تحليل نمذجة المعادلات البنائية وأنواعها وتطبيقاته النفسية والتربوية

إعداد: أ.د. عبد الناصر أنيس عبد الوهاب

مستخلص

تعتبر نمذجة المعادلة البنائية اختبار إحصائي يساعد على تقييم مجموعة من معادلات الانحدار في نفس الوقت. والهدف من نمذجة المعادلات البنائية هو استكشاف العلاقات بين واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة وواحد أو أكثر من المتغيرات التابعة. ويتم استخدامه بشكل شائع في برامج أموس SPSS Amos وبرنامج ليزرل LISREL. وتعتبر نمذجة المعادلات البنائية أكثر تعقيدًا من نماذج التحليل الإحصائي التقليدية مثل الانحدار. إنها مزيج من خوارزميات الكمبيوتر المتنوعة والنماذج الرياضية والأساليب الإحصائية المجهزة في مجموعة البيانات. وهناك خمسة أنواع رئيسية من تحليل نمذجة المعادلات البنائية. كل واحد منها يساعد في بناء علاقة بين المتغيرات. وتتمثل هذه الأنواع الخمسة في الآتي: (1) التحليل العاملي التوكيدي confirmatory factor analysis؛ (2) تحليل المركب التوكيدي confirmatory composite analysis؛ (3) تحليل المسار path analysis؛ (4) تحليل مسار أقل المربعات الجزئي Partial least square path modeling؛ (5) نمذجة النمو الكامن Latent growth modeling. علاوة على ذلك، يمكن تقديم تحليل نمذجة المعادلة البنائية بنماذج مختلفة، منها: (1) نموذج القياس Measurement model؛ و(2) النموذج البنائي Structural model. كما أن هناك خصائص مميزة لكل نوع من أنواع التحليل وعرضه لبناء علاقة بين متغيرين أو أكثر. وتتناول هذه الورقة أنواع تحليل نمذجة المعادلة البنائية ونماذجها المختلفة، مع عرض مثال تطبيقي للتحليل العاملي التوكيدي كأحد هذه الأنواع.

الكلمات المفتاحية:

نمذجة المعادلة البنائية، التحليل العاملي التوكيدي، التربية وعلم النفس

Abstract

Structure Equation Modeling (SEM) is a statistical test that helps evaluate a set of regression equations simultaneously. The goal of structural equation modeling is to explore the relationships between one or more independent variables and one or more dependent variables. It is commonly used in SPSS Amos and LISREL software. Structural equation modeling is more complex than traditional statistical analysis models such as regression. It is a combination of various computer algorithms, mathematical models and statistical methods fitted into the dataset. There are five main types of structural equation modeling analysis. Each one helps build a relationship between the variables. These five types are as follows: (1) confirmatory factor analysis; (ii) confirmatory composite analysis; (3) path analysis; (iv) Partial least square path modeling; (5) Latent growth modeling. Moreover, structural equation modeling analysis can be presented with different models, including: (1) Measurement model; and (2) the structural model. There are also distinctive characteristics for each type of analysis and its presentation to build a relationship between two or more variables. This paper deals with the different types of structural equation modeling analysis and its models, with an applied example of confirmatory factor analysis being presented as one of these types.

key words:
Structural equation modeling, confirmatory factor analysis, education and psychology

تحليل نمذجة المعادلات البنائية وأنواعها وتطبيقاته النفسية والتربوية

إعداد: أ.د. عبد الناصر أنيس عبد الوهاب

مقدمة:

نمذجة المعادلة البنائية (Structure Equation Modeling: SEM) هو اختبار إحصائي يساعد على تقييم مجموعة من معادلات الانحدار في نفس الوقت. الهدف من نمذجة المعادلات البنائية هو استكشاف العلاقات بين واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة وواحد أو أكثر من المتغيرات التابعة. ويتم استخدامه بشكل شائع في برامج أموس SPSS Amos وبرنامج ليزرل LISREL. تعتبر نمذجة المعادلات البنائية أكثر تعقيدًا من نماذج التحليل الإحصائي التقليدية مثل الانحدار. إنها مزيج من خوارزميات الكمبيوتر المتنوعة والنماذج الرياضية والأساليب الإحصائية المجهزة في مجموعة البيانات.

هناك خمسة أنواع رئيسية من تحليل نمذجة المعادلات البنائية. كل واحد منها يساعد في بناء علاقة بين المتغيرات. وتتمثل هذه الأنواع الخمسة في الآتي:

1- التحليل العاملي التوكيدي confirmatory factor analysis
2- تحليل المركب التوكيدي confirmatory composite analysis
3- تحليل المسار path analysis
4- تحليل مسار أقل المربعات الجزئي Partial least square path modeling
5- نمذجة النمو الكامن Latent growth modeling

علاوة على ذلك، يمكن تقديم تحليل نمذجة المعادلة البنائية بنماذج مختلفة، منها:

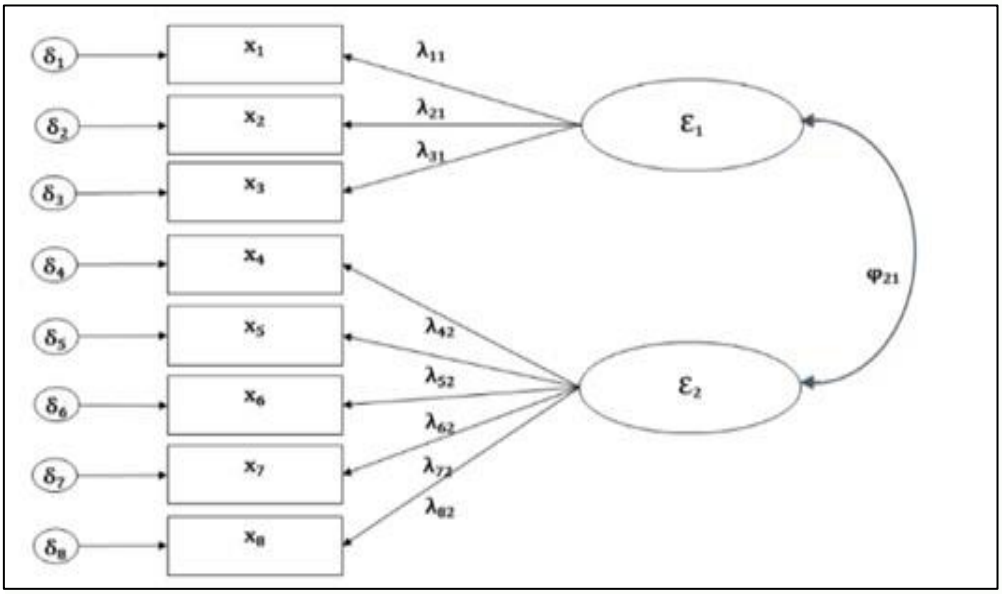
1. نموذج القياس Measurement model
2. النموذج البنائي Structural model

هناك خصائص مميزة لكل نوع من أنواع التحليل وعرضه لبناء علاقة بين متغيرين أو أكثر، وتمثل هذه الخصائص في التالي:

1- تقليل المتغيرات الملحوظة من خلال التحليل العاملي التوكيدي:

تعتبر نمذجة المعادلة البنائية مصطلح يستخدم لوصف النماذج التي تدرس الروابط السببية بين المتغيرات الكامنة أو غير المرصودة التي ليس لها قيمة. **وتحدد نمذجة المعادلة البنائية** مساهمة العبارات المختلفة في هذا التقييم لمتغير كامن

(Holtzman, 2011). في هذه العملية، يعد التحليل العاملي التوكيدي أسلوبًا لفحص تأثير كل عبارة في قياس البنية المعنية أو المتغير الرئيسي. وبالتالي، فإنه يتيح اختيار التركيبات (المكونات) ذات الصلة فقط للنموذج. ويمكن أن يقلل التحليل العاملي التوكيدي من أبعاد البيانات ويوحد مقياس المؤشرات المختلفة. بمعنى آخر، إذا كان النموذج يحتوي على العديد من المتغيرات الكامنة، فسيساعد التحليل العاملي التوكيدي على تقليلها بحيث لا تظهر إلا المتغيرات ذات الصلة (Fan, 2016).



الشكل 1: التحليل العامل التوكيدي (Escobar, 2019)

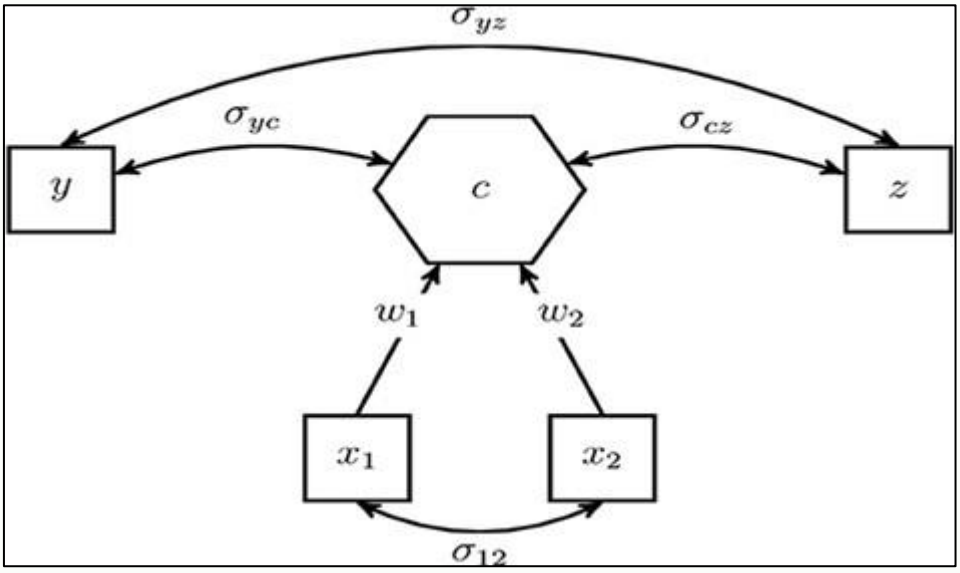
يعتبر نموذج التحليل العاملي التوكيدي الخطوة الأولى لتحليل نمذجة المعادلة البنائية. ويحدد أهمية أي عبارة في حساب التأثير. بالنسبة للشكل (1)، يحدد النموذج كيف يتم قياس العوامل مثل ε_1 و ε_2 بواسطة مؤشرات، أي x_1 إلى x_8.

2- اختبار النماذج المركبة التي لها متغيرات يمكن ملاحظتها:

يتم تعريف النماذج المركبة Composite models على أنها مجموعة من المكونات المترابطة التي تنشأ كمجموعات خطية من المتغيرات التي يمكن ملاحظتها؛ ذلك المتغير المقاس بأكثر من متغير مُقاس. ويستخدم التحليل المركب التوكيدي لاختبار النماذج المركبة التي تتكون من المتغيرات المرصودة أو المقاسة. ويسهل التحليل المركب التوكيدي تشغيل وتقييم كفاءة النموذج. وبالتالي، يحتاج

الباحثون إلى اختيار النموذج الذي تم تعريفه بالفعل نظريًا، أي أن الأبحاث أو الدراسات الحالية قد ذكرت بالفعل الارتباط (Schuberth et al., 2018).

على سبيل المثال؛ تأثير إدارة المعلومات وإدارة التفاعل بين الركاب على مشاركة المعلومات الشخصية. هنا، نظرًا لاستخدام عبارتين لقياس المعلومات الشخصية، يمكن استخدام التحليل المركب التوكيدي.



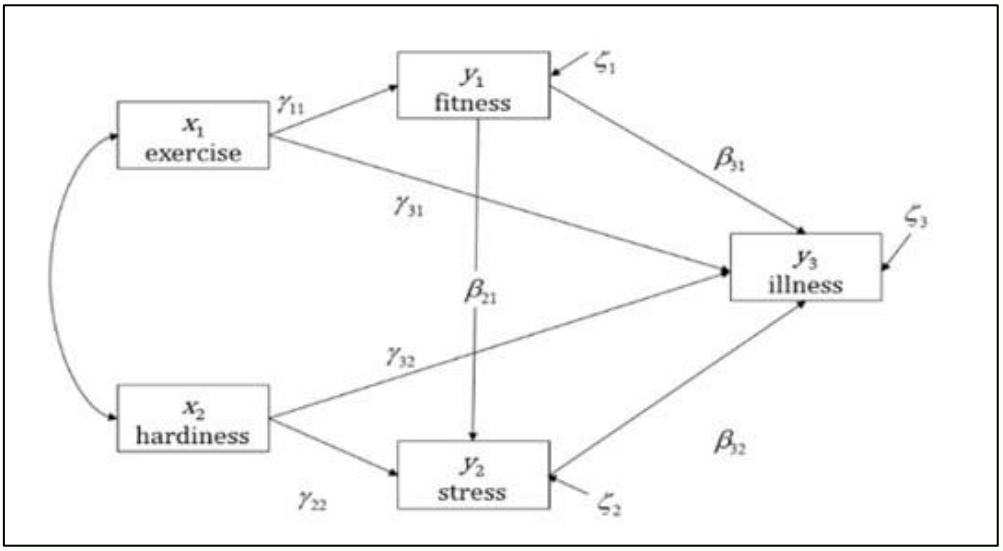
الشكل 2: التحليل المركب التوكيدي (Schuberth et al., 2018)

بصريًا، يوضح الشكل 2 التحليل المركب التوكيدي حيث يكون c متغيرًا مركبًا مثل المعلومات الشخصية، بينما x_1 و x_2 و y و z متغيرات ملحوظة. هنا، x1 و x2 هو متغير إدارة المعلومات وإدارة التفاعل. يمكن أن يكون المتغيران الملحوظان y و z بعض المتغيرات الأخرى ذات الصلة بمشاركة المعلومات الشخصية التي ليس لها تأثير مباشر على سلوك مشاركة المعلومات الشخصية.

3- فحص الروابط بتحليل المسار:

تحليل المسار Path analysis هو نوع من التحليل الإحصائي للانحدار المتعدد الذي يفحص الروابط بين متغير تابع ومتغيرين مستقلين أو أكثر لاختبار الفرضية. ويساعد تحليل المسار على فهم العلاقات السببية بين المتغيرات (Crossman, 2019).

على سبيل المثال؛ يمكن بناء نموذج لفحص تأثير التمرين والجهد على المرض من خلال النظر في التأثير الوسيط للياقة البدنية والتوتر.



الشكل 4: تحليل المسار

بينما يساعد تحليل المسار في تقييم العلاقة الموجودة بين المتغيرات، يتم إكمال اتجاه الارتباط بناءً على النموذج (Crossman, 2019).

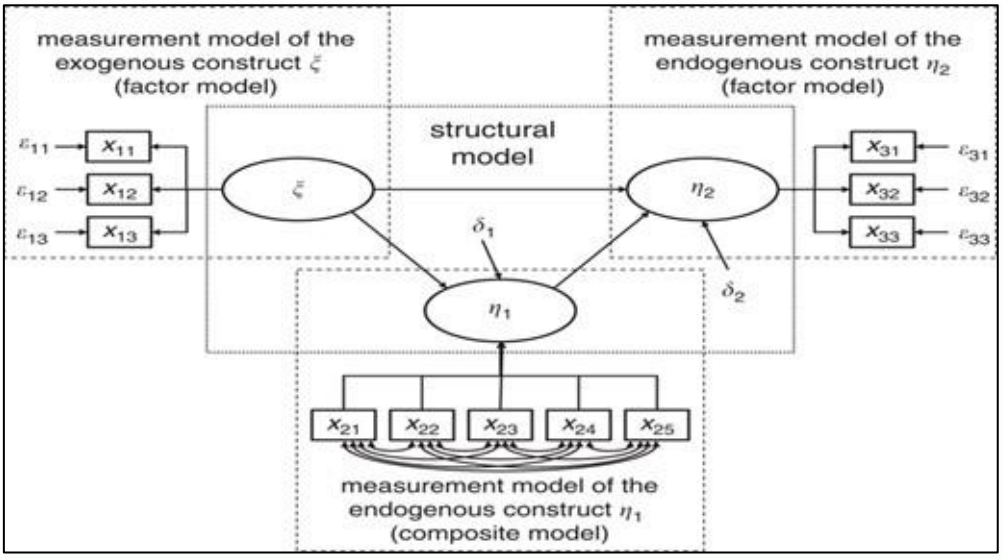
4- نمذجة مسار المربع الجزئي الأقل:

تُستخدم نمذجة مسار المربع الجزئي الأقل Partial least square path modeling لاختبار النماذج الاستكشافية التي لم يتم إثبات صحتها أو اختبارها والتحقق من صحتها. إنه مزيج من نماذج مختلفة من التحليلات المركبة التوكيدية. ويوجد نوعان من نماذج المسار المربع الجزئي الأصغر:

1. النماذج الداخلية inner models
2. النماذج الخارجية outer models

يحدد النموذج الداخلي ارتباط البناء الرئيسي أو ارتباط المتغيرات الكامنة فقط لتقديم العلاقة بين المتغيرات الرئيسية (النموذج البنائي). ويتكون النموذج الخارجي من ارتباط بناء واحد مع بياناته المرصودة (نموذج القياس) (Henseler et al., 2009).

على سبيل المثال؛ يمكن استخدامه لبناء نموذج لفهم تأثير 5 ممارسات لإدارة المشاريع على أداء المشروع؛ حيث تعتمد كل ممارسة إدارية وأداء مشروع على بعض العبارات الأخرى.



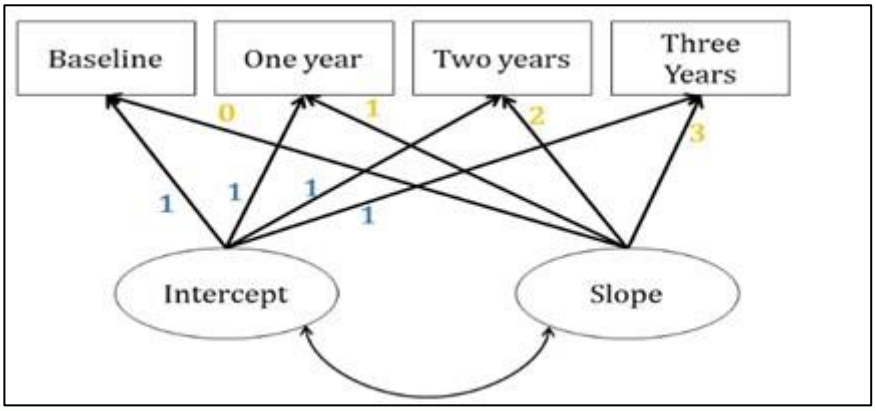
الشكل 5: نمذجة مسار المربع الجزئي الأقل (Henseler et al., 2016)

المربع الجزئي الأقل هو نموذج معقد يتكون من عدد كبير من المتغيرات. لذلك يمكن صياغتها حتى في الحالات التي لا يوجد فيها الكثير من المعلومات النظرية ومع حجم عينة صغير (Yi fan, 2016). في الشكل (5)، هناك ثلاثة نماذج مختلفة للتحليل العاملي أو نماذج القياس مع الصناديق المربعة بينما يظهر نموذج بنائي واحد في الصندوق المستطيل.

5- نمذجة النمو الكامن:

نمذجة النمو الكامن Latent growth modeling هي منهجية ناجحة لتحليل البيانات الطولية عندما يكون تركيز الدراسة على التغيير الفردي، كما يتيح فحص البيانات التي تتغير بمرور الوقت (Serva, 2011). وبالتالي، فإنه يتيح مقارنة تأثيرات المتغيرات لفترات مختلفة.

على سبيل المثال؛ نظمت مؤسسات التعليم العالي برنامج تدريب مهني لتحسين مجموعة مهارات الطلاب. يجب بناء نموذج لمقارنة التأثير قبل التدريب وبعده. وبالتالي، يمكن استخدام نمذجة النمو الكامن في هذه الحالة.



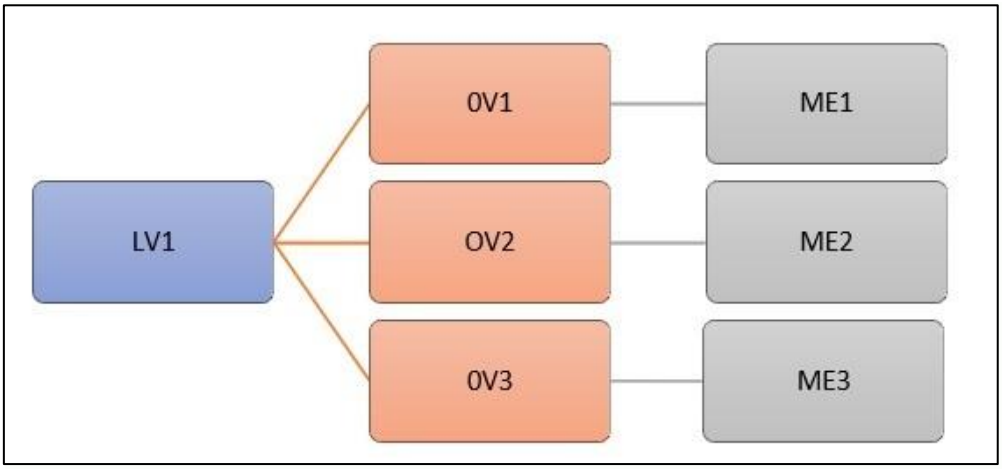
الشكل 6: نمذجة النمو الكامن (Escobar, 2019)

وبالتالي، فإن نموذج منحنى النمو الكامن مفيد بشكل خاص في تقييم التأثيرات المتغيرة بمرور الوقت لأن البيانات الطولية متكررة في البحث البيئي (Yi fan, 2016).

عرض تحليل نمذجة المعادلات البنائية مع نموذج القياس:

يصور نموذج القياس العلاقات بين المتغيرات المقاسة، عند وجود متغيرات ذات قيمة ومتغيرات كامنة، حيث يجب حساب القيمة بناءً على متغيرات أخرى. إنه يشير ببساطة إلى صياغة النموذج من خلال تضمين المتغير الملاحظ والمتغير الكامن وخطأ القياس في النموذج.

يرمز نموذج القياس إلى نموذج التحليل العاملي التوكيدي، وهو تحدد النمط الذي يتم من خلاله تشبع كل مقياس على عامل معين، أي وزن العلاقة بين متغيرين (DeVault, 2018).



الشكل 7: نموذج القياس

حيث،

- LV = متغير كامن
- OV = متغير ملاحظ
- ME = خطأ في القياس

هنا، يتكون النموذج من مصطلحات خطأ القياس والمتغيرات الكامنة والمتغيرات الملاحظة. لذلك، هناك وصف كامل لكل ارتباط للعنصر. ومن ثم، فإن نموذج القياس هو النموذج الذي يتم فيه تقديم عرض تفصيلي للنموذج.

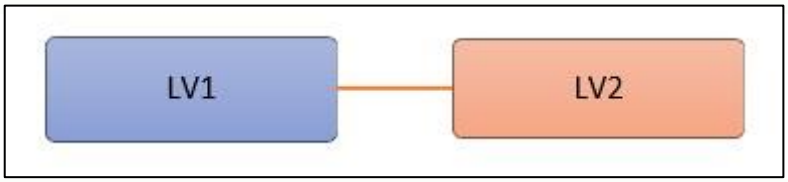
عرض تحليل نمذجة المعادلات البنائية بالنموذج البنائي:

النموذج البنائي هو بناء الروابط الفنية للنموذج حيث يكون التركيز فقط على التركيبات (المكونات) أو المتغير الكامن، الذي يصف العلاقة. إنه مجرد تحديد للربط بين المتغيرات الرئيسية دون ذكر العبارات التي تعتمد عليها هذه المتغيرات. يشبه النموذج البنائي نظرة عامة على العلاقة الموجودة بين المتغيرات الرئيسية للدراسة.

على سبيل المثال؛ تأثير التزام الموظف على الأداء التنظيمي دون النظر إلى البيانات التي تقيس هذه المتغيرات.

هنا، تمت صياغة النموذج من خلال تضمين المتغيرات الكامنة فقط بحيث يمكن تحديد علاقة التأثير فقط (DeVault, 2018). نظرًا لأنه يحدد العلاقة فقط وليس المتغيرات الفعلية، فإنه يوفر فقط نظرة عامة موجزة عن النموذج. ويمثل الشكل (8) نموذجًا بنائياً نموذجيًا.

الشكل 8: النموذج البنائي

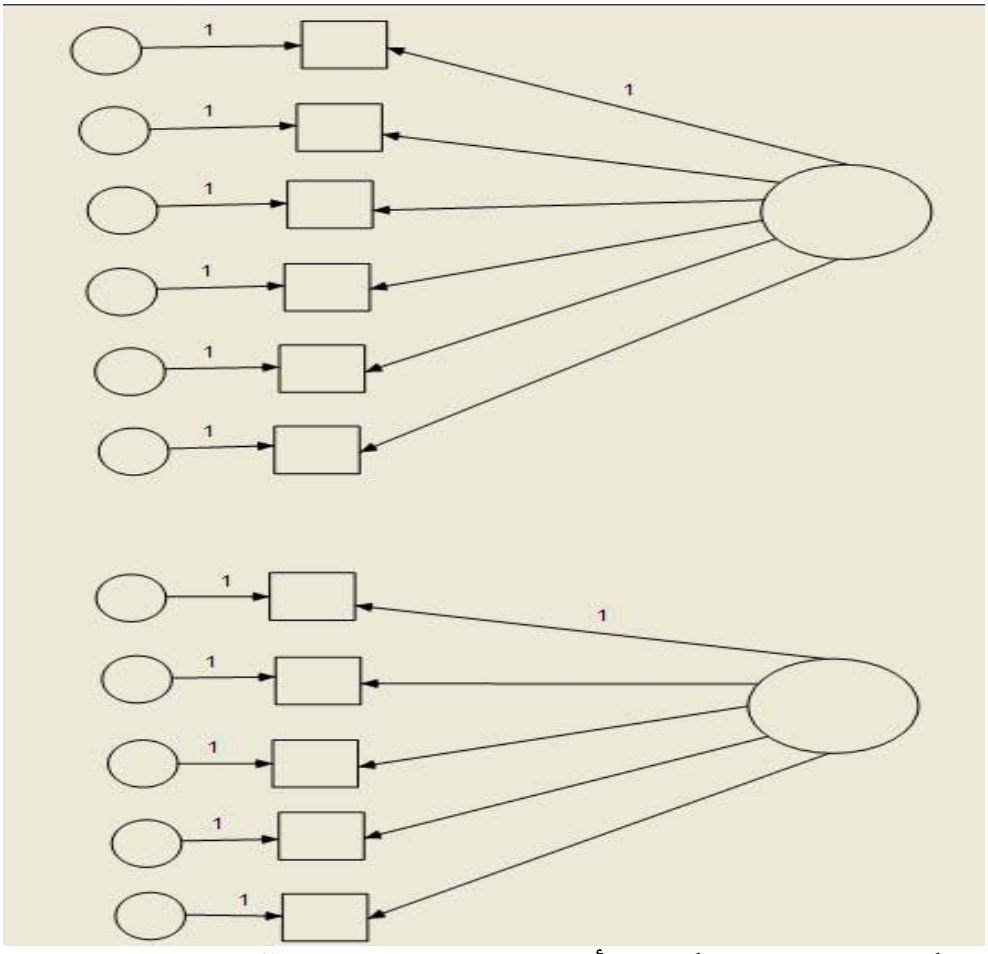


هنا، يمثل LV1 أول متغير كامن بينما LV2 يصور المتغير الكامن الثاني. على الرغم من أن التحليل لا يزال محسوبًا عن طريق تضمين خطأ القياس والمتغيرات المرصودة، فإن النموذج البنائي هو مجرد تمثيل للمكون الرئيسي، أي المتغيرات الكامنة.

تطبيق التحليل العامل التوكيدي باستخدام برنامج أموس AMOS

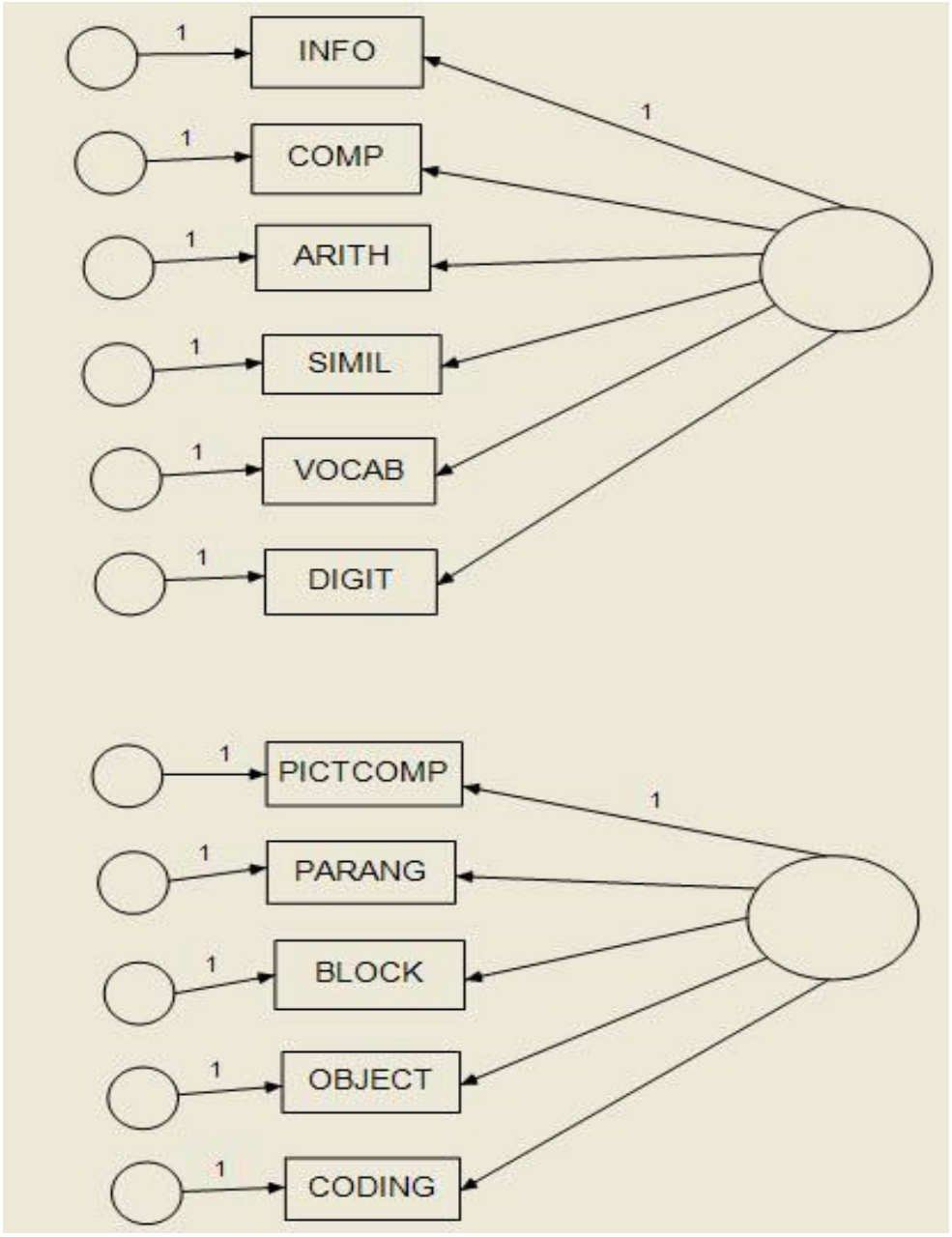
تتوفر بيانات هذا الدرس على موقع بيانات T&F's data وأيضًا من صفحة بيانات SPSS الخاصة بي، ملف CFA-Wisc.sav. قم بتنزيل الملف وإحضاره إلى SPSS وقم بتمريره إلى AMOS. بدلاً من ذلك، يمكنك فقط تشغيل AMOS Graphic، والنقر فوق "تحديد ملفات البيانات"، ثم تحديد CFA-Wisc.sav. هذا الملف يمكن تنزيله من الرابط: https://core.ecu.edu/wuenschk/SPSS/SPSS-Data.htm

الآن، ارسم متغيرين كامنين، أحدهما به ستة مؤشرات والآخر بخمسة مؤشرات، مثل هذا الذي يوضحه شكل 9.



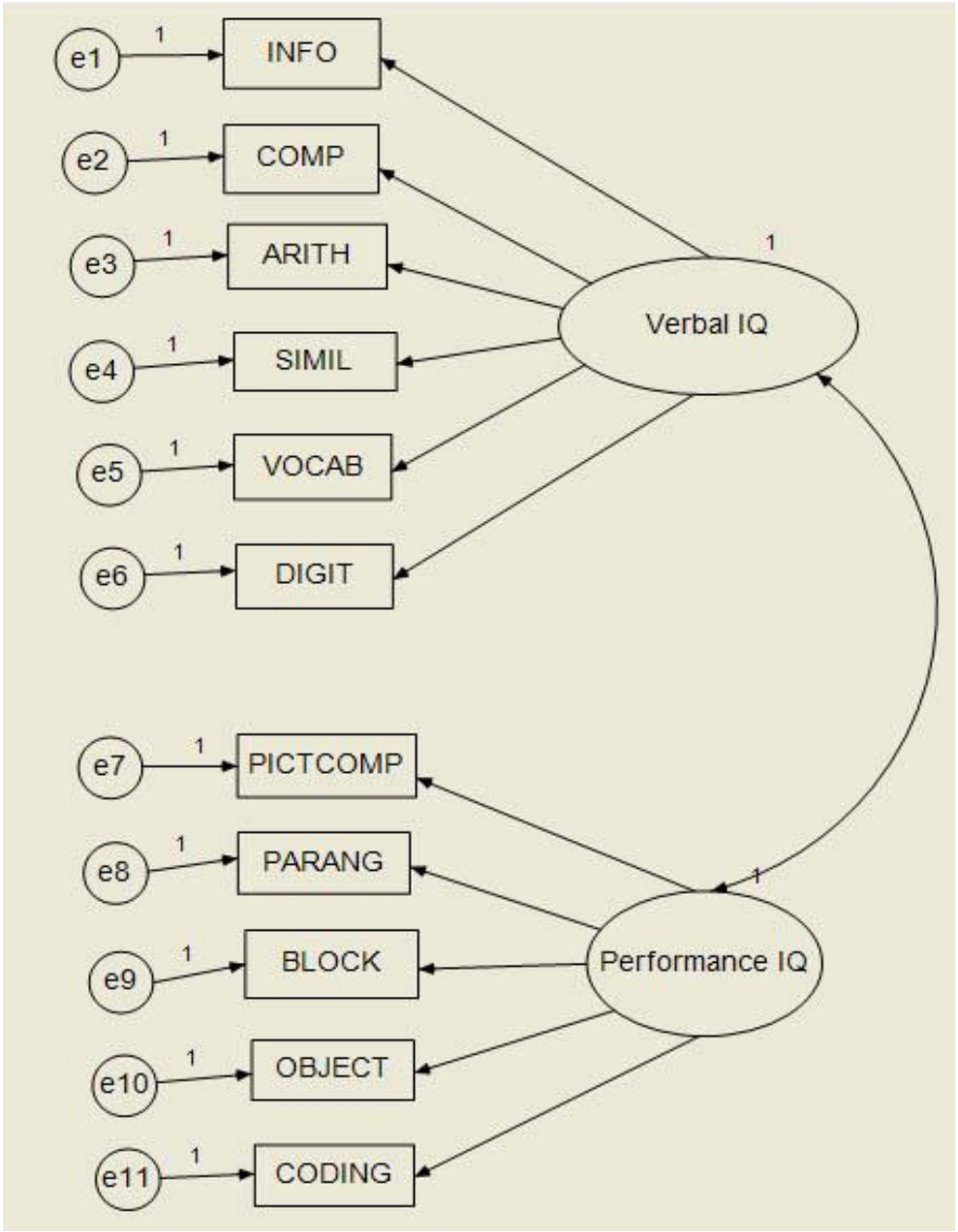
الشكل 9. رسم متغيرين كامنين، أحدهما به ستة مؤشرات والآخر بخمسة مؤشرات

انقر فوق "سرد المتغيرات في مجموعة البيانات List variables in data set" ثم اسحب أسماء المتغيرات المقاسة إلى المستطيلات، كما هو موضح بالشكل 10.



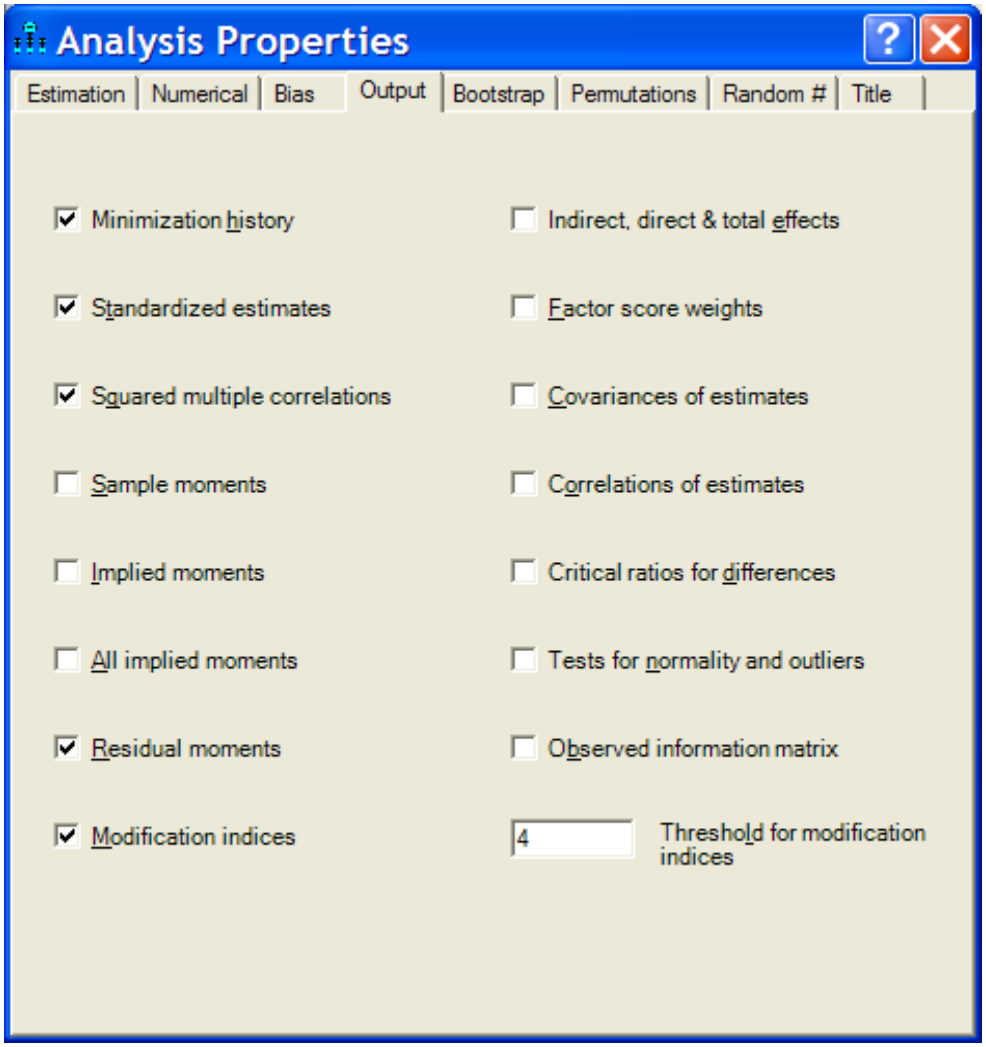
الشكل 10. نقل أسماء المتغيرات المقاسة إلى المستطيلات

باستخدام خصائص الكائن Object Properties، قم بتسمية الأخطاء والعوامل، وحدد لكلا العاملين تباين بالقيمة 1، وإزالة معاملات المسار الثابت، ورسم سهم برأسين كما بالشكل 11.



شكل 11. بتسمية الأخطاء والعوامل، وحدد لكلا العاملين تباين بالقيمة 1، وإزالة معاملات المسار الثابت، ورسم سهم برأسين بين المتغيرين الكامنين

انقر فوق "خصائص التحليل Analysis properties" وحدد النواتج المطلوب:



شكل 12. خصائص التحليل Analysis properties وتحديد النواتج المطلوبة

انقر فوق "حساب التقديرات Calculate estimates". انقر فوق "عرض مخطط مسار الإخراج View the output path diagram" و "عرض النص View Text".

أنظر إلى ملاحظات النموذج:

يوضح الشكل 13 ملاحظات النموذج المفترض Computation of degrees of freedom (Default model).

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments:	66
Number of distinct parameters to be estimated:	23
Degrees of freedom (66 - 23):	43

Result (Default model)

Minimum was achieved

Chi-square = 70.236

Degrees of freedom = 43

Probability level = .005

شكل 13. ملاحظات النموذج الافتراضي

انظر إلى الرسم البياني بتقديرات معيارية.

تباينات الخطأ للمتغيرات المقاسة، الموضحة على اليسار في الشكل (7)، هي ببساطة 1 ناقص قيمة R2 الموضحة في مخطط أموس. على سبيل المثال، للمعلومات، 1 - 0.58 = 0.42.

انظر إلى إخراج النص.

تم رفض الفرضية الصفرية للملاءمة الجيدة، ولكن قد يكون هذا ببساطة بسبب امتلاك قوة كبيرة كما هو موضح بالشكل (6). المؤشرات الملائمة لا بأس بها. مؤشر جودة الملاءمة GFI (0.931) وهو يتجاوز 0.9، ومؤشر جودة الملاءمة (goodness of fit index: GFI) هو مقياس الملاءمة بين النموذج المفترض ومصفوفة التغاير الملحوظة. ويصحح مؤشر جودة الملاءمة المعدل (adjusted goodness of fit index: AGFI) مؤشر جودة الملاءمة GFI، والذي يتأثر بعدد مؤشرات كل متغير كامن. ويتراوح كل من مؤشر جودة الملاءمة GFI ومؤشر جودة الملاءمة المعدل AGFI بين 0 و 1، وتكون الملاءمة أفضل كلما اقتربت القيمة من الواحد الصحيح، وخاصة أكبر من أو يساوي 0.95.

ومؤشر الملاءمة المقارن CFI (0.941) لا يصل تمامًا إلى معيار 0.95، ومؤشر جذر متوسط مربعات الخطأ التقريب root mean square error of approximation: RMSEA (0.06) بين جيد (0.05) وكاف (0.08). ومؤشر جذر

متوسط مربعات الخطأ التقريب RMSEA هو جذر متوسط الخطأ التربيعي للتقريب (تشير قيم 0.01 و 0.05 و 0.08 إلى ملاءمة ممتازة وجيدة ومتوسطة على التوالي، وبعضها يصل إلى 0.10 لملائمة قريبة من المتوسط). في Mplus، يمكنك أيضًا الحصول على قيمة مستوى دلالة p لملاءمة قريبة، أي أن RMSEA < 0.05.

يحلل مؤشر الملاءمة المقارن (comparative fit index: CFI) مدى ملائمة النموذج من خلال فحص التناقض بين البيانات والنموذج المفترض، مع ضبط قضايا حجم العينة المتأصلة في اختبار مربع كاي لملاءمة النموذج، ومؤشر الملاءمة المعياري normed fit index. تتراوح قيم مؤشر الملاءمة المقارن CFI من 0 إلى 1، حيث تشير القيم الأكبر إلى ملاءمة أفضل.

يعتبر مؤشر الملاءمة المقارن جيدًا جدًا إذا كان يساوي أو يزيد عن 0.95، وجيداً بين 0.9 و 0.95، وضعيفاً إذا كان يتراوح بين 0.8 و 0.9 وسيئًا إذا كان أقل من 0.8 (Portela, 2012).

يمكن أن تتراوح قيم مؤشر الملاءمة المقارن بين 0 و 1 (القيم الأكبر من 0.90، بشكل متحفظ 0.95 تشير إلى ملاءمة جيدة) RMSEA هو جذر متوسط الخطأ التربيعي للتقريب (تشير القيم 0.01 و 0.05 و 0.08 إلى توافق ممتاز وجيد ومتوسط على التوالي، يرتفع البعض إلى 0.10 للمستوى القريب من المتوسط).

تعتبر التباينات المشتركة المعيارية المتبقية Standardized Residual Covariances كبيرة بالنسبة لمتغير Comp-Pictcomp ومتغير Digit-Coding. وتشير مؤشرات تعديل التغاير Modification Indices for Covariances إلى وجود صلة بين e2 (الخطأ في comp) ونسبة الذكاء الأدائي Performance IQ - ربما نحتاج إلى مسار من نسبة الذكاء الأدائي Performance IQ إلى Comp. وتشير مؤشرات التعديل الخاصة بأوزان الانحدار إلى وجود صلة بين متغير Comp ومتغير (Object و Pictcomp)، وكلاهما مرتبط بنسبة الذكاء الأدائي Performance IQ. مرة أخرى، يشير هذا إلى مسار من متغير نسبة الذكاء الأدائي Performance IQ إلى متغير Comp. ويوضح جدول (2) هذه مؤشرات التعديل على النموذج الافتراضي لتحسين البنية العاملية للخاصية.

جدول 1. ملخص مؤشرات ملائمة النموذج

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Default model	23	70.236	43	.005	1.633

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Saturated model	66	.000	0		
Independence model	11	516.237	55	.000	9.386

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	.466	.931	.894	.606
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	2.241	.527	.432	.439

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	.864	.826	.942	.924	.941
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Default model	.782	.675	.736
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1.000	.000	.000

NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Default model	27.236	8.130	54.240
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	461.237	392.198	537.736

FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Default model	.404	.157	.047	.312

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Saturated model	.000	.000	.000	.000
Independence model	2.967	2.651	2.254	3.090

RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Default model	.060	.033	.085	.239
Independence model	.220	.202	.237	.000

AIC

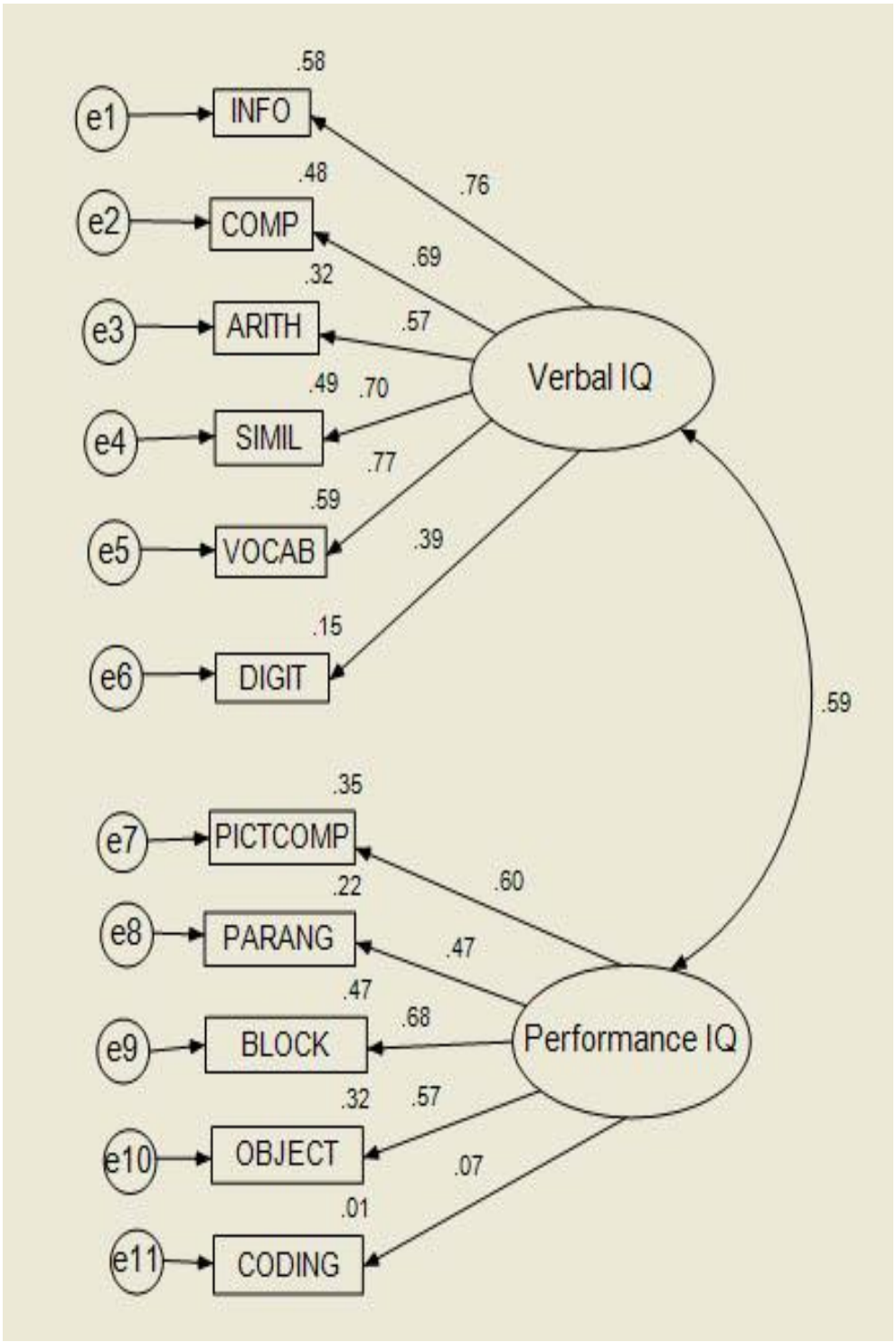
Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	116.236	119.643	189.026	212.026
Saturated model	132.000	141.778	340.876	406.876
Independence model	538.237	539.867	573.050	584.050

ECVI

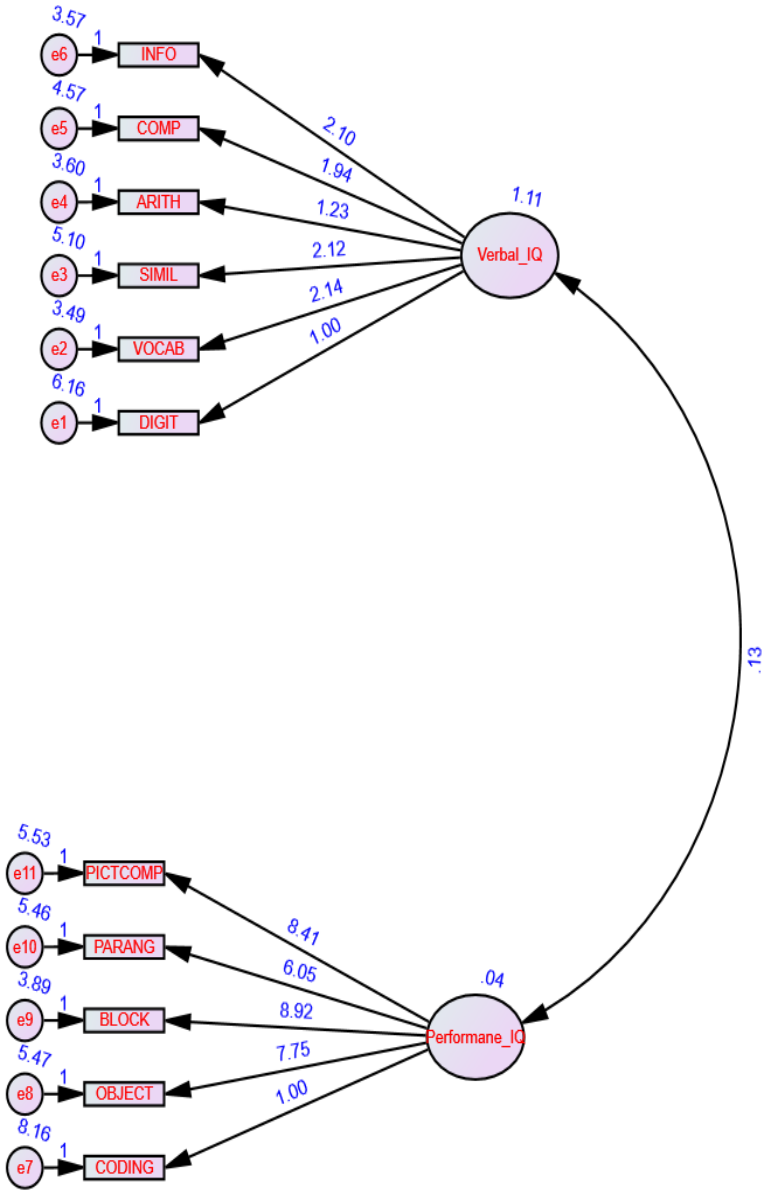
Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
Default model	.668	.558	.823	.688
Saturated model	.759	.759	.759	.815
Independence model	3.093	2.697	3.533	3.103

HOELTER

Model	HOELTER .05	HOELTER .01
Default model	147	168
Independence model	25	28


.58
e1
INFO
.76
.48
e2
COMP
.69
.32
e3
ARITH
.57
Verbal IQ
.49
.70
e4
SIMIL
.77
.59
e5
VOCAB
.39
.15
e6
DIGIT
.59
.35
e7
PICTCOMP
.60
.22
e8
PARANG
.47
.47
.68
e9
BLOCK
Performance IQ
.32
.57
e10
OBJECT
.07
.01
e11
CODING

شكل 14. رسم تخطيطي للنموذج 1.

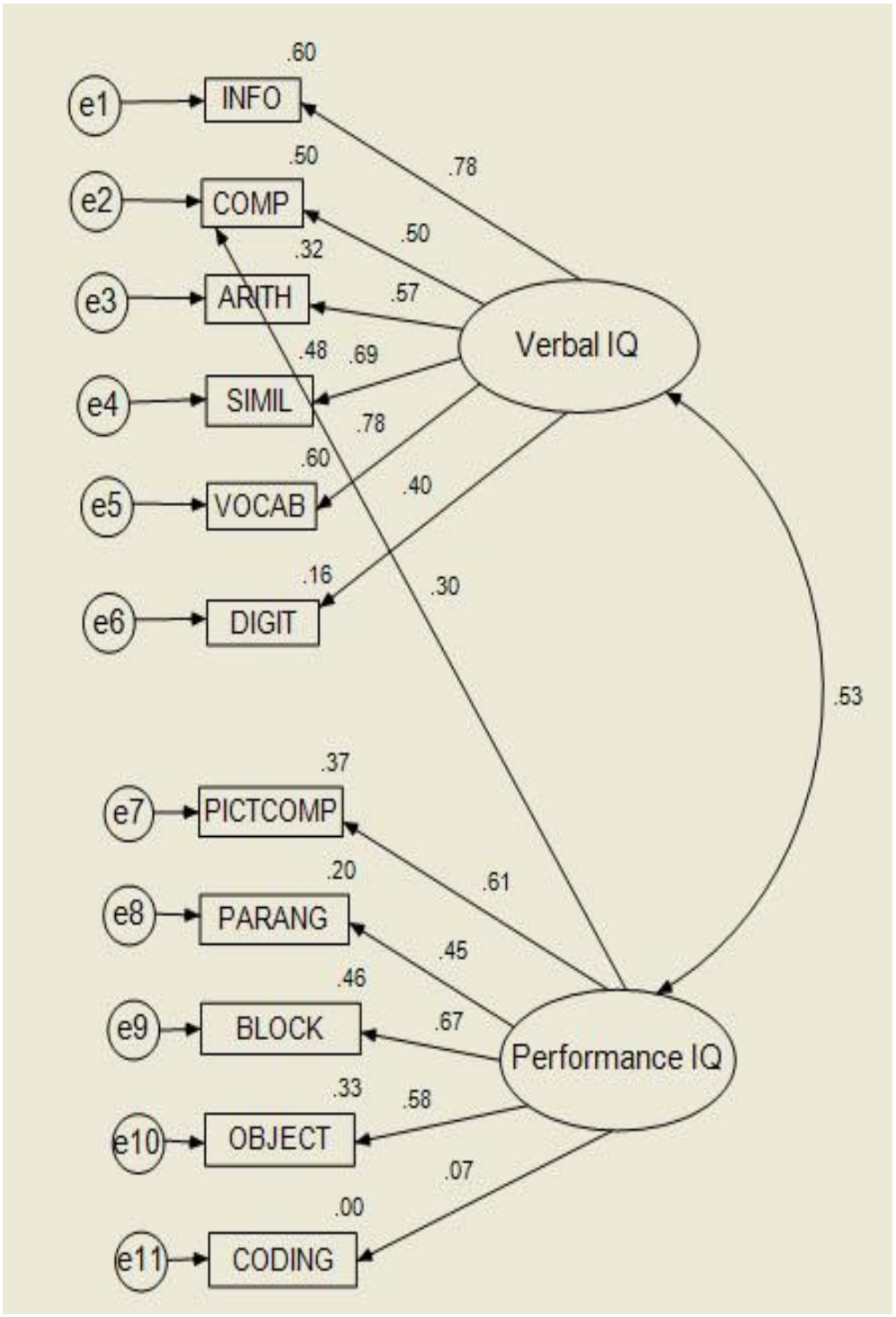

3.57
e6
1
INFO
4.57
e5
1
COMP
3.60
e4
1
ARITH
5.10
e3
1
SIMIL
3.49
e2
1
VOCAB
6.16
e1
1
DIGIT
2.10
1.94
1.23
2.12
2.14
1.00
1.11
Verbal_IQ
.13
5.53
e11
1
PICTCOMP
5.46
e10
1
PARANG
3.89
e9
1
BLOCK
5.47
e8
1
OBJECT
8.16
e7
1
CODING
8.41
6.05
8.92
7.75
1.00
.04
Performane_IQ

شكل 15. رسم تخطيطي للنموذج 1 بالتقديرات غير المعيارية

جدول (2). أوزان الانحدار للمتغيرات الملاحظة والمتغيرات الكامنة

			M.I.	Par Change
PICTCOMP	<---	CODING	4.194	-.138
OBJECT	<---	ARITH	5.513	-.194
CODING	<---	DIGIT	4.509	.171
COMP	**<---**	**Performane_IQ**	**4.569**	**2.118**
COMP	<---	PICTCOMP	7.109	.159
COMP	<---	OBJECT	5.317	.142
ARITH	<---	OBJECT	4.276	-.109
VOCAB	<---	PARANG	4.065	-.122
DIGIT	<---	CODING	4.608	.143

يوضح جدول (2) أن هناك ثمة علاقة بين متغيري COMP و Oerformance_IQ، حيث أن مقدار التغير الناتج عنه في البنية العاملية يعادل 2.118، ومن ثم وضع هذه العلاقة في الاعتبار يمكن أن يحسن من مؤشرات ملائمة النموذج الافتراضي. ويبين الشكل (7) هذه العلاقة، بينما يوضح الجدول (9) مؤشرات ملائمة النموذج بعد أخذ هذه العلاقة في الاعتبار.


.60
e1
INFO
.78
.50
e2
COMP
.50
.32
e3
ARITH
.57
Verbal IQ
.48
.69
e4
SIMIL
.78
.60
e5
VOCAB
.40
.16
e6
DIGIT
.30
.53
.37
e7
PICTCOMP
.61
.20
e8
PARANG
.45
.46
e9
BLOCK
.67
Performance IQ
.33
.58
e10
OBJECT
.07
.00
e11
CODING

شكل 16. رسم تخطيطي للنموذج 2 بتعديل النموذج 1 بأخذ العلاقة بين المتغيرات المؤثرة في النموذج في الاعتبار.

انظر إلى إخراج النص text output للنموذج الثاني. لقد انخفضت قيمة مربع كاي Chi لملائمة النموذج من 70.236 إلى 60.296، وهو انخفاض قدره 9.94، وهي قيمة دالة إحصائياً لدرجات حرية df واحد. أدت إضافة هذا المسار من Performance IQ إلى Comp إلى تحسين ملاءمة النموذج بشكل كبير. وزادت قيمة مؤشر جودة الملاءمة GFI من 0.931 إلى 0.942، CFI من 0.941 إلى 0.960، وانخفض مؤشر جذر متوسط الخطأ التربيعي للتقريب RMSEA من 0.06 إلى 0.05. ويوضح شكل 17 هذه النتائج

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments:	66
Number of distinct parameters to be estimated:	24
Degrees of freedom (66 - 24):	42

Result (Default model)

Minimum was achieved

Chi-square = 60.295

Degrees of freedom = 42

Probability level = .033

شكل 17. ملاحظات النموذج 2 بعد وضع العلاقة بين المتغيرات المؤثرة في ثبات وصدق النموذج في الاعتبار

لاحظ أن المسار من نسبة الذكاء الأدائي إلى متغير الترميز Coding ليس ذا دلالة إحصائية. وربما يجب علينا إسقاط هذا المتغير. يمكنك أسقطها وانظر ماذا سيحدث.

لاحظ أنه مع اسقاط متغير Coding من النموذج، لم تعد قيمة مربع كاي لجودة الملاءمة Chi-square دالة، حيث كانت قيمتها لدرجات حرية 33 = 45.018، بمستوى دلالة 0.079. وزادت قيمة مؤشر جودة الملاءمة GFI من 0.94 إلى 0.952، ومؤشر الملاءمة المقارن CFI من 0.960 إلى 0.974، وانخفض مؤشر RMSEA من 0.05 إلى .046. ويوضح جدول (2) مؤشرات ملائمة النموذج-2 المعدل.

جدول (2). ملخص مؤشرات ملائمة النموذج-2 المعدل

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Default model	24	60.295	42	.033	1.436
Saturated model	66	.000	0		
Independence model	11	516.237	55	.000	9.386

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	.425	.942	.908	.599
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	2.241	.527	.432	.439

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	.883	.847	.961	.948	.960
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Default model	.764	.674	.733
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1.000	.000	.000

NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Default model	18.295	1.578	43.009
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	461.237	392.198	537.736

FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Default model	.347	.105	.009	.247
Saturated model	.000	.000	.000	.000
Independence model	2.967	2.651	2.254	3.090

RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Default model	.050	.015	.077	.473
Independence model	.220	.202	.237	.000

AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	108.295	111.851	184.250	208.250
Saturated model	132.000	141.778	340.876	406.876
Independence model	538.237	539.867	573.050	584.050

ECVI

Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
Default model	.622	.526	.764	.643
Saturated model	.759	.759	.759	.815
Independence model	3.093	2.697	3.533	3.103

HOELTER

Model	HOELTER .05	HOELTER .01
Default model	168	192
Independence model	25	28

إحضار مخطط مسار قديم:

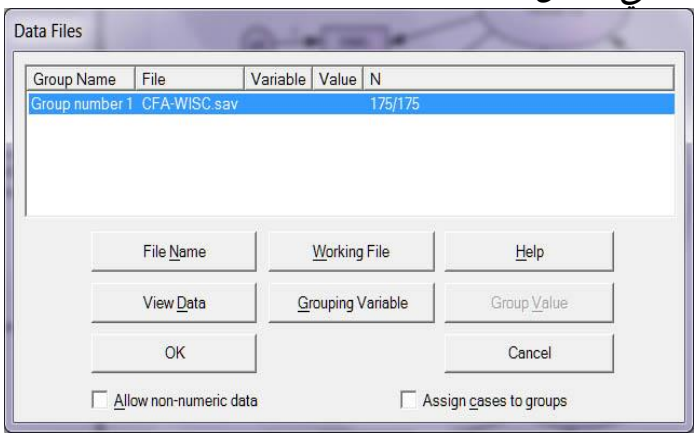
إذا قمت، في جلسة سابقة، بحفظ مخطط المسار الذي ترغب في استخدامه (في ملف *.amw)، يمكنك فقط استدعائه احتياطيًا بدلاً من الحاجة إلى إنشائه من جديد. لهذه البيانات، جرب هذا:

1. ملف، فتح CFA-Wisc.sav في برنامج SPSS.
2. تحليل، اموس Analyze, AMOS
3. ملف، فتح، CFA-Wisc.amw
4. تتلقى رسالة مثل هذه":

The file,
C:\Users\Vati\Documents_XYZZY_Stats\SPSS\CFA-Wisc.amw,
specifies a data file (CFA-WISC.sav).

To use Amos to analyze the data in the IBM SPSS Statistics data editor, please click File on the Amos Graphics menu, and then Data Files. In the Data Files window click the Working File button.

5. قم بما هو مطلوب - حدد ملف البيانات، وانقر فوق ملف العمل، ثم انقر فوق موافق، كما في الشكل 18.



شكل 18. إحضار مخطط مسار قديم لملف بيانات

6. اختر تحليل Analyze ثم احسب التقديرات Calculate Estimates.
7. انقر فوق "التقديرات غير المعيارية Unstandardized Estimates" أو "التقديرات المعيارية Standardized Estimates".
8. انقر فوق عرض View، ثم إخراج النص Text Output.

التحليل العاملي التوكيدي (CFA) في نمذجة المعادلة البنائية SEM باستخدام برنامج أموس SPSS Amos

التحليل العامل التوكيدي هو نمذجة المعادلة البنائية (Structural *Equation Modeling: SEM)* وطريقة التحليل العاملي المستخدمة لمعرفة ما إذا كانت المتغيرات الملاحظة تساهم في المتغيرات الكامنة أو غير الملاحظة.

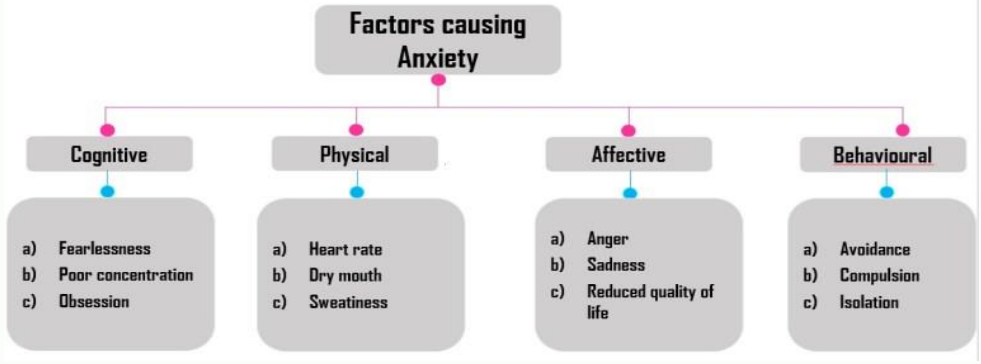
أوضحت ريا جيان وبريا شيتي (Jain & Chetty, 2021) خصائص التحليل العاملي التوكيدي. وتوضح هذه المقالة من خلال دراسة حالة كيفية بناء نموذج التحليل العاملي التوكيدي في برنامج أموس SPSS Amos.

قياس مستوى القلق لدى الفرد

الهدف من دراسة الحالة هذه هو تقدير مدى تسبب كل من هذه العوامل في القلق. من خلال البحث الثانوي، وجد أن نظرية القلق تنص على أن القلق ناتج عن أربعة عوامل (Antony, 2006):

- عاطفي
- معرفي
- بدني
- سلوكي

يحتوي كل من العوامل المذكورة أعلاه أيضًا على 3 عوامل أو جوانب فرعية ممثلة في الشكل أدناه.



الشكل 20: تصنيف للعوامل المسببة للقلق

لتحقيق هدف الدراسة، تم مسح 500 فرد. ويتكون الاستبيان من أسئلة تتعلق بجميع العوامل.

نموذج تحليل العامل التأكيدي لحساب مستوى القلق:

الخطوة الأولى هي إنشاء علاقة بين العوامل الرئيسية، أي العوامل:

1. المعرفية،
2. العاطفية،
3. السلوكية،
4. النفسية.

يتم ذلك باستخدام نموذج المعادلة البنائية *SEM*. ونظرًا لأن جميع العوامل تقيس متغيرًا واحدًا، أي القلق، يجب تحديد التباين بينهما لرسم الروابط بين المتغيرات. من خلال القيام بذلك، يتم بناء العلاقة بين العوامل. وتكون الخطوة التالية هي إثبات صدق النموذج وثباته من أجل إثبات كفاءته.

الثبات والصدق:

يتم تقييم ثبات وصدق النموذج باستخدام أربع قيم مختلفة مثل الصدق التقاربي، والاتساق الداخلي، وثبات الدرجة المركبة، والصدق التمييزي. وفيما يلي توضيح نتائج المقاييس الثلاثة الأولى.

الجدول 3: القيم المثالية لتحديد ثبات وصدق نموذج التحليل العامل التوكيدي في نمذجة المعادلة البنائية *SEM*

	AVE	CR	كرونباخ ألفا
عاطفي	0.59	0.71	0.70
نفسي	0.57	0.73	0.72
سلوكية	0.61	0.75	0.75
ذهني	0.64	0.76	0.74

متوسط التباين المستخرج (Average Variance Extracted: AVE):

هو مقياس لفهم الصدق التقاربي، أي قدرة بنية المقياس على مشاركة المفردات أو العبارات المستخدمة في تصويره. هنا، قيمة متوسط التباين المستخرج AVE لجميع المتغيرات أكثر من 0.5 أي العاطفي - 0.59، النفسي - 0.57، السلوكي - 0.61، والمعرفي 0.64. وبالتالي، فإن النموذج له صدق تقاربي.

ثبات الدرجة المركبة (Composite Reliability: CR):

يعتبر ثبات الدرجة المركبة طريقة لتقييم مساهمة أو أهمية مفردة ما من خلال فحص تحميل العوامل. هنا، قيمة ثبات الدرجة المركبة CR هي أيضًا أكثر من 0.7 لجميع عوامل البنية، أي العاطفي -0.71، النفسي -0.73، السلوكية -0.75، والمعرفي -0.76. وبالتالي، يتم اشتقاق ثبات الدرجة المركبة للنموذج.

الاتساق الداخلي:

يعتبر الاتساق الداخلي طريقة لحساب الثبات لتصوير ارتباط العامل بالعوامل الأخرى. يعتبر معامل كرونباخ ألفا طريقة لقياس الاتساق الداخلي. هنا تكون القيمة أكثر من 0.7 لجميع المتغيرات أي العاطفي -0.70، النفسي -0.72، السلوكي - 0.75، والمعرفي -0.74. وبالتالي، هناك وجود اتساق داخلي في النموذج.

أخيرًا، يعتبر الصدق التمييزي طريقة تحديد تمييز عوامل البنية عن بعضها البعض. هنا، تتم مقارنة قيمة ارتباط عوامل البنية مع الجذر التربيعي لمتوسط التباين

المستخرج AVE. ويوضح الجدول 4 أنه لكل من المتغيرات، تكون قيمة الارتباط أقل من الجذر التربيعي، أي 0.80 أكبر من 0.52 و0.58 و0.58. وبالتالي، فإن النموذج له صدق تمييزي.

الجدول 4: الصدق التمييزي في نموذج المعادلة البنائية *SEM* التي تظهر عوامل القلق

	ذهني	عاطفي	سلوكي	نفسي
ذهني	0.80			
عاطفي	0.52	0.77		
سلوكي	0.58	0.73	0.78	
نفسي	0.58	0.63	0.75	0.76

ومن ثم، مع استيفاء جميع شروط الثبات والصدق، يكون نموذج التحليل العاملي التوكيدي فعالاً لتقييم مساهمة العوامل في قياس مستويات القلق.

نموذج ملائمة نموذج التحليل العاملي التوكيدي في *نمذجة المعادلة البنائية (SEM)*:

يشير نموذج ملاءمة النموذج إلى قدرة النموذج على إعادة إنتاج الارتباط الحالي مع البيانات الأخرى التي تم اختبارها في ظل ظروف مماثلة. يضمن النموذج المجهز جيدًا الاتساق ويمنع إعادة العمل. وبالتالي، من الضروري فحص ملاءمة النموذج قبل تقييم الارتباط بين المتغيرات (Kenny, 2020; Shi & Lee, 2019). لهذا، يتم فحص ملاءمة النموذج كما هو موضح بالجدول 5.

الجدول 5: نموذج الملاءمة للتحليل العاملي التوكيدي في نمذجة المعادلة البنائية *SEM*

اسم الفئة	اسم الفهرس	معنى	قيمة المؤشر	الملائمة المناسبة
قياس ملائم تمامًا	CMIN / Df (قيمة مربع كاي المعياري / النسبي) (Normed/relative Chi-Square)	تحديد التناقض بين مصفوفة التباين الملائمة	4.94	أقل من 5

اسم الفئة	اسم الفهرس	معنى	قيمة المؤشر	الملائمة المناسبة
		والعينة عن طريق تقليل تأثير حجم العينة على النموذج.		
GFI (مؤشر جودة الملائمة adjusted goodness of fit)	يحدد المقياس قدرة التكرار للنموذج مع مصفوفة التغاير الملحوظ.	0.92	أكبر من 0.90	
AGFI (مؤشر جودة الملائمة المعدل adjusted goodness of fit)	حساب مؤشر جودة الملائمة GFI المعدل مع درجة الحرية.	0.88	أكبر من 0.90	
RMSEA (جذر متوسط مربع التقريب root mean square of approximate)	تحديد كفاءة النموذج لتلائم مصفوفة التغاير المجتمع مع معلمات غير معروفة ولكن تم اختيارها بشكل مثالي.	0.09	أقل من 0.10	

اسم الفئة	اسم الفهرس	معنى	قيمة المؤشر	الملائمة المناسبة
مقياس الملائمة التزايدي Incremental fit measure	NFI (مؤشر الملاءمة العادية)	موقع النموذج النسبي للنموذج بين الاستقلالية والنموذج المشبع	0.92	أكبر من 0.90
CFI (مؤشر الملائمة المقارن comparative (fit index	النموذج المنقح للمواد مؤشر الملائمة العادية حيث يتم حساب التناقض بين النموذج والبيانات المفترضة من خلال النظر في حجم العينة.	0.93	أكبر من 0.90	
TLI: Tucker Lewis index (مؤشر تاكر لويس)	نموذج مؤشر الملائمة العادلة المعدل يتيح فحص النموذج بحجم عينة أصغر.	0.91	أكبر من 0.90	
IFI: (Incremental fit index (مؤشر الملاءمة التزايدي)	نموذج مؤشر الملائمة العادية المعدل لحجم العينة ودرجة الحرية.	0.93	أكبر من 0.90	

اسم الفئة	اسم الفهرس	معنى	قيمة المؤشر	الملائمة المناسبة
مقياس الملائمة الشحيح Parsimonious fit measure	PGFI: parsimony comparative fit index (مؤشر جودة شح الملاءمة)	نموذج مؤشر جودة الملائمة المعدل Modified GFI حيث يؤخذ في الاعتبار فقدان درجة من الحرية	0.57	أكبر من 0.50
PCFI: parsimony comparative fit index مؤشر الملاءمة المقارن الشحيح)	نموذج مؤشر جودة الملائمة المقارن المعدل Modified CFI حيث يتم النظر في فقدان درجة من الحرية.	0.68	أكبر من 0.50	
PNFI: parsimony normed fit index (مؤشر الملاءمة المعياري الشحيح)	نموذج مؤشر ملائمة العادية المعدل Modified NFI حيث يؤخذ في الاعتبار فقدان درجة من الحرية.	0.67	أكبر من 0.50	

أظهر الجدول (3) أنه من أجل الملاءمة المطلقة، فإن جميع قيم المؤشرات تفي تقريبًا بالمعايير المطلوبة، مثل قيمة مربع كاي المعياري / النسبي = CMIN / Df 5 > 4.94، ومؤشر جودة الملائمة 0.9 < 0.92 = GFI، ومؤشر جذر متوسط الخطأ التربيعي للتقريب 0.10 > 0.09 = RMSEA، وحتى مؤشر جودة الملائمة المعدل AGFI يساوي 0.88 وهو أكبر من 0.90(Hooper et al., 2008). علاوة على ذلك، بالنسبة للملاءمة التزايدية parsimonious fitness أيضًا، يكون مؤشر الملائمة العادية 0.9 < 0.92 = NFI، ومؤشر الملائمة المقارن > 0.93 = CFI 0.9، ومؤشر تاكر لويس 0.9 < 0.91 - TLI، ومؤشر الملائمة التزايدي 0.93 = IFI 0.9 < (Hooper et al., 2008). حتى بالنسبة للملائمة الشحيحة، فإن قيمة المؤشرات هي كذلك حيث كان مؤشر الملائمة الشحيح PGFI = 0.57، وهو أكبر من 0.5، ومؤشر الملائمة المقارن الشحيح PCFI كان 0.68 وهو أكبر من 0.50، ومؤشر جودة الملائمة المعياري الشحيح PNFI كان 00.67 وهو أكبر من 0.50 (Hooper et al., 2008). ومن ثم، فإن النموذج يلبي جميع المتطلبات، وبالتالي فهو مناسب لبناء رابطة بين العوامل وتحديد مساهمة المتغيرات في قياس مستوى القلق.

فحص الارتباط:

من أجل تحديد العوامل التي تساهم في قياس مستوى القلق، تم تقييم جميع العوامل الفرعية بشكل منفصل. ويوضح جدول 6 هذه النتائج.

الجدول 6: فحص الارتباط والتقدير للتحليل العاملي التوكيدي في نمذجة المعادلة البنائية SEM

المتغيرات	البناء	التقدير	الخطأ المعياري SE	القيمة الحرجة C.R.	مستوى الدلالة
انخفاض QOL	عاطفي	1.00			
الغضب	عاطفي	1.34	0.11	12.69	0.00
الحزن	عاطفي	1.25	0.10	12.53	0.00
العرق	نفسي	1.00			
جفاف الفم	نفسي	0.79	0.07	11.45	0.00
معدل ضربات القلب	نفسي	1.38	0.08	17.80	0.00
العزل	سلوكية	1.00			
القهر	سلوكية	1.27	0.09	15.00	0.00
التجنب	سلوكية	1.29	0.09	14.66	0.00
الهواجس	ذهني	1.00			
ضعف التركيز	ذهني	1.14	0.09	12.34	0.00
عدم الخوف	ذهني	1.13	0.08	14.12	0.00

يوضح جدول 6 ما يلي:

أولاً، تعتبر "القيمة الاحتمالية" ذات صلة من أجل تقييم ما إذا كانت هناك علاقة دالة بين العوامل الفرعية والقلق أم لا. ويجب أن تكون هذه "القيمة الاحتمالية" أقل من 0.05 حتى توجد العلاقة (Kock, 2016). في هذه الحالة، جميع العوامل أو الجوانب الفرعية لها "قيمة احتمالية" تساوي 0.00، وبالتالي هناك علاقة كبيرة.

بعد ذلك، تعتبر قيمة "تقدير Estimate" المتغيرات ذات صلة. في حالة العديد من العوامل الفرعية مثل انخفاض QOL، والغضب، والحزن يكون مرتفعًا. هذا يدل على تشبع عاملي عالي. وبالمثل بالنسبة للبنى الأخرى أيضًا، يكون التشبع العامل أعلى من 0.5. وهذا يدل على أن العوامل العاطفية والمعرفية والسلوكية والنفسية لها مساهمة مهمة وإيجابية في قياس مستوى القلق لدى الفرد.

يساعد التحليل العاملي التوكيدي على تحديد كفاءة البنية. إنه خطوة أساسية وتحليل في نموذج المعادلة البنائية *SEM*. ونظرًا لأن النموذج أثبت فعاليته، فإن كل عامل من العوامل المختارة له مساهمة إيجابية في قياس البنية الرئيسية، أي العوامل العاطفية والمعرفية والسلوكية والنفسية معًا تحسب مستويات القلق الفردي.

المراجع:

Antony, M. M. (2006). Assessment of Anxiety and the Anxiety Disorders: An Overview. *Practitioner's Guide to Empirically Based Measures of Anxiety*, 9–17. https://doi.org/10.1007/0-306-47628-2_2

Crossman, Ashley. (2019*). Understanding Path Analysis*.

DeVault, G. (2018). *Structural Equation Modeling (SEM)*. Market Research.

Escobar, M. R. (2019). The four models you meet in Structural Equation Modeling. *The Analysis Factor*.

Fan, Y. (2016). *Applications of structural equation modeling (SEM) in ecological studies: an updated reviewtle*.

Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management and Data Systems*, 116(1), 2–20. https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing*, 20(January), 277–319. https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014

Holtzman, S. (2011). *Confirmatory Factor Analysis and Structural Equation Modeling of Noncognitive Assessments using PROC CALIS*.

Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. R. (2008). Structural Equation Modeling: Guidelines for Determining Model Fit. *The Electronic Journal of Business Research Methods*, *6*(1), 53–60.

Jain, Riya & Chetty, Priya (2021, October 20). Different types of structural equation modeling analysis. Knowledge Tank. https://www.projectguru.in/confirmatory-factor-analysis-cfa-in-sem-using-spss-amos/

Jain, Riya & Chetty, Priya (2022, June 3). *Confirmatory factor analysis (CFA) in sem using SPSS amos*. Knowledge Tank. https://www.projectguru.in/confirmatory-factor-analysis-cfa-in-sem-using-spss-amos/

Kenny, D. A. (2020). *Measuring Model Fit*. http://www.davidakenny.net/cm/fit.htm

Kock, N. (2016). Hypothesis testing with confidence intervals and P values in PLS-SEM. *International Journal of E-Collaboration*, *12*(3), 1–6.

Schuberth, F., Henseler, J., & Dijkstra, T. K. (2018). Confirmatory composite analysis. *Frontiers in Psychology*, 9(DEC). https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.02541

Serva, M. A. (2011). *Using Latent Growth Modeling to Understand Longitudinal Effects in MIS Theory: A Primer*. CAIS.

Shi, D., & Lee, T. (2019). Understanding the Model Size Effect on SEM Fit Indices. *Educational and Psychological Measurement*, *79*(2), 310–334. https://doi.org/10.1177/0013164418783530

Wuensch, Karl L. (July, 2018). *Dept. of Psychology, East Carolina University*, Greenville, NC 27858 USA.

Yi fan. (2016). *Applications of structural equation modeling (SEM) in ecological studies: an updated review.*