012  | 0.114  | 0.097 | 0      | 0     | 11 |
| 0.092  | 0     | 0.085 | 0     | 0.069 | 0.131 | 0.033 | 0     | 0.04  | 0     | 0      | 0      | 0     | 0      | 0     | 12 |
| 0.192  | 0.087 | 0     | 0.085 | 0.159 | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0.058  | 0.025  | 0     | 0      | 0     | 13 |
| 0.118  | 0     | 0.087 | 0     | 0.204 | 0.062 | 0     | 0     | 0     | 0.029 | 0      | 0      | 0.03  | -0.049 | 0     | 14 |
| 0      | 0.118 | 0.192 | 0.092 | 0     | 0.21  | 0     | 0     | 0.173 | 0     | -0.045 | -0.066 | 0     | 0      | 0     | 15 |

من الجدول (٦) نلاحظ ان المرجعات الملونه في مصفوفة الاوزان تمثل ارتباط كل مفردة مع المفردة الاختبارية الأخرى وان أعلى الارتباطات بين المفردات (٧، ٩) و (١٠، ١١) و (١٥، ١٤) ولتقدير قوة البنية العاملية للاختبار يتم حساب مؤشرات المركزية وهي (البنية والقوة والقرب وحجم التأثير المتوقع والجدول (٧)) يوضح ذلك.

#### الجدول (٧) مؤشرات المركزية وحجم التأثير المتوقع

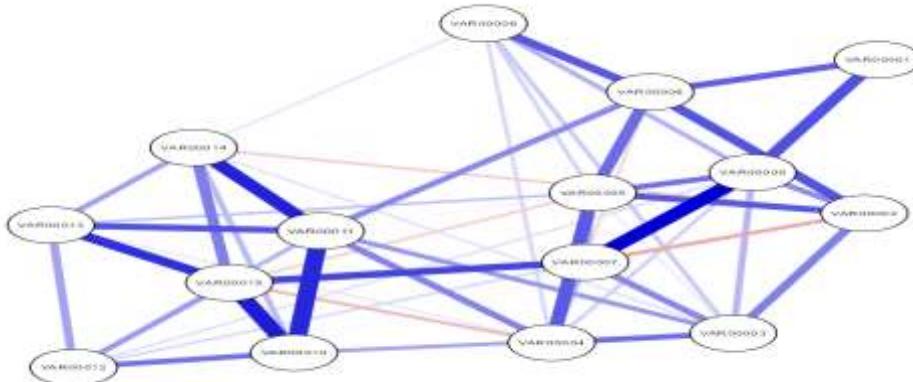
| الفقرة | مؤشر البنية | مؤشر التقارب | مؤشر القوّة | حجم التأثير المتوقع |
|--------|-------------|--------------|-------------|---------------------|
| 1      | -0.673      | -0.952       | -1.952      | -1.592              |
| 2      | -0.806      | -0.316       | -0.059      | -1.075              |
| 3      | -0.673      | 0.103        | 0.181       | 0.581               |
| 4      | -0.275      | -0.023       | -0.018      | -0.693              |
| 5      | -0.275      | -0.11        | 0.777       | 0.697               |
| 6      | -0.939      | -1.611       | -1.576      | -1.208              |
| 7      | 1.054       | 1.178        | 0.57        | 0.106               |
| 8      | 1.054       | 0.777        | 0.337       | 0.387               |
| 9      | 0.656       | 0.713        | 0.972       | 1.386               |
| 10     | 0.656       | 0.557        | 0.111       | 0.509               |
| 11     | 2.25        | 1.542        | 1.555       | 1.979               |
| 12     | -0.939      | -2.098       | -1.21       | -0.836              |
| 13     | -0.939      | -0.093       | -0.367      | 0.022               |
| 14     | -0.939      | -0.433       | -0.504      | -0.658              |
| 15     | 0.788       | 0.766        | 1.184       | 0.393               |

بالنظر إلى مؤشرات تحليل الشبكات العصبية السيكومترية، تظهر أهمية بعض المفردات استناداً إلى مؤشر البنية Betweenness Centrality اذ تتصدر المفردات (٨، ٧، ١١) قائمة المفردات الأكثر توسيطاً للعلاقات بين المفردات الأخرى في الشبكة، مما يشير إلى دورهم المحوري في تسهيل التواصل وتبادل المعلومات بين مختلف عناصر الاختبار يبرز الشكل (٤) هذا الدور المركزي بشكل خاص، حيث تتوسط المسارات بين مجموعات المفردات المختلفة في المقابل، تُعد المفردات (٤، ٥) الأقل ببنية، حيث تقتصر وساحتها على عدد محدود من المسارات أما فيما يتعلق بمؤشر القرب Closeness Centrality ، فتُظهر المفردات (٧، ١١، ١١) أعلى درجات القرب، مما يعكس قدرتهما على الوصول السريع والتأثير الفعال في باقي مفردات الشبكة على النقيض من ذلك، تتبوأ المفردات (٦، ١٢) موقع أكثر تباعداً في الشبكة وبالانتقال إلى مؤشر القوة/الشدة Strength Centrality ، الذي يعكس قوة الارتباط وتاثير كل مفردة على تشبيط المفردات الأخرى وتتصدر المفردتين (١١، ١١) القائمة، مما يدل على قدرتها الكبيرة على تحفيز وتفعيل عناصر أخرى في الشبكة في المقابل، تُظهر المفردات (١٢، ٦، ١٢) كأقل المفردات قوة وتأثيراً وأخيراً، يكشف مؤشر التأثير المتوقع Expected Influence أن المفردتين (٩، ١١) تمتلكان أعلى تأثير متوقع على باقي المفردات في الشبكة، بينما تحظى المفردات (٧، ١٣) بأقل تأثير متوقع والجدول (٧) والشكلين (٤-٣) توضح ذلك.



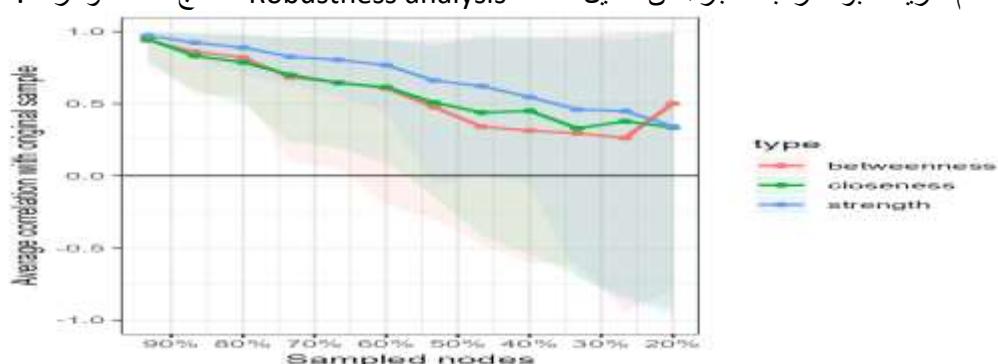
### الشكل (٣) التخطيط البياني لمؤشرات المركزية

تجدر الإشارة إلى أن المحور الرأسي يمثل المفردات الاختبارية، بينما يعرض المحور الأفقي قياسات المؤشرات المختلفة، بما في ذلك مؤشرات التقارب والتباين والتأثير المتوقع وفيما يلي تمثيل بياني للشبكة العصبية للمفردات الاختبارية مع العلاقات بينهما في الشكل (٤).



#### الشكل (٤) بنية الشبكة العصبية للفقرات

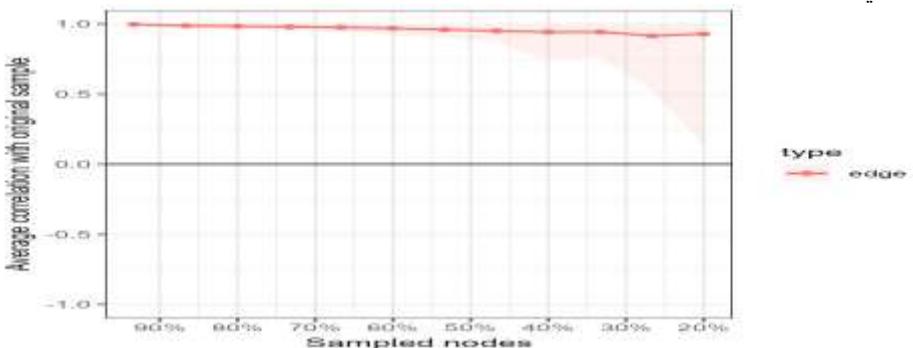
يبين الشكل (٤) شبكة عصبية تتكون من (١٥) عقدة متراقبة (مفردات الاختبار)، حيث تعكس سماكة الخطوط قوة العلاقة بين العقد فالخطوط الزرقاء السميكة، كما في العلاقة بين (٩، ٧) تشير إلى علاقات إيجابية قوية في المقابل، يمثل الخط الأحمر الخفيف علاقة سلبية والشكل (٥) يمثل عرض تحليلاً بيانيًّا لمدى استقرار مؤشرات المركزية (البيانية، القرب، والقوة/الشدة) باستخدام طريقة البوتاستر اب، كجزء من تحليل المتانة Robustness analysis لنتائج هذه المؤشرات.



#### الشكل (٥) تحليل بياني لاستقرار مؤشرات المركزية

يُظهر الشكل رقم (٥) أن زيادة حجم العينة، ممثلاً على المحور الأفقي كنسبة مئوية، يرتبط بتحسين ملحوظ في متوسط معامل الارتباط بين العينة الأصلية والعينات المولدة بتقنية البوتستراب ومتروضنة على المحور الرأسي وتكشف النتائج عن استقرار نسبي للمؤشرات الثلاثة (معامل استقرار  $\leq 0.70$ ) عند أحجام عينات تبلغ  $50\%$  أو أكثر مع ذلك، ينخفض هذا الاستقرار بشكل ملحوظ مع انخفاض حجم العينة، خاصةً عند  $30\%$ ، ويظهر ذلك جلياً في مؤشر البنية وبالنظر إلى المعيار المعتمد البالغ (٥٠٪)، يمكن الاستنتاج أن تقديرات مؤشر البنية تفتقر إلى الثبات والموثوقية عند أحجام العينات الصغيرة (Epskamp et al., ٢٠١٠).

al., 2017) في المقابل، يُعد مؤشر القوة الأكثر استقراراً، يليه مؤشر القرب، وهو ما يتوافق مع نتائج دراسة سانتوس (Santos et al., 2018) التي تؤكد على استقرار مؤشر البيانية والقرب فقط عند استخدام أحجام عينات كبيرة . و فيما يلي تحليل لاستقرار تقديرات الارتباطات بين العقد أو المفردات .



الشكل (٦) تحليل بياني لمدى استقرار الارتباطات بين المفردات

يُظهر الشكل (٦) استقراراً ملحوظاً في معاملات الارتباط بين العقد، حيث حافظت جميعها على قيمة أعلى من (٠,٧٠٪) عبر مختلف أحجام العينات بالإضافة إلى ذلك، يوضح تطليل المنطقة الحمراء نطاق فترات الثقة بنسبة ٩٥٪ ، الذي يؤكّد على الدقة العالية لتقديرات أوزان الحواف أو الارتباطات بين العقد، ويدعم وبالتالي موثوقية النتائج المستخلصة.

#### سادساً: الخصائص الفياسية لاختبار رمز – رقم

١- الصدق : ويقسم على نوعين:  
الصدق الوظيفي : اعتمد الباحث على إحصاءات مربع كاي ودلائلها الإحصائية اذا كانت جميعها أعلى من القيمة (٧,٨٤) جدول (٥) وعلى وفق هذا المعيار حكم على ملائمة الفقرات كما مر ذكره انفا .

٢- صدق النطاق السلوكي: عن طريق التحليل العاملی الذي اشارت مخرجاته الى وجود عامل واحد سائد وهو مؤشر على ان الفقرات جميعها تتبع الى نطاق سلوكي واحد كما ان نتائج تشبع الفقرات على العامل الأكبر وفق معيار ثيرستون التي كانت اعلى من (٠,٣٠) وكذلك مؤشرات المركبة (البيانية ، القرب، الفوة) التي كانت جميعها تؤكّد على وجود بنية وحيدة للاختبار واما دليلان على ان الاختبار صادق نطاقيا.

#### ٣- ثبات الاختبار

يوفر انموذج راش استقلالية القياس وهذا يتيح الفرصة لثبات القياس، حيث لا يختلف القياس (سواء اكان ذلك لقدرة الفرد ام لصعوبة الفقرة) باختلاف عينة التدريج او باختلاف الاختبار المستخدم لقياس القدرة. وقد بلغ معامل ثبات الاختبار لكيودور رتشاردسون - ٢١ وفقاً لبرنامج JMetrik (٢٧,٠) كما اعتمد الباحث على دالة معلومات الاختبار لتقدير ثبات القدرة وكما موضح في الشكل (٢).

#### رابعاً: تفسير النتائج ومناقشتها

١- تحليل البنية العاملية: أظهرت نتائج التحليل العاملی، باستخدام أسلوب المكونات الرئيسية، وجود بُعد رئيس واحد يفسر حوالي ٦٤٪ من التباين الكلي في اختبار رمز- رقم ويشير هذا البعد إلى وجود عامل مهمين يجمع بين العناصر المختلفة للاختبار، مما يوحي بأن معظم الأداء على هذا الاختبار يمكن أن يُعزى إلى قدرة معرفية أساسية واحدة وتعكس هذه النتيجة مستوى جيداً من التماسك الداخلي للمقياس، وتدعيم مفهوم أن الاختبار يقيس بنجاح بناءً نفسياً واحداً وساهمت نظرية الاستجابة للمفرددة بشكل فعال في تقييم مدى صعوبة وتميز كل بند على حدة وأسهمت في التأكيد من صلاحية البنود من خلال فحص قدرتها على قياس السمة المستهدفة بدقة، مما يضمن أن النتائج المستخلصة تعكس القدرات الحقيقة للمختبرين بشكل أكثر فاعلية كما ثبّر هن النتائج على امتلاك طلبة الجامعة لقرارات معرفية متقدمة تتجلى بوضوح في كفاءتهم العالية في المعالجة السريعة والفعالة للرموز والأرقام، الأمر الذي يُشير إلى مستوى مُتميز من اليقظة الذهنية والقدرة على الاستيعاب والتحليل المعرفي للمعلومات المجردة بدقة وسرعة فائقتين، وهو مؤشر ذو دالة عميقة على الكفاءة الأكademie والجاهزية الذهنية للتعامل مع التحديات الفكرية المعقّدة في مجالات تخصصاتهم المختلفة.

٢- أداء الشبكات العصبية: تُظهر الشبكات العصبية إمكانيات واعدة في تحليل بنية الاختبارات حيث تقدم مقاربة حديثة وفعالة لتفصيل الأنماط المعقدة ضمن هذه الاختبارات النفسية اذ ان مؤشرات المركبة حددت التجانس الداخلي لفترات الاختبار، واتساق استجابات المفحوصين عبر مختلف بنود الاختبار، وتوفير دليل كمي على مدى ارتباط هذه الفقرات بمفهوم واحد أو سمة واحدة اذ ان إحدى أبرز المساهمات التي يمكن أن تقدمها الشبكات العصبية هي في مجال تحديد الأبعاد الكامنة للاختبارات فبدلاً من الاعتماد على افتراضات خطية، يمكن للشبكات العصبية، أو نماذج التشفير التلقائي أن تتعلم تمثيلات عالية المستوى للبيانات، مما قد يكشف عن هيكل عاملية أكثر تعقيداً ودقة ويمكن لهذه النماذج أن تساعد في تحديد مجموعات الفقرات التي تقيس نفس المفهوم بشكل فعال، أو اكتشاف الأبعاد الجديدة التي قد لا تكون ظاهرة بوضوح باستخدام الأساليب التقليدية على سبيل المثال، يمكن استخدام شبكة عصبية لنتدريبها على استجابات الأفراد لفترات اختبار الذكاء، وثم تحليل الأوزان والتحيزات للشبكة لاستنتاج العلاقات بين الفقرات والأبعاد المعرفية المختلفة وعلاوة على ذلك، يمكن للشبكات العصبية أن تلعب دوراً حيوياً في تقييم جودة الفقرات وتحليل خصائصها كما يمكن تدريب الشبكات العصبية لتصنيف الفقرات بناءً على مستوى صعوبتها، أو قدرتها التمييزية، أو حساسيتها للتحيز على سبيل المثال، يمكن استخدام شبكة عصبية للتنبؤ باحتمالية إجابة فرد ما على فقرة معينة بشكل صحيح بناءً على خصائصه الديموغرافية وقدراته الكامنة ومن من خلال تحليل الأخطاء في هذا

التنبؤ، يمكن تحديد الفقرات التي لا تعمل بشكل جيد أو التي تظهر تحيزاً ضد مجموعات معينة ولتصنيف القدرات المعرفية (Wang et al., 2022).

#### التوصيات

- استخدام نماذج الاستجابة للمفردة (IRT - Item Response Theory) وتحليل الشبكات العصبية (Neural Networks) في تحليل بنية الاختبارات والمقاييس النفسية لما يقدمه من أدوات تقييم أكثر دقة وفاعلية وموضوعية في المجال النفسي والتربوي.
- الاعتماد على أدوات قياس تتسم بالدقة في تحديد القدرات المعرفية للطلبة والافادة منها في توجيههم وارشادهم نحو تخصصاتهم وفقاً لامكانياتهم .

#### المقررات

اجراء الدراسات الآتية:

- توظيف الشبكات العصبية متعددة الطبقات في تصنيف الطلبة المتفوقين واقرانهم العاديين في المرحلة الاعدادية.
- بناء اختبار محosب لاختبار رمز – رقم على وفق نظرية الاستجابة للمفردة.

#### المصادر

• عودة ، احمد سليمان (١٩٨٥): القياس والتقويم في العملية التدريسية، المطبعة الوطنية ، الاردن.

- Abacioglu, C. S., Isvoranu, A-M., Verkuyten, M., Thijs, J., & Epskamp, S. (2019). Exploring multicultural classroom dynamics: A network analysis. *Journal of School Psychology*, 74, 90- 105.<https://doi.org/10.31234/osf.io/ck2p5>.
- Adams DJ, Bolt DM, Deng S, Smith SS, Baker TB. (2019). Using multidimensional item response theory to evaluate how response styles impact measurement. *Br J Math Stat Psychol*, 72(3):466-485. doi: 10.1111/bmsp.12169
- Adewale, A. M., Bamidele, A. O. & Lateef, U. O. (2018). Predictive modelling and analysis of academic performance of secondary school students: artificial neural network approach. *International Journal of Science and Technology Educational Research*, 9(1), 1-8. <https://academicjournals.org/IJSTER>
- Baker, F. B. (2001). *The basics of item response theory* (2nd ed.). ERIC.
- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In *Learning analytics* (pp. 61-75). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_4)
- Benedict, R. H. B., Amato, M. P., Boringa, J., Brochet, B., Foley, F., Fredrikson, S., ... & Patti, F. (2017). Brief International Cognitive Assessment for MS (BICAMS): International normative data from the controlled oral word association test (COWAT), symbol digit modalities test (SDMT), and 10-item Hopkins verbal learning test revised (HVLT-R). *Multiple Sclerosis Journal*, 23(13), 1930-1940.
- Birnbaum, A. (1968). Some latent trait models and their use in inferring an examinee's ability. In F. M. Lord & M. R. Novick (Eds.), *Statistical theories of mental test scores* (pp. 397-479). Addison-Wesley.
- Borsboom, D., & Cramer, A. O. J. (2013). Network analysis: An integrative approach to the structure of psychopathology. *Annual Review of Clinical Psychology*, 9, 91–121. <https://doi.org/10.1146/annurevclipsy-050212-185608>.
- Borsboom, D., Deserno, M. K., Rhemtulla, M., Epskamp, S., Fried, E. i., McNally, R. J., Robinaugh, D.J., Perugini, M., Dalege, J., Costantini, G., Isvoranu, A. m., & Wysocki, A. C. (2021). Network analysis of multivariate data in psychological science. *Nature Reviews Methods Primeres*, 1. <https://doi.org/10.1038/s43586-021-00055-w>.
- Borsboom, D., Robinaugh, D. J., Group, P., Rhemtulla, M., & Cramer, A. O. (2018). Robustness and replicability of psychopathology networks. *World Psychiatry*, 17, 143–144.<https://doi.org/10.1002/wps.20515>
- Brown, T., & Green, A. (2018). *Cognitive assessment tools in educational settings*. *Journal of Educational Psychology*, 110(1), 100-115. <https://doi.org/10.1037/edu0000245>

- Casella, M., Dolce, P., Ponticorvo, M., Milano, N., & Marocco, D. (2023). Artificial neural networks for short-form development of psychometric tests: A study on synthetic populations using autoencoders. *Educational and Psychological Measurement*, 1–29. DOI:10.1177/00131644231164363
- Chen, X., & Zhang, W. (2022). Hybrid IRT-neural network models for educational measurement. *Journal of Educational Measurement*, 59(1), 45-62. <https://doi.org/10.1111/jedm.12345>
- Christodoulou, A., Michaelides, M. & Karekla, M. (2018). Network analysis: A new psychometric approach to examine the underlying ACT model components. *Journal of Contextual Behavioral Science*. <https://doi.org/10.1016/j.jcbs.2018.10.002>
- Costantini, G., Richetin, J., Preti, E., Casini, E., Epskamp, S., & Perugini, M. (2017). Stability and variability of personality networks. A tutorial on recent developments in network psychometrics. *Personality and Individual Differences*. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2017.06.011>
- de Ayala, R. J. (2009). *The theory and practice of item response theory*. Guilford.
- Diamond, A. (2020). Executive functions. In J.L. Michaud, C. Bulteau, D. Cohen, & A. Gallagher (Eds.), *Handbook of Clinical Neurology*, 173, 225-240. Amsterdam: Elsevier. ISBN:978-0444641502
- Doroudi, S. (2013). *Predicting student success using artificial neural networks*. *Journal of Educational Data Mining*, 5(1), 1-14.
- Embretson, S. E., & Reise, S. P. (2000). *Item response theory for psychologists*. Psychology Press.
- Epskamp, S., & Fried, E. I. (2018). A tutorial on regularized partial correlation networks. *Psychological Methods*, 23, 617–634. <https://doi.org/10.1037/met0000167> / wps.20375.
- Fischer, J., Hea, J., & Klieme, E. (2020). The structure of teaching practices across countries: A combination of factor analysis and network analysis. *Studies in Educational Evaluation*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2020.100861>
- Fried, E. I., van Borkulo, C. D., Cramer, A. O., Boschloo, L., Schoevers, R. A., & Borsboom, D. (2017). Mental disorders as networks of problems: a review of recent insights. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 52, 1-10.
- Gonzalez, C., Salgado, S., & Sánchez-Sosa, J. J. (2021). Neuropsychological assessment in multiple sclerosis: The role of speed and processing tests. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 43(4), 385-398.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. (pp. 190-250). DOI: [10.1016/B978-0-12-803457-5.00001-6](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803457-5.00001-6)
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor Analysis* (2nd. Ed). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Hambleton, R. K., Swaminathan, H., & Rogers, H. J. (1991). *Fundamentals of item response theory*. Sage publications.
- Haslbeck, J. M. B., & Waldorp, L. J. (2017). How well do network models predict observations? On the importance of predictability in network models. *Behaviour Research Methods*, 50, 853–861.
- Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines* (3rd ed.). Pearson.
- Joy, S., Kaplan, E., & Fein, D. (2018). Speed and symbol processing: Development of a new computerized digit symbol test. *The Clinical Neuropsychologist*, 32(4), 567-582. <https://doi.org/10.1080/13854046.2017.1387578>
- Khan, A. A., Hussain, A., & Malik, M. I. (2017). *Towards adaptive e-learning system using artificial neural network*. *International Journal of Distance Learning Technologies (IJDLT)*, 15(4), 37-53.

- Kim, D., Park, S., & Lee, J. (2023). Integrating traditional and modern approaches in psychological measurement: A hybrid framework. *Psychological Methods*, 28(3), 345-362. <https://doi.org/10.1037/met0000456>
- Kim, T. K., & Park, J. H., (2019). **More about the basic assumptions of t-test: normality and sample size.** Korean journal of anesthesiology, 72(4).
- Kwak, S. G., & Park, S. H., (2019). **Normality test in clinical research.** Journal of Rheumatic Diseases, 26(1).
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lezak, M. D., Howieson, D. B., Bigler, E. D., & Tranel, D. (2012). *Neuropsychological assessment* (5th ed.). Oxford University Press. (p. 456)
- Lezak, M. D., Howieson, D. B., Bigler, E. D., & Tranel, D. (2020). *Neuropsychological assessment* (6th ed.). Oxford University Press.
- Lim, L.; Lim, S.H.; Lim, W.Y.R. A (2022). Rasch Analysis of Students' Academic Motivation toward Mathematics in an Adaptive Learning System. *Behav. Sci.*, 12, 244. <https://doi.org/10.3390/bs12070244>
- Lord, F. M. (1980). *Applications of item response theory to practical testing problems.* Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Lord, F. M., & Novick, M. R. (1968). *Statistical Theories of Mental Test Scores.* Addison-Wesley.
- McNally, R. J. (2016). Can network analysis transform psychopathology? *Behaviour Research and Therapy*, 86 (supplement C), 95–104. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2016.06.006>.
- Ostini, R., & Nering, M. L. (2006). *Polytomous Item Response Theory Models.* Sage Publications.
- Rasch, G. (1980). *Probabilistic models for some intelligence and attainment tests* (Expanded ed.). University of Chicago Press. (Original work published 1960).
- Reeve, B. (2003). An Introduction To Modern Measurement Theory. Division Of Cancer Control And Population Science, National Cancer Institute
- Reise, S. P. (2010). The fallacy of unidimensionality revisited: What to do if you don't want to do factor analysis. In S. P. Reise & C. A. C. Haviland (Eds.), *The handbook of advanced multilevel modeling* (pp. 67-89). Routledge.
- Rizopoulos, D. (2006). *ltm: An R package for latent variable modelling and item response theory analyses.* *Journal of Statistical Software*, 17(5), 1–25.
- Samejima, F. (1969). Estimation of latent ability using a response pattern of graded scores. *Psychometric Monographs*, 17.
- Santos, H. P., Jr., Kossakowski, J. J., Schwartz, T. A., Beeber, L., & Fried, E. I. (2018). Longitudinal network structure of depression symptoms and self-efficacy in low-income mothers. *PLoS ONE*, 13,e0191675. doi: 10.1371/journal.pone.0191675
- Schmank, C. J., Goring, S. A., Kovacs, K., & Conway, A. R. A. (2019). Psychometric network analysis of the Hungarian WAIS. *J. Intell.*, 7, 21. doi:10.3390/intelligence7030021.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Siew, C. S., Pelczarski, K. M., Yaruss, J. S., & Vitevitch, M. S. (2016). Using the OASES-A to illustrate how network analysis can be applied to understand the experience of stuttering. *Journal of Communication Disorders*, 65, 1–9. doi: 10.1016/j.jcomdis.2016.11.001.

- Smith, A. (1991). *Symbol Digit Modalities Test: Manual*. Western Psychological Services. (p. 78)
- Smith, A. (2022). Symbol Digit Modalities Test: Clinical and research applications. *Journal of Clinical Neuropsychology*, 44(2), 178-192.
- Smith, J., & Jones, L. (2020). Artificial intelligence in psychological testing: Advances and challenges. *Journal of Applied Psychology*, 105(1), 40-55. <https://doi.org/10.1037/apl0000423>
- Stocking, M. L., & Lord, F. M. (1983). Developing a common metric in item response theory. *Applied Psychological Measurement*, 7(2), 201–210.
- Suwartono, C., & Bintamur, D. (2019). Validation of the emotion regulation questionnaire (ERQ) :Network analysis as an alternative of confirmatory factor analysis (CFA).Amina, 34, 115-124.
- Tatar, A., Saltukoglu, G., & Ozmen, E. (2017). Development of a self-report stress scale using item response theory I: Item selection, formation of factor structure and examination of its psychometric properties. *Arch Neuropsychiatry*, 55, 161–170.
- Valko, N. & Osadchy, V. (2020). Education individualization by means of artificial neural networks. E3S Web of Conferences 166(4), 1-6. [http://ds.knu.edu.ua:8080/jspui/bitstream/123456789/2291/1/e3sconf\\_icsf2020\\_1002\\_1.pdf](http://ds.knu.edu.ua:8080/jspui/bitstream/123456789/2291/1/e3sconf_icsf2020_1002_1.pdf)
- Van Borkulo, C. D., van Bork, R., & Waldorp, L. j., Epskamp, S., & Fried, E. I. (2018). A tutorial on regularized partial correlation networks. *Psychological Methods*, 23, 617–634.
- van der Vlugt, H., van der Kruis, S., Vingerhoets, C., & Versluis, L. (2019). Cognitive functioning in multiple sclerosis: A review of neuropsychological assessments. *Clinical Neuropsychologist*, 33(7), 1234-1258.
- Wang, L., Chen, H., & Liu, M. (2021). Deep learning models for predicting academic performance: A large-scale study. *Computers & Education*, 168, 104205. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104205>
- Weiss, D. J. (1982). Improving measurement validity and efficiency with adaptive testing. *Applied Psychological Measurement*, 6(4), 473-492.
- Wojtowicz, M., Omisade, A., & Fisk, J. D. (2018). The Symbol Digit Modalities Test: Development of a computerized version and examination of age-related differences in processing speed. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 40(5), 457-467.
- Zacharis, N. Z. (2016). Predicting student academic performance in blended learning using artificial neural networks. International Journal of Artificial Intelligence and Applications m(IJAAIA), 7(5), 17-29. <https://aircconline.com/ijaia/V7N5/7516ijaia02.pdf>