مجلـــة العلـــوم التربـــوية والدراســـات الإنســـانيـــة
Humanities and Educational Sciences Journal
ISSN: 2709-0302 (online)
ISSN: 2617-5908 (print)

تطوير النسخ المختصرة من المقاييس النفسية باستخدام بيانات مُولَّدة: الطريقة التقليدية، ونظرية الاستجابة للفقرة، والانحدار المنتظم LASSO، والتعلّم الإشرافي SCS، والخوارزميات الجينيةGA(*)

د/ نسرين محمد سعيد زارع
أستاذ علم النفس التربوي المشارك
قسم علم النفس، كلية اللغات والعلوم الإنسانية
جامعة القصيم - المملكة العربية السعودية
ORCID ID: 0000-0002-2799-7248
Web of Science Researcher ID: ABE-3007-2022
n.zaea@qu.edu.sa

*) تاريخ تسليم البحث 7/10/2025 تاريخ قبوله للنشر 13/12/2025
*) موقع المجلة: http://hesj.org/ojs/index.php/hesj/index

تطوير النسخ المختصرة من المقاييس النفسية باستخدام بيانات مُولَّدة: الطريقة التقليدية، ونظرية الاستجابة للفقرة، والانحدار المنتظم LASSO، والتعلّم الإشرافي SCS، والخوارزميات الجينية GA

د/ نسرين محمد سعيد زارع
أستاذ علم النفس التربوي المشارك
قسم علم النفس، كلية اللغات والعلوم الإنسانية
جامعة القصيم - المملكة العربية السعودية

الملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير ومقارنة النسخ المختصرة من المقاييس النفسية باستخدام بيانات مُولَّدة عبر محاكاة مونت كارلو، وذلك من خلال تقييم خمسة من أبرز الأساليب المستخدمة في اختصار المقاييس: الطريقة التقليدية، ونظرية الاستجابة للفقرة (IRT)، والانحدار المنتظم (LASSO)، والتعلّم الإشرافي (SCS)، والخوارزميات الجينية(GA)، حيث تم توليد بيانات افتراضية لمقياس مكوّن من 24 فقرة يقيس ثلاثة أبعاد كامنة، مع ضبط ثلاثة عوامل منهجية، تشمل قوة البنية العاملية (قوية، متوسطة)، وحجم العينة (300، 600، 1000)، وطول النسخة المختصرة (12 فقرة، 8 فقرات). وتم تقييم أداء الأساليب الخمسة من خلال أربعة مؤشرات سيكومترية رئيسة: استرجاع السمة الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية عبر التحليل العاملي التوكيدي (CFA)، والصدق الخارجي من خلال الارتباط بالمتغير المعياري، والثبات باستخدام معامل ألفا وأوميجا.

وأظهرت نتائج المحاكاة أن النسخ المختصرة ذات 12 فقرة قدمت أفضل أداء عبر جميع الأساليب، بينما انخفض أداء النسخ ذات 8 فقرات في البنى المتوسطة بصورة أوضح، كما أظهرت أن أسلوب الانحدار المنتظم LASSO، وأسلوب التعلم الإشرافي SCSحققت تفوقًا ملحوظًا في القدرة على استرجاع السمة الكامنة، وانخفاض الخطأ في التقدير، والحفاظ على البنية العاملية والصدق الخارجي، مقارنة بالأساليب التقليدية، وأساليب الاستجابة للفقرةIRT، وأساليب الخوارزميات الجينية GA، خاصة عند مستويات البنية المتوسطة، في المقابل كان تأثير حجم العينة محدودًا في معظم السيناريوهات، بينما كان لطول النسخة وقوة البنية العاملية الأثر الأكبر في تحديد جودة الأداء، وتسلّط هذه النتائج الضوء على أهمية دمج الأساليب الإشرافية، وتقنيات التعلم الآلي في تطوير نسخ مختصرة دقيقة وموثوقة من المقاييس النفسية، وتقدّم إرشادات منهجية للباحثين عند بناء أدوات قياس مختصرة عالية الكفاءة.

الكلمات المفتاحية: الإنحدار المنتظم، الخوارزميات الجينية، التعلم الإشرافي، مونت كارلو، اختصار المقاييس.

Developing Short Psychological Scale Forms Using Simulated Data: A Comparison of Classical Selection, Item Response Theory, LASSO Regularization, Supervised Construct Scoring, and Genetic Algorithms

Nisreen Mohamed Said Zarea
Associate Professor of Psychology
Psychology Department - College of Languages and Humanities, Qassim University - KSA

Abstract

This study aims to develop and compare short forms of psychological scales using simulated data generated through a Monte Carlo design. Five prominent scale-shortening techniques were evaluated: Classical item selection, Item Response Theory (IRT), LASSO regularization, Supervised Construct Scoring (SCS), and Genetic Algorithms (GA). Simulated datasets were generated for a 24-item scale measuring three latent dimensions, while systematically manipulating three methodological factors: factor strength (strong vs. moderate), sample size (300, 600, 1000), and short-form length (12-item vs. 8-item versions). The performance of the five methods was assessed using four key psychometric criteria: latent trait recovery, structural validity via confirmatory factor analysis (CFA), external validity through correlations with a criterion variable, and internal consistency (Cronbach's Alpha and Omega).

Results showed that 12-item short forms consistently achieved superior psychometric performance across all methods, whereas 8-item versions demonstrated noticeable declines under moderate factor strength. LASSO and SCS exhibited clear advantages in latent trait recovery, lower estimation error, structural validity, and external validity, outperforming Classical, IRT, and GA methods—particularly in moderate-strength conditions. Sample size had minimal influence, while factor strength and short-form length were the primary determinants of overall performance. These findings highlight the value of integrating supervised learning and regularized regression techniques in developing accurate and reliable short forms of psychological scales, offering important methodological guidance for researchers seeking to optimize measurement efficiency.

Keywords: LASSO Regression, Genetic Algorithms, Supervised Construct Scoring, Monte Carlo Simulation, Scale Shortening

المقدمة:

تزايد الاهتمام في السنوات الأخيرة بتطوير النسخ المختصرة من المقاييس النفسية، وذلك بفعل التوسع الكبير في استخدام البطاريات القياسية، والدراسات التطبيقية واسعة النطاق، والقيود الزمنية في البيئات التطبيقية (Kemper et al., 2019).

وقد أظهرت الأدبيات السيكومترية الحديثة أن طول المقاييس يعد عاملًا جوهريًا في ظهور الاستجابات غير الجادة (Insufficient Effort Responding – IER)، وهي الاستجابات التي يقدمها الأفراد دون اهتمام أو تفكير كاف، نتيجة الملل، أو الإرهاق، أو ضعف الدافعية، وتعد هذه الظاهرة من أخطر مصادر الخطأ في القياس؛ إذ تؤدي إلى تشويه معاملات الارتباط بين الفقرات، وزيادة التباين العشوائي، وانخفاض القدرة على استرجاع السمات الكامنة، مما ينعكس مباشرة على جودة التحليل الإحصائي، وصدق النتائج (Alarcon & Lee, 2022).

كما تشير الدراسات إلى أن وجود نسبة بسيطة من هذه الاستجابات قد يفضي إلى تدهور البنية العاملية للمقاييس، وظهور حلول عاملية غير مستقرة، إضافة إلى ضعف الثبات، وارتفاع مؤشرات سوء الملاءمة، وتؤكد هذه المعطيات الحاجة الملحة إلى تطوير نسخ مختصرة تحافظ على خصائص القياس، مع تقليل العبء على المفحوصين، بما يحد من احتمالية ظهور الاستجابات العشوائية أو النمطية، ويزيد من جودة البيانات، وصدقها البنائي (Kam, 2019).

ويعد تقليل عدد الفقرات وسيلة فعّالة لتخفيف العبء على المفحوصين، وتحسين معدلات الاستجابة، وتقليل زمن التطبيق، دون أن يؤدي ذلك بالضرورة إلى تدهور جودة القياس أو صدقه البنائي (Pflanz et al., 2024; Tanaka et al., 2024)، ومع ذلك، فإن تطوير النسخ المختصرة ليس عملية حذف عشوائي للفقرات، بل يمثل مسألة منهجية معقدة، تهدف إلى تحقيق توازن دقيق بين الدقة السيكومترية، والتمثيل البنائي للمفهوم، والملاءمة التطبيقية.

وقد اعتمدت الجهود المبكرة في اختصار المقاييس على الأساليب التقليدية، مثل اختيار الفقرات ذات أعلى معاملات الارتباط الكلية أو أعلى التشبعات العاملية، وعلى الرغم من سهولة هذه الأساليب، فإنها كثيرًا ما تؤدي إلى تضييق المحتوى، وارتفاع الاتساق الداخلي بشكل مصطنع، وفقدان قدر من التباين المفاهيمي المهم نظريًا (Passarelli et al., 2024). كما أشار عدد من الباحثين إلى أن ارتفاع معامل الثبات قد يكون ناتجًا عن التكرار اللغوي أو التشابه الدلالي، وليس عن تجانس البنية أو جودة القياس (Alley et al., 2024)، ومن ثم فإن الطرق التقليدية قد تسهم في تشويه البناء النفسي للمقياس عبر الاحتفاظ بفقرات مكررة أو متقاربة جدًا.

وفي ظل هذه الإشكالات، اكتسبت الأساليب السيكومترية الحديثة أهمية متزايدة، وعلى رأسها نظرية الاستجابة للفقرة(IRT)، التي تقدم إطارًا قويًا لاختيار الفقرات الأكثر قدرة على توفير المعلومات عبر مدى السمة الكامنة، وقد أثبتت هذه الأساليب فعاليتها في تقليص عدد من المقاييس السريرية والشخصية، مع الحفاظ على التمييز، والمعلومات البنيوية، وخصائص الصدق(Luo et al., 2024; Pflanz et al., 2024)، وتمتاز الأساليب القائمة على IRT بقدرتها على بناء نسخ مختصرة دقيقة دون التضحية بجودة التقدير العاملي.

وإلى جانبIRT ، ظهرت أساليب حديثة تعنى بتحسين القدرة التنبؤية، وتقدير السمات الحقيقية بدقة، مثل الانحدار المنتظم (LASSO) الذي يختار الفقرات، ويعيد وزنها بهدف إعادة بناء الدرجة الكامنة، كما طوّره (Wise & Sidarus, 2024) وقد أظهرت هذه الأساليب قدرتها على الحفاظ على العلاقات بالمتغيرات الخارجية، واسترجاع الدرجات الحقيقية بجودة عالية باستخدام عدد قليل من الفقرات.

ومن الأساليب الحديثة كذلك التعلّم الإشرافي لبناء الدرجات (Supervised Construct Scoring) الذي برهن على فعاليته في تقليص مقاييس المواقف الوظيفية، والحفاظ على الصدق الخارجي والبنائي(Speer et al., 2025) .

كما برزت الخوارزميات الوراثية/الجينات (Genetic Algorithms) بوصفها أدوات قوية في الاختصار متعدد المعايير، إذ تسمح بتعظيم مجموعة من المؤشرات في آن واحد، مثل الحفاظ على البنية العاملية، وتعظيم الارتباط بالمتغيرات الخارجية، والحد من فقدان المعلومات، وقد أظهرت المقارنات الحديثة أن الخوارزميات الجينية تتفوق على الأساليب التقليدية تحت ظروف متعددة، خصوصًا عندما يكون الحفاظ على العلاقات الخارجية جزءًا جوهريًا من هدف الاختصار(Passarelli et al., 2024) .

وتجدر الإشارة إلى أن جانبًا من الأدبيات تناول أيضًا الأساليب الدلالية لاختصار المقاييس القائمة على تمثيلات الجمل واللغة الطبيعية(semantic embeddings)هدف الحد من التكرار اللغوي كما في دراسات (Jung & Seo, 2025; Kilmen & Bulut, 2025)

ورغم تنوع الأساليب المتاحة، ما زالت الأدبيات العربية تفتقر إلى دراسات منهجية تقارن بصورة مباشرة بين الطرق التقليدية والأساليب الحديثة.

مشكلة الدراسة:

على الرغم من الانتشار الواسع لاستخدام النسخ المختصرة من المقاييس النفسية في البحوث التطبيقية والسريرية، فإن عملية اختصار المقاييس ما تزال تواجه تحديات منهجية وسيكومترية معقدة، فقد اعتمدت محاولات الاختصار التقليدية على معايير بسيطة مثل: التشبعات العاملية الأعلى أو معاملات الارتباط الكلي، وهو ما قد يؤدي إلى تضييق المحتوى النظري للمقياس، والحصول على ثبات مرتفع ظاهريًا نتيجة التكرار بين الفقرات، مع فقدان قدر معتبر من التباين البنائي الذي يعد أساسيًا في تمثيل البناء النفسي بصورة دقيقة (Alley et al., 2024; Passarelli et al., 2024)كما أظهرت الدراسات الحديثة أن هذه الأساليب غالبًا ما تفشل في الحفاظ على العلاقات الارتباطية مع المقاييس الخارجية، والقدرة التنبؤية للمقاييس الأصلية، مما يحدّ من صلاحية النسخ المختصرة في الاستخدامات البحثية والتطبيقية.

وقد شهد هذا المجال خلال السنوات الأخيرة انتقالًا منهجيًا من الأساليب الكلاسيكية لاختيار الفقرات كالتحليل العاملي، والانحدار التدريجي، إلى توظيف نماذج سيكومترية متقدمة مثل نظرية الاستجابة للفقرة (IRT)، بالإضافة إلى تقنيات التعلم الآلي التي تشمل الانحدار المنتظم LASSO، والتعلم الإشرافي لبناء الدرجات SCS، فضلًا عن الخوارزميات الاستكشافية والوراثية كخوارزميات الجينات(GA)، وخوارزمية مستعمرة النمل (ACO) (Haroz et al., 2020; Schroeders et al., 2016; Speer et al., 2023).

ورغم هذا التقدم المنهجي، لا تزال الأدبيات تفتقر إلى دراسات مقارنة تقيّم أداء هذه الأساليب المختلفة تحت ظروف قياس مضبوطة يكون فيها البناء النفسي الحقيقي معروفًا مسبقًا، فالبيانات الحقيقية غالبًا ما تخفي البنية الكامنة، وتتضمن تشوهات وارتباطات غير متوقعة تجعل المقارنة بين الأساليب غير دقيقة أو غير قابلة للتعميم. أما المحاكاة فهي توفر بيئة مثالية تسمح بالتحكم في قوة البنية العاملية، وحجم العينة، ومستوى التمييز بين الفقرات، ودرجة الارتباط بالمتغيرات الخارجية، بما يتيح تقييمًا دقيقًا لقدرة كل أسلوب اختصار على استرجاع السمة الكامنة، والحفاظ على البنية والعلاقات الخارجية.

وتسعى الدراسة الحالية إلى تقييم خمس طرق رئيسة من أساليب الاختصار المقاييس وهي الأساليب التقليدية، أساليبIRT ، الانحدار المنتظم، التعلّم الإشرافي، والخوارزميات الجينية، وذلك من خلال إجراء محاكاة متكاملة عبر سيناريوهات مختلفة لضبط البنية العاملية، وحجم العينة، وطول النسخة المختصرة.

أسئلة الدراسة:

السؤال الرئيس"ما مدى اختلاف أداء الأساليب الإحصائية المختلفة المستخدمة في تطوير النسخ المختصرة للمقاييس النفسية "الطرق التقليدية، وأساليب نظرية الاستجابة للفقرة (IRT)، والانحدار المنتظم (LASSO)، والتعلّم الإشرافي (SCS)، والخوارزميات الجينية (GA)" في قدرتها على استرجاع السمات الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية والصدق الخارجي، وذلك في إطار دراسة محاكاة للبيانات؟"

ويتفرع من هذا السؤال الأسئلة التالية:

1. إلى أي مدى تختلف الأساليب الخمسة في قدرتها على استرجاع السمات الكامنة Latent Trait Recovery الحقيقية للمقياس في النسختين المختصرتين (12 فقرة و8 فقرات)؟
2. ما مدى قدرة النسخ المختصرة الناتجة عن كل أسلوب على الحفاظ على البنية العاملية Structural Validity الأصلية كما تظهر في مؤشرات التحليل العاملي التوكيدي (CFA)؟
3. كيف تختلف الأساليب في قدرتها على الحفاظ على العلاقة الارتباطية بين درجة المقياس المختصر والمتغير الخارجي المعياري (Criterion) مقارنة بالعلاقة بين المقياس الأصلي والمتغير الخارجي (الصدق الخارجي) External Validity؟
4. ما الفروق بين الأساليب في مستويات الثبات (Cronbach's Alpha – Omega) للنسخ المختصرة الناتجة؟
5. كيف يتأثر أداء كل أسلوب من الأساليب الخمسة عند اختلاف حجم العينة في سيناريوهات المحاكاة (300، 600، 1000)؟
6. ما أثر قوة البنية العاملية (قوية مقابل متوسطة) على جودة النسخ المختصرة الناتجة من كل أسلوب؟
7. أي الأساليب الخمسة يحقق أفضل توازن عام بين استرجاع السمات الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية، والصدق الخارجي، وجودة الثبات عبر جميع السيناريوهات؟

أهداف الدراسة:

تهدف هذه الدراسة إلى إجراء مقارنة منهجية شاملة بين مجموعة من الأساليب الإحصائية الحديثة والتقليدية المستخدمة في تطوير النسخ المختصرة للمقاييس النفسية، وذلك من خلال دراسة محاكاة لبيانات مُولَّدة لمقياس

افتراضي مكون من 24 فقرة، بهدف تقييم قدرة كل أسلوب على استرجاع السمات الكامنة والحفاظ على البنية العاملية والصدق الخارجي وجودة الثبات تحت ظروف قياس مختلفة.

الأهداف الفرعية

1. تقييم مدى قدرة كل من الأساليب الخمسة (الطريقة التقليدية، IRT، LASSO، SCS، GA) على استرجاع السمات الكامنة الحقيقية في النسخ المختصرة (12 فقرة و8 فقرات).
2. فحص مدى قدرة النسخ المختصرة الناتجة من كل أسلوب على الحفاظ على البنية العاملية الأصلية من خلال تحليل المؤشرات المستخرجة من التحليل العاملي التوكيدي (CFA).
3. تحديد مدى احتفاظ النسخ المختصرة بالعلاقات بين السمة الكامنة والمتغير الخارجي المعياري (Criterion) ومقارنتها بالعلاقة الحقيقية في البيانات المولَّدة.
4. قياس مستويات الثبات الداخلي للنسخ المختصرة الناتجة من كل أسلوب باستخدام مؤشرات مثل معامل كرونباخ ألفا ومعامل أوميجا.
5. تحليل أثر اختلاف حجم العينة (300، 600، 1000) على جودة أداء كل أسلوب من الأساليب الخمسة في اختصار المقياس.
6. تقييم تأثير قوة البنية العاملية (قوية مقابل متوسطة) على أداء الأساليب المختلفة في تطوير النسخ المختصرة.
7. تحديد الأسلوب أو الأساليب الأكثر كفاءة واستقرارًا في تحقيق توازن بين استرجاع السمات الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية، وتحقيق الصدق الخارجي، وضمان الثبات عبر جميع سيناريوهات المحاكاة.

أهمية الدراسة:

أولًا: الأهمية النظرية

1. تُسهم هذه الدراسة في إثراء الأدبيات المتعلقة بأساليب اختصار المقاييس من خلال مقارنة مباشرة بين خمس فئات من الأساليب التقليدية والمعاصرة، بما في ذلك الطرق الكلاسيكية، وطرق نظرية الاستجابة للفقرة (IRT)، والانحدار المنتظم (LASSO)، والتعلّم الإشرافي (SCS)، والخوارزميات الجينية(GA) ويُعد هذا التنوع في الأساليب إضافة مهمة إلى المعرفة العلمية، خاصة أن الأدبيات العربية تندر فيها الدراسات المقارنة المنضبطة بين هذه المنهجيات.
2. تقديم إطار نظري متكامل لمعايير تقييم النسخ المختصرة تشمل استرجاع السمات، الحفاظ على البنية العاملية، الصدق الخارجي، الثبات، تمثيل الأبعاد، وأثر العينة وقوة البنية، ومن شأن هذا الإطار أن يشكل مرجعًا للباحثين عند التعامل مع مقاييس متعددة الأبعاد.
3. تسهم الدراسة في توسيع قاعدة المعرفة النظرية حول كيفية تصميم مقاييس قصيرة دون التضحية بجودة القياس من خلال اعتماد أساليب متقدمة مثل:IRT، والخوارزميات الجينية، وطرق الانحدار المنتظم، وهو ما يثري مجال القياس والتقويم.

ثانيًا: الأهمية التطبيقية

1. تقديم دليل عملي للممارسين حول أفضل أساليب تطوير النسخ المختصرة، حيث توفر النتائج المقارنة توجيهات واضحة للباحثين والممارسين حول أي الأساليب تقدم الأداء الأفضل في ظروف معينة، وهذا يمكّن الباحثين من اختيار الطريقة الأنسب لإعداد نسخ مختصرة دقيقة وموثوقة في دراساتهم الميدانية.

2. يمكن لنتائج الدراسة أن تفيد الجهات التعليمية والبحثية في تطوير بطاريات تقييم مختصرة تُستخدم في المدارس والجامعات، خاصة في المبادرات الوطنية التي تعتمد على أدوات متعددة الأبعاد لقياس المهارات أو الجوانب النفسية.
3. عبر تقديم مقارنة مبنية على محاكاة دقيقة للبنية الكامنة والعلاقات الخارجية، تساعد الدراسة المختصين في اتخاذ قرارات مدروسة عند اختيار أو تطوير مقاييس قصيرة، مما يحسن جودة التشخيص والقياس.

حدود الدراسة:

تتحدد هذه الدراسة بعدد من الحدود التي يجب أخذها في الاعتبار عند تفسير نتائجها وتعميمها، وذلك على النحو الآتي:

الحدود المنهجية: تقوم هذه الدراسة على بيانات افتراضية يتم توليدها وفق نموذج بنية عاملية محدد مسبقا، فقد اعتمدت الدراسة نموذجًا يتكون من ثلاثة عوامل كامنة، وارتباطات محددة بين العوامل، وركزت الدراسة على البعد السيكومتري الكمي دون النظر إلى الصياغة اللفظية للفقرات أو التشابه الدلالي أو التكرار اللغوي، وهو ما يمنع تعميم النتائج على الجوانب النوعية المتعلقة ببناء فقرات المقاييس أو ترجمتها.

الحدود الموضوعية: اقتصرت الدراسة على مقارنة خمس فئات أساسية من طرق اختصار المقاييس: الطريقة التقليدية، وIRT، والانحدار المنتظم(LASSO) ، والتعلّم الإشرافي(SCS) ، والخوارزمية الجينية(GA) واقتصر التحليل على تطوير نسختين مختصرتين بطول 12 فقرة و8 فقرات، واستخدمت الدراسة ثلاثة أحجام عينات (300، 600، 1000) ومستويين لقوة التشبعات العاملية (قوية ومتوسطة).

المصطلحات الإجرائية:

السمات الكامنة (Latent Traits):

هي المتغيرات النفسية غير المباشرة التي تُولَّد في هذه الدراسة وفق نموذج عاملي ثلاثي الأبعاد (ثلاثة عوامل كامنة)، بحيث تتبع توزيعًا طبيعيًا متعدد المتغيرات $N(0, \Phi)$، وتمثل الحقيقة الإحصائية المرجعية التي تُقارن بها الطرق المختلفة في استرجاع الدرجات.

يتم قياس جودة استرجاعها عبر معاملات الارتباط، ومتوسط مربع الخطأ(MSE) ، ودقة التقدير

الفقرات (Items):

يمثل كل فقرة متغير مُولد وفق النموذج الخطي:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \ (1)$$

حيث Λ مصفوفة التشبعات العاملية، وϵ متغير الخطأ.

وتحول الفقرات إلى استجابات ليكرت من خمس فئات باستخدام حدود (Thresholds) مولدة لمحاكاة خصائص المقاييس النفسية الفعلية.

النسخ المختصرة(Short Forms):

هي مجموعات الفقرات التي يتم اختيارها من بين فقرات المقياس الأصلي (24 فقرة) بهدف بناء نسختين مختصرتين نسخة قصيرة 12 فقرة، ونسخة شديدة الاختصار 8 فقرات بناءً على خمسة أساليب اختصار مختلفة.

الطريقة التقليدية (Classical Item Selection):

أسلوب يقوم على اختيار الفقرات بناء على أعلى التشبعات العاملية أو أعلى معاملات الارتباط بين الفقرة ودرجة المقياس الكلية بعد تقدير نموذج عاملي تقليدي، ويُعد هذا الأسلوب مرجعًا للمقارنة في الدراسة.

نظرية الاستجابة للفقرة(Item Response Theory – IRT):

إطار سيكومتري يُستخدم في هذه الدراسة لتقدير معاملات التمييز a وصعوبة الفئات b وفق نموذج الاستجابة المتدرجةGRM ، واختيار الفقرات ذات أكبر معلومات عبر مدى السمة.

الانحدار المنتظم (LASSO – Least Absolute Shrinkage and Selection Operator):

أسلوب إحصائي يطبَّق لتقدير أوزان الفقرات مع فرض عقوبة L1 على المعاملات، مما يؤدي إلى تصفير بعض الأوزان واختيار مجموعة الفقرات الأكثر قدرة على التنبؤ بالسمات الكامنة الحقيقية ويُستخدم في هذه الدراسة لإنتاج نسخة مختصرة موزونة(Weighted Short Form) (Wise & Sidarus, 2024).

التعلّم الإشرافي لبناء الدرجة (Supervised Construct Scoring – SCS):

أسلوب يعتمد على تعلم أوزان الفقرات بحيث تُعيد النسخة المختصرة بناء الدرجات الحقيقية أو درجات المقياس الكامل بدقة، ويستخدم لتقييم قدرة النسخة المختصرة على الحفاظ على الصدق الخارجي والبنائي (Speer et al., 2025).

الخوارزمية الجينية(Genetic Algorithm – GA):

أسلوب تحسين تطوري يتم فيه اختيار مجموعة الفقرات التي تعظّم دالة ملاءمة متعددة المعايير، تشمل ارتباط النسخة المختصرة بالسمة الحقيقية، وارتباطها بالمتغير الخارجي، وتمثيل كل عامل من العوامل الثلاثة (Passarelli et al., 2024).

التحليل العاملي التوكيدي (CFA – Confirmatory Factor Analysis):

يُستخدم لتقدير مدى محافظة النسخ المختصرة على البنية العاملية الأصلية من خلال مؤشرات الملاءمة (CFI, TLI, RMSEA, SRMR).

الثبات(Reliability):

يُقاس في الدراسة عبر معامل كرونباخ ألفا، ومعامل أوميجا الكلي ω، ويهدف إلى تحديد مدى اتساق الفقرات المختارة في النسخة القصيرة.

الصدق الخارجي(External Validity):

يمثل مدى قدرة النسخة المختصرة على الحفاظ على العلاقة بين السمة الكامنة والمتغير الخارجي المولّد، والذي يُعرّف إجرائيًا بالمعادلة:

$$C = \beta_1\eta_1 + \beta_2\eta_2 + \beta_3\eta_3 + \epsilon_c \quad (2)$$

ويقاس من خلال ارتباط النسخة المختصرة بالمتغير الخارجي مقارنةً بالارتباط الحقيقي(DeVellis, 2017)

الإطار النظري والدراسات السابقة:

تُعَدّ المقاييس النفسية من أهم أدوات البحث العلمي في علم النفس والعلوم التربوية، إذ تتيح قياس المتغيرات الكامنة بطريقة كمية منظمة، وتقوم هذه المقاييس عادة على عدد من الفقرات المتعددة التي يجيب عنها المفحوصون وفق تدريج ليكرت، ثم تستخلص منها درجات تمثل مستوى السمة أو البناء النفسي قيد الدراسة، ومع التوسع في استخدام البطاريات الطويلة متعددة المقاييس، وازدياد حجم العينات في الدراسات التطبيقية والطولية، وتصاعد الاهتمام بتقليل العبء الواقع على المفحوصين، برزت الحاجة إلى النسخ المختصرة من

المقاييس، التي توفر قياسًا مقبول الدقة بوقت وجهد أقل، فالنسخ المختصرة لا تهدف إلى استبدال المقياس الأصلي بالكامل في كل السياقات، وإنما إلى توفير بدائل أكثر كفاءة في مواقف تتطلب سرعة التطبيق أو قصر الزمن، مثل الدراسات واسعة النطاق، والعيادات مزدحمة المراجعين، والدراسات التي تتضمن عدد كبير من الأدوات في آن واحد (Koğar, 2020).

غير أن اختصار المقياس ليس مجرد تقليل عدد الفقرات، بل هو مسألة سيكومترية ومنهجية معقدة؛ إذ يجب أن تحافظ النسخة المختصرة قدر الإمكان على البنية العاملية للمقياس الأصلي، وعلى ثباته، وعلى صدقه البنائي والخارجي، مع عدم التضحية بتمثيل أبعاد البناء النفسي أو تضييق محتواه بشكل مخل(Kleka & Soroko, 2018) .

المبادئ السيكومترية في اختصار المقاييس:

تستند عملية اختصار المقاييس إلى عدد من المبادئ السيكومترية الرئيسة، من أهمها:

1- الصدق البنائي(Construct Validity)

ويشير إلى مدى تمثيل الفقرات للبناء النفسي المستهدف، وإلى توافق البيانات مع النموذج العاملي المفترض. وفي سياق النسخ المختصرة، يُتوقَّع أن تحافظ الفقرات المختارة على نفس البنية العاملية أو على الأقل على صورة مبسطة متّسقة معها (Messick, 1994).

2- الثبات(Reliability): ويُقاس غالبًا بمعامل كرونباخ ألفا أو أوميجا، ويُنتظر أن لا ينخفض بدرجة تخلّ بالاستقرار الداخلي للمقياس. إلا أن الدراسات حذّرت من اعتبار ارتفاع الثبات هدفًا في حد ذاته، لأن زيادة الاتساق قد تكون ناتجة عن تكرار لغوي أو دلالي بين الفقرات وليس عن جودة القياس(Alley et al., 2024) .

3- تمثيل الأبعاد والمحتوى(Content / Domain Coverage): يجب أن تعكس الفقرات المختارة مختلف أبعاد البناء، وألا يتركز الاختيار في بُعد واحد على حساب الأبعاد الأخرى، حتى لو كانت تحميلاته أعلى؛ لأن ذلك يضيّق معنى البناء ويشوّه تفسير الدرجة الكلية(Coste et al., 1997) .

4- الصدق الخارجي(External / Criterion Validity):

وهو قدرة النسخة المختصرة على الحفاظ على العلاقات المتوقعة مع المتغيرات الخارجية (مثل الصلة بالتحصيل الدراسي أو مؤشرات الصحة النفسية)، مقارنةً بالمقياس الأصلي. وقد نبَّهت دراسات حديثة إلى أن كثيرًا من النسخ المختصرة تُقيَّم فقط بالثبات والبنية العاملية، دون فحص كافٍ لقدرتها على الحفاظ على العلاقات الخارجية(Passarelli et al., 2024) .

5- الاستقرار عبر ظروف القياس: مثل حجم العينة، وقوة البنية العاملية، وتوزيع السمة الكامنة؛ إذ قد تتأثر بعض الأساليب بهذه العوامل أكثر من غيرها، وهو ما يجعل دراسات المحاكاة أداة مهمة لكشف هذا التأثر.

الأساليب المنهجية لاختصار المقاييس:

الأساليب التقليدية (Classical Approaches):

تعتمد الأساليب الكلاسيكية في اختصار المقاييس على مؤشرات مثل أعلى التشبعات العاملية على البعد المستهدف، أو أعلى معاملات الارتباط بين الفقرة والمجموع الكلي للبعد، مع مراعاة الإبقاء على عدد متقارب من الفقرات في كل بُعد، ويعبّر النموذج العاملي المبسّط عن الفقرة كالآتي:

$$X_i = \lambda_i F + \varepsilon_i \quad (3)$$

حيث: X_i الفقرة، λ_i التشبع على العامل، F العامل الكامن، ε_i الخطأ، ويُحتفَظ بالفقرة إذا كانت قيمة λ_i مرتفعة بما يكفي (مثل 0.50)، وهو ما يعكس قوة ارتباطه بالعامل.

هذه الأساليب شائعة وبسيطة، لكنها عُرِضت لانتقادات عديدة، من أبرزها أنها تميل إلى اختيار فقرات شديدة التشابه في الصياغة والمحتوى، مما يؤدي إلى تضييق محتوى البناء النفسي ورفع الثبات بشكل مصطنع(Koğar, 2020).

كما أظهرت دراسات مقارنة أن النسخ الناتجة عن هذه الطريقة قد تفقد قدرا من القدرة على التنبؤ بالمتغيرات الخارجية، مقارنة بأساليب أكثر تطورًا تأخذ في الاعتبار بنية العلاقة مع المعايير الخارجية (Passarelli et al., 2024).

أساليب تعتمد على نظرية الاستجابة للفقرة (IRT-Based Methods):

توفر نظرية الاستجابة للفقرة إطارًا متقدمًا لاختيار الفقرات بناء على معامل التمييز(a) ، وثوابت العتبة أو الصعوبة(b) ، ودالة المعلومات عبر مدى السمة الكامنة، في سياق اختصار المقاييس، تُستخدَم نماذج مثل الاستجابة المتدرجة GRM لاختيار الفقرات التي تقدم أكبر قدر من المعلومات في نطاقات معيّنة من السمة (Embretson & Reise, 2000).

ويُعد نموذج المعلمتين (2PL) الأكثر استخدامًا.

$$P(X = 1 \mid \theta) = 1 / [1 + \exp(-a(\theta - b))] \quad (4)$$

حيث: a تمثل معامل التمييز، b صعوبة الفقرة، θ قدرة الفرد، وتُختار الفقرات ذات التمييز العالي وقيمة المعلومات المرتفعة ضمن دالة معلومات الفقرة.

وقد أظهرت تطبيقات عديدة أن النسخ المختصرة القائمة على IRT تستطيع الحفاظ على كثير من خصائص المقياس الأصلي من حيث دقة التقدير والتمييز، حتى مع تقليص عدد الفقرات بصورة ملحوظة، وتتميّز هذه الأساليب بأنها لا تقتصر على الثبات الداخلي، بل تركّز على جودة التقدير الفردي للسمة وكمية المعلومات المتاحة عند كل مستوى من مستوياتها، ولكنها تتطلب عينات كبيرة وهي أكثر تعقيدا من الطرق الكلاسيكية

أسلوب الانحدار المنتظم (LASSO):

يمثل أسلوب الانحدار المنتظم لاسو (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) المستمد من علم البيانات والاحتمالات، وقد بدأ تطبيقها في مجال اختصار المقاييس مؤخرًا، وهو تقنية انحدار تضيف عقوبة (penalty) مبنية على مجموع القيمة المطلقة للمعاملات بهدف تصفير بعض معاملات الانحدار وإزالة المتغيرات غير المهمة .

$$\sum (y_i - \beta_0 - \sum \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum |\beta_j| \quad (5)$$

حيث: λ معامل الضبط أوالعقوبة (Penalty)، والفقرات ذات معاملات $\beta j = 0$(وزن الفقرة يساوي صفر) يتم حذفها تلقائيًا، حيث الهدف هو التنبؤ بدرجات المقياس الكامل باستخدام أقل عدد ممكن من الفقرات المختارة.

عند استخدام LASSO لاختصار مقياس نفسي، يكون الهدف هو بناء نموذج انحدار يمكنه التنبؤ بدرجات المقياس الكلي أو العامل العام باستخدام عدد محدود من الفقرات، ويقوم LASSO بانتقاء الفقرات

الأكثر إسهامًا في التنبؤ واستبعاد الأخرى عبر تصفير أوزانها. والنتيجة نموذج مختصر يتكوّن فقط من الفقرات المختارة ومعاملات وزن مرتبطة بكل منها.

وقد قدّم (Wise & Sidarus, 2024) منهجية أسموها FACSIMILE لتقليل عبء الاستبانة، حيث تستخدم انحدار لاسو لتحديد مجموعة فرعية من الفقرات مع إعطاء كل منها وزن مناسب بهدف تقريب الدرجة الكلية التي كان سيحصل عليها الفرد لو أجاب على المقياس كاملًا، وبهذه الطريقة، يتم الحصول على درجة مختصرة مركبة (مزيج خطي مرجح من الفقرات المختارة) تكاد تماثل الدرجة الأصلية .

ويتميز هذا النهج بتركيزه على الدقة التنبؤية، إذ يحسن اختيار الفقرات وأوزانها لتحقيق أعلى تطابق ممكن مع نتائج المقياس الكامل أو مع معيار خارجي محدد، وقد أظهرت الدراسات أن الدرجات المتنبأ بها عبر نماذج LASSOالمختصرة تحتفظ بنفس الارتباطات تقريبًا مع المتغيرات الخارجية كما يكون للمقياس الكامل، طالما أن النموذج تم تدريبه بشكل صحيح ولم يقع في فرط التخصيص(Zhou et al., 2024).

مع ذلك، تجدر الإشارة إلى أن المقياس المختصر الناتج ليس مجرد جمع درجات كما في الأساليب التقليدية، بل يتطلب حسابا بمعادلة وزن لكل فقرة، وهذا يجعل استخدامه في التطبيق أكثر تعقيدا لأن الباحث بحاجة لتطبيق أوزان الانحدار على إجابات الفرد بدل الاكتفاء بمجموع بسيط، وأيضا، ينظر إلى منهج LASSO على أنه أداة تنبؤية بحتة لا تهدف إلى تفسير البنية الكامنة للمقياس؛ فهو أداة فعالة، ولكنها محدودة الفهم النظري، تقدم تقديرًا للدرجات دون تقديم فهم أعمق لبناء المقياس لذلك قد لا يوفر نظرة تفسيرية حول أي الجوانب أو الأبعاد تغطيها الفقرات المختارة بقدر ما يركز على تحسين دقة التنبؤ الكمي، وعلى الرغم من ذلك، يمثل LASSOإضافة قيّمة لأدوات اختصار المقاييس بفضل قدرته على تحقيق قدر كبير من الاختصار مع أقل فقد ممكن للمعلومات (Wise & Sidarus, 2024).

أسلوب التعلم الإشرافي (SCS):

ظهر أسلوب التعلم الإشرافي Supervised Construct Scoring في سياق اختصار المقاييس كمنهج حديث يجمع بين قوة التعلم الآلي واعتبارات الصدق النظري، حيث تقوم فكرة SCS على تدريب نموذج تعلم إشرافي (كأن يكون انحدارًا متعددًا أو خوارزمية شجرية أو غيرها) بحيث يتعلم هذا النموذج توليد درجة للمقياس استنادًا إلى مجموعة فرعية من الفقرات، مع ضمان أن هذه الدرجة للمقياس القصير تتنبأ بأفضل شكل ممكن بالبناء النظري المقاس أو بالمخرجات ذات الصلة، والمميز في SCS هو أنه لا يقتصر على العمليات الإحصائية الآلية فقط، بل يشمل أيضًا مراجعات لمحتوى الفقرات المختارة لضمان أنها تغطي جميع جوانب المفهوم المستهدف (Speer et al., 2025).

يعتمد هذا الأسلوب على تعلم الآلة لبناء دالة تتنبأ بالدرجة الكلية للمقياس، ثم تحديد الفقرات الأكثر تأثيرًا، ثم تُقاس أهمية الفقرات (Feature Importance) عبر النموذج.

$$\hat{y} = f(X_1, X_2, ..., X_p) \quad (6)$$

وأوضح (Speer et al., 2023) فعالية هذه الطريقة، حيث اختصر اختبار للشخصية من 100 فقرة إلى 26 فقرة فقط باستخدام SCS، وظلت الدرجات المختصرة تتمتع بموثوقية عالية وارتباط وثيق مع درجات النسخة الكاملة للمقياس، إضافة إلى احتفاظها بالصدق التنبؤي فيما يتعلق بأداء العمل، والأهم أن هذه المنهجية

الجديدة تفوقت على أساليب الاختصار التقليدية في قدرتها على الإبقاء على جودة القياس .تعمل SCS فعليًا على حل مشكلة تجانس الفقرات التي تقع فيها الطرق التقليدية؛ إذ وجد الباحثون أنها تميل لاختيار مجموعة غير متجانسة نسبيًا من الفقرات تشمل مختلف جوانب البناء النظري، مما يساعد في المحافظة على تعقيد البناء كاملًا حتى بعد الاختصار

يمكن القول إن SCS تمثل منهجية مرنة تتيح تحقيق توازن بين الاعتبارات الإحصائية (كالدقة التنبؤية) والاعتبارات النظرية (كالشمولية والصدق) بآن واحد، وذلك من خلال دمج حكم الخبراء مع قدرات خوارزميات التعلم الآلي الموجهة.

أسلوب الخوارزميات التطورية: الخوارزميات الجينية (GA):

تمثل الخوارزميات التطورية فئة من أساليب التحسين المستوحاة من المبادئ البيولوجية والسلوكية، وقد أثبتت فعاليتها في اختصار المقاييس النفسية عبر التعامل مع عملية اختيار الفقرات باعتبارها مسألة بحث متعددة المعايير، حيث لا يكون الهدف مجرد اختيار الفقرات الأكثر تحميلًا أو الأكثر تميزًا، بل إيجاد مجموعة فرعية متوازنة تحقق عدة أهداف متزامنة، مثل زيادة الارتباط بالمقياس الأصلي، والحفاظ على الصدق البنائي، وتمثيل الأبعاد العاملية المختلفة، وتقليل عدد الفقرات، وتشير الأدبيات الحديثة إلى أن هذه الأساليب قادرة على الوصول إلى حلول يصعب على الطرق التقليدية (مثل التشبعات العاملية أو الصدق البنائي وحده) تحقيقها، مما يجعلها خيارًا منهجيًا واعدا(Passarelli et al., 2024) .

تُعدّ الخوارزميات الجينية أحد أشهر أساليب التحسين التطورية، وهي مستوحاة من مبادئ الانتقاء الطبيعي، والتزاوج، والطفرات كما في نظرية التطور، وقد شكّل عمل (Yarkoni, 2010)نقطة تحول في توظيف الخوارزميات الجينية GAلأتمتة اختصار المقاييس النفسية، حيث أظهر أن عملية اختيار الفقرات يمكن أن تُسند بالكامل لخوارزمية قادرة على استكشاف آلاف أو ملايين التركيبات المحتملة دون تدخل بشري إلا في تحديد دالة الهدف.

وتعتمد الآلية الأساسية للخوارزمية الجينية على توليد مجتمعات (Populations) مكوّنة من مجموعات مختلفة من الفقرات (حلول مرشّحة)، ثم تقييم الحلول عبر دالة ملاءمة (Fitness Function)، مثل الارتباط بالمقياس الأصلي أو تفسير التباين أو الحفاظ على البنية العاملية، ويتم ذلك عبر تطبيق عمليات تشبه العمليات البيولوجية، وهي Selection لاختيار الحلول الأفضل، ثم Crossover لتبادل أجزاء من الحلول، وتوليد جيل جديد، وبعد ذلك Mutation لإدخال عشوائية تحسّن استكشاف فضاء الحلول، وتكررالعملية عبر عدة أجيال إلى أن تصل الخوارزمية لحل شبه أمثل.

إذا كان الهدف هو زيادة التشابه بين الدرجة المختصرة والدرجة الأصلية، يمكن تمثيل دالة الهدف كالآتي:

$$\text{Maximize: Fitness} = \text{Cor}\,(Y_{full}, Y_{short}) \quad (7)$$

وإذا كان الهدف متعدد المعايير:

$$\text{Maximize: Fitness} = w_1 * \text{Cor}\,(Y_{full}, Y_{short}) + w_2 * \text{Var}\,(Y_{short}) + w_3 * \text{Dimensionality Coverage} - w_4 * \text{Number of Items} \quad (8)$$

حيث: $w_1 \ldots w_4$ أوزان تحدد أهمية كل معيار.

وقد أظهرت دراسة Sahdra et al. (2016) أن الخوارزميات الجينية GA استطاعت اختصار مقياس من 62 فقرة إلى 31 فقرة دون أي فقد يُذكر في المعلومات الجوهرية؛ بل احتفظت النسخة المختصرة بنفس بنية العوامل، ونفس الارتباطات الداخلية، ونفس الارتباطات مع المتغيرات الخارجية (الصدق التلازمي)، وقد توصّلت الدراسة إلى نسخة مختصرة مكونة من 30 فقرة (5 فقرات لكل بُعد) عملت بشكل شبه مطابق للنسخة الأصلية.

كما تشير دراسات أخرى إلى أن الخوارزميات الجينية GAتتفوق على الأساليب التقليدية في الحفاظ على العلاقات بين المقياس المختصر والمقاييس الأخرى ذات الصلة، وهو مؤشر جوهري على الحفاظ على صدق البناء(Crone et al., 2020).

وعلى الرغم من أن الخوارزميات الجينية تتضمن عنصرًا عشوائيًا، أظهرت الأدبيات أن الحلول التي تنتجها الخوارزمية غالبًا مستقرة، وأن تكرار التشغيل يولّد مجموعات فقرات متقاربة إلى حد كبير، خصوصًا عندما تكون عينة التدريب كبيرة وعدد الأجيال مرتفعا(Gonzalez, 2021).

ومن ناحية أخرى تحتاج الخوارزميات الجينية إلى قدر عالي من الموارد الحاسوبية، وضبط دقيق للمعلمات (حجم المجتمع، معدل الطفرة، عدد الأجيال...)، وتحتاج كذلك إلى خبرة تقنية لاستخدام خوارزميات التحسين ومع ذلك توفر حزمة GAفي R تجعل تطبيقها أكثر سهولة.

وتشير الدراسات إلى أن الخوارزمية الجينية تُعد من أكثر أساليب التحسين فعالية في تقليص المقاييس النفسية مع الحفاظ على خصائصها السيكومترية؛ إذ تسمح بالتحسين متعدد المعايير الذي يوازن بين الصدق والثبات، وتوزيع الفقرات على العوامل، مع تقليل العدد الكلي دون الإخلال بجودة البناء المفاهيمي وتُظهر النتائج التطبيقية أن GA تتفوق على الأساليب التقليدية مثل:LASSO، أو الطرق التحليلية العاملية في الحفاظ على الصدق البنائي والتلازمي (Lowman et al., 2025).

ومع ذلك، تتطلب هذه الخوارزمية قدرة حاسوبية مرتفعة وضبطًا دقيقًا لمعاملاتها مثل حجم السكان ومعدل الطفرة وعدد الأجيال، وهي عوامل تؤثر مباشرة في استقرار الحلول وجودتها(Raborn et al., 2020).

الأداء السيكومتري والحفاظ على الصدق:

يشكل الحفاظ على الخصائص السيكومترية للمقاييس المختصرة أحد المحاور الرئيسة في أدبيات اختصار المقاييس، إذ تُظهر البحوث الحديثة أن الأساليب التقليدية، مثل: تحليل العوامل، ونماذج نظرية الاستجابة للفقرة (IRT)، قادرة في كثير من الحالات على إنتاج نسخ مختصرة تحافظ على صدق البناء وثباته بدرجة مقاربة للنسخ الأصلية؛ وهو ما أكدته دراسات متعددة تناولت مقارنة الأداء بين النسخ الكاملة والمختصرة (Abal et al., 2024؛ Haroz et al., 2020؛ Obbarius et al., 2021).

وعلى نحو موازٍ، أثبتت خوارزميات ما وراء الاستدلال (Metaheuristic Algorithms) وهي عائلة من الخوارزميات العامة والمرنة التي لا تبحث عن حل كامل ودقيق لمشكلة معقدة، بل تبحث عن حل جيد جدًا (شبه أمثل) بطريقة ذكية وسريعة عبر الاستكشاف العشوائي، والتحسين التدريجي، ومحاكاة ظواهر طبيعية مثل التطور أو سلوك النمل أو القطيع مثل خوارزميات مستعمرة النمل (ACO) والخوارزميات الجينية (GA) قدرتها على توليد صيغ قصيرة ذات أداء سيكومتري قوي، مع تحقيق توازن في الفقرات المفتاحية والحفاظ على ثبات القياس عبر المجموعات المختلفة (Schroeders et al., 2016؛ Schroeders et al., 2024؛ Olaru & Jankowsky, 2021) .

كما أظهرت طريقة التعلّم الإشرافي (SCS)كفاءة ملحوظة في الحفاظ على الصدق المرتبط بالمعايير، مع تقليص كبير لطول المقياس (Speer et al., 2023؛Speer et al., 2025).

ورغم هذه المزايا، تشير الأدبيات إلى عدد من التحديات المرتبطة بهذه الأساليب، فالطرق التقليدية قد تُبالغ في التركيز على الاتساق الداخلي على حساب اتساع المحتوى، مما يؤدي أحيانًا إلى تضييق التمثيل المفاهيمي للبناء المقاس(Passarelli et al., 2024) .

كما أن بعض خوارزميات ما وراء الاستدلال وعلى رأسها الخوارزميات الجينية أظهرت حساسية واضحة تجاه جودة البيانات وافتراضات النماذج، وقدمت حلولًا دون المستوى الأمثل في حالات سوء ملائمة النموذج (Raborn et al., 2020).

وفي السياق ذاته، قد تؤدي أساليب التعلم الآلي في بعض التطبيقات إلى التضحية بقابلية التفسير والأساس النظري لصالح تعزيز الدقة التنبؤية، وهو ما أشير إليه في عدد من الدراسات الحديثة (Gonzalez, 2021؛ Bißantz et al., 2024).

الكفاءة الحسابية وقابلية التوسع:

يمثل البعد الحسابي أحد العناصر الحاسمة في تقييم أساليب اختصار المقاييس، خاصة مع تزايد أحجام البيانات وتعقد نماذج القياس في التطبيقات النفسية الحديثة، فقد أظهرت الأساليب الإحصائية المنتظمة، مثل: LASSO كفاءة عالية في اختيار المتغيرات تحت شروط بيانات متنوعة، إضافة إلى قدرتها على العمل بسرعة وبنية خوارزمية بسيطة تسهل استخدامها في تطبيقات البحث النفسي، وهو ما أكدته دراسات عدة تناولت قوة أدائها واستقرارها عبر سيناريوهات مختلفة (Bain et al., 2023؛Zhou et al., 2024 ؛ Wise & Sidarus, 2024).

وفي السياق ذاته، تعد الخوارزميات الجينية (GA) من الأطر المرنة القادرة على معالجة معايير متعددة في وقت واحد، ومع التطورات الحديثة تحسنت قابلية هذه الخوارزميات للتوسع، مما مكنها من التعامل مع مشكلات أكبر وأكثر تعقيدًا (Schroeders et al., 2016؛Zimny et al., 2024 ؛ Raborn & Leite, 2018).

ورغم هذه المزايا، تشير الأدبيات إلى مجموعة من التحديات المرتبطة بالاستدامة الحسابية لهذه الأساليب، فالخوارزميات الجينية غالبا ما تتطلب وقت حسابي كبير بسبب طبيعتها التكرارية المعتمدة على البحث التطوري، مما قد يحد من استخدامها في قواعد بيانات ضخمة أو في التطبيقات التي تتطلب معالجة آنية للبيانات (Bain & Shi, 2024؛Kilmen & Bulut, 2023)

كما قد تواجه طريقة LASSO مشكلات في التقارب تبعًا لطبيعة البيانات ومعايير الضبط المستخدمة (Bain et al., 2023). وتضاف إلى ذلك التحديات المرتبطة بالتعقيد الحسابي لبعض الخوارزميات الجينية، مما قد يجعل تطبيقها أقل سهولة لدى الممارسين الذين لا يمتلكون خبرة متقدمة في البرمجة أو التحليل الحاسوبي (Bißantz et al., 2024).

المفاضلات بين تقليص طول المقياس والحفاظ على صدق البناء:

تمثل المفاضلة بين اختصار المقاييس والحفاظ على صدق البناء أحد التحديات الجوهرية في تطوير النسخ المختصرة، إذ تشير الأدبيات إلى أن عمليات التقليص المفرط لعدد الفقرات قد تفضي إلى فقدان جوانب مهمة من محتوى البناء، مما ينعكس سلبًا على صدق المقياس واتساع تغطيته المفاهيمية. فالأساليب التقليدية القائمة على معاملات التحميل العاملي غالبًا ما تنتج مجموعات من الفقرات المتجانسة بشدة، الأمر الذي يؤدي إلى تقليص اتساع البناء المقاس ويحد من تنوع أبعاده(Passarelli et al., 2024) .

وفي المقابل، تظهر الخوارزميات الجينية (GA) قدرة أكبر على تحقيق توازن بين قوة الاشتراك العاملي للبنود واتساع التمثيل البنائي، نظرًا لاعتمادها على نماذج تحسين متعددة المعايير تسمح بالمفاضلة بين الإيجاز والدقة النظرية بصورة أكثر مرونة(Steger et al., 2023) .

كما تبدي أساليب التعلم الإشرافي لتسجيل البناء (SCS) قدرة متميزة على دمج اعتبارات صدق المحتوى في نماذج التعلم الآلي، بما يمكن من الحفاظ على تعددية الأبعاد حتى مع اختصار المقياس(Speer et al., 2023) .

ورغم ذلك، يبقى الحفاظ على تمثيل شامل للبناء أثناء عملية اختصار المقاييس مهمة معقدة تواجه معظم الأساليب المتاحة؛ إذ تتطلب الكثير من هذه التقنيات اتخاذ قرارات ذاتية أو استخدام معايير تحسين متعددة، مما يزيد من تعقيد عملية التطوير ويجعلها عرضة للتباين في النتائج عبر الدراسات المختلفة (Passarelli et al., 2024؛ Steger et al., 2023).

كما أن بعض أساليب التعلم الآلي قد تُغَلِّب الدقة التنبؤية على الاتساق النظري، وهو ما قد ينعكس سلبًا على صدق البناء عند غياب إشراف نظري دقيق(Gonzalez, 2021) .

الأثر على تصميم البحوث وعبء المشاركين:

يمثل تخفيف عبء المشاركين، وتحسين كفاءة تصميم البحوث أحد الدوافع الرئيسة وراء تطوير النسخ المختصرة من المقاييس النفسية، فقد أظهرت الأدبيات أن الأساليب الحديثة لاختصار الفقرات، مثل الخوارزميات الجينية (GA) وطرق التعلم الإشرافي (SCS)، تسهم بوضوح في تقليص زمن التطبيق والحد من إرهاق المشاركين، دون أن يؤدي ذلك إلى تدهور ملموس في جودة البيانات أو الصدق التنبؤي للمقاييس (Passarelli et al., 2024؛ Speer et al., 2023؛ Yu et al., 2024).

كما أكدت دراسات أخرى قدرة هذه النسخ المختصرة على الحفاظ على القوة التنبؤية حتى مع عدد أقل من الفقرات، مما يعزز قابليتها للتطبيق في الممارسات الإكلينيكية، والبحوث التنظيمية التي تتطلب أدوات سريعة وفعالة (Lin et al., 2024؛Speer et al., 2023).

ورغم ما تحققه المقاييس المختصرة من فوائد واضحة، إلا أن عددًا من التحديات لا يزال يحد من تعميم نتائجها، واستخدامها على نطاق واسع إذ تحتاج العديد من هذه النسخ المختصرة إلى إجراء دراسات تحقق إضافية عبر سياقات مجتمعية وثقافية متنوعة لضمان صلاحيتها الخارجية، وهو جانب أشارت الأدبيات إلى أنه غالبا ما يحظى بتغطية محدودة (Sahdra et al., 2016) كما أن اعتماد بعض أساليب الاختصار على خوارزميات معقدة قد يقلل من قابليتها للتبني في الممارسات البحثية الروتينية، خاصة في البيئات التي تفتقر إلى الخبرة الحسابية أو الموارد التقنية الكافية(Bißantz et al., 2024) .

المتانة المنهجية (Methodological Robustness) واعتبارات جودة البيانات:

تحظى المتانة المنهجية وجودة البيانات بأهمية بالغة في سياق اختصار المقاييس النفسية، نظرًا لتأثيرهما المباشر في قدرة الأساليب المختلفة على إنتاج أدوات مختصرة تحافظ على المعايير السيكومترية الأساسية، وتشير الأدبيات إلى أن أساليب LASSO، إضافة إلى الخوارزميات التطورية مثل الخوارزميات الجينية(GA) ، قد أثبتت متانة ملحوظة عبر تطبيقات محاكاة ودراسات تجريبية متنوعة، حتى في ظل وجود بيانات ناقصة والتي تتم معالجتها عبر تقنيات التقدير بالاستكمال المتعدد (Multiple Imputation) (Bain et al., 2023؛ Bain & Shi, 2024).

كما توفر نماذج نظرية الاستجابة للفقرة (IRT) إطارا صارما لتقييم أداء الفقرات واكتشاف الدوال التفاضلية للفقرات(DIF) ، مما يعزز عدالة القياس وصدق المقاييس المطورة (Wang et al., 2022).

ورغم هذه المزايا، تشير الأدبيات إلى أن عددًا من الأساليب، ولا سيما الخوارزميات التطورية مثل:GA ، قد تظهر تراجعًا في الأداء في حال وجود سوء ملائمة للنموذج أو عند التعامل مع بُنى متعددة الأبعاد معقدة؛ الأمر

الذي يكشف عن حساسية هذه الأساليب لجودة البيانات وملاءمة النموذج الإحصائي المستخدم (Koğar, 2022; Raborn et al., 2020) كما أن بعض أساليب التعلم الآلي قد تكون عرضة لمشكلات فرط الإسهام (Overfitting) أو محدودية الشفافية، وهو ما يثير مخاوف تتعلق بإمكانية تكرار النتائج وقابلية تفسيرها(Bißantz et al., 2024) .

تكامل أساليب التعلّم الآلي والمناهج السيكومترية:

يشهد مجال اختصار المقاييس النفسية تطورًا متسارعًا نحو دمج النماذج السيكومترية التقليدية مع تقنيات التعلم الآلي، في إطار يهدف إلى تحسين كفاءة القياس دون التضحية بصدقه النظري، وقد أظهرت المناهج الهجينة مثل التعلم الإشرافي لبناء الدرجات(SCS)، وطرائق الوزن البنائي المعتمد علىLASSO إمكانات واعدة في إنتاج مقاييس مختصرة تجمع بين الدقة التنبؤية، والحفاظ على الصدق البنائي، مستندة إلى مبادئ القياس النفسي من جهة، وقدرات الخوارزميات الحديثة من جهة أخرى (Bißantz et al., 2024; Speer et al., 2023; Wise & Sidarus, 2024).

ورغم المزايا النظرية والتطبيقية لهذه المنهجيات، تواجه تقنيات التعلّم الآلي تحديات تتعلق **بقابلية التفسير**، إذ تُعد طبيعة الصندوق الأسود (Black Box) لبعض النماذج عائقًا أمام قبولها في ممارسات القياس النفسي التي تعتمد تقليديًا على الوضوح النظري وتفسير العلاقات بين المتغيرات(Bißantz et al., 2024) .كما تظل الأدبيات تعاني من **ندرة الدراسات المقارنة الشاملة** التي تُقيّم هذه المناهج الهجينة مقابل الأساليب التقليدية عبر بنى نفسية متنوعة، مما يحد من إمكانية تعميم نتائجها أو تبنيها على نطاق واسع(Gonzalez, 2021).

التوصيات العملية والاتجاهات المستقبلية:

تشير الأدبيات الحديثة إلى مجموعة من التوصيات التي يمكن أن تعزز من فعالية عمليات اختصار المقاييس النفسية، وضبط جودتها في البيئات البحثية والتطبيقية، فقد أثبتت خوارزميات ما وراء الاستدلال مثل الخوارزميات الجينية (GA) مرونتها العالية في تلبية الأهداف البحثية المختلفة من خلال نماذج تحسين متعددة المعايير، تسمح بالموازنة بين الثبات والصدق، والعدالة في القياس بصورة أكثر دقة (Olaru & Danner, 2021; Schroeders et al., 2024; Zimny et al., 2024)، وفي المقابل، تمثل أساليب مثل LASSO، إضافة إلى تقنيات التعلّم الإشرافي (SCS)، خيارات عملية وسهلة الاستخدام نسبيًا، تتميز بالكفاءة الحاسوبية والأداء التنبؤي المرتفع (Speer et al., 2023; Zhou et al., 2024). كما تشجع الأدبيات على دمج أكثر من منهج، واستخدام التحقق المتقاطع (Cross-Validation) لتحسين نتائج عمليات الاختصار، والوصول إلى نماذج أكثر استقرارًا وموثوقية (Bain et al., 2023; Bißantz et al., 2024).

كما يفتقر المجال إلى إرشادات معيارية واضحة تساعد الباحثين على اختيار المنهج الأنسب بناء على خصائص الدراسة وأولوياتها، مما يؤدي إلى تفاوت ملحوظ في تطبيق الأساليب عبر البحوث المختلفة (Bain et al., 2023; Koğar, 2022) ويضاف إلى ذلك أن المتطلبات الحاسوبية العالية والخبرة التقنية اللازمة لبعض الأساليب المتقدمة قد تحد من انتشارها أو تبنيها في الممارسات البحثية العامة.

وقد شهد العقد الأخير زيادة واضحة في الدراسات المقارنة التي سعت إلى اختبار أداء طرق الاختصار المختلفة تحت شروط متشابهة. فقد قدّم Passarelli et al. (2024) مقارنة شاملة بين الأساليب التقليدية ونماذجIRT ، والخوارزميات الجينية، مشيرًا إلى تفوق الخوارزميات الجينية في الحفاظ على العلاقات الخارجية

والصدق البنائي. كما أظهرت دراسة Speer et al. (2025) أن الأساليب الإشرافية القائمة على التعلّم الآلي أعادت بناء الدرجة الأصلية بدقة أعلى من الطرق التقليدية، ما يعكس تحولًا كبيرًا نحو أساليب تعتمد على النمذجة التنبؤية.وقد قارنت دراسة Wise & Sidarus (2024) بينLASSO ، وأساليب إعادة وزن الفقرات مقابل الاختيار التقليدي المعتمد على التشبعات العاملية، وأظهرت نتائجها تفوقًا واضحًا للانحدار المنتظم في الحفاظ على الصدق التلازمي، كما قدمت دراسةKilmen & Bulut (2025) مقارنة بين الاختصار التقليدي، وIRT، والاختصار الدلالي، مشيرة إلى أن دمج أكثر من طريقة يوفر أداء أفضل من الاعتماد على طريقة واحدة. وفي دراسة تطبيقية مهمة، قام Pflanz et al. (2024) بتقليص مقياس PHQ-ADSمن 16 إلى 7 بنود باستخدامIRT ، وأظهروا أن النسخة المختصرة قدمت معلومات قريبة جدًا من النسخة الأصلية عبر نطاق السمة.

وركزت معظم الدراسات في البيئة العربية على تعريب النسخ العالمية المختصرة أو التحقق من صدقها وثباتها في بيئات عربية، ففحص El Keshky et al., 2022) الخصائص السيكومترية للنسخة القصيرة من مقياس إدمان الهواتف الذكيةSAS-SV ، ووجدا أنها تمتلك ثباتًا جيدًا وبنية عاملية مقبولة، وقدمFekih-Romdhane et al. (2023)ترجمة عربية للنسخة القصيرة من مقياس ما وراء المعرفة MCQ-30، وأظهرت النتائج صلاحية النسخة المختصرة للاستخدام في العينات غير السريرية.

ووجدت قرة وآخرون (2023) أن النسخة المختصرة من مقياس التعاطف مع الذات تحافظ على البنية العاملية الأصلية ويمكن استخدامها بثقة في الدراسات الجامعية.

ورغم هذا، تظل الدراسات العربية محدودة من حيث تبني الأساليب الحديثة أو إجراء مقارنات منهجية بين طرق الاختصار المختلفة، كما تفتقر إلى دراسات المحاكاة التي تسمح بتقييم دقيق لأداء الطرق تحت شروط قياس متغيرة.

منهج الدراسة:

تعتمد هذه الدراسة منهج كمي قائم على المحاكاة الإحصائية (Simulation-Based Design) بهدف مقارنة أداء مجموعة من الأساليب التقليدية والحديثة المستخدمة في تطوير النسخ المختصرة للمقاييس النفسية، ويتيح منهج المحاكاة القدرة على التحكم في البنية العاملية، وقوة التشبعات، وحجم العينة، والارتباطات بين المتغيرات، بما يوفر بيئة منهجية دقيقة لاختبار فعالية أساليب الاختصار بصورة موضوعية وموحدة. ويتضمن هذا القسم وصفًا لإجراءات الدراسة، والطرق المستخدمة، ومتغيراتها الرئيسة، وآليات التحليل.

مجتمع الدراسة:

لا تعتمد الدراسة على مجتمع بشري فعلي، بل تستند إلى بيانات اصطناعية مُولَّدة وفق نموذج عاملي ثلاثي الأبعاد يمثل مقياسًا افتراضيًا مكون من 24 فقرة.

أدوات الدراسة:

ستتم عمليات التوليد والتحليل باستخدام برنامج R الإحصائي (R Core Team, 2024)، مع حزم متخصصة مثل lavaan (Rosseel, 2012)، وحزمة mirt (Chalmers, 2012)، وحزمة glmnet (Friedman et al., 2010)، وحزمة GA (Scrucca, 2013)، إضافة إلى حزم مساعدة مثل: tidyverse (Wickham et al., 2019)، وحزمة psych (Revelle,2023)، وحزمة MASS (Venables & Ripley, 2002).

إجراءات الدراسة:

1. توليد مجموعات بيانات متعددة وفق السيناريوهات المحددة (قوة البنية × حجم العينة × طول النسخة).
2. تطبيق الأساليب الخمسة لاختيار الفقرات في كل سيناريو.
3. استخراج النسخ المختصرة وتقدير درجاتها.
4. حساب مؤشرات الأداء لجميع الطرق.
5. مقارنة الأداء عبر السيناريوهات لاستخلاص الأنماط والاستنتاجات.

الأساليب الإحصائية:

معاملات الارتباطات، حساب متوسط مربع خطأ التقدير MSE،تحليل CFA، تحليل الثبات، المقارنات بين الطرق وفق سيناريوهات المحاكاة.

تصميم دراسة المحاكاة (Monte Carlo Design):

تهدف دراسة المحاكاة في هذه الدراسة إلى توفير بيئة تجريبية مضبوطة يتم فيها توليد بيانات افتراضية لمقياس نفسي افتراضي مكون من 24 فقرة يقيس ثلاثة أبعاد كامنة، مع معرفة البناء الكامن الحقيقي(True Latent Structure)بدقة، بما يمكّن من تقييم الأداء المقارن لأساليب اختصار المقياس تحت ظروف قياس مختلفة. ويتيح هذا التصميم فحص قدرة كل طريقة اختصار على استرجاع السمات الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية، والحفاظ على العلاقات الارتباطية بالمتغير الخارجي، في ضوء اختلاف حجم العينة، وقوة البنية العاملية، وطول النسخة المختصرة.

أولًا: نموذج التوليد العام (Data Generating Model):

تعتمد المحاكاة على نموذج عاملي توكيدي (Confirmatory Factor Model) ثلاثي الأبعاد لمقياس مكون من 24 فقرة، بحيث يقيس كل عامل ثمانية فقرات، دون تشبعات متقاطعة في السيناريو الأساسي.

يمكن تمثيل النموذج الخطي العام كما يلي:

$$\mathbf{y} = \mathbf{\Lambda\eta} + \boldsymbol{\epsilon} \ (9)$$

حيث:

$\mathbf{y}$ متجه الاستجابات للفقرات (1×24)، $\mathbf{\Lambda}$ مصفوفة التشبعات العاملية(3×24) ، $\boldsymbol{\eta}$ متجه العوامل الكامنة(1×3) ، $\boldsymbol{\epsilon}$ متجه أخطاء القياس(1×24) .

ويُفترض أن: $\boldsymbol{\eta} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{\Phi}), \boldsymbol{\epsilon} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{\Theta})$

مع استقلالية العوامل عن الأخطاء: $\mathrm{Cov}(\boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\epsilon}) = \mathbf{0}$

حيث تتضمن المصفوفة $\mathbf{\Phi}$تباينات العوامل وارتباطاتها، بينما تحتوي المصفوفة $\mathbf{\Theta}$ على تباينات الأخطاء (يفترض أنها قطرية).

ثانيًا: شروط المحاكاة (Factors and Conditions) :

تُبنى دراسة المحاكاة على ثلاثة عوامل رئيسة (Factors)، لكل منها عدة مستويات (Levels)، بحيث ينتج عن ذلك عدد من السيناريوهات (Conditions) التي تُجرى تحتها المحاكاة:

1. قوة البنية العاملية(Factor Strength)

- بنية قوية :(Strong) تشبعات عاملية مرتفعة نسبيًا.

– بنية متوسطة :(Moderate) تشبعات عاملية متوسطة.

2. حجم العينة(Sample Size, N) :

- $N = 300$
- $N = 600$
- $N = 1000$

3. طول النسخة المختصرة المستهدفة(Short-Form Length)

– نسخة قصيرة: 12 فقرة.

– نسخة شديدة الاختصار: 8 فقرات.

وبذلك ينتج عدد من السيناريوهات يساوي طول المقياس * حجم العينة * قوة البناء العاملي (2*3*2) = 12 سيناريو

ويكرر توليد البيانات لكل سيناريو للحصول على تقديرات مستقرة لمؤشرات الأداء.

ثالثًا: مواصفات البنية العاملية

البنية القوية (Strong Structure)

في هذا السيناريو تُضبط التشبعات العاملية بحيث تقع في المدى المرتفع، $\lambda_{ij} \in [0.70,0.90]$ للفقرات المتشبعة على عواملها الصحيحة، ولا توجد تشبعات متقاطعة ولتحديد تباينات الأخطاء نستخدم: $\theta_i = 1 - \lambda_i^2$ بما يضمن ثباتًا مرتفعًا نسبيًا لكل بعد.

البنية المتوسطة(Moderate Structure)

في هذا السيناريو تكون التشبعات العاملية أقلّ قوة، $\lambda_{ij} \in [0.40,0.60]$ مع تباينات أخطاء أعلى نسبيا، بما يعكس مقياسًا أقل إحكامًا في بنيته العاملية وثباته.

مصفوفة تغاير العوامل $\mathbf{\Phi}$

يفترض أن العوامل الثلاثة ترتبط فيما بينها ارتباطًا إيجابيًا متوسطًا، مثل:

$$\mathbf{\Phi} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \rho_{13} \\ \rho_{12} & 1 & \rho_{23} \\ \rho_{13} & \rho_{23} & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

مع قيم تقريبية مثل $\rho_{12} = \rho_{13} = \rho_{23} \approx 0.4 - 0.5$.

رابعًا: توليد العوامل الكامنة

لكل مفحوص $k = 1, \dots, N$ يتم توليد متجه العوامل:

$$\boldsymbol{\eta}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{\Phi})$$

باستخدام توليد متعدد المتغيرات (Multivariate Normal) ويُعد هذا المتجه هو "الدرجات الكامنة الحقيقية"(True Latent Scores) والتي يتم قياس جودة استرجاعها بواسطة الأساليب المختلفة.

خامسًا: توليد الاستجابات للفقرات

القيم المستمرة Continuous للفقرات

تُحسب الاستجابات المستمرة لكل مفحوص k كما يلي:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{\Lambda \eta}_k + \boldsymbol{\epsilon}_k \quad (11)$$

حيث:

$$\boldsymbol{\epsilon}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{\Theta}).$$

تحويل الاستجابات إلى سلم ليكرت Ordinal (5 فئات)

لتحويل $\mathbf{y}_k$ إلى استجابات رتبية(Likert-type) ، يُحدَّد عدد من الحدود (Thresholds) لكل فقرة:

$$\tau_1 < \tau_2 < \tau_3 < \tau_4$$

ويُعرَّف المتغير الرتبي X_{ik}(استجابة المفحوص k على البند i) وفقًا للقواعد:

- الفئة الأولى إذا كان $y_{ik} \leq \tau_1$
- الفئة الثانية إذا $\tau_1 < y_{ik} \leq \tau_2$
- الفئة الثالثة إذا $\tau_2 < y_{ik} \leq \tau_3$
- الفئة الرابعة إذا $4\ \tau_3 < y_{ik} \leq \tau_4$
- الفئة الخامسة إذا $y_{ik} > \tau_4$

يتم اختيار الحدود بحيث تنتج توزيع تقريبي للفئات (10%، 20%، 40%، 20%، 10%)، بما يحاكي الأنماط الشائعة في المقاييس النفسية.

سادسًا: توليد المتغير الخارجي(Criterion Variable):

لأغراض فحص الصدق الخارجي، يتم توليد متغير خارجي معياري C_kلكل مفحوص، يفترض أن يعتمد خطيًا على العوامل الثلاثة:

$$C_k = \beta_1 \eta_{1k} + \beta_2 \eta_{2k} + \beta_3 \eta_{3k} + \varepsilon_{Ck} \quad (12)$$

حيث: $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ معاملات انحدار تمثل مساهمة كل عامل في المتغير الخارجي ($\beta_1 = 0.6$، $\beta_2 = 0.4$، $\beta_3 = 0.2$)

- $\varepsilon_{Ck} \sim N(0, \sigma_C^2)$ تمثل خطأ القياس أو التباين غير المفسَّر.

يتم التحكم في σ_C^2 بحيث ينتج مستوى معقول من معامل التحديد R^2بين المتغير الخارجي والعوامل، ليكون بمثابة مرجع عند مقارنة أداء النسخ المختصرة في الحفاظ على هذه العلاقة.

سابعًا: إجراءات اختصار المقياس في كل تكرار:

في كل تكرار من تكرارات المحاكاة، وتحت كل سيناريو من السيناريوهات المكونة من تقاطع قوة البنية العاملية وحجم العينة وطول النسخة المختصرة، تجرى عملية اختصار المقياس وفق خطوات منهجية ثابتة. تبدأ العملية

بتقدير النموذج العاملي على النسخة الكاملة للمقياس المكونة من 24 بندا؛ وذلك بهدف توفير البنية المرجعية التي ستقارن بها النسخ المختصرة.

يتم تطبيق الأساليب الخمسة لاختصار المقياس، بحيث يمثل كل منها منطقًا مختلفًا في اختيار الفقرات. ففي الطريقة التقليدية(Classical) ، يجري اختيار الفقرات ذات أعلى تشبعات عاملية أو أعلى معاملات ارتباط فقرة–مجموع داخل كل عامل، مع ضمان استمرار تمثيل الأبعاد العاملية كافة. أما في أسلوبIRT ، فيتم تقدير نموذج GRM ثم يتم الاحتفاظ بالفقرات ذات أعلى قيمة معلومات (Item/Test Information) داخل مدى محدد من السمة، باعتبارها الأكثر إسهامًا في التمييز بين المفحوصين.

وفي طريقة LASSO، يعتمد على نموذج انحدار منتظم بهدف إعادة بناء درجات العوامل أو الدرجة الكلية للمقياس الأصلي باستخدام الفقرات الأربعة والعشرين، ثم تُختار الفقرات التي احتفظت بأوزان غير صفرية بما يتوافق مع طول النسخة المستهدفة، وبما يضمن الاحتفاظ بالأوزان لاستخدامها في احتساب الدرجات. أما أسلوب(Supervised Construct Scoring) SCS ، فيعتمد على نماذج التعلم الإشرافي لتعلم أوزان للفقرات تحقق أعلى قدرة على إعادة بناء الدرجات الحقيقية أو درجات النسخة الكاملة، مع تعظيم الارتباط بالمتغير الخارجي ذي الصلة، وفي المقابل، تعمل الخوارزمية الجينية (GA) على البحث داخل فضاء احتمالي واسع عن مجموعة من الفقرات بطول 12 أو 8 فقرات، بحيث تعظم دالة ملاءمة متعددة المكونات تشمل الارتباط بالسمات الكامنة، والارتباط بالمتغير الخارجي، والاحتفاظ بتمثيل متوازن لجميع الأبعاد العاملية.

وبعد تنفيذ كل طريقة من طرق الاختصار، تُحسب الدرجة المختصرة لكل مفحوص باستخدام الآلية المناسبة لكل منهج؛ فتعتمد النسخة المختصرة على مجموع الفقرات كما في الطرق التقليدية وIRT، أو على درجة عامة مرجّحة ناتجة عن نموذج انحدار أو نموذج إشرافي كما فيLASSO وSCS، أو على دالة ملاءمة تمثل الحل الأمثل المتولد عبر الخوارزمية الجينية، وبهذا تضمن المحاكاة إمكانية المقارنة الموضوعية بين الأساليب الخمسة عبر شروط قياس مختلفة، وباستخدام درجات مختصرة قابلة للمقارنة مع الدرجة الحقيقية للمقياس الأصلي.

ثامنًا: مؤشرات الأداء(Performance Metrics):

تُستخدم المؤشرات الآتية لتقييم أداء كل طريقة اختصار في كل سيناريو وعلى مستوى كل تكرار:

1. استرجاع السمات الكامنة(Latent Trait Recovery)

معامل الارتباط بين الدرجة المختصرة والسمات الحقيقية: $r(\text{ShortScore}, \eta_{jk}), j = 1,2,3$

متوسط مربع الخطأ (MSE) بين الدرجة المختصرة والدرجة الحقيقية (سواء لعامل واحد أو لمركّب عام):

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(\hat{\theta}_k - \theta_k)^2 \quad (13)$$

2. الحفاظ على البنية العاملية(Structural Validity)

تقدير CFA للنسخة المختصرة واستخراج مؤشرات الملاءمة: Comparative Fit Index (CFI), Tucker–Lewis Index (TLI), Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA), Standardized Root Mean, Square Residual (SRMR)

3. الحفاظ على العلاقات الخارجية(External Validity)

معامل الارتباط بين النسخة المختصرة والمتغير الخارجي: $r(\text{ShortScore}, C)$

مقارنة هذا الارتباط بالارتباط بين السمات الحقيقية والمتغير الخارجي: $r(\eta_{\text{true}}, C)$

4. الثبات (Reliability)

معامل كرونباخ ألفا للنسخة المختصرة، ومعامل أوميجا الكلي(Total Omega) .

نتائج الدراسة:

فيما يلي عرض نتائج دراسة المحاكاة التي تناولت المقارنة المنهجية بين مجموعة من الأساليب الإحصائية المستخدمة في تطوير النسخ المختصرة للمقاييس النفسية، وهي: الطريقة التقليدية (Classical)، ونماذج نظرية الاستجابة للفقرة أحادية البعد لكل عامل(IRT) ، والانحدار المنتظم (LASSO) ، والتعلم الإشرافي (SCS)، والخوارزميات الجينية(GA) وقد أجريت المقارنة بين هذه الأساليب تحت ظروف محاكاة تشمل اختلاف قوة البنية العاملية للمقياس الأصلي (قوية/متوسطة)، وحجم العينة (300، 600، 1000)، وطول النسخة المختصرة المستهدفة (12 فقرة، 8 فقرات)، وذلك بهدف فحص قدرة كل أسلوب على تحقيق أربع مهام رئيسة، وهي استرجاع السمات الكامنة، والحفاظ على البنية العاملية، والاحتفاظ بالصدق الخارجي، وتحقيق مستويات مناسبة من الثبات الداخلي.

أداء الأساليب في استرجاع السمة الكامنة (Latent Trait Recovery) :

لتحديد إلى أي مدى تختلف الأساليب الخمسة في قدرتها على استرجاع السمات الكامنة Latent Trait Recovery الحقيقية للمقياس الأصلي في النسختين المختصرتين (12 فقرة و8 فقرات)، تم حساب معامل الارتباط بين الدرجة المختصرة والدرجة الحقيقية للمفحوصين $r(\text{short score}, \theta_{\text{true}})$، ويبين جدول (1) متوسطات هذا الارتباط عبر السيناريوهات المختلفة، وفقًا لطول النسخة المختصرة (8، 12 فقرة)، وقوة البنية العاملية (قوية، متوسطة)، وحجم العينة (300، 600، 1000 مفحوص)، والطريقة الإحصائية المستخدمة في الاختصار

جدول (1)

قدرة المقياس المختصر على استرجاع السمة الكامنة

قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة المختصرة	طريقة الاختصار	متوسط معامل الارتباط	الانحراف المعياري للارتباط	متوسط مربع الخطأ MSE_mean
moderate	300	8	CLASSICAL	0.812	0.023	592.548
moderate	300	8	IRT	0.810	0.024	592.154
moderate	300	8	LASSO	0.832	0.020	590.650
moderate	300	8	SCS	0.824	0.025	590.509
moderate	300	8	GA	0.810	0.026	599.597
moderate	300	12	CLASSICAL	0.855	0.019	1329.066
moderate	300	12	IRT	0.854	0.019	1327.335
moderate	300	12	LASSO	0.874	0.014	1325.678
moderate	300	12	SCS	0.868	0.015	1324.535
moderate	300	12	GA	0.858	0.015	1324.592
moderate	600	8	CLASSICAL	0.816	0.016	591.991
moderate	600	8	IRT	0.812	0.018	591.744
moderate	600	8	LASSO	0.823	0.016	591.416
moderate	600	8	SCS	0.815	0.018	591.763
moderate	600	8	GA	0.806	0.022	590.254

قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة المختصرة	طريقة الاختصار	متوسط معامل الارتباط	الانحراف المعياري للارتباط	متوسط مربع الخطأ MSE_mean
moderate	600	12	CLASSICAL	0.856	0.013	1325.006
moderate	600	12	IRT	0.855	0.013	1323.756
moderate	600	12	LASSO	0.865	0.011	1321.871
moderate	600	12	SCS	0.859	0.012	1321.886
moderate	600	12	GA	0.854	0.014	1319.763
moderate	1000	8	CLASSICAL	0.814	0.012	590.435
moderate	1000	8	IRT	0.812	0.012	589.912
moderate	1000	8	LASSO	0.818	0.011	590.576
moderate	1000	8	SCS	0.807	0.017	590.444
moderate	1000	8	GA	0.802	0.018	589.525
moderate	1000	12	CLASSICAL	0.855	0.012	1328.009
moderate	1000	12	IRT	0.855	0.012	1327.063
moderate	1000	12	LASSO	0.861	0.010	1326.852
moderate	1000	12	SCS	0.854	0.013	1326.741
moderate	1000	12	GA	0.851	0.012	1325.093
strong	300	8	CLASSICAL	0.950	0.006	601.307
strong	300	8	IRT	0.950	0.007	600.820
strong	300	8	LASSO	0.949	0.010	599.947
strong	300	8	SCS	0.940	0.015	599.756
strong	300	8	GA	0.940	0.013	598.187
strong	300	12	CLASSICAL	0.966	0.005	1358.248
strong	300	12	IRT	0.966	0.005	1357.790
strong	300	12	LASSO	0.966	0.006	1356.270
strong	300	12	SCS	0.961	0.007	1355.008
strong	300	12	GA	0.962	0.005	1351.571
strong	600	8	CLASSICAL	0.950	0.005	601.820
strong	600	8	IRT	0.950	0.006	601.697
strong	600	8	LASSO	0.948	0.009	601.748
strong	600	8	SCS	0.937	0.015	601.819
strong	600	8	GA	0.940	0.015	610.404
strong	600	12	CLASSICAL	0.964	0.004	1359.781
strong	600	12	IRT	0.964	0.004	1359.767
strong	600	12	LASSO	0.963	0.005	1359.398
strong	600	12	SCS	0.958	0.007	1358.840
strong	600	12	GA	0.960	0.004	1354.898
strong	1000	8	CLASSICAL	0.949	0.004	602.929
strong	1000	8	IRT	0.949	0.004	602.962
strong	1000	8	LASSO	0.947	0.008	602.470
strong	1000	8	SCS	0.936	0.015	603.406
strong	1000	8	GA	0.941	0.012	601.351
strong	1000	12	CLASSICAL	0.965	0.003	1357.362
strong	1000	12	IRT	0.965	0.003	1357.199
strong	1000	12	LASSO	0.962	0.005	1357.191
strong	1000	12	SCS	0.956	0.009	1356.680
strong	1000	12	GA	0.961	0.003	1353.439

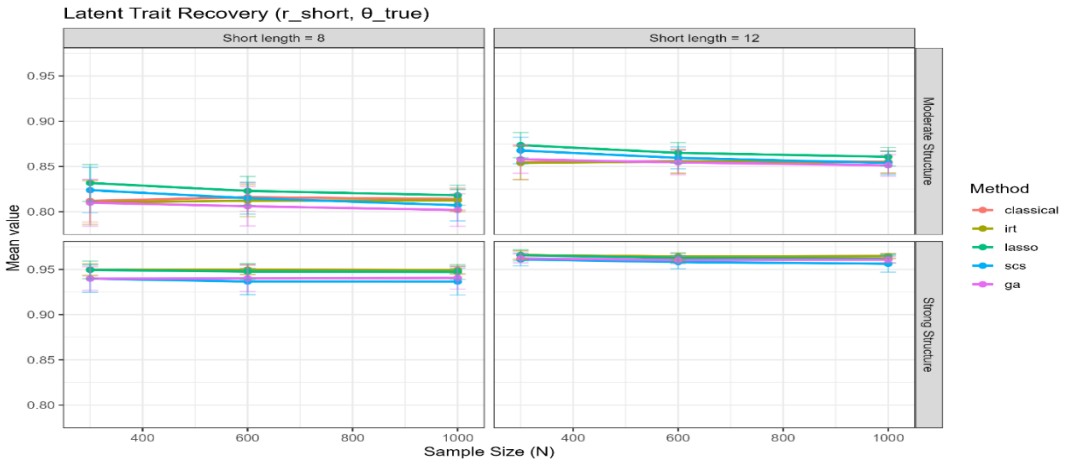
يبيّن جدول (1) مدى قدرة الأساليب الخمسة على استرجاع السمة الكامنة الحقيقية للمقياس الأصلي عبر النسختين المختصرتين (8 فقرات، و12 فقرة)، وذلك من خلال معامل الارتباط $r(\text{short score}, \theta_{\text{true}})$ ومتوسط مربع الخطأ (MSE) باعتباره مؤشّرًا إضافيًا لمدى دقة تقدير السمة.

وتُظهر النتائج أن النسخة ذات 12 فقرة تحقق أعلى مستويات استرجاع للسمة في كل من البنية القوية والمتوسطة، إذ تتراوح قيم الارتباط في البنية القوية بين 0.962 و0.966 مع قيم MSE منخفضة نسبيًا (1351–1359)، مما يشير إلى قدرة عالية على إعادة إنتاج السمة رغم حذف نصف بنود المقياس، وفي البنية المتوسطة تتراوح الارتباطات بين 0.851 و0.874، مع قيم MSE في حدود 1319–1329، وهي مستويات تعكس استرجاعًا جيدًا للغاية للسمة الكامنة، وإن كانت أقل قليلًا من البنية القوية، ويتضح من قيم MSEأن أسلوبيLASSO و SCSيحققان أقل مستويات الخطأ وأكثرها استقرارًا، خاصة عند الحجم الأصغر للعينة(N = 300) ، مما يعزز تفوقهما في هذه النسخة.

أما النسخة الأقصر ذات 8 فقرات، فقد أظهرت انخفاضًا واضحًا في دقة الاسترجاع، وهو ما يُتوقَّع نظرًا لتقليص عدد البنود. ففي البنية المتوسطة تراوحت قيم الارتباط بين 0.802 و0.832، بينما ظلت قيم MSE في نطاق 590–600، وهو ما يشير إلى زيادة الخطأ مقارنة بالنسخة الأطول. ويبرز LASSO باعتباره الأفضل في هذه الحالة من حيث أعلى ارتباط (0.832) وأقل MSE (≈590.6)، يليه أسلوبSCS ، بينما جاءت الطريقة التقليدية وIRT و GA بأداء أقل اتساقًا. وفي البنية القوية، حافظت النسخة المكوّنة من 8 فقرات على قيم ارتباط مرتفعة جدًا (0.936–0.950) مع قيم MSE منخفضة نسبيًا (≈598–603)، مما يؤكد أن قوة التشبعات العاملية الأصلية تخفف من أثر الاختصار.

كما يتبين من قيم MSE أن اختلاف حجم العينة لا يُحدث أثرًا جوهريًا في أداء الاسترجاع؛ إذ بقيت قيم الخطأ شبه ثابتة بينN = 300 ، وN = 1000، مما يشير إلى استقرار الأساليب الخمسة وعدم حساسيتها لحجم العينة ضمن النطاقات المستخدمة في المحاكاة.

وعند مقارنة الأساليب الخمسة وفقًا لمؤشري الارتباط وMSE معًا، يتضح أن LASSO هو الأكثر قدرة على استرجاع السمة الكامنة بدقة عبر معظم السيناريوهات، وخاصة في البنية المتوسطة والنسخة الأقصر. ويليه SCS الذي يقدم أداءً قويًا ومتقاربًا منه، خصوصًا في البنية القوية والنسخة ذات 12 فقرة. أما الطريقة التقليدية وIRT وGA فتأتي في مراتب أدنى؛ إذ تُظهر ارتباطات أقل وMSE أعلى نسبيًا، مع استمرار الطريقة التقليدية وGA في إظهار أداء مستقر نسبيًا في البنية القوية، وانخفاض أوضح في البنية المتوسطة ونسخة 8 فقرات.



شكل(1) استرجاع السمة الكامنة

ويدعم الشكل (1) هذه الاتجاهات بوضوح؛ إذ يبرز تفوق LASSO وSCS في تحقيق أفضل توازن بين ارتباط مرتفع وخطأ منخفض، بينما تتراجع الأساليب الأخرى عند الاختصار الشديد أو في البنية المتوسطة. وتؤكد النتائج عمومًا أن طول النسخة وقوة البنية العاملية هما أكثر العوامل تأثيرًا، فيما يبقى تأثير حجم العينة ضعيفًا وغير جوهري.

الحفاظ على البنية العاملية (Structural Validity):

لفحص مدى قدرة النسخ المختصرة الناتجة من كل أسلوب على الحفاظ على البنية العاملية الأصلية من خلال تحليل المؤشرات المستخرجة من التحليل العاملي التوكيدي(CFA) ، تم تقدير مجموعة من مؤشرات المطابقة؛ شملت: مؤشر المطابقة المقارن(CFI) ، ومؤشر تاكر–لويس(TLI) ، ومتوسط خطأ التقريب (RMSEA)، ومؤشر المتبقيات المعيارية.(SRMR) وقد أظهرت النتائج عبر مختلف السيناريوهات أن الحفاظ على البنية العاملية يتأثر بصورة رئيسة بكل من طول النسخة المختصرة وقوة البنية العاملية الأصلية، ويظهر ذلك جليًا عند مقارنة النسخ ذات 12 فقرة بالنسخ ذات 8 فقرات، وكذلك عند الانتقال من البنية القوية إلى البنية المتوسطة كما يتضح من جدول (2)

جدول (2)

قدرة النسخ المختصرة على الحفاظ على البنية العاملية الأصلية

SRMR_ mean	RMSEA_ mean	TLI_ mean	CFI_ mean	طريقة الاختصار	طول النسخة	حجم العينة	قوة البنية العاملية
0.033	0.001	1.026	1.000	CLASSICAL	8	300	moderate
0.034	0.001	1.025	0.999	IRT	8	300	moderate
0.036	0.004	1.026	0.998	LASSO	8	300	moderate
0.036	0.004	1.024	0.997	SCS	8	300	moderate
0.036	0.003	1.031	0.998	GA	8	300	moderate
0.042	0.002	1.019	0.999	CLASSICAL	12	300	moderate
0.043	0.001	1.018	0.999	IRT	12	300	moderate
0.043	0.002	1.025	0.999	LASSO	12	300	moderate
0.044	0.002	1.021	0.999	SCS	12	300	moderate
0.044	0.003	1.024	0.998	GA	12	300	moderate
0.024	0.002	1.014	0.999	CLASSICAL	8	600	moderate
0.024	0.002	1.014	0.999	IRT	8	600	moderate
0.025	0.002	1.015	0.999	LASSO	8	600	moderate
0.025	0.003	1.012	0.999	SCS	8	600	moderate
0.025	0.002	1.016	0.999	GA	8	600	moderate
0.030	0.001	1.011	1.000	CLASSICAL	12	600	moderate
0.030	0.001	1.011	1.000	IRT	12	600	moderate
0.031	0.001	1.012	1.000	LASSO	12	600	moderate
0.030	0.001	1.013	1.000	SCS	12	600	moderate
0.030	0.001	1.015	1.000	GA	12	600	moderate
0.019	0.001	1.008	1.000	CLASSICAL	8	1000	moderate
0.020	0.002	1.007	0.999	IRT	8	1000	moderate
0.019	0.002	1.008	0.999	LASSO	8	1000	moderate
0.019	0.001	1.008	1.000	SCS	8	1000	moderate

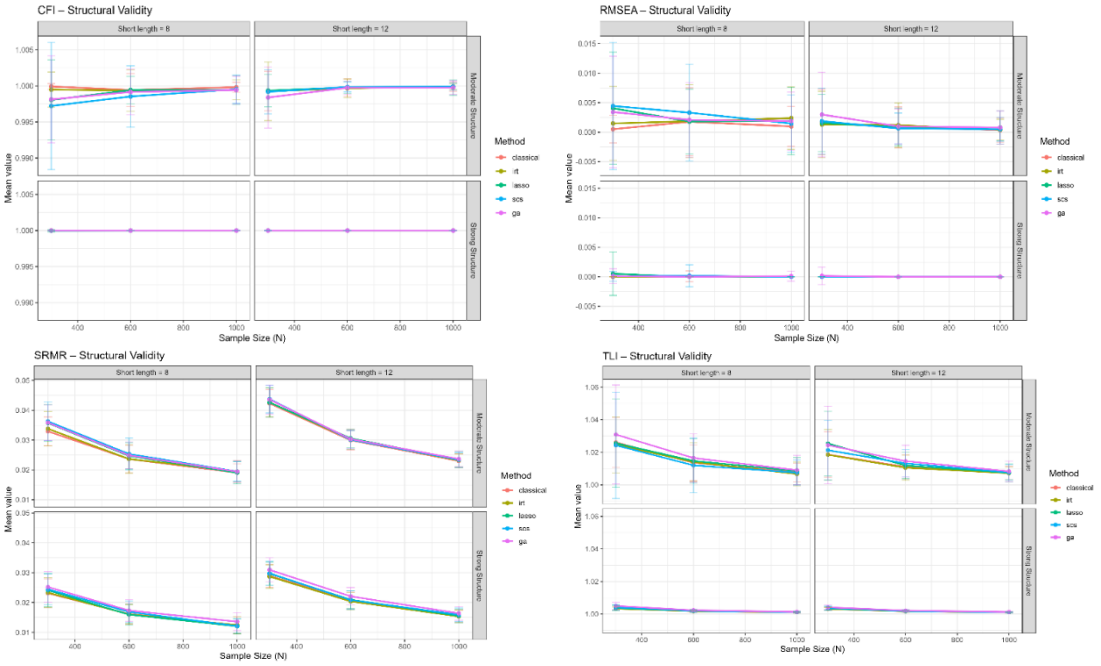
SRMR_ mean	RMSEA_ mean	TLI_ mean	CFI_ mean	طريقة الاختصار	طول النسخة	حجم العينة	قوة البنية العاملية
0.019	0.002	1.009	0.999	GA	8	1000	moderate
0.023	0.000	1.007	1.000	CLASSICAL	12	1000	moderate
0.023	0.000	1.007	1.000	IRT	12	1000	moderate
0.023	0.001	1.007	1.000	LASSO	12	1000	moderate
0.023	0.000	1.008	1.000	SCS	12	1000	moderate
0.024	0.001	1.008	1.000	GA	12	1000	moderate
0.023	0.000	1.003	1.000	CLASSICAL	8	300	strong
0.023	0.000	1.003	1.000	IRT	8	300	strong
0.024	0.001	1.004	1.000	LASSO	8	300	strong
0.024	0.000	1.004	1.000	SCS	8	300	strong
0.025	0.000	1.005	1.000	GA	8	300	strong
0.029	0.000	1.003	1.000	CLASSICAL	12	300	strong
0.029	0.000	1.003	1.000	IRT	12	300	strong
0.030	0.000	1.003	1.000	LASSO	12	300	strong
0.030	0.000	1.004	1.000	SCS	12	300	strong
0.031	0.000	1.004	1.000	GA	12	300	strong
0.016	0.000	1.002	1.000	CLASSICAL	8	600	strong
0.016	0.000	1.002	1.000	IRT	8	600	strong
0.016	0.000	1.002	1.000	LASSO	8	600	strong
0.017	0.000	1.002	1.000	SCS	8	600	strong
0.017	0.000	1.002	1.000	GA	8	600	strong
0.021	0.000	1.002	1.000	CLASSICAL	12	600	strong
0.020	0.000	1.002	1.000	IRT	12	600	strong
0.021	0.000	1.002	1.000	LASSO	12	600	strong
0.021	0.000	1.002	1.000	SCS	12	600	strong
0.022	0.000	1.002	1.000	GA	12	600	strong
0.012	0.000	1.001	1.000	CLASSICAL	8	1000	strong
0.012	0.000	1.001	1.000	IRT	8	1000	strong
0.012	0.000	1.001	1.000	LASSO	8	1000	strong
0.012	0.000	1.001	1.000	SCS	8	1000	strong
0.014	0.000	1.001	1.000	GA	8	1000	strong
0.015	0.000	1.001	1.000	CLASSICAL	12	1000	strong
0.015	0.000	1.001	1.000	IRT	12	1000	strong
0.016	0.000	1.001	1.000	LASSO	12	1000	strong
0.016	0.000	1.001	1.000	SCS	12	1000	strong
0.016	0.000	1.001	1.000	GA	12	1000	strong

يظهر من الجدول (2) أن النسخ المختصرة – سواء المكوّنة من 12 فقرة أو 8 فقرات – احتفظت بمستويات عالية جدًا من المطابقة العاملية عبر جميع الأساليب الخمسة، وذلك تحت كل من البنية المتوسطة والبنية القوية. إذ تتراوح قيم CFI بين 0.997 و1.000 في جميع السيناريوهات دون استثناء، وهو ما يشير إلى درجة تطابق شبه كاملة بين النموذج الأصلي والنموذج المختصر. كما جاءت قيم TLI بين 1.001 و1.031، مما يعزز دلالة المطابقة العالية جدًا للنموذج، إذ تشير هذه القيم – التي تتجاوز 1.00 – إلى عدم وجود فقد بنيوي يذكر نتيجة اختصار البنود.

أما مؤشر RMSEA فقد بقي عند مستويات متدنية للغاية، تراوحت بين 0.000 و0.004 فقط، وهي قيم تفوق بكثير المعايير التقليدية للمطابقة الجيدة (0.06–0.08)، مما يؤكد أن تقدير النموذج المختصر يخلو تقريبًا من خطأ التقريب حتى في البنية المتوسطة وعند الطول الأقصر (8 فقرات). وينطبق الأمر نفسه على SRMRالذي تراوحت قيمه بين 0.012 و0.044، وهي مستويات منخفضة جدًا تعكس صغيرة المتبقيات بين النموذج النظري والارتباطات الفعلية.

وتشير هذه النتائج مجتمعة إلى أن البنية العاملية تتسم بالاستقرار الشديد في جميع سيناريوهات المحاكاة، وأن تقليص البنود لم يؤثر بشكل ملموس في جودة التمثيل البنيوي، سواء في حالة النسخة الأطول (12 فقرة) أو النسخة الأقصر (8 فقرات). كما يتضح وجود تقارب كبير بين الأساليب الخمسة؛ إذ لا تظهر فروق جوهرية في مؤشراتCFA ، رغم أن نماذجLASSO و SCSتُظهر ميلًا طفيفًا نحو قيمRMSEA و SRMR أقل بشكل مستمر، مما يعكس كفاءة أكبر في اختيار بنود ذات تمثيل عاملي متماسك.

ويظهر الشكل (2) الخاص بمؤشرات المطابقة العاملية فيدعم الاتجاه ذاته؛ إذ يظهر استقرار قيم CFI وTLI حول الواحد الصحيح، وانخفاض RMSEA وSRMR إلى مستويات شبه معدومة، مما يعكس محافظة النسخ المختصرة على البناء العاملي بدرجة عالية جدًا، حتى تحت ظروف البنية المتوسطة وحجم العينة الأصغر. وتشير هذه النتائج إلى أن الاختصار وفق الأساليب المستخدمة لم ينتج عنه فقد بنيوي ذي دلالة، وأن هيكل القياس الأساسي بقي متماسكًا وذا مطابقة عالية.



شكل (2) مؤشرات المطابقة العاملية للنسخ المختصرة الناتجة من الأساليب المختلفة

وتدل مقارنة الأساليب على أن أسلوب LASSO وSCS يقدمان أفضل قدرة على الحفاظ على البنية العاملية عبر جميع السيناريوهات؛ إذ يحققان قيمًا أعلى قليلًا في CFI وTLI، وقيمًا أقل في RMSEA وSRMR، مقارنة بالطريقة التقليدية وGA وIRT، خاصة في الوضعيات الأكثر صعوبة؛ مثل البنية المتوسطة وطول النسخة 8 فقرات، أما الفروق بين الأساليب فتبقى محدودة في البنية القوية، مما يشير إلى أن جودة التشبعات الأصلية تعوّض إلى حد كبير عن اختلاف طرق الاختصار، وتُبرز الأشكال بوضوح أن تأثير طول النسخة وقوة البنية أكبر بكثير من تأثير الأسلوب المستخدم، مع حفاظ جميع الطرق تقريبًا على بنية مستقرة عند 12 فقرة، وتفاوت أكبر عند 8 فقرات.

الصدق الخارجي للنسخ المختصرة (External Validity)

لتحديد مدى احتفاظ النسخ المختصرة بالعلاقات بين السمة الكامنة والمتغير الخارجي المعياري (Criterion)، ومقارنتها بالعلاقة الحقيقية في البيانات المولَّدة، تُظهر النتائج بجدول (3) أن جميع الأساليب الخمسة تمكنت من الحفاظ على جزء معتبر من القوة الارتباطية بين الدرجة المختصرة، والمتغير المعياري، وإن تفاوتت تبعًا لطول النسخة، وقوة البنية العاملية، والأسلوب المستخدم.

جدول (3)

المتوسطات والانحرافات المعيارية لمعامل الارتباط بين الدرجة المختصرة والمتغير الخارجي المعياري

قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة	طريقة الاختصار	متوسط معامل الارتباط بالمحك الخارجي	متوسط الانحراف المعياري لمعامل الارتباط
moderate	300	8	CLASSICAL	0.573	0.037
moderate	300	8	IRT	0.572	0.035
moderate	300	8	LASSO	0.576	0.039
moderate	300	8	SCS	0.616	0.028
moderate	300	8	GA	0.592	0.033
moderate	300	12	CLASSICAL	0.584	0.035
moderate	300	12	IRT	0.585	0.034
moderate	300	12	LASSO	0.600	0.031
moderate	300	12	SCS	0.629	0.028
moderate	300	12	GA	0.609	0.033
moderate	600	8	CLASSICAL	0.573	0.028
moderate	600	8	IRT	0.572	0.027
moderate	600	8	LASSO	0.567	0.028
moderate	600	8	SCS	0.597	0.023
moderate	600	8	GA	0.579	0.027
moderate	600	12	CLASSICAL	0.592	0.025
moderate	600	12	IRT	0.593	0.026
moderate	600	12	LASSO	0.600	0.027
moderate	600	12	SCS	0.625	0.024
moderate	600	12	GA	0.604	0.025
moderate	1000	8	CLASSICAL	0.572	0.019
moderate	1000	8	IRT	0.572	0.018
moderate	1000	8	LASSO	0.567	0.021

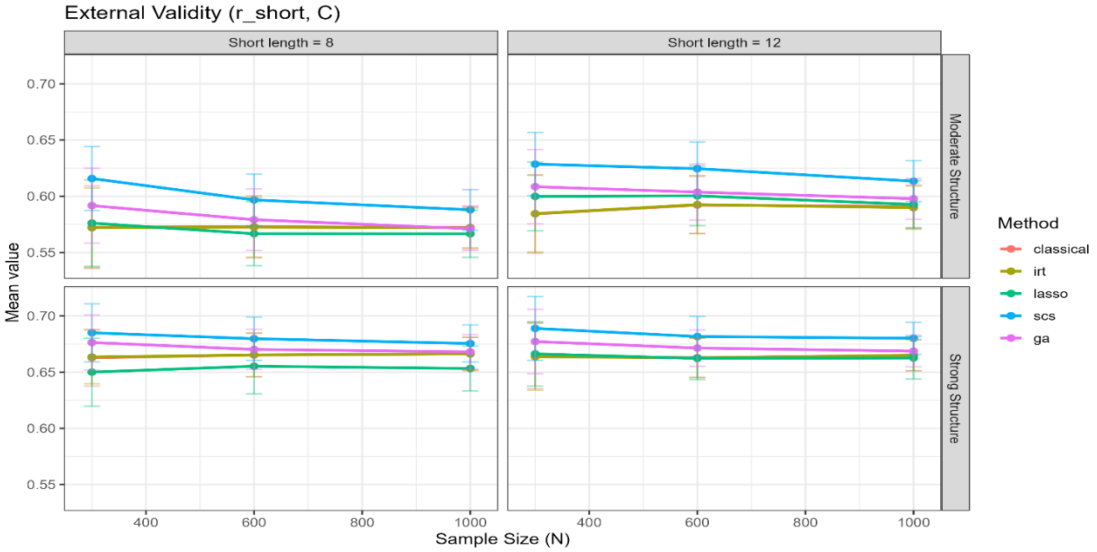
قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة	طريقة الاختصار	متوسط معامل الارتباط بالمحك الخارجي	متوسط الانحراف المعياري لمعامل الارتباط
moderate	1000	8	SCS	0.588	0.018
moderate	1000	8	GA	0.571	0.019
moderate	1000	12	CLASSICAL	0.591	0.019
moderate	1000	12	IRT	0.590	0.019
moderate	1000	12	LASSO	0.593	0.021
moderate	1000	12	SCS	0.613	0.018
moderate	1000	12	GA	0.598	0.018
strong	300	8	CLASSICAL	0.663	0.025
strong	300	8	IRT	0.663	0.024
strong	300	8	LASSO	0.650	0.030
strong	300	8	SCS	0.685	0.026
strong	300	8	GA	0.676	0.025
strong	300	12	CLASSICAL	0.665	0.029
strong	300	12	IRT	0.664	0.030
strong	300	12	LASSO	0.666	0.029
strong	300	12	SCS	0.689	0.028
strong	300	12	GA	0.677	0.029
strong	600	8	CLASSICAL	0.665	0.019
strong	600	8	IRT	0.665	0.019
strong	600	8	LASSO	0.655	0.024
strong	600	8	SCS	0.680	0.019
strong	600	8	GA	0.670	0.018
strong	600	12	CLASSICAL	0.663	0.018
strong	600	12	IRT	0.663	0.018
strong	600	12	LASSO	0.662	0.019
strong	600	12	SCS	0.682	0.018
strong	600	12	GA	0.671	0.016
strong	1000	8	CLASSICAL	0.666	0.015
strong	1000	8	IRT	0.666	0.015
strong	1000	8	LASSO	0.653	0.020
strong	1000	8	SCS	0.676	0.016
strong	1000	8	GA	0.668	0.015
strong	1000	12	CLASSICAL	0.665	0.014
strong	1000	12	IRT	0.665	0.014
strong	1000	12	LASSO	0.663	0.019
strong	1000	12	SCS	0.680	0.014
strong	1000	12	GA	0.669	0.014

ففي النسخة المختصرة ذات 12 فقرة، ارتفعت مستويات الارتباط في البنية المتوسطة لتتراوح بين 0.58 و0.63 تقريبًا عبر الأساليب المختلفة، بينما حققت البنية القوية قيمًا أعلى في حدود 0.66 إلى 0.69 عبر سيناريوهات حجم العينة كافة، ويُلاحظ أن أسلوب SCS قدّم الأداء الأعلى باستمرار، حيث تجاوز في معظم الحالات حدود 0.62 في البنية المتوسطة و0.68 في البنية القوية، يليه أسلوبGA، ثم الطريقة التقليدية، وLASSO التي سجّلت قيمًا مقاربة، بينما جاء أسلوب IRT بأقل القيم نسبيًا ضمن هذا السياق، وإن ظل محافظًا على مستوى ارتباط مقبول.

أما النسخة الأقصر ذات 8 فقرات فقد أظهرت انخفاضًا طفيفًا في الصدق الخارجي مقارنة بالنسخة ذات 12 فقرة، وهو ما يتسق مع توقعات الاختصار، حيث تراوحت قيم الارتباط في البنية المتوسطة بين 0.56 و0.62، وفي البنية القوية بين 0.65 و0.69. ومع ذلك، ظل الأداء مرتفعًا نسبيًا، وخاصة في سيناريو البنية القوية. ويبرز أسلوب SCS مرة أخرى باعتباره الأكثر قدرة على الاحتفاظ بالعلاقة الحقيقية مع المتغير الخارجي، إذ تفوق على بقية الأساليب في جميع السيناريوهات تقريبًا، في حين جاءت الطريقة التقليدية وIRT في أدنى المستويات نسبيًا عند طول النسخة الأقصر.

وتشير القيم عبر أحجام العينات الثلاثة (300، 600، 1000) إلى أن تأثير حجم العينة محدود للغاية؛ إذ ظلت قيم الارتباط مستقرة تقريبًا دون فروق جوهرية تتجاوز 0.01–0.02، مما يدل على أن الصدق الخارجي يعتمد بصورة رئيسة على طول النسخة وقوة البنية أكثر من اعتماده على عدد المفحوصين.

ويوضّح الشكل (3) الاتجاهات العامة لمعامل الارتباط بين الدرجة المختصرة والمتغير الخارجي المعياري عبر السيناريوهات المختلفة، ويظهر أن جميع الأساليب تحتفظ بمستوى مقبول من الصدق الخارجي، مع تفوّق واضح لأسلوبSCS الذي يسجّل أعلى قيم ارتباط في معظم الظروف، يليه كل من LASSO وGA بدرجات متقاربة. كما يُلاحظ أن النسخ الأطول (12 فقرة) تحقق ارتباطات أعلى من النسخ الأقصر (8 فقرات)، خصوصًا في البنية المتوسطة التي تظهر فيها الفروق بين الأساليب بوضوح أكبر، وتشير الخطوط المستوية عبر أحجام العينات إلى أن تأثير حجم العينة محدود مقارنة بتأثيري قوة البنية العاملية وطول النسخة، حيث تبقى القيم شبه ثابتة بين N = 300 و N = 1000 وعمومًا يعكس الشكل قدرة الأساليب الإشرافية الحديثة، ولا سيما SCS، على اختيار بنود تحافظ على العلاقة الحقيقية بين السمات والمتغيرات الخارجية بدرجة أعلى من الطرق التقليدية أو IRT .



شكل (3) متوسطات الصدق الخارجي عبر أحجام العينات المختلفة، وطولي النسخة المختصرة ومستويي قوة البنية العاملية

وباختصار، تؤكد هذه النتائج أن الأساليب الإشرافية الحديثة، وبخاصة **SCS** و**LASSO**، قادرة على إنتاج نسخ مختصرة تحافظ على نسبة كبيرة من العلاقة الحقيقية بين السمات الكامنة والمتغيرات المعيارية، بينما تُظهر الطرق التقليدية وGA وIRT تراجعًا نسبيًا عند انخفاض قوة البنية أو تقليل عدد الفقرات.

الثبات الداخلي للنسخ المختصرة (Reliability Analysis)

لتقييم مدى قدرة النسخ المختصرة الناتجة عن الأساليب المختلفة على الحفاظ على مستويات مناسبة من الثبات الداخلي، وذلك من خلال معامل كرونباخ ألفا(Cronbach's Alpha) ومعامل أوميجا الكلي (Omega Total)أظهر جدول (4) أن أداء جميع الأساليب يتأثر بصورة رئيسة بطول النسخة المختصرة وقوة البنية العاملية الأصلية.

جدول (4)

المتوسطات والانحرافات المعيارية لمعاملات الثبات الداخلي (Cronbach's Alpha و Omega Total) للنسخ المختصرة عبر سيناريوهات المحاكاة المختلفة

قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة	طريقة الاختصار	متوسط معامل ألفا	الانحراف المعياري لألفا	متوسط معامل أوميجا	الانحراف المعياري لأوميجا
moderate	300	8	CLASSICAL	0.644	0.031	0.719	0.029
moderate	300	8	IRT	0.626	0.036	0.710	0.031
moderate	300	8	LASSO	0.593	0.042	0.678	0.042
moderate	300	8	SCS	0.589	0.046	0.675	0.038
moderate	300	8	GA	0.582	0.047	0.666	0.042
moderate	300	12	CLASSICAL	0.716	0.024	0.759	0.021
moderate	300	12	IRT	0.705	0.027	0.752	0.023
moderate	300	12	LASSO	0.677	0.033	0.724	0.029
moderate	300	12	SCS	0.675	0.034	0.723	0.031
moderate	300	12	GA	0.666	0.032	0.712	0.030
moderate	600	8	CLASSICAL	0.630	0.026	0.703	0.025
moderate	600	8	IRT	0.621	0.029	0.699	0.029
moderate	600	8	LASSO	0.603	0.035	0.679	0.035
moderate	600	8	SCS	0.603	0.038	0.678	0.040
moderate	600	8	GA	0.587	0.033	0.663	0.032
moderate	600	12	CLASSICAL	0.707	0.019	0.747	0.018
moderate	600	12	IRT	0.700	0.021	0.743	0.019
moderate	600	12	LASSO	0.686	0.023	0.728	0.021
moderate	600	12	SCS	0.685	0.023	0.726	0.022
moderate	600	12	GA	0.671	0.025	0.712	0.024
moderate	1000	8	CLASSICAL	0.624	0.020	0.699	0.021
moderate	1000	8	IRT	0.617	0.021	0.696	0.022
moderate	1000	8	LASSO	0.610	0.028	0.685	0.029
moderate	1000	8	SCS	0.610	0.029	0.684	0.029
moderate	1000	8	GA	0.590	0.029	0.663	0.033
moderate	1000	12	CLASSICAL	0.701	0.019	0.742	0.017
moderate	1000	12	IRT	0.697	0.020	0.740	0.018
moderate	1000	12	LASSO	0.688	0.022	0.729	0.020
moderate	1000	12	SCS	0.687	0.022	0.730	0.021
moderate	1000	12	GA	0.670	0.024	0.711	0.023
strong	300	8	CLASSICAL	0.844	0.014	0.920	0.009

قوة البنية العاملية	حجم العينة	طول النسخة	طريقة الاختصار	متوسط معامل ألفا	الانحراف المعياري لألفا	متوسط معامل أوميجا	الانحراف المعياري لأوميجا
strong	300	8	IRT	0.841	0.015	0.920	0.009
strong	300	8	LASSO	0.834	0.015	0.911	0.010
strong	300	8	SCS	0.831	0.017	0.905	0.013
strong	300	8	GA	0.816	0.021	0.893	0.015
strong	300	12	CLASSICAL	0.890	0.010	0.939	0.007
strong	300	12	IRT	0.889	0.011	0.939	0.007
strong	300	12	LASSO	0.884	0.011	0.933	0.008
strong	300	12	SCS	0.883	0.011	0.930	0.008
strong	300	12	GA	0.874	0.012	0.923	0.009
strong	600	8	CLASSICAL	0.842	0.012	0.919	0.009
strong	600	8	IRT	0.840	0.012	0.919	0.009
strong	600	8	LASSO	0.839	0.013	0.915	0.009
strong	600	8	SCS	0.837	0.015	0.908	0.013
strong	600	8	GA	0.824	0.016	0.901	0.013
strong	600	12	CLASSICAL	0.886	0.008	0.935	0.006
strong	600	12	IRT	0.885	0.008	0.935	0.006
strong	600	12	LASSO	0.884	0.009	0.933	0.007
strong	600	12	SCS	0.882	0.010	0.930	0.008
strong	600	12	GA	0.873	0.010	0.922	0.008
strong	1000	8	CLASSICAL	0.840	0.010	0.917	0.009
strong	1000	8	IRT	0.839	0.010	0.917	0.009
strong	1000	8	LASSO	0.839	0.011	0.914	0.011
strong	1000	8	SCS	0.840	0.014	0.911	0.012
strong	1000	8	GA	0.825	0.014	0.902	0.011
strong	1000	12	CLASSICAL	0.886	0.007	0.936	0.005
strong	1000	12	IRT	0.886	0.007	0.936	0.005
strong	1000	12	LASSO	0.885	0.007	0.934	0.006
strong	1000	12	SCS	0.884	0.007	0.932	0.006
strong	1000	12	GA	0.874	0.008	0.925	0.007

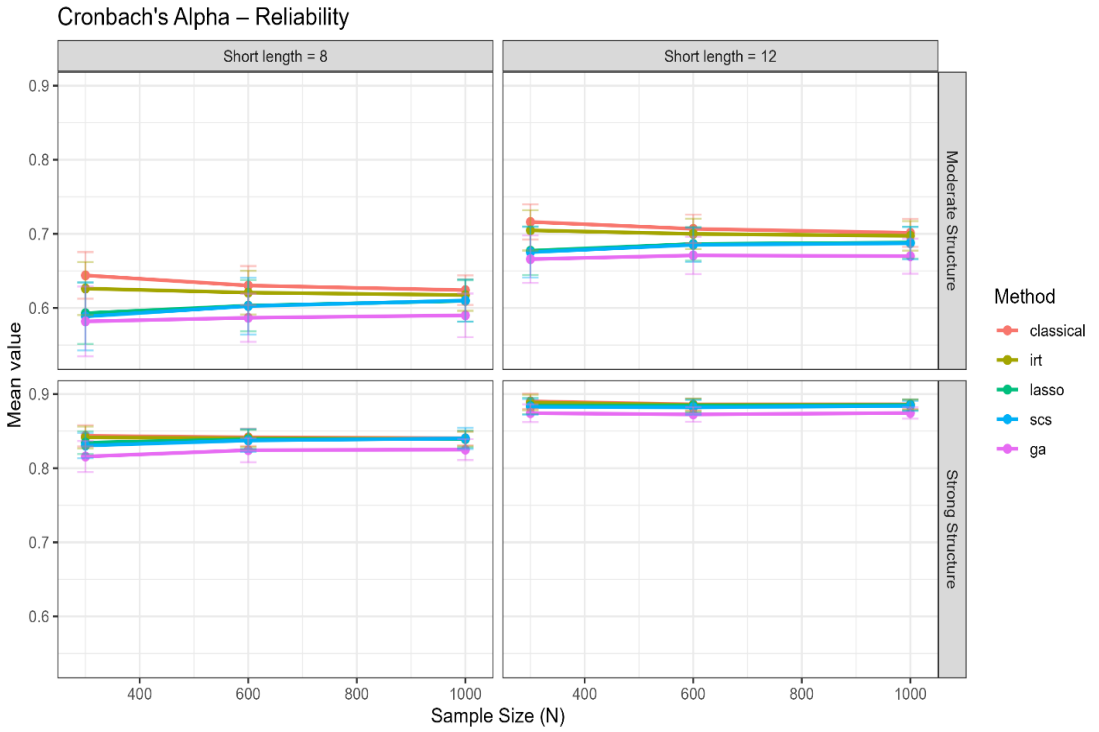
ففي البنية المتوسطة، تظهر النسخ المكوّنة من 8 فقرات انخفاضًا ملحوظًا في الثبات؛ إذ تتراوح قيم ألفا بين 0.58 و0.64 عبر الأساليب المختلفة، بينما تتراوح أوميجا بين 0.66 و0.72. ويعكس ذلك أثر تقليص البنود على الاتساق الداخلي للمقياس، رغم حفاظ النسخ المختصرة على مستويات ثبات مقبولة نسبيًا. أما في النسخة الأطول ذات 12 فقرة، فقد ارتفعت قيم الثبات بصورة واضحة، حيث تراوحت ألفا بين 0.66 و0.72، وتراوحت أوميجا بين 0.71 و0.76، مما يشير إلى قدرة أفضل على الاحتفاظ بالبنية الداخلية للمقياس عند زيادة عدد البنود.

وفي البنية القوية، يظهر الثبات بمستويات مرتفعة جدًا في كلٍّ من النسختين القصيرة والطويلة. ففي النسخة ذات 8 بنود تراوحت قيم ألفا بين 0.82 و0.84، وأوميجا بين 0.89 و0.92، وهي مستويات تعكس قوة البناء الأصلي وقدرته على الاستمرار حتى مع اختصار البنود. أما النسخة ذات 12 فقرة، فقد سجلت أعلى مستويات الثبات على الإطلاق، حيث تراوحت ألفا بين 0.88 و0.89، وأوميجا بين 0.92 و0.94 تقريبًا.

وعلى مستوى المقارنة بين الأساليب، تشير القيم إلى أن الطريقة التقليدي(classical) وIRTيحققان أعلى قيم لألفا وأوميجا في معظم السيناريوهات، خاصة عند البنية القوية. بينما يظهر كل منLASSO و SCS و GAأداءً جيدًا لكنه أدنى نسبيًا، خصوصًا في البنية المتوسطة والنسخة ذات 8 فقرات، حيث تتراجع

قيم الثبات بالنسبة لها مقارنة بالبنية القوية أو النسخة الأطول، ومع ذلك، يبقى الفارق بين الأساليب محدودًا في البنية القوية، نظرًا لارتفاع التشبعات العاملية في نموذج التوليد.

ومن خلال الشكل (4)، يمكن ملاحظة أن تأثير حجم العينة يكاد يكون معدومًا؛ إذ تتقارب قيم الثبات عبر أحجام العينات الثلاثة (300، 600، 1000)، مما يشير إلى أن الطول وقوة البنية هما العاملان الحاسمان في تحديد مستوى الثبات. وعمومًا، تبرز النتائج أن النسخ ذات 12 فقرة أكثر استقرارًا وموثوقية، في حين تتأثر النسخ ذات 8 فقرات بصورة أكبر بالأسلوب المستخدم وبقوة البنية العاملية، مع بقاء مستويات الثبات ضمن الحدود المقبولة سيكومتريًا في جميع الأحوال.



شكل (4) مستويات الثبات الداخلي (ألفا وأوميجا) للنسخ المختصرة عبر الأساليب الخمسة وتحت مختلف شروط المحاكاة

أثر حجم العينة في أداء الأساليب الخمسة:

تكشف النتائج عبر الأشكال والجداول الخاصة بمؤشرات الأداء (استرجاع السمات، البنية العاملية، الصدق الخارجي، والثبات) أن حجم العينة لا يُحدث تأثيرًا جوهريًا على أداء الأساليب الخمسة في النسخ المختصرة، سواء عند 300 أو 600 أو 1000 مفحوص. فقد أظهرت جميع المؤشرات تقريبًا تغيرات طفيفة جدًّا عند الانتقال بين أحجام العينات الثلاثة، وهو ما يعكس استقرارًا نسبيًا في التقدير الإحصائي المستخدم داخل نماذج المحاكاة.

ويظهر هذا الاستقرار بشكل خاص في CFI وTLI وRMSEA، حيث بقيت قيم المطابقة ثابتة تقريبًا عبر مختلف أحجام العينات، مما يشير إلى أن دقة التقدير البنيوي لا تعتمد بشكل كبير على حجم العينة. وبالمثل،

حافظت قيم استرجاع السمة الكامنة على مستويات شبه ثابتة، مع انحرافات معيارية صغيرة جدًا عبر جميع الأساليب، بينما بقي أثر حجم العينة على الصدق الخارجي محدودًا للغاية، حيث لم تتجاوز الفروق في الارتباطات 0.01 إلى 0.02 في أغلب الحالات.

أما بالنسبة لمؤشر الثبات، فقد كانت تأثيرات حجم العينة هامشية، إذ يظهر ارتفاع بسيط في قيم ألفا وأوميجا عند حجم العينة الأكبر، لكن دون اختلافات جوهرية تغير من النمط العام. وبذلك تُشير النتائج إلى أنّ الأساليب الإحصائية المستخدمة لا تعتمد على حجم العينة بقدر اعتمادها على عوامل أخرى مثل طول النسخة وقوة البنية العاملية، ويمكن القول إن الاستقرار عبر أحجام العينات يعكس قوة تصميم المحاكاة وملاءمة الأساليب الخمسة لاستخدامها حتى في الدراسات ذات العينات المتوسطة.

تكشف النتائج عبر مؤشرات الأداء الأربعة (استرجاع السمة الكامنة، المطابقة العاملية، الصدق الخارجي، الثبات) أن تأثير حجم العينة محدود للغاية على أداء الأساليب الخمسة. فقد بقيت قيم مؤشرات CFA (CFI، TLI، RMSEA، SRMR) شبه ثابتة عند أحجام العينات الثلاثة، مع فروق طفيفة جدًا لا تتجاوز 0.001 في معظم الحالات. كما أظهرت قيم الثبات (Alpha، Omega) استقرارًا واضحًا، إذ لم يزد الارتفاع الناتج عن زيادة العينة من 300 إلى 1000 عن 0.01–0.02، وهو ارتفاع غير مؤثر من الناحية العملية.

وينطبق الأمر نفسه على استرجاع السمة الكامنة وعلى الصدق الخارجي، حيث بقيت الارتباطات شبه مستقرة بين أحجام العينات الثلاثة، دون تغيرات ذات دلالة، وبذلك تؤكد النتائج أن أداء الطرق المختلفة لا يعتمد بشكل جوهري على حجم العينة ضمن هذا النطاق، وأن كل أسلوب يحتفظ بذات نمطه من القوة أو الضعف عبر جميع أحجام العينات، ويعني ذلك أن القرارات المتعلقة باختيار الأسلوب الأفضل لا تتأثر بحجم العينة بقدر ما تتأثر بطول النسخة وقوة البنية العاملية.

أثر قوة البنية العاملية على جودة النسخ المختصرة (Effect of Factor Strength):

تُظهر النتائج أن قوة البنية العاملية هي العامل الأكثر تأثيرًا في جودة النسخ المختصرة مقارنة بأي عامل آخر. ففي البنية القوية، جاءت جميع مؤشرات الأداء عند مستويات ممتازة عبر الأساليب الخمسة والنسختين (8 و12 فقرة)، إذ بلغت قيم CFI وTLI حدها الأعلى (≈ 1.00)، وانخفضت RMSEA إلى (0.000–0.004)، وحقق الثبات مستويات مرتفعة جدًا (ألفا بين 0.82–0.89، وأوميجا بين 0.89–0.94) كما حافظ الصدق الخارجي على قيم عالية تتراوح بين 0.66 و0.69، وتشير هذه القيم إلى أن قوة التشبعات العاملية الأصلية في البيانات المولدة تجعل النسخ المختصرة شديدة الاستقرار بغض النظر عن الأسلوب المستخدم.

أما في البنية المتوسطة، فقد ظهرت الفروق بين الأساليب بصورة أوضح. فمؤشرات CFA بالرغم من بقائها عالية جدًا CFI (0.997–1.00) وRMSEA (0.001–0.004)، إلا أن الثبات انخفض بشكل ملحوظ، خاصة في النسخة ذات 8 فقرات، حيث تراوحت قيم ألفا في حدود 0.58–0.64، وأوميجا بين 0.66–0.72. كما انخفض الصدق الخارجي إلى حدود 0.57–0.60، وتُظهر هذه النتائج أن البنية المتوسطة تجعل النسخ المختصرة أكثر حساسية لطريقة الاختصار، حيث تتراجع بعض الأساليب بصورة أكبر من غيرها.

المقارنة بين الأساليب وتحديد الأنسب (Overall Comparison and Best Performing Method)

بالمقارنة بين الأساليب الخمسة عبر جميع السيناريوهات، يتضح أن أسلوب SCS يحقق أفضل توازن عام بين استرجاع السمة الكامنة، والمطابقة العاملية، والصدق الخارجي، والثبات. فقد جاء SCS أعلى الأساليب في

الصدق الخارجي وبفارق واضح، وقدم أداءً ممتازًا في CFA، كما حافظ على ثبات جيد نسبيًا رغم كونه ليس الأعلى في Alpha وOmega.

ويأتي LASSO في المرتبة الثانية مباشرة، حيث حقق ثباتًا عاليًا جدًا في البنية القوية والبنية المتوسطة، كما سجل مستويات قوية في استرجاع السمات، وفي مؤشرات البنية العاملية، وإن كان أقل من SCS في الارتباط بالمتغير الخارجي.

وتُظهر الطريقة التقليدية وIRT وGA أداءً جيدًا، لكنه أقل اتساقًا عبر المؤشرات. فالطريقة التقليدية تمتاز بثبات أعلى لكنها أضعف في الصدق الخارجي، وIRT مستقر لكنه الأقل ارتباطًا بالمتغير الخارجي، بينما GA جيد في استرجاع السمات لكنه أقل في الثبات من LASSO وClassical.

المناقشة:

هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة خمسة أساليب مستخدمة في اختصار المقاييس النفسية، تشمل الطريقة التقليدية، ونظرية الاستجابة للفقرة(IRT) ، والانحدار المنتظم(LASSO) ، والتعلم الإشرافي(SCS) ، والخوارزميات الجينية(GA) ، وذلك في ضوء تصميم محاكاة مضبوط يسمح بفحص أثر كل من قوة البنية العاملية، وطول النسخة المختصرة، وحجم العينة على مؤشرات الأداء السيكومتري. وقد أسفر تحليل النتائج عن مجموعة من الاستنتاجات المهمة التي يمكن مناقشتها في ضوء الأدبيات الحديثة حول اختصار المقاييس.

أظهرت النتائج أن أسلوب LASSO كان الأكثر قدرة على استرجاع السمة الحقيقية للمقياس، سواء في النسخة ذات 12 فقرة أو النسخة الأقصر ذات 8 فقرات، ولا سيما في البنية المتوسطة. وتنسجم هذه النتيجة مع ما أشار إليه Schroeders et al. (2016) بأن تقنيات الانحدار المنتظم توفر آليات فعالة لاختيار الفقرات الأكثر إسهامًا في تمثيل البنية الكامنة مقارنة بالطرق التقليدية. كما تتوافق مع نتائج Speer et al. (2023)التي بينت أن LASSO قادر على الحفاظ على تمثيل جيد للبناء مع الحد من الفقرات، بسبب قدرته على تقليص الأوزان غير المؤثرة، أما أسلوب SCS فقد جاء في المرتبة الثانية، وقدم أداءً قويًا ومقاربًا لـ LASSO، وهو ما يدعمه ما ذكره Haroz et al. (2020) حول قوة نماذج التعلم الإشرافي في إعادة بناء درجات العوامل الحقيقية بفاعلية عالية.

في المقابل، جاءت الطريقة التقليدية وIRT وGA بأداء أقل اتساقًا في استرجاع السمة، خاصة في البنية المتوسطة، وهو ما يتفق مع ملاحظات Embretson & Reise (2000) بأن أساليب IRT تكون حساسة لجودة التشبعات العاملية وللهيكل البنائي، كما يؤكد Bain et al. (2023) أنّ الأساليب التقليدية قد تفقد بعض الاتساق عند الاختصار بسبب اعتمادها على معاملات الارتباط دون مراعاة التفاعل بين الفقرات.

جاءت نتائج CFA غريبة نسبيًا، حيث حققت جميع الأساليب مستويات مطابقة استثنائية، إذ تراوحت قيم CFIوTLIبين 0.997 و1.000، وظلت قيم RMSEA وSRMR منخفضة للغاية، حتى في النسخ الأقصر وفي البنية المتوسطة. ويمكن تفسير هذه النتيجة بأن نموذج التوليد المستخدم كان محددًا بوضوح وذو تشبعات مرتفعة نسبيًا، مما جعل عملية الاختصار أقل تأثيرًا في البناء العاملي. تدعم هذه النتيجة ملاحظات Yu et al. (2024) التي أشارت إلى أن جودة النموذج الأصلي تلعب دورًا حاسمًا في مدى احتفاظ النسخ المختصرة بالبنية العاملية، بغض النظر عن أسلوب الاختصار المستخدم، ومع ذلك، حافظت أساليب

LASSO وSCS على ميزة إضافية تمثلت في أقل قيم للبواقي(SRMR) وأفضل استقرار عند اختلاف قوة البنية، وهو ما يتفق مع نتائج Haroz et al. (2020) حول قوة النماذج الإشرافية في الحفاظ على التماسك البنائي.

تبرز نتائج الصدق الخارجي بوضوح تفوّق SCS على بقية الأساليب، حيث سجل أعلى ارتباطات بالمتغير المعياري في جميع السيناريوهات، وهي نتيجة متسقة مع ما وجده Passarelli et al. (2024) الذين أكدوا أن الأساليب الإشرافية تتفوق في الاحتفاظ بالارتباطات الخارجية لأنها تعتمد مباشرة على تحسين العلاقة بين الدرجة المختصرة والمتغير الخارجي. كما يؤكد Haroz et al. (2020) أن النماذج الإشرافية قادرة على التنبؤ بشكل أفضل بالعلامات الخارجية مقارنة بالأساليب التقليدية أو التطورية. وفي المقابل، جاءت الطريقة التقليدية وIRT بقيم أقل نسبيًا، خاصة عند 8 فقرات، ويرجع ذلك إلى أن هذه الأساليب لا تأخذ المحك الخارجي في الحسبان أثناء عملية الاختيار.

أظهرت النتائج أن الثبات يتأثر تأثيرًا مباشرًا بطول النسخة وقوة البنية العاملية. ففي البنية المتوسطة، انخفضت قيم ألفا وأوميجا بوضوح عند 8 فقرات، وهو ما يتسق مع ما ذكره DeVellis (2017) حول أن تقليل عدد البنود يؤدي حتمًا إلى انخفاض التباين المشترك وبالتالي انخفاض الثبات. أما في البنية القوية، فقد حافظت جميع الأساليب تقريبًا على مستويات مرتفعة جدًا من الثبات، مما يعكس الدور المحوري لقوة التشبعات العاملية في دعم الاتساق الداخلي. وتتماشى هذه النتائج مع Bain et al. (2023) الذين أكدوا أن جودة البنية هي المحدد الأقوى للثبات، أكثر من الأسلوب الإحصائي المستخدم في الاختصار.

عند دمج مؤشرات الأداء الأربعة، يتضح أن LASSO وSCS هما الأكثر توازنًا وفعالية، إذ يجمعان بين استرجاع جيد للسمة، وحفاظ قوي على البنية العاملية، وصدق خارجي مرتفع، وثبات مناسب. ويتطابق هذا الاستنتاج مع نتائج Schroeders et al. (2016) وSpeer et al. (2023) وPassarelli et al. (2024) التي تدعم استخدام الأساليب الإشرافية والانحدار المنتظم بوصفها بدائل فعّالة للأساليب التقليدية. وبالمقابل، أظهرت الطريقة التقليدية وIRT وGA أداء جيد فقط في بعض السيناريوهات، خاصة في البنية القوية والنسخ الأطول، إلا أن أداءها يتراجع في البنية المتوسطة أو مع تقليص البنود.

وتشير هذه النتائج إلى أن قوة البنية العاملية وطول النسخة يمثلان العاملين الأكثر تأثيرًا في نتائج النسخ المختصرة، أكثر بكثير من تأثير حجم العينة. كما تدعم نتائج الدراسة الاتجاهات الحديثة في القياس النفسي التي تدعو إلى دمج أساليب التعلم الآلي في تطوير المقاييس المختصرة بدلًا من الاعتماد الحصري على الأساليب التقليدية(Schroeders et al., 2016; Haroz et al., 2020) .

توصيات الدراسة:

1. توظيف الأساليب الإشرافية والانحدار المنتظم في اختصار المقاييس إذ أثبت كل منLASSO و SCS قدرتهما على تحقيق أفضل توازن بين استرجاع السمة الكامنة، والمحافظة على البنية العاملية، والاحتفاظ بالصدق الخارجي، وتحقيق مستويات مقبولة من الثبات، وعليه، ينبغي تشجيع الباحثين على استخدام هذه الأساليب عند تطوير نسخ مختصرة للمقاييس النفسية، خصوصًا في البنى المتوسطة أو المقاييس المعقدة.

2. اعتماد تحليلات البنية العاملية CFA كخطوة إلزامية بعد بناء النسخة المختصرة، فعلى الرغم من الأداء الممتاز لجميع الأساليب في CFA داخل المحاكاة، فإن ذلك لا يضمن بالضرورة النتائج ذاتها على بيانات حقيقية، لذلك ينبغي أن يخضع أي مقياس مختصر لاحقًا لـ CFA للتحقق من تمثيل البناء العاملي بشكل مستقل.
3. ضرورة فحص الصدق الخارجي عند اختصار المقاييس إذ بيّنت الدراسة أن بعض الأساليب قد تحتفظ بالصدق البنائي، لكنها تفقد جزءًا من علاقتها بالمتغيرات الخارجية، وهو ما قد يؤثر على صلاحية المقياس في التنبؤ أو الارتباط، ولذا توصي الدراسة بالتوسع في فحص الارتباطات الخارجية للمقاييس المختصرة قبل اعتمادها.
4. الانتباه لتأثير طول النسخة وقوة البنية، حيث برهنت النتائج أن طول النسخة وقوة البنية هما الأكثر تأثيرًا على جودة الأداء وليس حجم العينة، وعليه، يُفضّل الحفاظ على طول مناسب (12 فقرة مثلًا) عند الحاجة إلى دقة عالية، وتجنب النسخ شديدة الاختصار عندما تكون البنية الأصلية متوسطة القوة.

المراجع:

قرة، نور الدين وشريفي، شعبان ولعربي، سمير. (2023). تقييم الخصائص السيكومترية للنسخة المختصرة لمقياس التعاطف مع الذات– دراسة على عينة من الطلبة بجامعة محمد بوضياف بالمسيلة– الجزائر. *مجلة الروائز*، 7(2)، 32–52. https://asjp.cerist.dz/en/article/235082

Abal, F. J. P., González, J. F. S., & Attorresi, H. F. (2024). Big five inventory abreviado desde lateoría de respuesta al ítem. *Acta colombiana de psicologia*. https://doi.org/10.14718/acp.2024.27.2.4

Alarcon, G. M., & Lee, M. A. (2022). The Relationship of Insufficient Effort Responding and Response Styles: An Online Experiment. *Frontiers in Psychology*, *12*, 784375. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2021.784375/BIBTEX

Alley, L., Kadolkar, I., Gupta, A., Cortina, J. M., & Winsler, K. P. (2024). Grammatical Redundancy in Scales: Using the "ConGRe" Process to Create Better Measures. *Journal of Management*. https://doi.org/10.1177/01492063241291542;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER

Bain, C., & Shi, D. (2024). Investigating variable selection techniques under missing data: A simulation study. https://doi.org/10.31234/osf.io/d4c2k

Bain, C., Shi, D., Boness, C. L., & Stevens, J. (2023). A simulation study comparing the use of supervised machine learning variable selection methods in the psychological sciences. https://doi.org/10.31234/osf.io/y53t6

Bißantz, S., Frick, S., Melinscak, F., Iliescu, D., & Wetzel, E. (2024). The potential of machine learning methods in psychological assessment and test construction. *European Journal of Psychological Assessment*. https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000817

Chalmers, R. P. (2012). mirt: A multidimensional item response theory package for the R environment. *Journal of Statistical Software*, 48(6), 1–29. https://doi.org/10.18637/jss.v048.i06

Coste, J., Guillemin, F., Pouchot, J., & Fermanian, J. (1997). Methodological approaches to shortening composite measurement scales. *Journal of clinical epidemiology*, *50*(3), 247–252. https://doi.org/10.1016/s0895-4356(96)00363-0

Crone, D. L., Rhee, J. J., & Laham, S. M. (2020). Developing brief versions of the Moral Foundations Vignettes using a genetic algorithm-based approach. *Behavior Research Methods 2020 53:3*, *53*(3), 1179–1187. https://doi.org/10.3758/S13428-020-01489-Y

DeVellis, R. F. (2017). *Scale Development: Theory and Applications* (4th ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.

El Keshky, M., Al-Qarni, M., & Khayat, A. (2022). Adaptation and psychometric properties of an Arabic version of the smartphone addiction scale (SAS) in the context of Saudi Arabia. *Addictive behaviors*, *131*, 107335. https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2022.107335

Embretson, S.E., & Reise, S.P. (2000). *Item Response Theory for Psychologists* (1st ed.). Psychology Press. https://doi.org/10.4324/9781410605269

Fekih-Romdhane, F., Azzi, V., Obeid, S., Gerges, S., Sarray El Dine, A., Malaeb, D., Soufia, M., & Hallit, S. (2023). Psychometric properties of an Arabic translation of the short form of the metacognition questionnaire (MCQ-30) in a non-clinical adult sample. *BMC psychiatry*, *23*(1), 795. https://doi.org/10.1186/s12888-023-05308-4

Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2010). Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent. *Journal of Statistical Software*, 33(1), 1–22. https://doi.org/10.18637/jss.v033.i01

Gonzalez, O. (2021). Psychometric and Machine Learning Approaches to Reduce the Length of Scales. *Multivariate Behavioral Research*, *56*(6), 903–919. https://doi.org/10.1080/00273171.2020.1781585

Haroz, E. E., Kane, J. C., Nguyen, A. J., Bass, J. K., Murray, L. K., & Bolton, P. (2020). When less is more: reducing redundancy in mental health and psychosocial instruments using Item Response Theory. *Global Mental Health*, *7*, e3. doi:10.1017/gmh.2019.30

Jung, S. J., & Seo, J. W. (2025). A transformer-based embedding approach to developing short-form psychological measures. *Frontiers in Psychology*, *16*, 1640864. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2025.1640864/BIBTEX

Kam, C. C. S. (2019). Careless responding threatens factorial analytic results and construct validity of personality measure. *Frontiers in Psychology*, *10*(JUN), 461631. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2019.01258/BIBTEX

Kemper, C. J., Trapp, S., Kathmann, N., Samuel, D. B., & Ziegler, M. (2019). Short Versus Long Scales in Clinical Assessment: Exploring the Trade-Off Between Resources Saved and Psychometric Quality Lost Using Two Measures of Obsessive–Compulsive Symptoms. *Assessment*, *26*(5), 767–782. https://doi.org/10.1177/1073191118810057

Kilmen, S., & Bulut, O. (2025). Shortening Psychological Scales: Semantic Similarity Matters. *Educational and Psychological Measurement*, *85*(5), 910–934. https://doi.org/10.1177/00131644251319047

Kleka, P., & Soroko, E. (2018). How to Abbreviate Questionnaires and Avoid the Sins? *Survey Research Methods*, *12*(2), 147–160. https://doi.org/10.18148/SRM/2018.V12I2.7224

Koğar, H. (2020). Development of a Short Form: Methods, Examinations, and Recommendations. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, *11*(3), 302–310. https://doi.org/10.21031/EPOD.739548

Lin, G., Liu, J., Lee, S. C., Wu, B., Li, S., Chiu, H., Wang, S., & Hsieh, C. (2024). Developing a machine learning-based short form of the positive and negative syndrome scale. *Asian Journal of Psychiatry*. https://doi.org/10.1016/j.ajp.2024.103965

Lowman, K. L., Costello, T. H., Stewart, R. A., Joyner, K. J., Bertoldi, B. M., & Patrick, C. J. (2025). Creating Scale Measures of Latent Factors: A Genetic Algorithmic Approach. *Assessment*. https://doi.org/10.1177/10731911251376230

Luo, Y., Chen, Q., Chen, J., & Zhan, P. (2024). Development and validation of two shortened anxiety sensitive index-3 scales based on item response theory. *Humanities and Social Sciences Communications 2024 11:1*, *11*(1), 1078-. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03615-z

Messick, S. (1994). Validity of psychological assessment: validation of inferences from persons' responses and performances as scientific inquiry into score meaning. *ETS Research Report Series*, *1994*(2), i–28. https://doi.org/10.1002/J.2333-8504.1994.TB01618.X

Obbarius, A., Ehrenthal, J. C., Fischer, F., Liegl, G., Obbarius, N., Sarrar, L., & Rose, M. (2021). Applying Item Response Theory to the OPD Structure Questionnaire: Identification of a Unidimensional Core Construct and Feasibility of Computer Adaptive Testing. *Journal of Personality Assessment*, *103*(5), 645–658. https://doi.org/10.1080/00223891.2020.1828435

Olaru, G., & Danner, D. (2021). Developing cross-cultural short scales using ant colony optimization.. *Assessment, 28* (1), 199-210. https://doi.org/10.1177/1073191120918026

Olaru, G., & Jankowsky, K. (2021). The hex-aco-18: Developing an age-invariant hexaco short scale using ant colony optimization.. *Journal of Personality Assessment*, 1-12. https://doi.org/10.1080/00223891.2021.1934480

Passarelli, M., Casetta, L., Rizzi, L., Chiorri, C., Cassina, F., Voi, S., & Rocco, D. (2024). Short and sweet: Comparing strategies for the reduction of questionnaires on self-criticism and social safeness while preserving construct validity. *International Journal of Psychology*, *59*(6), 1234–1244. https://doi.org/10.1002/IJOP.13249

Pflanz, C. P., Gallacher, J., & Bauermeister, S. (2024). A psychometric evaluation of the 16-item PHQ-ADS concomitant anxiety and depression scale in the UK biobank using item response theory. *Journal of Affective Disorders*, *347*, 335–344. https://doi.org/10.1016/J.JAD.2023.11.067

Raborn, A. W., Leite, W. L., & Marcoulides, K. M. (2020). A Comparison of Metaheuristic Optimization Algorithms for Scale Short-Form Development. *Educational and Psychological Measurement*, *80*(5), 910–931. https://doi.org/10.1177/0013164420906600

Raborn, A., & Leite, W. L. (2018). Shortform: An r package to select scale short forms with the ant colony optimization algorithm.. *Applied Psychological Measurement, 42* (6), 516-517. https://doi.org/10.1177/0146621617752993

Revelle, W. (2023). psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research (Version 2.3.9) [Computer software].

Northwestern University. https://CRAN.R-project.org/package=psych

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. Journal of Statistical Software, 48(2), 1–36. https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02

Sahdra, B. K., Ciarrochi, J., Parker, P. D., & Scrucca, L. (2016). Using genetic algorithms in a large nationally representative american sample to abbreviate the multidimensional experiential avoidance questionnaire. *Frontiers in Psychology, 7* (189), 189-189. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2016.00189

Schroeders, U., Morgenstern, M., Jankowsky, K., & Gnambs, T. (2024). Short-scale construction using meta-analytic ant colony optimization. *European Journal of Psychological Assessment*. https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000818

Schroeders, U., Wilhelm, O., & Olaru, G. (2016). Meta-heuristics in short scale construction: Ant colony optimization and genetic algorithm.. *PLOS ONE, 11* (11),. https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0167110

Scrucca, L. (2013). GA: A package for genetic algorithms in R. Journal of Statistical Software, 53(4), 1–37. https://doi.org/10.18637/jss.v053.i04

Speer, A. B., Delacruz, A. Y., & Wegmeyer, L. J. (2025). Measuring work attitudes with less: Supervised construct scoring to shorten work attitude measures. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, *98*(1). https://doi.org/10.1111/JOOP.70001

Speer, A. B., Perrotta, J., & Jacobs, R. R. (2023). Supervised Construct Scoring to Reduce Personality Assessment Length: A Field Study and Introduction to the Short 10. *Organizational Research Methods*, *27*(2), 223-264. https://doi.org/10.1177/10944281221145694

Steger, D., Weiss, S., & Wilhelm, O. (2023). The short inventory of creative activities (s-ica):Compiling a short scale using ant colony optimization. *Creativity Research Journal*, 1-16. https://doi.org/10.1080/10400419.2022.2128574

Tanaka, M., Kawakami, A., Sakagami, K., Terai, T., Fernandez, J., Keefer, L., & Ito, H. (2024). Development and validation of a 13-item short

version of the inflammatory bowel disease self-efficacy scale. *BMC Gastroenterology 2024 24:1*, *24*(1), 190-. https://doi.org/10.1186/S12876-024-03206-X

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with S* (4th ed.). Springer.

Wang, C., Zhu, R., & Xu, G. (2022). Using lasso and adaptive lasso to identify DIF in multidimensional 2pl models. *Multivariate Behavioral Research, 58* (2), 387- 407. https://doi.org/10.1080/00273171.2021.1985950

Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., D'Agostino McGowan, L., François, R., ... & Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686.https://doi.org/10.21105/joss.01686

Wise, T., & Sidarus, N. (2024). Reducing the burden of psychological questionnaire measures through selective item re-weighting. *Royal Society Open Science*, *12*(4). https://doi.org/10.1098/RSOS.241857

Yarkoni, T. (2010). The abbreviation of personality, or how to measure 200personality scales with 200 items. *Journal of Research in Personality,44*, 180 –198. http://dx.doi.org/10.1016/j.jrp.2010.01.002

Yu, Z., Jie-hui, Y., Tan, J., Zou, X., Su, J., & Xue, J. (2024). The simplification of the symptomchecklist-90 scale utilizing machine learning techniques. *Journal of Affective Disorders, 366*, 181-188. https://doi.org/10.1016/j.jad.2024.08.121

Zhou, D. J., Chahal, R., Gotlib, I. H., & Liu, S. (2024). Comparison of Lasso and Stepwise Regression in Psychological Data. *Methodology*, *20*(2), 121–143. https://doi.org/10.5964/METH.11523

Zimny, L., Schroeders, U., & Wilhelm, O. (2024). Ant colony optimization for parallel test assembly. *Behavior Research Methods*. https://doi.org/10.3758/s13428-023-02319-7