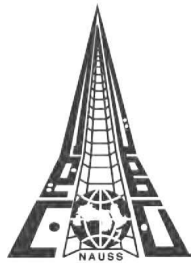


جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية
Naif Arab University for Security Sciences

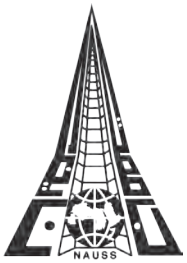
نمذجة المعادلة البنائية للعلوم النفسية والاجتماعية

الأسس والتطبيقات والقضايا

الجزء الثاني

أ. د. عبد الناصر السيد عامر

دار جامعة نايف للنشر
الرياض
١٤٣٩هـ / ٢٠١٨م



جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية
Naif Arab University for Security Sciences

نمذجة المعادلة البنائية للعلوم النفسية والاجتماعية

الأسس والتطبيقات والقضايا

الجزء الثاني

أ. د. عبد الناصر السيد عامر

دار جامعة نايف للنشر
الرياض
١٤٣٩هـ/ ٢٠١٨م

ⓒ (٢٠١٨م)، دار جامعة نايف للنشر ـ الرياض ـ

المملكة العربية السعودية. ص.ب ٦٨٣٠ الرياض: ١١٤٥٢
هاتف ٢٤٦٣٤٤٤ (١١ - ٩٦٦+) فاكس ٢٤٦٤٧١٣ (١١ - ٩٦٦+)
البريد الإلكتروني: nuph@nauss.edu.sa

Copyright© (2018) Naif Arab University for Security Sciences (NAUSS)

ISBN 978 - 603 - 8235 - 12 - 6

P.O.Box: 6830 Riyadh 11452 Tel. (+966 -11) 2463444 KSA
Fax (+966 -11) 2464713 E-mail nuph@nauss.edu.sa.

ⓒ (١٤٣٩هـ) دار جامعة نايف للنشر

فهرسة مكتبة الملك فهد الوطنية أثناء النشر
عامر، عبدالناصر السيد
نمذجة المعادلة البنائية للعلوم النفسية والاجتماعية: الأسس والتطبيقات والقضايا/ أ.د. عبدالناصر السيد عامر، الرياض ١٤٣٩هـ .٢ مج
٣١٢ ص، ١٧ ـ ٢٤ سم
ردمك: ٢ ـ ١٠ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (مجموعة)
ردمك: ٦ ـ ١٢ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (ج ٢)
١ ـ الطرق الإحصائية ٢ ـ علم النفس ـ الطرق الإحصائية ٣ ـ علم الاجتماع ـ الطرق الإحصائية أ ـ العنوان
ديوي ٤٢٢,٠٠١ ١٤٣٩/٢٦١٩
رقم الإيداع: ١٤٣٩/٢٦١٩
ردمك: ٢ ـ ١٠ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (مجموعة)
ردمك: ٦ ـ ١٢ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (ج ٢)

الإخراج الفني والطباعة: مطابع جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية
الرياض ـ هاتف: ٢٤٦٣٤٤٤ تحويلة: ١٦٣٠ / ١٦٣١ ـ فاكس: ٢٤٦٠٠٤٥

بسم الله الرحمن الرحيم

حقوق الطبع محفوظة لـ
جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية

جميع الأفكار الواردة في هذا الكتاب تعبر عن رأي صاحبها، ولا تعبر بالضرورة عن وجهة نظر الجامعة

المحتويـــــــات

المقدمـــــــة ٥

الفصل الأول: الانحدار المتعدد ٩

١ .١ خطوات تحليل الانحدار ١٣

١ .٢ أنواع تحليل الانحدار ١٥

١ .٣ مسميات تحليل الانحدار ١٥

١ .٤ الانحدار المتعدد ١٨

١ .٥ مصداقية نموذج الانحدار ٢٣

١ .٦ إستراتيجيات أو طرائق تحليل الانحدار المتعدد ٢٥

١ .٧ خطأ التخصيص ٢٨

١ .٨ الإخماد أو التناقضية ٢٩

١ .٩ مثال تطبيقي لتحليل الانحدار المتعدد باستخدام LISREL ٣٠

١ .١٠ تنفيذ الانحدار المتعدد بمسلماته في SPSS ٣٥

١ .١١ القوة الإحصائية للانحدار المتعدد باستخدام برنامج G-power ... ٧٠

١ .١٢ حجم العينة في الانحدار المتعدد ٧٣

١ .١٣ كتابة نتائج الانحدار المتعدد في تقرير البحث وفقًا لـ APA ٧٩

الفصل الثاني: تحليل المسار بين المتغيرات المقاسة ٨١

٢ .١ العرض البياني لتحليل المسار ٨٥

٢ .٢ مسلمات تحليل المسار ٨٩

٢ .٣ مثال لتحليل المسار باستخدام برنامج LISREL ٩١

٢ . ٤ مؤشرات أخرى للمطابقة ١٠٢
٢ . ٥ تحليل المسار ذي التأثيرات التبادلية بين ach1, ach2 ..... ١٠٥
الفصل الثالث: التحليل العاملي الاستكشافي (EFA) ١٠٩
٣ . ١ خطوات إجراء التحليل العاملي الاستكشافي..... ١١٣
٣ . ٢ مسلمات البيانات ١١٣
٣ . ٣ طرائق استخلاص العوامل Factor Extraction ١١٨
٣ . ٤ معايير تحديد عدد العوامل ١٢١
٣ . ٥ طرائق تدوير العوامل Ratation ١٢٦
٣ . ٦ حدود القطع لقبول تشبعات المفردات بالعوامل ١٢٩
٣ . ٧ تفسير العوامل Interpretatiom of Factor ١٣٠
٣ . ٨ تنفيذ التحليل العاملي في SPSS ١٣٣
٣ . ٩ كتابة نتائج التحليل العاملي وفقًا لـ APA ١٥٩
الفصل الرابع: التحليل العاملي التوكيدي (CFE) ١٦١
٤ . ١ مقارنة بين التحليل العاملي الاستكشافي والتحليل العاملي التوكيدي.. ١٦٤
٤ . ٢ أهداف التحليل العاملي التوكيدي ١٦٦
٤ . ٣ معالم نموذج التحليل العاملي التوكيدي ١٦٨
٤ . ٤ تفسير تقديرات معالم نموذج CFA ١٧٣
٤ . ٥ إشكاليات تحليل CFA ١٧٤
٤ . ٦ قضية التحديد لنماذج CFA ١٧٥
٤ . ٧ مثال تطبيقي لتحليل نماذج CFA باستخدام LISREL ١٧٩

٤ .٨ تحليل بطارية كوفمان باستخدام LISREL ٢٠٢
٤ .٩ التحليل العاملي التوكيدي ثنائي الرتبة أو عالي الرتبة..... ٢١٤
٤ .١٠ مثال تطبيقي لنموذج التحليل العاملي التوكيدي ثنائي الرتبة
باستخدام LISREL ٢١٤
الفصل الخامس: نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية (ESEM) ٢٢٥
٥ .١ نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية..... ٢٣٠
٥ .٢ مثال تطبيقي لتنفيذ ESEM في برنامج MPLUS ٢٣٣
٥ .٣ تحليل مقياس توجهات أو دافعية الإنجاز في ضوء CFA ٢٣٧
٥ .٤ تحليل مقياس توجهات الإنجاز باستخدام ESEM ٢٤٢
الفصل السادس: التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات ٢٥٣
٦ .١ إستراتيجية التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات ٢٥٩
٦ .٢ إجراءات تنفيذ إستراتيجية MCFA ٢٦٣
٦ .٣ تنفيذ نموذج MCFA ٢٦٦
٦ .٤ تحليل مقياس تقدير الذات في ضوء MCFA ٢٧٠
المراجـــــع ٢٨٣
قائمة المصطلحات ٢٩٧

المقدمة

تمثل نمذجة المعادلة البنائية إستراتيجية تحليلية متقدمة في العلوم النفسية والسلوكية والاجتماعية، وهذه الإستراتيجية تتضمن تحليل الانحدار وتحليل المسار والتحليل العاملي الاستكشافي والتحليل العاملي التوكيدي وغيرها.

ويستخدم تحليل الانحدار وتحليل المسار والتحليل العاملي سواء الاستكشافي أو التوكيدي أو الاستكشافي ـ التوكيدي معًا بصورة متزايدة في التخصصات كافة.

وفي هذا الجزء من الكتاب عرضت تحليل الانحدار بوصفه أسلوبًا مناسبًا لتحليل بيانات البحوث غير التجريبية، وكذلك يمكن استخدامه في تحليل بيانات البحوث شبه التجريبية والبحوث التجريبية بهدف التنبؤ (بناء معادلة التنبؤ بالمستقبل)، أو التفسير (الإسهام النسبي في تفسير المتغير التابع)، أو دراسة مدى مطابقة النموذج لبيانات الظاهرة موضوع الدراسة.

وعرضت تحليل المسار بوصفه أسلوبًا مناسبًا للتحقق من النماذج السببية التي تشرح العلاقات السببية بين متغيرات الظاهرة بصورة أكثر شمولية، وهذا يناسب طبيعة الظواهر النفسية والاجتماعية والسلوكية.

وعرضت أسلوب التحليل العاملي بأنواعه سواء الاستكشافي أو التوكيدي أو الاستكشافي ـ التوكيدي معًا، ويستخدم للتحقق من البناء التحتي للمتغيرات التي تقاس في صورة مقاييس أو استبانات، وعلى ذلك فهو أداة فعالة لتقييم الأبنية التحتية للمفاهيم النفسية والاجتماعية

وغيرهـا، وذلـك للتحقـق مـن مصداقيـة النظريـات النفسـية والاجتماعيـة والتربوية.

ولـكل هذه الأسـاليب عرضت الخلفيـة النظرية بعيدًا عـن التعقيدات الحسـابية، ومسـلماته وكيفيـة إجرائـه باسـتخدام البرامـج الإحصائيـة الحاسـوبية، مثـل: LISREL وMPLUS بوصفهـما مـن أكثـر البرامـج اسـتخدامًا في هـذا المجـال، بجانـب برنامـج SPSS.

وأتمنـى بعـد هـذا الجـزء أن يكـون الباحـث قـادرًا عـلى تحليـل بيانات بحثـه باسـتخدام هـذه الأسـاليب بصـورة منهجيـة سـليمة وبثقـة كبيرة.

وجـاء هـذا الجـزء من الكتاب في سـبعة فصـول؛ تنـاول الفصل الأول الانحـدار المتعـدد ومسـلماته وطرائـق تحليلـه، ومثـالًا تطبيقيًّـا للانحـدار المتعـدد وتفسـير معالمـه باسـتخدام برنامـج LISREL، وكذلـك تنفيـذه في برنامـج SPSS. وتضمـن الفصـل الثـاني أسـلوب تحليـل المسـار بـين المتغيرات المقاسـة: مفهومه، والهـدف منه، ومعالمه، وتفسـيره، وكيفية بنائه، وتنفيـذه مـن خـلال برنامـج LISREL. وتنـاول الفصـل الثالـث التحليل العامـلي الاستكشـافي (EFA) وخطـوات إجرائـه سـواء مسـلماته أو طرائق الاسـتخلاص أو طرائـق التدويـر مع إعطاء مثـال لكيفية تنفيـذه في برنامج SPSS. وتضمن الفصل الرابع نمـوذج التحليل العاملي التوكيدي (CFA)، وأهميته، وتفسـير معالمه، وكيفية تنفيذه في برنامـج LISREL، وكذلك أمثلة للتحقـق مـن مصداقية مقاييس نفسـية مختلفـة، وعرضت نمـوذج التحليل العامـلي التوكيـدي من الدرجـة أو الرتبـة الثانية. وتضمـن الفصل الخامس إسـتراتيجية نمذجـة المعادلـة البنائيـة الاستكشـافية (ESEM)؛ مفهومهـا، وتفوقهـا عـلى التحليل العامـلي الاستكشـافي والتحليل العامـلي التوكيدي،

ومثالًا تطبيقيًّا لمقياس توجهات الأهداف وكيفية تنفيذها في برنامج MPLUS. وتناول الفصل السادس التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات (MCFA)؛ مفهومه ومبررات استخدامه وخطوات إجرائه، ومثالًا تطبيقيًّا لمقياس تقدير الذات وكيفية تنفيذ التحليل العاملي متعدد المستويات في برنامج MPLUS. وتضمن الفصل السابع تقويمًا لاستخدام نمذجة المعادلة البنائية في التراث والدراسات النفسية المصرية والعربية، وجرى عرض إرشادات وتوصيات للاستخدام الأمثل لنمذجة المعادلة البنائية وتطبيقاتها.

والله الموفق والمستعان،،،

الفصل الأول

الانحدار المتعدد

Multiple Regression

١ . الانحدار المتعدد

Multiple Regression

١ . ١ تمهيد

تعد نمذجة المعادلة البنائية حالة عامة لتحليل الانحدار؛ ولذلك يتناول هذا الفصل تحليل الانحدار المتعدد ومسلماته وطرائق تحليله ومثالًا تطبيقيًّا للانحدار المتعدد وتفسير معالمه وتنفيذه في برنامج LISREL، وكذلك تنفيذه في برنامج SPSS. وبعد قراءة هذا الفصل أتوقع أن تكون قادرًا على التحقق من مسلمات الانحدار المتعدد، وقادرًا على تنفيذ الانحدار المتعدد في برنامجي LISREL وSPSS.

يعد تحليل الانحدار من أكثر الأساليب الإحصائية استخدامًا في تحليل بيانات العلوم الاجتماعية والسلوكية، وتحليل الانحدار البسيط هو أسلوب لتحليل تباين المتغير التابع عن طريق المعلومات المتاحة لمتغير مستقل وحيد (Pedhazure, 1997) . وعرض تحليل الانحدار يسهل في فهم تحليل المسار ونمذجة المعادلة البنائية.

ويرى (Tabachnik & Fidell 2007) أن الانحدار المتعدد هو مجموعة من الأساليب الإحصائية التي تسمح بتقدير العلاقة بين متغير تابع واحد والعديد من المتغيرات المستقلة، ويسمح الانحدار المتعدد بتقدير التأثيرات السببية عندما يتعذر إجراؤها في المعمل، والانحدار المتعدد هو اتساع للانحدار البسيط. ويهدف الانحدار إلى:

١ـ دراسة القيمة التنبؤية لمتغير مستقل واحد فأكثر على متغير تابع

واحـد فأكثـر، ويسـمى المتغـير المسـتقل بالمنبـئ Predictor والمتغـير التابـع بالمحـك أو الناتـج Outcome or Criterion؛ أي التركيـز عـلى تفصيلات النمـوذج بمتغيراتـه وأوزانه (أوزان الانحـدار غير المعيارية أو معامـلات الانحـدار غـير المعياريـة b_1, b_2)، بمعنـى معرفـة مـدى إسـهام أو أهميـة كل متغـير في العلاقـة بـين المتغـير التابـع ومجموعـة المتغيرات المسـتقلة، وهنا يسـتخدم **الانحدار للتفسـير** Regression for explanation، وهـذا هـو الهدف الأسـاسي للعلم؛ أي تفسـير الظاهرة، وفي هـذه الحالـة، فـإن اسـتخدام نمـذة المعادلـة البنائيـة SEM كبديـل للانحـدار المتعـدد فعـال ومفيـد؛ لأن الباحثـين ليـس هدفهـم فقـط معرفـة أي المنبئـات فسرت المتغـير التابع، بـل أيضًا تحديـد أي المنبئات أكثـر أهميـة في التنبـؤ وبنـاء معادلـة تنبـؤ في غايـة الأهمية.

٢ ـ تفسـير تبايـن المتغـير التابع (R^2) كلـما أمكن، وفي هذه الحالـة فإن معرفة أوزان المتغـيرات المنبئـة (التأثـيرات) ليسـت لهـا أهمية. وفي هـذه الحالة يسـتخدم **الانحدار لأغراض التنبـؤ** Regression for Prediction، وفي هـذه الحالـة اسـتخدام نمذجـة المعادلـة البنائيـة كبديل للانحـدار غير فعال.

٣ ـ تحديد مدى **مطابقة** Fitting نموذج الانحدار لبيانات العينة.

وإذا كانت المعادلة التنبؤية تتضمن متغيرًا مستقلًا واحدًا ومتغيرًا تابعًا واحدًا يطلق عليه **انحدار بسيط** Simple Regression، في حين أنها إذا تضمنت أكثر من متغير مستقل وتابع واحد يطلق عليه **انحدار متعدد** Multiple Regression، وينظر إلى نمذجة المعادلة البنائية على أنها طرائق الانحدار المتدرجة؛ أي تتضمن أكثر من متغير مستقل وأكثر من متغير تابع.

ويفضل اختيار المتغيرات المنبئة في ضوء إطار نظري قوي حتى تساعدنا في تفسير نتائج النموذج والاختيار الخطأ لمجموعة من المتغيرات تعطي تضخمًا لقيمة R^2.

١ .٢ خطوات تحليل الانحدار:

١ـ **تحديد المشكلة**: فيها يحدد الباحث المتغيرات المستقلة والتابعة وتحديد الهدف من التحليل؛ فيمكن أن يكون بناء معادلة تنبؤ أو تحديد مدى مطابقة نموذج تحليل الانحدار أو دراسة التأثيرات أو معاملات الانحدار وتفسيرها.

٢ـ **جمع البيانات**: في هذه الخطوة يبدأ الباحث في بناء المقاييس التي من خلالها يتم الحصول على بيانات المتغيرات المتضمنة في الدراسة.

٣ـ **التحقق من مسلمات الانحدار**: مثل: الاعتدالية والخطية والاستقلالية والاعتمادية الخطية غيرها.

٤ـ **تقدير النموذج**: من خلال إحدى الإستراتيجيات المستخدمة في التحليل، مثل: Enter و Stepwise وغيرها.

٥ـ **مطابقة النموذج**: بعد فحص معاملات الانحدار $(b_1 , b_2 , ... ,b_n)$ يتم الحكم على النموذج ككل. وتسهم مطابقة نموذج الانحدار بدور فعال في تقويم النموذج Model Evaluation. ولتحديد مطابقة نموذج الانحدار المتعدد فإنه توجد مؤشرات عددية أهمها (عامر، ٢٠٠٨م):

مؤشر مربع معامل الارتباط المتعدد (R^2): يمثل نسبة التباين المفسر في المتغير التابع، ولا ينصح باستخدامه؛ لأنه متحيز لحجم العينة (Kromrey&

Hines,1996)، وكلما اقتربت قيمته من الواحد الصحيح دل على حسن مطابقة مع بيانات العينة (Hair, Anderson, Tatham, & Black ,1998).

متوسط مربعات الخطأ (MSE): يستخدم كمؤشر للدقة التنبؤية، وكلما كانت قيمته أقل ما يمكن، فإن نموذج التنبؤ يكون متطابقًا مع البيانات (Hair et al., 1998).

مربع معامل الارتباط المتعدد المصحح (R^2 Adjusted) يعالج هذا المؤشر قضية التحيز لمؤشر R^2، ويعد من المؤشرات المفضلة بدرجة كبيرة لدراسة مطابقة النموذج (Olejnik, Mills, & Keselman, 2000)، وكلما اقتربت قيمته من الواحد الصحيح دل على حسن مطابقة لنموذج الانحدار المتعدد مع بيانات العينة.

مؤشر مالوي Mallow (C_p)(١٩٧٣): يعد من المؤشرات المهمة لقياس مطابقة النموذج وهو أقل اعتمادًا على المتغيرات المنبئة في النموذج، وبذلك يتفوق على مؤشر R^2 Adjusted (Olejnik et al., 2000)، والنموذج الأفضل تطابقًا مع البيانات عندما يكون الفرق بين C_p وK أقل ما يمكن (Reisr, 2001).

١ .٣ أنواع تحليل الانحدار

الجدول رقم (١) أنواع تحليل الانحدار

نوع تحليل الانحدار	متغيراته
بسيط	متغير واحد مستقل متصل وتابع واحد متصل.
متعدد	أكثر من مستقل متصل وتابع واحد متصل.
متدرج	أكثر من متغير تابع متصل وأكثر من متغير مستقل.
الخطي	كل المعالم والمتغيرات في علاقة خطية.
غير خطي	العلاقة بين التابع وبعض المنبئات غير خطية.
تحليل التباين	كل المتغيرات المستقلة تصنيفية والتابع متصل.
اللوجستيك	المتغير التابع كيفي تصنيفي بمستويين والمستقلة متصلة.

١ .٤ مسلمات تحليل الانحدار

لتحليل الانحدار مسلمات صارمة أهمها كما حددها (Keith, 2014; Pedhazure, 1997):

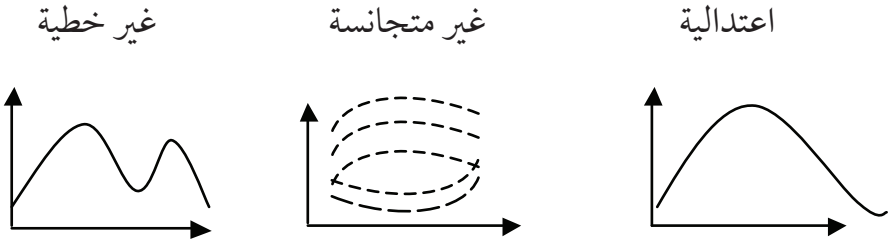
يعتمد تحليل الانحدار على مسلمات معينة يجب توافرها في المتغيرات المستخدمة في التحليل، والاستخدام الصحيح للانحدار المتعدد يتطلب توافر هذه المسلمات للوصول إلى استدلالات وتعميمات صحيحة عن النظرية، وتجاهل مسلمات الانحدار يؤدي إلى تقديرات خطأ، وهذا بدوره يؤدي إلى الوقوع في الخطأ من النوع الأول أو النوع الثاني.

١ ـ **الخطية**: العلاقة بين المتغير التابع (المتنبأ به) والمتغيرات المستقلة المنبئة خطية؛ لأن العلاقة المنحنية تضعف أو تقلص القوة التنبؤية

للمتغيرات المستقلة. وتعرف الخطية بأن المتغير التابع في وظيفة خطية مع المتغير المنبئ. وإذا لم تتحقق هذه المسلمة، فإن معاملات الانحدار والأخطاء المعيارية واختبارات الدلالة الإحصائية تكون متحيزة، وإحدى الطرائق لتوفير الخطية هي الاعتماد على نظرية أو تراث بحثي في اختيار المتغيرات المناسبة المنبئة، ويجري تشخيصها من خلال شكل الانتشار Scatter plots ؛ حيث يتم تمثيل المتغير المستقل على المحور السيني والمتغير التابع على المحور الصادي.

٢ ـ **تباينات المتغيرات المستقلة**: لابد أن تكون تباينات المتغيرات المستقلة أكبر من الصفر.

٣ ـ **تجانس تباينات الأخطاء** :Homoscedasticity فيها يفترض الانحدار أن تباينات البواقي (أخطاء القياس) اعتدالية التوزيع للمتغيرات المستقلة ولها تباينات متماثلة أو متساوية خلال كل مستويات المنبئات، وهذا يعني أن الأخطاء تنتشر باتساق بين المتغيرات، ولكن عندما تكون تباينات البواقي أو الأخطاء الواقعة على المتغيرات المستقلة (التباين غير المفسر) للمتغيرات المستقلة غير اعتدالية التوزيع، يطلق عليها ظاهرة Heteroscedasticity، وتحدث نتيجة وجود القيم المتطرفة وعدم تحقق هذه المسلمة يزيد من احتمالية الخطأ من النوع الأول، وتكون نتائج اختبار F غير موثوق بها، وتؤدي إلى استنتاجات خطأ. ويمكن فحص هذه المسلمة من خلال العرض البياني للبواقي للمتغيرات المستقلة:



الشكل رقم (١) الشكل البياني للبواقي أو الأخطاء على المتغيرات المستقلة

٤ ـ **التلازمية الخطية**: يجب التأكد من عدم وجود ارتباطات عالية بين أي متغيرين منبئين(مستقلين) فأكثر؛ لأن هذا يؤثر في تقديرات المعالم؛ لأن الوضع المثالي في تحليل الانحدار هو ارتباطات عالية(٨٠ , ٠ أو٧٠ , ٠) بين المتغيرات المستقلة والتابعة من ناحية، وارتباطات منخفضة بين المتغيرات المستقلة بعضها ببعض؛ لأن الارتباطات العالية بين المتغيرات المستقلة تجعلها في حالة إنهاك لاستخلاص التباين من المتغير التابع. وفي هذا الإطار لا يجب تضمين متغيرين يقيسا المفهوم نفسه بوصفهما منبئين؛ لأن وجود قضية الارتباطات العالية بين المنبئات يعطي حلولًا غير موثوق بها.

٥ ـ **الثبات**: يفترض أن تكون درجات المنبئات تامة الثبات (خالية من أخطاء القياس)، ولكن توافر هذه المسلمة غير جوهري (غير ضروري لإجراء الانحدار المتعدد)، خاصة في متغيرات العلوم الإنسانية التي تكون فيها عملية القياس بها العديد من الأخطاء. والتعامل مع المتغيرات المستقلة مرتفعة أخطاء القياس له عواقب شديدة على قيم معاملات الانحدار، وكذلك على القوة التفسيرية لهذه المتغيرات في النموذج، ويؤدي إلى نتائج متحيزة غير موثوق بها.

٦ ـ **الأخطاء أو البواقي المستقلة**: البواقي أو أخطاء القياس الواقعة على

المتغيرات في النموذج غير مرتبطة؛ أي مستقلة، وفي حالة وجود ارتباطات بين أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات يطلق على هذه الظاهرة **الارتباط الذاتي** Autocorrelation.

٧ ـ **الاعتدالية**: من المسلمات الأساسية الواجب توافرها للمتغيرات المستقلة والتابعة على حد سواء، هي توافر الاعتدالية وعدم توافرها يؤدي إلى تشويه النتائج.

٨ ـ **أخطاء القياس** الواقعة على المتغير التابع يفترض أنها لا ترتبط مع المتغير المستقل.

٩ ـ **الأخطاء المرتبطة بأحد القياسات** للمتغير التابع (Y)، لا ترتبط مع الأخطاء المرتبطة بأي متغير تابع آخر لـ (Y). وجدير بالذكر أن المسلمات ٣، ٦، ٨، ٩ ترتبط بأخطاء القياس.

١٠ ـ **يفترض أن القياسات مستقلة بعضها عن بعض**.

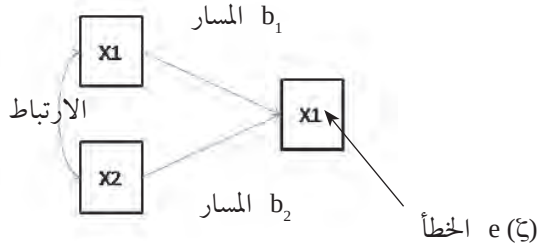
وعلى ذلك فلابد من التأكد من توافر مسلمات تحليل الانحدار، خاصة الخطية والتلازمية الخطية والاعتدالية وغيرها قبل إجراء تحليل الانحدار.

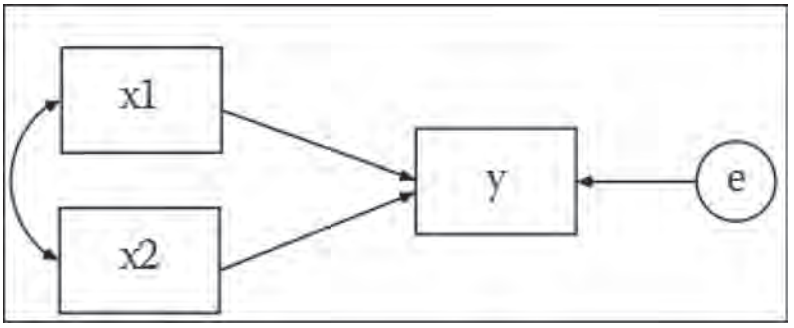
١ . ٥ الانحدار المتعدد (MR) Multiple Regression

يدرس العلاقة بين متغير تابع وحيد والعديد من المتغيرات المستقلة، ويستخدم الانحدار المتعدد في علم النفس غالبًا لاختبار نظرية حول التأثيرات السببية على ناتج معين، وكذلك يستخدم لاختبار فروض حول العلاقات الخطية بين متغيرات، وتشتق التأثيرات السببية في ضوء نموذج نظري. وعليه فإنه يستخدم لتقدير حجم ودلالة التأثيرات من عدد من المتغيرات المستقلة على متغير تابع.

معاملات الانحدار المتعدد:

إذا اعتبرنا متغيرين منبئين متصلين X_1 و X_2، ومتغير تابع متصل Y، فإن شكل المسار سيكون كالآتي:





الشكل رقم (٢) شكل المسار لنموذج تحليل الانحدار المتعدد

وإذا افترضنا أن معامل ارتباط بيرسون بين المتغيرات الثلاثة هي:

$$r_{x1x2} / r_{yx1} / r_{yx2}$$

ويطلق على هذه المعاملات Zero – order correlations (معاملات الارتباطات الرتبية الصفرية)؛ نظرًا لأن r_{yx1} لم تكن بمعزل عن تأثير تداخل X_2 .

وتصبح معادلة الانحدار كالآتي:

$$\hat{Y} = b_1 X_1 + b_2 X_2 + a$$

حيث $\hat{Y}$ الدرجة المتنبأ لها، b_1، b_2 معاملات الانحدار غير المعيارية،

a ثابت الانحدار. وهذه المعادلة تمتلك بناء التغاير وبناء المتوسط. فبناء التغاير يناظر معاملات الانحدار غير المعيارية، في حين أن بناء المتوسط (للمتغير التابع) يناظر الثابت a، ويتم تقدير معالم هذه المعادلة باستخدام طريقة المربعات الصغرى (الدنيا) الرتبية (Ordinary least squares (OLS)، وهي طريقة المعلومات الجزئية partial – information method ؛ لأنها تحلل المعادلة مع متغير تابع واحد، ومعامل الارتباط المتعدد بين Y وكـل من X_1 و X_2 هو $R_{y.x1.x2}$ هو تمامًا معامل الارتباط بين الدرجة Y المقاسة والمتنبأ بها $\hat{Y}$ أو ($R_{Y.\hat{Y}}$)، وأوزان الانحدار غير المعيارية أو معاملات الانحدار غير المعيارية b1، b2 تشير إلى فروق الدرجة الخام المتوقعة في Y من فرق نقطة واحدة لأحد المنبئات مع ضبط المنبئات الأخرى، وقد طرح kline (٢٠١١) المثال التالي: فلو أن b_1 = ٤٠ , ٥ ، b_2= ٣ , ٦٥ فإن الفرق المتوقع في Y هو ٤٠ , ٥ نقطة نتيجة الفرق على X_1 بنقطة واحدة مع ضبط X_2، وبالمثل فرق نقطة واحدة على X_2 يتنبأ بـ ٣ , ٦٥ نقطة على Y مع ضبط X_1 . ولأن المعاملات غير المعيارية تعكس مقاييس أو وحدات قياس المنبئات، فإن قيم b للمنبئات مع مصفوفات بها درجات خام مختلفة ووحدات القياس لا يمكن مقارنتها، وعلى ذلك لا يمكن القول بأن القوة التنبؤية لـ X_1 أكبر من X_2؛ لأن $b_2 < b_1$.

ولذلك يتم التعبير عن معادلة الانحدار في ضوء المتغيرات المعيارية كالآتي: $Z_{\hat{y}} = \beta_1 \ Z_{x1} + \beta_2 \ Z_{x2}$

β_1، β_2 معاملات الانحدار المعيارية (أوزان بيتا المعيارية)، Z_{x1} ،Z_{x2} الدرجات المعيارية لـ X_1 ،X_2 .

وأوزان بيتا تشير إلى أن الفرق المتوقع على المتغير التابع في وحدات انحراف معياري مع ضبط كل المتغيرات المنبئة الأخرى وعندئذ يمكن

مقارنة قيمتها عبر كل المنبئات.

ولتقدير معاملات بيتا المعيارية:

$$\beta_1 = \frac{r_{yx1} - r_{yx2}\ r_{x1x2}}{1 - r_{x1x2}}$$

$$\beta_2 = \frac{r_{yx2} - r_{yx2}\ r_{x1x2}}{1 - r_{x1x2}}$$

وإذا كانت β_1 = ٠,٤٠ و β_2= ٠,٨٠ فيمكن القول بأن القوة التنبؤية النسبية لـ X2هي ضعف القوة التنبؤية لـ X1 بوحدات انحراف معياري (β_2/β_1 = 2.00)، وأحيانًا β_1 ،β_2 تصحح من الارتباطات الداخلية بين المنبئات، فإن قيمتها تكون أقل من معاملات الارتباطات r_{yx2} و r_{yx1} ولكن يمكن لقيم β_1 و β_2 أن تزيد على الارتباطات المناظرة . وإذا كانت عدد المنبئات أكبر أو تساوي ٣، فإن حساب المعادلات السابقة يكون أكثر تعقيدًا.

كذلك يمكن التعبير عن $R^2_{Y.X1X2}$ كدالة في الأوزان بيتا ومعاملات الارتباطات بين المنبئات والمتغير التابع كالآتي:

$$R^2_{Y.X1X2} = \beta_1\ r_{yx1} + \beta_2\ r_{yx2}$$

وعلى ذلك فعند المقارنة بين القوة التنبؤية للمنبئات فلابد من الاعتماد على معاملات أو أوزان بيتا المعيارية في العينة نفسها، ولكنه غير صحيح أن تتم مقارنة بيتا للمنبئات نفسها على عينات مختلفة؛ لأن هذه العينات لها تباينات مختلفة؛ لأن هذا المعامل قائم على التباينات في العينة. وفي هذه الحالة يفضل الاعتماد على معاملات الانحدار غير المعيارية عند المقارنة بين عينات مختلفة.

وإذا كان لدينا درجات خمسة طلاب على ثلاثة متغيرات، هي: مفهوم الذات (X_1) والذاكرة العاملة (X_2) (المتغيرات منبئة) والتحصيل (Y) (متغير تابع). وبتقدير معاملات الارتباطات من خلال برنامج SPSS على النحو الآتي:

$$r_{yx1} = 0.59 \ , r_{yx2} = 0.76 \ , \ r_{x1x2} = 0.90$$

معاملات الانحدار غير المعيارية:

$$b_{yx1} = -0{,}43, b_{yx2} = 1.51, \ a = 0.81$$

ومعاملات الانحدار المعيارية: $\beta_{yx2} = 1.26$, $\beta_{yx1} = -0.55$

ومعامل الارتباط المتعدد والمصحح:

$$= 0.28 \ R_{y.x1x2} = 0.64 \quad , \ R^2_{adj}$$

إذًا معادلة الانحدار المعيارية: $Z\hat{Y} = -0.55 \ x_1 + 1.26 \ x_2$

ومعادلة الانحدار غير المعيارية: $\hat{Y} = -0.43 \ x_1 + 1.51 \ x_2 + 0.81$

ومعامل الارتباط المتعدد بين المنبئات والمتغير التابع $R_{Y.X1X2}$ هو معامل ارتباط بيرسون بين درجات المتغير التابع (Y)، ودرجات المتغير المتنبأ به ($\hat{Y}$)، إذًا:

$$R^2_{Y.X1X2} = R_{y\hat{Y}}$$

ومدى معامل الارتباط المتعدد من الصفر إلى الواحد الصحيح ومربع معامل الارتباط المتعدد $R^2_{Y.X1X2}$ يشير إلى نسبة التباين المفسر في المتغير التابع نتيجة المتغيرات المستقلة. فإذا كانت R=0.60، فإن $R^2 = 0.36$ على ذلك يمكن القول بأن المتغيرين X_1 ، X_2 يفسران ٣٦٪من التباين الكلي للمتغير التابع Y، وقيم β_1 ، β_2 يمثلان القوة التنبؤية للمتغيرات X_1 ، X_2 .

١ . ٦ مصداقية نموذج الانحدار Model validation

استخدام طريقة التقدير OLS تجعل R^2 أعلى من قيمتها الحقيقية، ويحدث تحيز موجب ويطلق عليه تحيز إحصائي Statistical Bias (تكون قيمتها أعلى من قيمتها في المجتمع)، كما يحدث انكماش أو تقلص لقيمة R^2 المحسوبة من بيانات العينة عن قيمتها في عينات أخرى، ويطلق عليه ظاهرة Shrinkage وأن قيم معاملات الانحدار لا تكون هي نفسها إذا اشتقت من عينات جديدة؛ ولذلك يوجد العديد من الطرائق التصحيحية لـمربع معامل الارتباط المتعدد R^2.

ومطابقة النموذج ليست كافية للحكم على دقة النموذج، ولا يعني استخدام النموذج في التنبؤ المستقبلي، ولكن لابد أن تتضمن الدقة مصداقية النموذج Model validation، وتشمل استقرار النموذج من خلال عينات أخرى من المجتمع نفسه Cross-validation (ρ_c^2) واستقرار النموذج من خلال المجتمع ككل Population validity (ρ^2).

وتتحدد مصداقية نموذج الانحدار من خلال :

مربع معامل الارتباط المصحح: من المتوقع أن تكون قيمة معامل الارتباط بين X، Uقريبة من قيمته في المجتمع، ولكن قيمة R تكون قيمتها متذبذبة (غير دقيقة) لقيمتها في المجتمع، وعليه فإن تأرجح قيمتها يكون في الاتجاه الموجب؛ بمعنى أنه يحدث تضخم لقيمة R عن قيمتها الحقيقية. ويحدث هذا التضخم بصورة واضحة في أحجام العينات الصغيرة؛ ولذلك تكون قيمة R أعلى من قيمتها الحقيقية، ولهذا السبب يحدث تصحيح لقيمة R، وتوجد صيغ عديدة منها:

صيغة (Wherry, 1931) لهذا التصحيح:

$$\rho^2 = 1 - \frac{N - 1}{N - K - 1} - (1 - R^2)$$

و ρ^2 هي تقدير لقيمة R^2_{adj} المستخدمة في تقدير مطابقة النموذج؛ حيث N حجم العينة K ، عدد المتغيرات المستقلة، R^2 مربع معامل الارتباط، ρ^2 تقدير لـ R^2 في المجتمع.

وإذا كان K=3 ،N=6 وللعينات الصغيرة كانت R^2=0.70235 فإن:

$$R^2_{adj} = 1 - (1-0.70235)\left(\frac{6 - 1}{6-3-1}\right) = 0.25588$$

وهذا التقلص الشديد لـ R^2 يكون كبيرًا في حالة العينات الصغيرة، ويزداد هذا التقلص كلما زادت نسبة عدد المتغيرات المستقلة إلى عدد الأفراد؛ بمعنى كلما كان حجم العينة صغيرًا، وعندما تكون N = 60 أو أقل، ويوجد عدد كبير من المتغيرات المستقلة أكثر من ٢٠، فإن المعادلة السابقة تعطي تقديرًا غير مناسب لتصحيح R^2 .

معادلة Pratts:

$$\rho^2 = 1 - \frac{(N-3)(1 - R^2)}{N-k-1}\left[R^2 + \frac{2(1 - R^2)}{N-k-2.3}\right]$$

معادلة Browne (197) في: (Raju, Biligic, Edwards & Fleer, 1999)

$$\rho^2 = \frac{(N-k-3)\,\rho^4 + \rho^2}{(N-2k-2)\,\rho^2 + k}$$

حيث ρ_c^2 صدق النموذج عبر العينات، ρ^2 صدق النموذج التنبؤي في المجتمع المقدر باستخدام صيغة Pratts أو صيغة .Wherry

وجرى اختبار هذه الطرائق لأفضليتها في معالجة التحيز الإحصائي وهذا التحيز ينشأ نتيجة أن قيمة R^2 المحسوبة من عينة الدراسة أكبر من قيمتها المحسوبة من عينات أخرى محسوبة من المجتمع نفسه. وتوصل Kromrey & Hines (١٩٩٦) إلى أن صيغة Browne من أنسب الطرائق لتقدير ρ_c^2 وأدائها يكون أفضل لعينة ٢٠٠ فأكثر، في حين أن صيغة Wherry تعطي تقديرات متحيزة لتقدير ρ_c^2، في حين توصل Yin (2001) & Fan إلى أن أفضل الصيغ لتقدير ρ^2 في المجتمع، هي لـ Pratts، أما أفضل الصيغ لتقدير ρ_c^2 من عينة إلى عينة أخرى هي لـ Browne وأداء معظم طرائق التقدير لـ ρ^2 و ρ_c^2 تكون غير متحيزة عندما تكون نسبة لأفراد للمتغيرات كبيرة.

ومن الدراسات المهمة التي قارنت بين فعالية ٢٢ صيغة لتقدير ρ^2 وρ_c^2 عبر أحجام عينات مختلفة هي لـ Raju et al. (1999)، وتوصلوا إلى أن التحيز يكون أدنى ما يمكن لعينة ٢٠٠ فأكثر وتعد صيغة Pratts أدق الطرائق لتقدير ρ^2 (صدق المجتمع)، في حين أن صيغة Browne أفضل لتقدير ρ_c^2 (الصدق عبر العينات).

١ . ٧ إستراتيجيات أو طرائق تحليل الانحدار المتعدد

هناك طريقتان رئيستان لإدخال المنبئات في معادلة التنبؤ (Field, 2009 ;Kline,2016) هما:

١ـ طريقة الإدخال التلازمي(معًا) Simultaneous Entry : ويطلق عليها

«الإدخال الإجباري» Forced entry وتسمى في برنامج SPSS بـ Enter، وفيها يجري إدخال كل المتغيرات المنبئة في التحليل في الوقت نفسه، وتسمى تحليل الانحدار المتعدد المعياري Standard Multiple Regression، والهدف من هذا التحليل هو أن يعمل البحث الاستكشافي لتحديد درجة تأثير متغير أو أكثر على ناتج أو متغير تابع؛ ولذلك يستخدم لتحديد إلى أي درجة تتنبأ مجموعة من المتغيرات بالمتغير التابع ومعرفة الأهمية والإسهام النسبي للمنبئات المختلفة، وذلك من خلال معامل الانحدار بيتا β.

٢ ـ طريقة الإدخال التسلسلي Sequential Entry: فيها يتم إدخال المتغيرات في المعادلة تسلسلًا في ضوء معيارين مختلفين؛ إما نظريًّا (منطقيًّا) من حيث مدى إسهام المتغيرات المستقلة في ضوء النظرية، أو إمبريقيًّا (إحصائيًّا) من حيث مدى إسهام المتغيرات المستقلة من خلال دلالتها الإحصائية، وفيها يكون هدف الانحدار للتفسير وتحديد أي المتغيرات أكثر تأثيرًا في المتغير التابع، ويستخدم أيضًا لأهداف التنبؤ. في هذه الطرائق يتم التركيز على الدلالة الإحصائية لأي تغير في التباين المفسر R^2 وهي تكون على النحو الآتي:

ـ الإدخال الهرمي (الانحدار الهرمي) Hierarchical Entry : وهي تعتمد على إدخال المتغيرات المنبئة بصورة تسلسلية (سلسلة من الخطوات)، ويطلق عليها الإدخال التسلسلي Sequential Entry أو طرائق الانحدار التسلسلية، وتسمى أحيانًا الانحدار الهرمي وفيه يتحكم الباحث في إدخال المنبئات في معادلة التحليل في ضوء النظرية (مفاهيمي). ففي ضوء الإطار النظري تدخل المتغيرات من حيث أهميتها في التنبؤ بالمتغير التابع، فمثلًا تدخل ثلاثة

متغيرات منبئة(مستقلة) في التحليل، ثم يحصل على معادلة التنبؤ، ثم نضيف متغيرين آخرين إلى الثلاثة السابقة، ونحصل على مقدار التباين المفسر للمتغيرات معًا وهكذا. وأحيانًا يتم إدخال المتغيرات الديموجرافية في الخطوة الأولى ثم المتغيرات النفسية في الخطوة الثانية، وهذا الترتيب ليس فقط للتحكم أو لضبط المتغيرات الديموجرافية ولكن لتسمح بتقويم القوة التنبؤية للمتغيرات النفسية. فإذا تناول الباحث دراسة أثر ثلاثة متغيرات، مثل: الذكاء والشخصية والدافعية على التحصيل، ففي ضوء الدراسات السابقة أظهرت أن الذكاء أكثر تأثيرًا يليه الدافعية ثم الشخصية، فعند إجراء الانحدار يتم إدخال الذكاء أولًا، ثم يتم إجراء التحليل، ثم يتم إدخال الدافعية مع الذكاء وإجراء التحليل وهكذا.

- الانحدار التدريجي(خطوة خطوة) Stepwise Regression : فيها يتم إدخال المتغيرات في المعادلة تدريجيًّا أو تسلسليًّا في ضوء معايير إحصائية، كأن يتم إدخال المتغيرات التي لها أعلى معاملات ارتباطات دالة إحصائيًّا مع المتغير التابع في التحليل في النموذج المبدئي؛ حيث يبدأ البرنامج فقط بالثابت (a)، ثم يبحث عن أفضل منبئ بالمتغير التابع من خلال أعلى معامل ارتباط بين المنبئ والمتغير التابع وله دلالة إحصائية، ولو أن هذا المتغير أحدث تحسنًا في القوة التنبؤية للنموذج R^2 يبقى في المعادلة، ثم يبدأ البرنامج في البحث عن متغير منبئ ثانٍ من خلال أيضًا معامل الارتباط مع المتغير التابع، فإذا كان المتغير الأول قد فسر ٤٠٪ من تباين المتغير التابع، فيبقى ٦٠٪ من التباين لم يفسر، ويظل البرنامج يبحث عن أهم المتغيرات حسب مدى إسهامها في تفسير التباين

المفسر للمتغير التابع، وتتوقف الإضافة عندما لا يحدث تحسن دال إحصائيًّا في قيمة R^2 نتيجة إضافة منبئات أخرى، وتسمى هذه الإستراتيجية بالتضمين الأمامي Forward Inclusion، وهي تختار أهم المنبئات الدالة إحصائيًّا، أما طريقة الاستبعاد أو الحذف الخلفي Backward Elimination، فهي تبدأ بكل المتغيرات المنبئة في المعادلة، ثم يقوم البرنامج بالحذف أتوماتيكيًّا للمتغيرات غير الدالة (يتم تحديد الدلالة من خلال اختبارT).

ولكن توجد محددات لطريقة Stepwise وهي بناء النموذج في ضوء أسس إحصائية أو إمبريقية من دون الأخذ في الحسبان الأسس النظرية لبناء النموذج، وهذا يجعل النتائج غير قابلة للتطبيق إلا إذا أجريت على عينات جديدة للتأكد من مصداقيتها، وهذا الإجراء الأتوماتيكي يقوم باختيار النموذج وهو مشابه لإجراءات تعديل النموذج في إستراتيجية SEM وهي تضيف معالم أو مسارات في النموذج في ضوء أسس إحصائية صارمة بهدف تحسين المطابقة بغض النظر عن مقبوليتها وتفسيرها، وعلى ذلك لا ينصح البعض باستخدام إستراتيجية Stepwise لبناء نموذج الانحدار المتعدد، وهذا ما دعا kline (2016) إلى وضع عنوان رئيس في كتابه، هو Death to Stepwise Regression .

٨. ١ خطأ التخصيص Specification Error

تشير إلى قضية المتغيرات المستبعدة من معادلة الانحدار، ولكنها تسهم بقدر كبير من التباين المفسر للمتغير التابع، وأطلق عليها Kline (٢٠١١) بالجملة Heart break of Love بمعنى القلب المكسور نتيجة فراق أحبابه،

فإذا افترضنا أن $r_{yx1} = 0.40$ ، $r_{yx2} = 0.60$ واستخدم الباحث المتغير المنبئ X_1 فقط واستبعد X_2، فإن معامل الانحدار = ٤٠ , ٠، ولكن لو أدخل الباحث X_2 إلى جانب X_1 كمنبئين، فإن معامل الانحدار β_1 لـ X_1 ربما لا يساوي ٤٠ , ٠، وعلى ذلك فإن الاعتماد على X_1 فقط لا يعكس القوة التنبؤية الحقيقية.

وتستبعد المتغيرات لأنها لا تقاس وليست ضمن اهتمام الدراسة، ومن غير المنطقي أن يقيس الباحث كل المتغيرات المؤثرة في المتغير التابع؛ لأن هذا يقع خارج نطـاق إمكاناته ومدة الدراسة. وعلى الباحث أن يكـون دقيقًا في اختيار المتغيرات المؤثرة في الظاهرة في ضوء مراجعة دقيقـة للدراسـات السابقة ووجود نظريـة متماسكـة لتجنب قضيـة خطأ التخصيص في الانحـدار المتعدد.

١ .٩ الإخماد أو التناقضية Suppression

تحدث هذه الظاهرة عندما تكون القيمة المطلقة لأوزان الانحدار β للمتغير المنبئ (المستقل) أكبر من قيمة معامل الارتباط مع المتغير التابع، أو تكون إشارة معامل الارتباط مختلفة عن إشارة معاملات الانحدار. وبفرض أن قيمة الارتباط موجبة ولكن اتضح أن قيمة معامل الانحدار سالبة، وهذا يثير الدهشة والحيرة، فإذا افترضنا أن

$$r_{yx1} = 0.19، r_{yx2} = 0.49، r_{x1x2} = 0.70$$

وعند إجراء تحليل الانحدار يتضح أن:

$$\beta_1 = -0.30, \quad \beta_2 = 0.70, \quad R_{yx1x2} = 0.54$$

فنلاحظ أن إشارة $\beta 1$ عكس إشارة معامل الارتباط r_{yx1}، وأن قيمة β_2

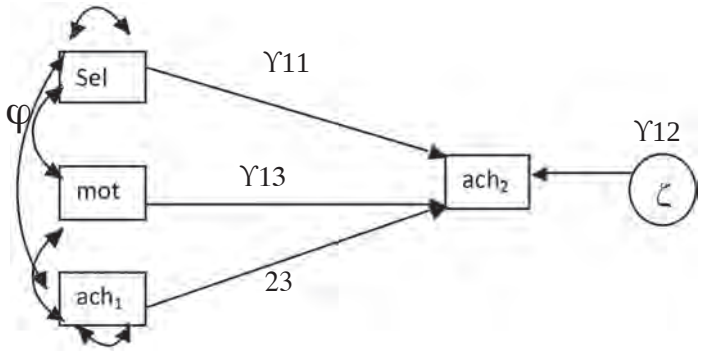
تزيد على قيمة معامل الارتباط r_{yx2}، وعلى ذلك فإن الإخماد السالب Negative Suppression يحدث عندما ترتبط المتغيرات المنبئة مع المتغير التابع ارتباطًا موجبًا، ولكن قيم معاملات الانحدار تأخذ إشارة سالبة مع ضبط تأثير المتغيرات المنبئة الأخرى (Kline, 2011). أما الإخماد الكلاسيكي Classical Suppression فيحدث عندما لا يرتبط أحد المتغيرات المنبئة بالمتغير التابع $r_{yx} = 0$، ولكن معامل الانحدار المعياري له قيمة مثلًا β_1=-0.3 مع ضبط متغير منبئ آخر، وهذا يوضح أن معامل الارتباط يمكن أن يخفي القيمة التنبؤية الحقيقية للمتغير لمجرد أن تضبط متغيرات أخرى. أما الإخماد التبادلي Reciprocal Suppression فيحدث عندما يرتبط المتغيران المنبئان ارتباطًا موجبًا مع المتغير التابع، ولكن يكون بينهما ارتباط سالب (Kline, 2011).

١٠.١ مثال تطبيقي لتحليل الانحدار المتعدد باستخدام Lisrel

أراد باحث معرفة القيمة التنبؤية للتحصيل في الفصل الدراسي الأول والدافعية ومفهوم الذات للتنبؤ بالتحصيل في الفصل الدراسي الثاني.

ولتحليل هذا النموذج اتبع الآتي:

أولًا: تخصيص النموذج: المتغيرات المستقلة المنبئة: التحصيل في الفصل الدراسي الأول (ach1)، ومفهوم الذات (Sel)، والدافعية (mot)، المتغيرات التابعة: التحصيل في الفصل الدراسي الثاني(ach2). ويتضح ذلك من خلال الشكل التالي:



الشكل رقم (٣) نموذج تحليل الانحدار في ضوء إستراتيجية SEM لمفهوم الذات والدافعية والتحصيل

ثانيًا: تحديد النموذج: عدد المعالم الحرة في النموذج = ٣ تأثيرات (معاملات انحدار) جاما (γ)+3 تغايرات أو ارتباطات فاي (φ) + 3 تباينات متغيرات مستقلة + ١ تباين خطأ (ζ)= 10 معالم.

وعليه يوجد ٦ تغايرات؛ ثلاثة تمثل العلاقات بين المتغيرات المستقلة بعضها ببعض، وثلاثة تمثل تباينات المتغيرات المستقلة. ومعاملات الارتباطات بالمصفوفة هي: V(V+1) /2= (4)(4+1) = 20/2 = 10

حيث V عدد المتغيرات المقاسة في النموذج.

وعلى ذلك، فإن عدد معاملات الارتباط في المصفوفة = ١٠، وعدد معالم النموذج = ١٠، إذًا النموذج محدد تمامًا؛ لأن عدد معاملات الارتباط = عدد المعالم الحرة المراد تقديرها، وعلى ذلك فإن درجات الحرية: df = 10-10 = 0.0

ثالثًا: تقدير النموذج يتضمن الآتي:

١ ـ **مسح البيانات:** تم التأكد من توافر الاعتدالية للمتغيرات من خلال تقدير مؤشرات التفرطح والالتواء حيث لم تزد على الواحد

الصحيح، وكذلك التحقق من عدم وجود قضية الارتباطات العالية بين المتغيرات المستقلة وعدم وجود القيم المتطرفة. وتم استخدام طريقة التقدير ML.

٢ ـ **إعداد ملف المدخلات للبرنامج الليزرال بلغة SIMPLIS**: هذا المدخل للبرنامج يتكون من أربعة أجزاء هي:

ـ **العنوان Title**: يسمح للمستخدم بتحديد نوعية الأسلوب الإحصائي المراد تحليله، مثل: تحليل الانحدار أو تحليل المسار أو التحليل العاملي التوكيدي، وهو اختياري بمعنى أنه ليس من الواجب كتابته.

ـ **مدخلات البيانات Data Input**: تتضمن بيانات عن المتغيرات (مسماها) وشكل ومصدر مدخلات البيانات (درجات خام أو مصفوفة ارتباط مع المتوسطات أو الانحرافات المعيارية أو مصفوفة تغاير) وحجم العينة.

ـ **تحديد العلاقات Relationships**: يتضمن شكل النموذج الإحصائي وطبيعة التأثيرات والعلاقات البنائية.

إتمام التحليل بكتابة End of problem **أو تحديد مخرجات بعينها**: مثل مؤشرات التعديل أو الحلول المعيارية أو التأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية وغيرها.

```
Title: regression model of ach2
Observed variables: ach2  sel  mot  ach1
Correlation Matrix:
1.000
0.507    1.000
0.480    0.224    1.000
0.275    0.062    0.577    1.000
```

Sample Size: 100
Relationships:
Ach2 = sel mot ach1
LISREL output: SS SC
Path Diagram
End of problem

ويجب حفظ الملف في امتداد (SPL) قبل إجراء الأمر. وتم إجراء التحليل وكان المخرج على النحو التالي:

Observed variables: ach2 sel mot ach1
Correlation matrix:
1.000
0.507 1.000
0.480 0.224 1.000
0.275 0.062 0.577 1.000
sample size: 100
Relationships:
ach2= sel mot ach1
lisrel output: ss sc
Path diagram
End of problem

معاملات الانحدار (جاما):

Number of Iterations = 0
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)
GAMMA

	sel	mot	ach1
ach2	0.42	0.36	0.04
	(0.08)	(0.10)	(0.10)
	5.20	3.64	0.41

وتفسر على أنها تأثير مباشر، وظهر وجود تأثيرات أو مسارات دالة إحصائيًّا من Sel ،mot إلى ach2 (T > 1.96)، في حين أن معامل الانحدار من ach1 إلى ach2 غير دال إحصائيًّا؛ حيث (T=)< 1.96 0.41

والتباين المفسر (مربع معامل الارتباط المتعدد) كالآتي:

Squared Multiple Correlations for

ach2

0.40

التباين المفسر للمتغير التابع هو: $R^2(SMC) = 1-0.60 = 40$

وهي قيمة مربع معامل الارتباط لـ ach2 مع المتغيرات المنبئة الثلاثة.

والتباين غير المفسر كالآتي: PSI=(0.60)

حيث ٠,٦٠ هي قيمة تباين الخطأ الواقع على المتغير التابع ach2، وهي تمثل التباين غير المفسر وتسمى خطأ التنبؤ. وعلى ذلك تكون معادلة الانحدار اللامعيارية كالآتي:

ach2 = 0.42 Sel + 0.36 mot + 0.60

ويمكن الحصول على معاملات الانحدار المعيارية من خلال اختيار standardized solution من أحد الخيارات في شكل المسار داخل البرنامج أو إضافة الخط LISREL Output : SS or ALL، وهي كالآتي:

Standardized Solution

GAMMA

	sel	mot	ach1
ach2	0.42	0.36	0.04

رابعًا: مطابقة النموذج: وظهر أن هذا النموذج يتفق بدرجة تامة مع البيانات؛ حيث مؤشرات المطابقة كالآتي:

Goodness of Fit Statistics
Degrees of Freedom = 0
Minimum Fit Function Chi-Square = 0.0 (P = 1.00)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 0.00 (P =1.00)
The Model is Saturated, the Fit is Perfect

وفي برنامج SPSS تعد طريقة المربعات الصغرى الترتيبية هي المستخدمة في تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي من بيانات العينة، وهي تعتمد على تقليل مجموع الفروق المربعة بين الدرجات الملاحظة والمتنبأ بها للمتغير التابع.

خامسًا: تعديل النموذج: يمكن إجراء تعديل في النموذج بحذف المسار غير الدال إحصائيًّا وإعادة تقدير معالم النموذج في ضوء مؤشرات حسن المطابقة، ويكون ملف المدخلات:

```
Relationships: Ach2 =  Sel   mot
               Path Diagram
               End of problem
```

١١ . ١ تنفيذ الانحدار المتعدد بمسلماته في SPSS

جمع باحث بيانات لـ ١٧٥ طالبًا لأربعة متغيرات مستقلة هي:

الدافعية: يتضمن بعدين؛ داخلي mot1 وخارجي mot2.

الاتجاه: يتضمن بعدين نحو المادة att2 والمدرسة att2.

والمتغير التابع هو التحصيل achievement.

أولًا: إدخال البيانات:

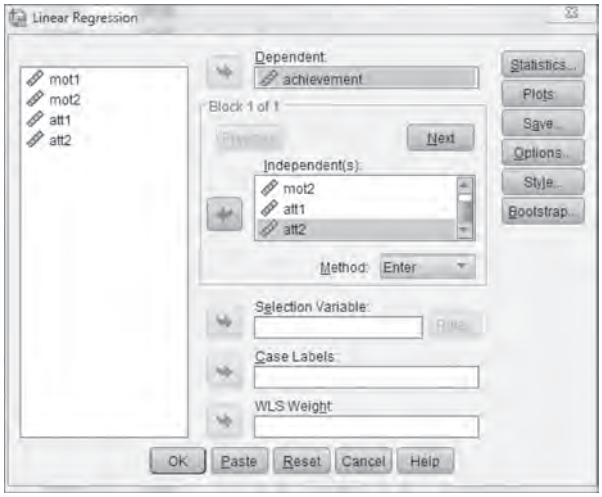
١ ـ اضغط variable view وتحت عمود Name اكتب مسمى المتغيرات وهي المستقلة att2, att1, mot2, mot1 والمتغير التابع achievement.

٢ ـ اضغط Data view تظهر شاشة بها خمسة أعمدة كل عمود يمثل متغيرًا.

٣ ـ ابدأ في إدخال البيانات.

ثانيًا: تنفيذ الأمر بمسلماته:

١ ـ اضغط Linear ← Regression ← Analyze يعطي شاشة مماثلة للانحدار البسيط:

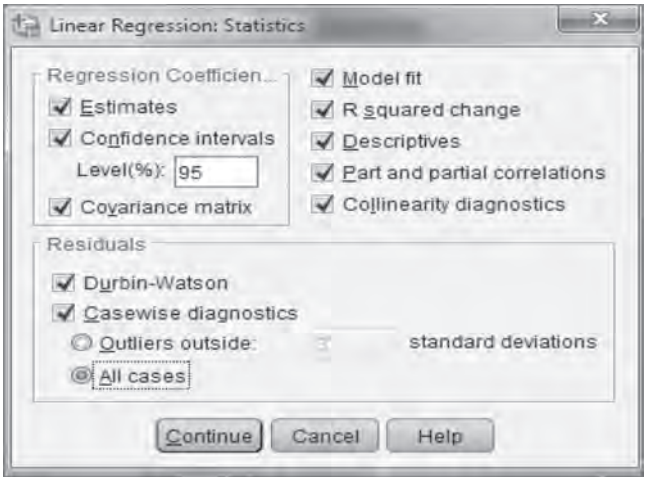


٢ ـ انقل المتغير التابع achievment إلى مربع Dependent.

٣ ـ انقل المتغيرات المستقلة att2, att1, mot2, mot1 إلى مربع Independent

٤ ـ في مربع Block 1 of 1 توجد الطريقة Method ويظهر في المربع الذي أمامها طريقة Enter وهي default للبرنامج، وإذا ضغط على السهم تظهر طرائق الانحدار المتعدد، والباحث اختار Enter.

٥ ـ اضغط اختيار Statistics تظهر الشاشة الآتية:



٦ ـ على الجانب الأيمن من الشاشة توجد عدة اختيارات:

ـ اختر Model fit: (هي منشطة) وهذا يفيد في صياغة إحصاءات المطابقة، وتتضمن R^2 و Adjusted R^2 والخطأ المعياري للتقدير وجدول ANOVA للنموذج.

ـ Descriptive: يعطي المتوسط والانحراف المعياري لكل متغير في التحليل وعدد الأفراد لكل المتغيرات، ويمكن أن يعطي مصفوفة الارتباط بين كل المتغيرات في التحليل، وكذلك اختبار الدلالة الإحصائية لكل معامل ارتباط لاختبار ذي ذيل واحد، وهي مفيدة في فحص قضية التلازمية الخطية عن طريق فحص معاملات الارتباط.

ـ Partial Correlations: هذا الاختبار يعطي معامل ارتباط بيرسون r ومعامل الارتباط الجزئي Partial، وهي تفيد في حساب معامل الارتباط بين المتغير التابع ومتغير مستقل محدد بعد ضبط تأثيرات بقية المتغيرات المستقلة الأخرى في النموذج، وهذا المعامل يقوم عليه تحليل الانحدار. في حين أن معامل الارتباط شبه الجزئي Semipartial

يتناول العلاقة بين كل متغير مستقل (منبئ) وجزء من المتغير التابع الذي لم يفسر عن طريق بقية المتغيرات الأخرى في النموذج.

- Collinearity diagnostics: يعطي مؤشري Tolerance وقيم VIF لكل متغير مستقل في التحليل لتشخيص التلازمية الخطية.

أما في مربع Regression Coefficient فتوجد عدة اختيارات منها:

- R square change: يعرض التغير في R^2 جراء تضمين متغير منبئ جديد (أو مجموعة من المتغيرات) وهذا المقياس مفيد لتقدير إسهام المنبئات الجديدة في تفسير تباين المتغير التابع.
- Estimates: يعطي معاملات الانحدار اللامعيارية والمعيارية (ß, b)، واختبارات الدلالةT لمعاملات الانحدار والخطأ المعياري.
- فترات الثقة Confidence intervals: يعطي فترات الثقة لمعاملات الانحدار غير المعيارية، وهي مفيدة لتقدير القيمة الاحتمالية لمعاملات الانحدار في المجتمع.
- Covariance Matrix: يعرض مصفوفة التغايرات ومعاملات الارتباطات والتباينات بين معاملات الانحدار لكل متغير في النموذج.

أما في مربع Residuals فتوجد عدة اختيارات:

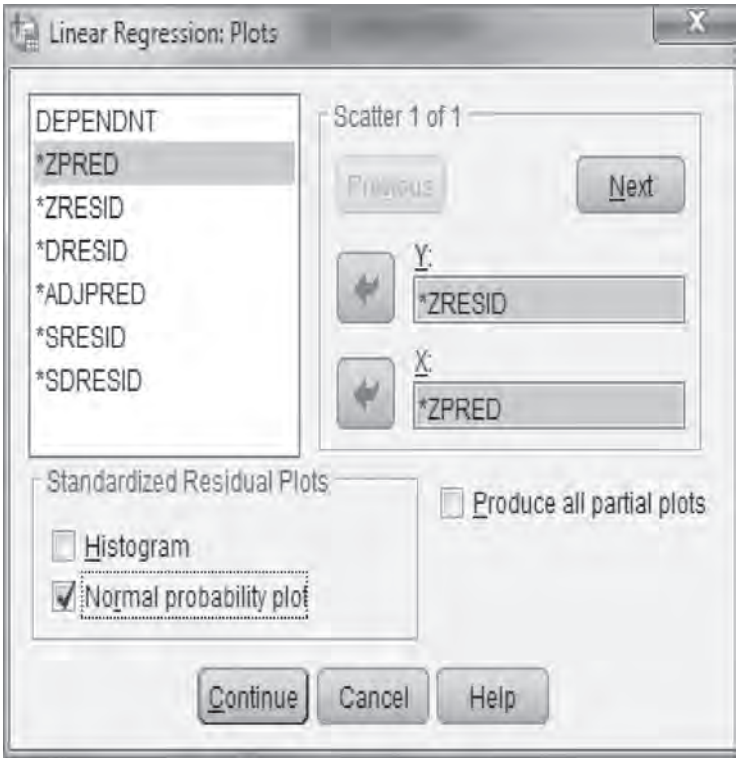
أ ـ Durbin – Watson : إحصاء للتحقق من استقلالية الأخطاء أو البواقي وبرنامج SPSS لا يعطي اختبار دلالة إحصائية لهذا الإحصاء، فإذا كانت قيمته تختلف بدرجة كافية عن ٢، فإنه لا توجد استقلالية بين أخطاء القياس.

ب ـ Casewise Diagnostic: يعطي القيمة المقاسة للمتغير التابع Y والقيمة المتنبأ بها $\hat{Y}$والفرق بينهما (الأخطاء أو البواقي المعيارية) ويعطي هذه القيم لكل الحالات (اختر All Cases) أو للحالات

التي تزيد فيها البواقي المعيارية على ٣، ويمكن تغير ٣ إلى ٢ من خلال Outliers outside .

٧ ـ اضغط Continue .

٨ ـ اضغط اختيار Plot على يمين الشاشة تظهر الشاشة الآتية:



وهذا الاختيار لفحص مسلمة الاعتدالية وHomoscedasticity للبواقي، فعلى يمين الشاشة تظهر مسمى المتغيرات وهي:

ـ درجات المتغير التابع الخام Dependent.

ـ ZPRED: قيم المتغير التابع المعيارية المتنبأ بها في ضوء معادلة الانحدار التي جرى بناؤها.

ـ ZRESID: البواقي أو الأخطاء المعيارية وهي الفروق المعيارية بين

الدرجة المقاسة Y والدرجة المتنبأ بها عن طريق النموذج، وكما نعلم أن البواقي غير المعيارية هي الفرق بين Y ،Ŷ ولا يمكن تحديد نقطة قطع لتحديد البواقي الكبيرة. وللتغلب على هذه المشكلة نستخدم البواقي المعيارية وهي خارج قسمة البواقي اللامعيارية على الانحراف المعياري، ويمكن أن تقارن البواقي المعيارية Z للنماذج المختلفة، فإذا كانت:

- القيمة المطلقة للبواقي أكبر من ٣,٢٩ (تقريبًا ٣) لابد أن تؤخذ في الحسبان.
- إذا وجد ١٪ من الحالات لها بواقٍ معيارية أكبر من ٢,٥٨، فهذا دليل على أن مستوى الخطأ داخل النموذج غير مقبول؛ بمعنى أن النموذج ضعيف المطابقة مع البيانات.
- إذا وجدت ٥٪ من الحالات لها بواقٍ معيارية ١,٩٦ فأكثر (٢ تقريبًا)؛ فإنه دليل على أن النموذج لا يمثل البيانات تمثيلًا دقيقًا.

أما الشكل الآخر للبواقي فهو Studentized Residual وهو بواقٍ غير معيارية مقسومة على الانحراف المعياري، ولها خصائص البواقي المعيارية نفسها، ولكنها عادة تعطينا تقديرًا دقيقًا لتباين الخطأ.

- DRESID : البواقي المحذوفة.
- ADJPRED : القيم المتنبأ بها المصححة.
- SRESID: Studentized Residual البواقي المعدلة.
- SDRESID : البواقي المعدلة المحذوفة.

٩ ـ ولتقويم الاعتدالية وتجانس البواقي Homoscedasticity اتبع الآتي:

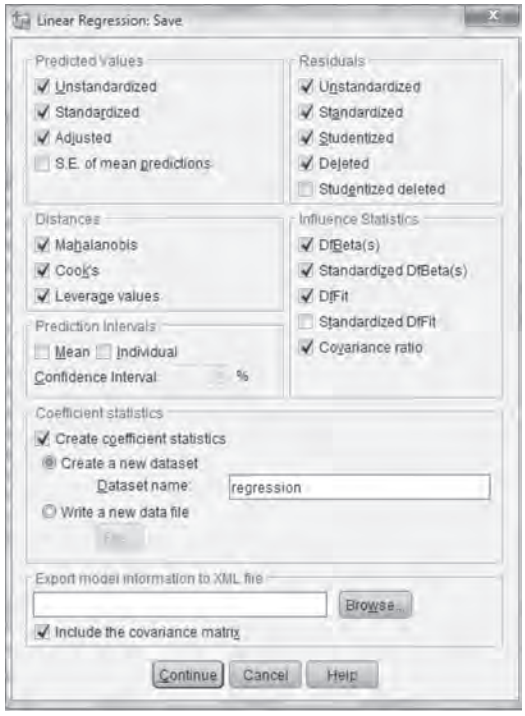
أ ـ اضغط متغير ZRESID وانقله إلى مربع Y .

ب ـ اضغط متغير ZPRED وانقله إلى مربع X.

ج ـ تحت جزء Studentized Residual plots اضغط مسلمة normal probability plot و histogram؛ لتقويم اعتدالية البواقي.

١٠ ـ اضغط Continue.

١١ ـ اضغط اختيار Save تظهر الشاشة الآتية:



حيث يمكن حفظ المتغيرات التشخيصية الناتجة من الخطوات السابقة في ملف البيانات؛ حيث يقوم البرنامج بحساب هذه الإحصاءات وخلق أعمدة جديدة في ملف البيانات.

١٢ ـ في مربع Predicted Value اضغط:

أ ـ الدرجة المتنبأ بها Unstandardized

ب ـ الدرجة المتنبأ بها المعياريةStandardized (Z)

ج ـ Adjusted Predicted Value

١٣ـ في مربع Residuals اضغط:

أ ـ البواقي الخام Unstandardized

ب ـ البواقي المعيارية Standardized

ج ـ Studentdized Residual

د ـ Deleted Residual هي البواقي عندما يستبعد الفرد من التحليل، وهي الفرق بين المتغير التابع والقيمة المتنبأ بها المصححة عند استبعاد الحالة.

١٤ـ في مربع Distance اضغط:

ـ Mahalanobis Distance هو مؤشر لمدى ابتعاد قيمة المتغير المستقل عن المتوسط العام.

ـ Cook Distance إلى أي درجة تتغير البواقي لكل الأفراد، إذا استبعد الفرد من التحليل.

ـ قيم Leverage مقياس لمدى تأثير قيم المتغير المستقل في مطابقة نموذج الانحدار.

١٥ـ إحصاءات التأثير: تتضمن إحصاءات تقيس ماذا يحدث لو استبعدنا الحالة من التحليل، وهي:

ـ DfBeta : الفرق في معاملات الانحدار المعيارية (Beta) لو استبعدت الحالة من التحليل.

ـ DfFit : التغير في القيمة المتنبأ بها لو استبعدت الحالة أو الفرد من التحليل.

ـ Standardized DfBeta : الدرجة المعيارية لـ DfFit.

ـ Covariance ratio : نسبة محدد مصفوفة التغاير في حالة استبعاد حالة أو فرد محدد من التحليل إلى محدد مصفوفة التغاير مع وجود الفرد من التحليل والنسب القريبة من ٠,١ تشير إلى خطأ قليل.

١٦ـ اضغط Create coefficient Statistics لحفظ معاملات الانحدار في قاعدة بيانات جديدة، واكتب مسمى قاعدة البيانات الجديدة كالآتي:

ـ Create a new dataset.

ـ اكتب اسم الملف Dataset name وليكن مسمى Regression

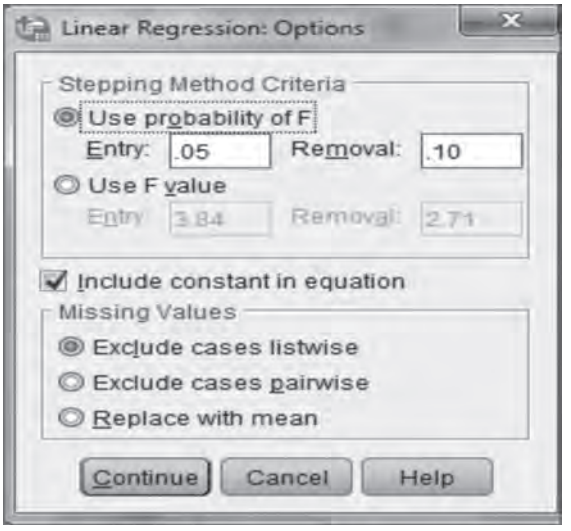
أو ـ اضغط data

ـ write a new file.

وحدد موقع الملف الجديد فمثلًا تم تحديده في مسار D مثلًا واكتب اسمه Regression واضغط Save.

١٧ـ اضغط Continue.

١٨ـ اضغط اختيار Options فتظهر الشاشة الآتية:



ـ يمكن تغيير محكات إدخال المتغيرات في الانحدار التدريجي Stepwise ومن الأفضل استبقاء محك .٠٥ ويمكن تغييره إلى معيار أكثر صرامة وهو ٠١ , ٠.

ـ يمكن تحديد طريقة التعامل مع البيانات الغائبة سواء استبعاد الحالة من التحليل التي بها قيمة غائبة على أحد المتغيرات، اختر Listwise، أو الإبقاء على الحالة التي تتضمن بيانات غائبة على أحد المتغيرات للاستفادة منها في تحليل متغيرات أخرى، اختر Pairwise أو استبدال القيم الغائبة بمتوسط المتغير.

١٩ـ اضغط Continue.

٢٠ـ اضغط OK لتنفيذ الأمر.

ثالثًا: المخرج:

```
REGRESSION
  /DESCRIPTIVES MEAN STDDEV CORR SIG N
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS CI(95) BCOV R ANOVA COLLIN TOL CHANGE ZPP
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT achievement
  /METHOD=ENTER mot1 mot2 att1 att2
  /SCATTERPLOT=(*ZRESID ,*ZPRED)
  /RESIDUALS DURBIN NORMPROB(ZRESID)
  /CASEWISE PLOT(ZRESID) ALL
  /SAVE PRED ZPRED ADJPRED MAHAL COOK LEVER RESID ZRESID SRESID DRESID DFBETA SDBETA DFFIT COVRATIO
  /OUTFILE=COVB(regression).
```

ـ أعطى المخرج الإحصاء الوصفي للمتغيرات في التحليل:

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
achievement	17.5714	9.97205	175
mot1	25.5314	4.43832	175
mot2	29.0514	3.94687	175
att1	40.7257	7.15382	175
att2	45.9829	9.24412	175

حيث أعطى المتوسط Mean والانحراف المعياري وعدد الأفراد أو القياسات في المتغيرات الأربعة.

ـ مصفوفة الارتباط:

Correlations

		achievement	mot1	mot2	att1	att2
Pearson Correlation	achievement	1.000	.398	.226	.308	.348
	mot1	.398	1.000	.545	.138	.326
	mot2	.226	.545	1.000	.077	.281
	att1	.308	.138	.077	1.000	.679
	att2	.348	.326	.281	.679	1.000
Sig. (1-tailed)	achievement	.	.000	.001	.000	.000
	mot1	.000	.	.000	.034	.000
	mot2	.001	.000	.	.157	.000
	att1	.000	.034	.157	.	.000
	att2	.000	.000	.000	.000	.
N	achievement	175	175	175	175	175
	mot1	175	175	175	175	175
	mot2	175	175	175	175	175
	att1	175	175	175	175	175
	att2	175	175	175	175	175

في الجزء الأول معاملات الارتباط لبيرسون، وفي الجزء الثاني دلالتها

الإحصائية عند 0.01 لاختيار ذي ذيلين، وفي الجزء الثالث عدد الأفراد التي دخلت قياساتها في حساب معامل الارتباط. ويلاحظ في مصفوفة معاملات الارتباط أن العلاقة بين المتغيرات المستقلة والتابعة منخفضة إلى حد ما.

كما أن العلاقة بين mot1 و mot2 مرتفعة قليلًا 0.545 كما أن العلاقة بين المتغيرين المستقلين att1 و att2 مرتفعة نسبيًّا 0.679 وهذا غير مرغوب في تحليل الانحدار؛ حيث يفترض أن تكون العلاقة بين المتغيرات المستقلة بعضها ببعض منخفضة، وعلى ذلك من خلال فحص مصفوفة الارتباط نتوقع ظهور قضية التلازمية الخطية إلى حد ما، خاصة بين att1 و att2 .

ويتضح أن كل معاملات الارتباط دالة إحصائية عند 0.05 ما عدا معامل الارتباط بين att1 و mot2 ، وكذلك دالة عند 0.01 ما عدا معامل الارتباط بين mot2 و att1 وكذلك معامل الارتباط بين att1 و mot1.

ـ أخرج البرنامج الجدول الآتي:

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	att2, mot2, mot1, att1 [b]	.	Enter

a. Dependent Variable: achievement

b. All requested variables entered.

ويوضح أن المتغيرات المستقلة جميعها أدخلت المعادلة، فلا توجد متغيرات مستبعدة؛ وذلك لأن الطريقة المستخدمة هي ENTER، ولكن إذا استخدم الباحث أيًّا من طرائق الانحدار الإحصائية، فستوجد متغيرات مستبعدة، وأوضح الجدول أن المتغير التابع هو achievement

ـ ملخص النموذج Summary of Model كالآتي:

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.480[a]	.230	.212	8.85232

a. Predictors: (Constant), att2, mot2, mot1, att1

b. Dependent Variable: achievement

في هذا الجزء يصف النموذج ككل حيث أعطى معامل الارتباط المتعدد R = 0.480، هي معامل الارتباط المتعدد بين المتغير التابع والمتغيرات المنبئة معًا، ومربع معامل الارتباط المتعدد R^2 =230 ، ومربع معامل الارتباط المصحح Adjusted R Square=0.212 .

وأن المتغيرات الأربعة المستقلة فسرت ٢٣٪ من تباين التحصيل ويجري حساب R^2:

$$R^2 = \frac{SS_{reg}}{SS_{total}}$$

انظر في جدول ANOVA نلاحظ أن:

$$= \frac{3981.055}{17302.857} = 0.230$$

وتعد R^2adj المصححة أكثر دقة من R^2 ؛ لأنها تصحح من صغر حجم العينة ودرجات الحرية المفقودة في أثناء الانحدار، ويتم حسابها من خلال تصحيح Stein وأحيانًا تستخدم صيغة Wherry في بعض البرامج:

$$\text{Adjusted } R^2 = 1-\left(\frac{175-1}{175-4-1}\right)\left(\frac{175-1}{175-4-2}\right)\left(\frac{175+1}{175}\right)(1-0.48) = 0212$$

وهذه القيمة مشابهة تقريبًا لقيمة R^2 (0.230) ، وهو ما يدل على أن الصدق التعميمي للنموذج جيد.

وأعطى قيمة الخطأ المعياري لقيمة R^2 Std.Error of the Estimate، وهي تدل على الدقة العامة لنموذج الانحدار، وهي الجذر التربيعي لمتوسط مجموع مربعات البواقي في جدول ANOVA:

$$\sqrt{MS_R} = \sqrt{78.364}$$

ـ إحصاءات التغير Change Statistics

Model Summary[b]

Change Statistics					Durbin-Watson
R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change	
.230	12.701	4	170	.000	1.208

يمكن إيضاح مفهوم إحصاءات التغير من خلال التساؤل الآتي: ماذا يحدث لو أضيف متغير جديد إلى معادلة الانحدار؟ هذا الجزء غير ذات أهمية في طريقة ENTER ؛ لأن كل المتغيرات أدخلت إلى المعادلة؛ حيث إن إحصاءات هذا الجزء هي قيم R^2 و F وdf_1 وdf_2 وSig وهي مثل قيمة R^2 وجدول تحليل التباين لا تتغير قيمتها، ويمكن أن يحدث تغير إذا استخدم الباحث طرائق الانحدار الإحصائي والهرمي.

وفي نهاية الجدول يوجد إحصاء Durbin-Watson الذي يخبرنا ما إذا كانت مسلمة استقلال البواقي أو الأخطاء تحققت أم لا. والقاعدة شديدة

التحفظ تقول إن القيم أقل من ٠ , ١ أو تزيد على ٣ تشير إلى وجود استقلالية إلى حد ما، بينما القيمة القريبة من ٢ هي أفضل، وتشير إلى تحقق المسلمة بدرجة كبيرة، وفي المثال هي ١,٢٠٨، وعليه فالقيمة ليست قريبة من ٢ ولا هي أقل من ٠ , ١، وبالتالي يمكن القول بتوافر المسلمة بدرجة متوسطة وليست جيدة.

جدول ANOVA

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	3981.055	4	995.264	12.701	.000[b]
	Residual	13321.802	170	78.364		
	Total	17302.857	174			

a. Dependent Variable: achievement

b. Predictors: (Constant), att2, mot2, mot1, att1

يتضمن هذا الجـدول معلومات عن اختبارات فروض لنموذج الانحدار أو التنبؤ ككل؛ بمعنى أن المتغيرات الأربعة تصلح أو لا تصلح للتنبؤ بالتحصيل.

وهذا الجدول يتضمن صف Regression وصف البواقي أو الأخطاء Residual وهو يتضمن معلومات عن الأخطاء وهي تمثل الفرق الكلي بين النموذج المتنبأ به Y والبيانات المقاسة(Y)، ويتضمن نسبةF وهي تعرض نسبة التحسن في التنبؤ نتيجة لمطابقة النموذج بالنسبة إلى عدم الدقة (الأخطاء) أو

البواقي الموجودة في النموذج وتقدر كالآتي:

$$F = \frac{SS_{regession\ /\ dfreg}}{SS_{Residual\ /\ dfresidual}} = \frac{MS_{Reg}}{SS_{Res}} = \frac{3981055/4}{13321.802/17} = \frac{995.264}{78.364} = 12.701$$

أو تقدر من خلال الصيغة الآتية :

$$F = \frac{R^2_{/K}}{(1-R^2)(N-K-1)} = \frac{0.24/4}{(1-.23)(175-4-1)} = 12.701$$

وما يهمنا في الجدول السابق هو التحقق من الفروض الإحصائية الآتية:

$$H_0 : R \text{ or } \rho = 0$$
$$H_A : R \text{ or } \rho \neq 0$$

حيث ρ معامل الارتباط المتعدد بين التحصيل وقيمة المتغيرات المستقلة في المجتمع، وبما أن Sig (0.000) <0.05 وعليه نقبل الفرض البديل القائل بأنه يمكن للمتغيرات الأربعة المستقلة أن تستخدم للتنبؤ بالتحصيل، بمعنى أنه يمكن بناء معادلة انحدار. لاحظ أن دلالةF لاختبار نموذج الانحدار ككل. وعليه$F_{(4,170)} = 12.701, P < 0.05$.

لاحظ المتغيرات الأربعة المستقلة ليس شرطًا أن تستخدم كلها في بناء معادلة الانحدار، ويمكن القول بأن الفرض البديل على الأقل أحد المتغيرات المستقلة يمكن أن يتنبأ تنبؤًا دالًّا إحصائيًّا بالتحصيل بفرض توافر مسلمات الانحدار.

معالم النموذج أو تفصيلات النموذج أو معادلات الانحدار: كما سبق أن تناولنا ما إذا كان النموذج ككل له قدرة على التنبؤ بالمتغير التابع. فالجزء الآتي يهتم بمعالم ومعاملات الانحدار للنموذج، ويتضمن معلومات ضرورية لبناء معادلة الانحدار، وتحديد أي المتغيرات المستقلة أكثر أهمية أو إسهامًا نسبيًّا، وكذلك مؤشر VIF لتشخيص التلازمية الخطية المتعددة.

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-17.608-	6.182		-2.848-	.005
	mot1	.760	.185	.338	4.114	.000
	mot2	-.011-	.206	-.005-	-.055-	.956
	att1	.256	.130	.184	1.979	.049
	att2	.123	.106	.114	1.161	.247

a. Dependent Variable: achievement

ففي جزء المعاملات غير المعيارية Unstandardized: العمود B هو عبارة عن الثابتa ومعاملات الانحدار غير المعيارية للمتغيرات المستقلة (ميل خط الانحدار). وعليه فإن معادلة الانحدار غير المعيارية هي:

$$\hat{Y} = -17.608 + 0.760\ X_1 - 0.011\ X_2 + 0.256\ X_3 + 0.106\ X_4$$

وبصيغة أخرى:

$$\text{Achievement} = -17.608 + 0.76\text{mot}_1 - 0.011\text{mot}_2 + 0.256\text{att}_1 + 0.106\text{att}_2$$

وهذه الصيغة تستخدم للتنبؤ بتحصيل أي طالب من درجاته على المتغيرات المستقلة. ولاحظ أن قيم b تشير إلى إسهام المتغير في التنبؤ بالتحصيل بالنموذج، وأيضًا قيمة b تخبرنا عن العلاقة بين التحصيل وكل متغير منبئ، وإذا كانت موجبة فيوجد ارتباط موجب بين المنبئ أو التحصيل، وإذا كانت سالبة فالارتباط بين المنبئ والتحصيل سالب.

وعليه، فزيادة الدافعية الداخلية تؤدي إلى زيادة التحصيل في حين أن زيادة الدافعية الخارجية تؤدي إلى انخفاض التحصيل.

وقيمة معامل الانحدار اللامعياري b= 0.76 تشير إلى أنه إذا زادت الدافعية الداخلية بمقدار وحدة واحدة، فالتحصيل يزيد بمقدار ٠,٧٦ وحدة، وكلا المتغيرين يقاس بدرجات خام، فزيادة درجة واحدة في الدافعية الداخلية تسهم في زيادة ٠,٧٦ من الدرجة في التحصيل.

وتعد المقارنة بين الأهمية النسبية للمتغيرات في ضوء b غير صحيحة؛ لاختلاف وحدات القياس، وعليه فلابد من الاعتماد على Beta معامل الانحدار المعياري، ويفسر مثل معامل ارتباط بيرسون r والقيمة المطلقة لـ Beta تستخدم لتحديد أي المتغيرات المستقلة أكثر إسهامًا في التنبؤ.

والمدقق يلاحظ أن قيمة Beta للدافعية الداخلية ٠,٣٣٨، في حين أنها للدافعية الخارجية -٠,٠٠٥ وعلى ذلك فإن تأثير الدافعية الداخلية على التحصيل أكثر من تأثير الدافعية الخارجية؛ حيث زيادة وحدة انحراف معياري في الدافعية الداخلية يسبب زيادة مقدارها ٠,٣٣٨ وحدة انحراف معياري في التحصيل. وعلى ذلك فالأهمية النسبية للمتغيرات الأربعة هي: الدافعية الداخلية، والاتجاه نحو المادة الدراسية، والاتجاه نحو المدرسة، وأخيرًا الدافعية الخارجية على الترتيب.

ولمعامل الانحدار المعياري دلالة إحصائية؛ حيث يختبر باستخدام اختبار T حيث الفروض الإحصائية:

$$H0 : Beta \neq 0$$
$$HA : Beta \neq 0$$

ويتضح أن معامل Beta لـ mot1 دال إحصائيًّا؛ حيث $T = 4.114, P < 0.05$

وكذلك معامل Beta لـ att1 دال إحصائيًّا في حين أن معاملات Beta للدافعية الخارجية والاتجاه نحو المدرسة غير دالة إحصائيًّا، وعليه فإن معادلة الانحدار المعيارية:

$$Z_{achievement} = 0.338\ Z_{mot1} + 0.184\ Z_{att1}$$

95.0% Confidence Interval for B		Correlations			Collinearity Statistics	
Lower Bound	Upper Bound	Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
-29.811-	-5.405-					
.396	1.125	.398	.301	.277	.669	1.494
-.418-	.395	.226	-.004-	-.004-	.681	1.468
.001	.512	.308	.150	.133	.524	1.908
-.086-	.332	.348	.089	.078	.469	2.130

وهي عبارة عن معاملات ارتباط بيرسون وكذلك معاملات الارتباط الجزئية وشبه الجزئية، لاحظ أن مربع معامل الارتباط شبه الجزئي Part يعطي مقدار التباين الخاص في المتغير التابع المفسر عن طريق كل متغير مستقل، ومعامل الارتباط الجزئي Partial هو معامل الارتباط بين المتغير التابع والمتغير المستقل بعد ضبط تأثير المتغيرات المستقلة الأخرى، فمثلاً معامل الارتباط الجزئي بين mot1 والتحصيل 0.301 بعد استبعاد أثر المتغيرات الثلاثة الباقية على كل من mot1 والتحصيل، في معامل الارتباط شبه الجزئي هو معامل الارتباط بين mot1 والتحصيل بعد ضبط أثر المتغيرات الثلاثة الباقية على التحصيل فقط.

في حالة استخدام الانحدار التدريجي يتم إدخال المتغير الأكثر معامل ارتباط مع المتغير التابع ثم بعد ذلك في ضوء أعلى معامل ارتباط شبه الجزئي.

التحقق من مسلمة التلازمية الخطية المتعددة: كما نعلم أن تشخيص هذه المسلمة من خلال مؤشرين هما: مؤشر Tolerance (إذا كانت قيمته أقل من ١٠ , ٠) ومؤشر VIF (إذا كانت قيمته أكبر من ١٠ , ٠) تشير إلى وجود التلازمية الخطية (Cohen, Cohen, West,& Aiken, 2003)، وقيمة VIF الأكبر من ١٠ تعني أن الأخطاء المعيارية لـ b أكبر ثلاث مرات مما إذا كانت المتغيرات المستقلة غير مرتبطة.

قدم Field (2009) إرشادات لـ VIF و Tolerance وهي كالآتي:

- VIF>10 وجود التلازمية الخطية وتسبب مشكلات تؤخذ في الحسبان.
- إذا كان متوسط VIF للمنبئات أكبر من ١ , ٠٠ فإن نتائج الانحدار تكون متحيزة.
- Tolerance > 0.10 تشير إلى وجود التلازمية الخطية وتسبب مشكلات خطيرة.
- Tolerance > 0.20 تشير إلى مشكلات محتملة.

وللمثال السابق نجد أن قيم Tolerance مناسبة؛ حيث إنها كانت أكبر من ١٠ , ٠ أو ٢٠ , ٠، بالتالي لا توجد تلازمية خطية. أما قيم VIF فكانت أقل من ١٠، وعليه لا توجد تلازمية خطية متعددة ويمكن حساب متوسط: VIF

$$VIF = \frac{1.494 + 1.468 + 1.908 + 2.130}{4} = \frac{7}{4} = 1.75$$

ولكن متوسط VIP زاد على الواحد الصحيح بما يدل على وجود تحيز في نتائج الانحدار.

ومن مخرجات تشخيص التلازمية الخطية الجدول الآتي:

Collinearity Diagnostics[a]

Model	Dimension	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions				
				(Constant)	mot1	mot2	att1	att2
1	1	4.931	1.000	.00	.00	.00	.00	.00
	2	.036	11.763	.01	.13	.06	.13	.13
	3	.016	17.526	.26	.34	.02	.08	.28
	4	.011	21.654	.00	.52	.36	.33	.34
	5	.007	27.343	.73	.01	.57	.46	.24

a. Dependent Variable: achievement

وهي مؤشرات إضافية لتشخيص التلازمية الخطية، مثل:

ـ القيم الكامنة ومؤشر الشرطية Condition Index ويقدر من القيم الكامنة. والآراء فيما يخص الحدود لتحديد أو لتشخيص التلازمية الخطية المتعددة باستخدام مؤشر الشرطية هو أن القيم لم تزد عن ٣٠ وهوما يشير إلى وجود التلازمية الخطية.

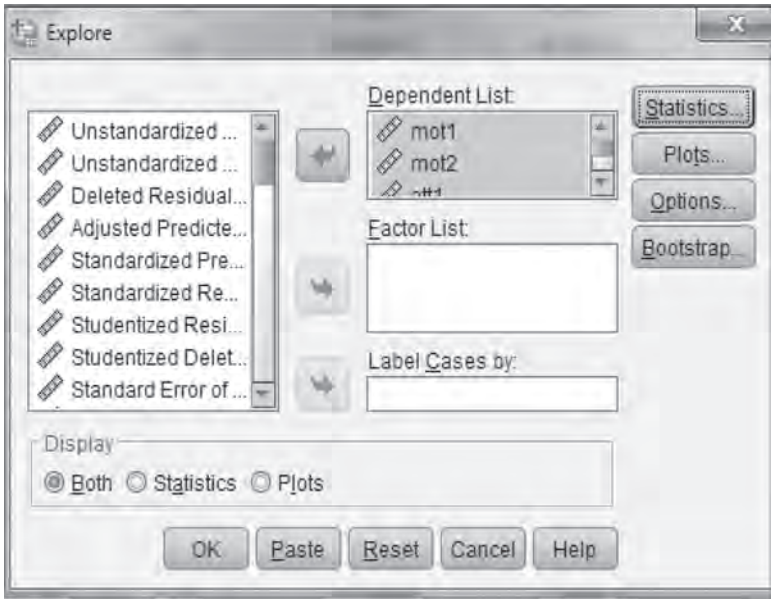
Casewise diagnostic أعطى البرنامج ملخصًا لإحصاءات البواقي، وفيما يلي جزء من المخرج للخمس عشرة حالة الأولى:

Casewise Diagnostics[a]				
Case Number	Std. Residual	achievement	Predicted Value	Residual
1	.416	19.00	15.3148	3.68517
2	.917	28.00	19.8781	8.12190
3	.179	25.00	23.4116	1.58845
4	-.789-	8.00	14.9808	-6.98077-
5	-.466-	6.50	10.6281	-4.12813-
6	.899	22.00	14.0408	7.95925
7	-.359-	7.50	10.6817	-3.18173-
8	.688	27.00	20.9122	6.08780
9	-.172-	12.00	13.5218	-1.52180-
10	.795	22.50	15.4668	7.03323
11	-1.703-	1.50	16.5781	-15.07805-
12	1.226	32.50	21.6435	10.85647
13	.277	16.00	13.5488	2.45115
14	-.786-	13.50	20.4574	-6.95742-
15	-.927-	7.00	15.2068	-8.20681-

ويستخدم لفحص القيم أو الحالات المتطرفة، وأي حالات لها بواقٍ معيارية أقل من -٢ أو أكبر من ٢ تعد قيمًا متطرفة، وبالنظر إلى قيم البواقي المعيارية نلاحظ أن ١٠٠٪ من القيم أو الحالات تقع في المدى من (2 ±).

حقيقة تشخيص الحالات المتطرفة يتم من خلال الإحصاء الوصفي من خلال الآتي:

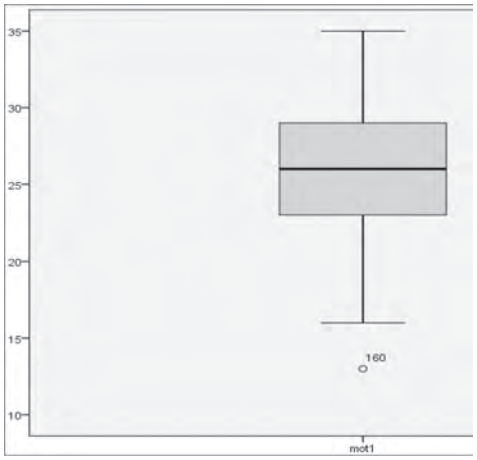
١ ـ اضغط Explore ← Descriptive statistics ← Analysis



٢ ـ انقل المتغيرات المستقلة والتابعة إلى مربع Dependent list.

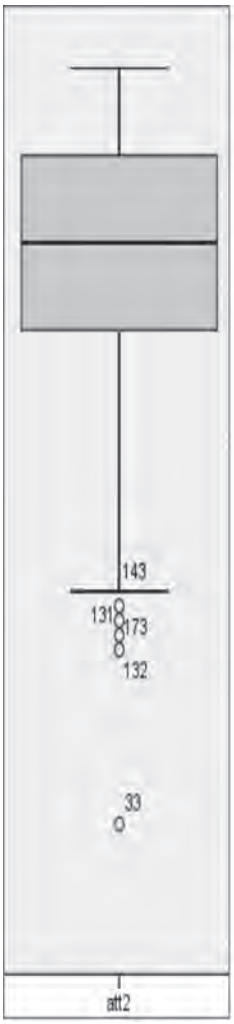
٣ ـ اضغط Continue ثم اضغط OK.

المخرج: تشخيص الحالات المتطرفة من خلال شكل Boxplot الآتي:



فمثلاً لـ mot_1 أوضح أن الحالة ١٦٠ هي قيمة متطرفة، وهي تناظر

القيمة ١٣، وتم تأكيد ذلك من شكل Stem leaf ؛ حيث أوضح أن القيم أقل أو تساوي ١٣ تعد قيمًا متطرفة:



Frequency	Stem &	Leaf
1.00	Extremes	(=<13.0)
2.00	16 .	00
6.00	17 .	000000
4.00	18 .	0000
4.00	19 .	0000
8.00	20 .	00000000
10.00	21 .	0000000000
7.00	22 .	0000000
15.00	23 .	000000000000000
13.00	24 .	0000000000000
14.00	25 .	00000000000000
11.00	26 .	00000000000
18.00	27 .	000000000000000000
14.00	28 .	00000000000000
14.00	29 .	00000000000000
11.00	30 .	00000000000
7.00	31 .	0000000
8.00	32 .	00000000
4.00	33 .	0000
3.00	34 .	000
1.00	35 .	0

ولكن يبدو أن المتغير المستقل att2 يتضمن حالات كثيرة متطرفة ويجب استبعادها من التحليل.

إحصاءات التأثير Influence: لتحديد أي الملحوظات أو الحالات الأكثر تأثيرًا في تقديرات الانحدار مقارنة بالحالات الأخرى في قاعدة البيانات

ولتحديد ذلك توجد عدة إحصاءات هي:

مؤشر Leverage : هو دالة لدرجات المتغيرات المستقلة، وتقدر كالآتي:

$$hi = \frac{1}{N} + \frac{(X - \bar{X})^2}{\sum X^2}$$

N حجم العينة، X الدرجة، $\bar{X}$ متوسط المتغير، $\sum X^2$ مجموع مربعات X

ويعد Pedhazure (1997) الحالة ذات تأثير عالٍ إذا كان:

$$> 2 (K+1) / N$$
$$> 2 (4+1)/175$$
$$> 0.06$$

وتسهم الحالة في معادلة الانحدار بتأثير متوسط إذا كان:

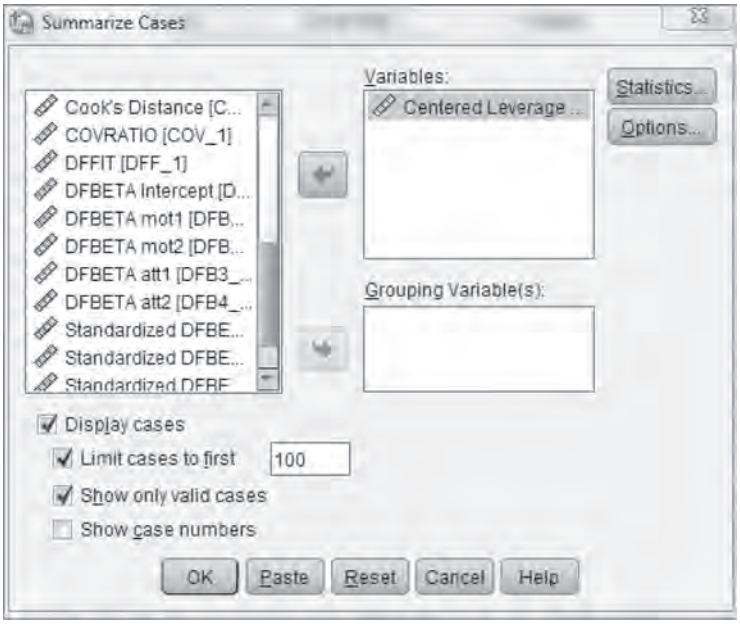
$$= (K+1)/ N$$

$$= \frac{5}{175} = 0.03$$

وأقصى قيمة لـ hi هو الواحد الصحيح.

وبإجراء أمر Case Summaries لمؤشر Leverge (موجود في ملف البيانات) كالآتي:

١ ـ Analysis ⟶ Reports ⟶ Case Summaries يعطي الشاشة الآتية:



٢ ـ انقل متغير Centered Leverage إلى مربع Variables

٣ ـ اضغط OK

المخرج: فيما يلي عرض لبعض الحالات:

Case Summaries

	Centered Leverage Value
1	.01717
2	.00247
3	.01315
4	.01519
5	.03491
6	.02712
7	.01396
8	.02206
9	.01625
10	.01113
23	.03220
24	.00668
25	.01728
26	.03291
27	.06403

نلاحظ أن الحالة ٥ لها تأثير متوسط ٠,٠٣٤٩، وكذلك الحالة ٢٣ ، أما الحالة ٢٧ فلها تأثير عالٍ في معادلة الانحدار ٠,٠٦٤ .

مؤشر Cook D

القيمة الصغيرة نسبيًّا لهذا المؤشر تشير إلى أن للحالة تأثيرًا كبيرًا في معادلة الانحدار. وبإجراء الأمر السابق لقيم مؤشر Cook Distance في ملف البيانات:

Analysis ⟶ Reports ⟶ Case Summaries

المخرج

33	.00000
34	.00622
35	.00242
36	.00517
37	.00449
38	.00088
39	.00009
40	.00399
41	.00102
42	.00377
43	.00376

وإذا تأملنا قيمة مؤشر D للحالة ٣٣ نجد أن لها D = 0.00 ، لاحظ أن القيمة العالية لـhi والمنخفضة لـD تدل على أن الحالة أو الفرد له تأثير في معادلة الانحدار. فالحالات ١٢٨، ٣٩ ، ٣٣ ، ٢٨ تعد أكثر الحالات تأثيرًا. لاحظ أن ما أفرزه مؤشر leverage hi لا يتفق مع مؤشر Cook D.

Case Summaries

	DFBETA mot1
1	-.00816-
2	.00476
3	.00346
4	.00669
5	.00843

إحصاء DfBeta

وإذا كانت قيمته تقع في المدى من ±١ فإن الحالات ليس لها تأثير في معادلة الانحدار، وفي ضوء هذا المؤشر لا توجد أية حالة لها تأثير في معالم معادلة الانحدار

وذلك لمتغير motx1، وهكذا للمتغيرات المستقلة الأخـرى؛ حيث يتم حساب معادلة الانحدار بعد استبعاد كل حالة على حدة وملاحظة التغير في معالم المعادلة.

28	3.56771
29	7.55685
30	3.21367
31	4.85081
32	8.03547
33	18.87951
34	2.45916
35	2.13726
36	4.23953

مؤشر Mahalanobis distance

يستخدم هـذا المـؤشر لتشخيص الحالات المتطرفة وهذا المؤشر مثل: إحصاء χ؛ حيث القيمة الحرجة عند a=0.01 وdf=4 هي 18.46 وعليه، فإذا كانت قيمة إحصاء Mahalanobis أكبر من هذه القيمة فهي تدل على قيمة متطرفة متدرجة، وبإجراء أمر Case Summaries لقيم هذا المؤشر (موجود في ملف البيانات):

Analysis ⟶ Reports ⟶ Case Summaries

المخرج: (عرض بعض الحالات لاحظ أن البرنامج أعطى قيمة المؤشر للحالات ١٧٥).

يتضح من المخرج أن قيمة المؤشر لكل الحالات أقل من ١٨,٤٦ ما عدا الحالة ٣٣ فقيمتها زادت عن هذه القيمة ١٨,٨٧٩ وعليه فيجب استبعادها من التحليل، لاحظ أن مؤشر Mahalanobis يشخص القيمة المتطرفة المتدرجة للحالة في علاقتها مع كل الحالات.

وأعطى البرنامج ملخصًا لمعظم الإحصاءات كالآتي:

Residuals Statistics[a]

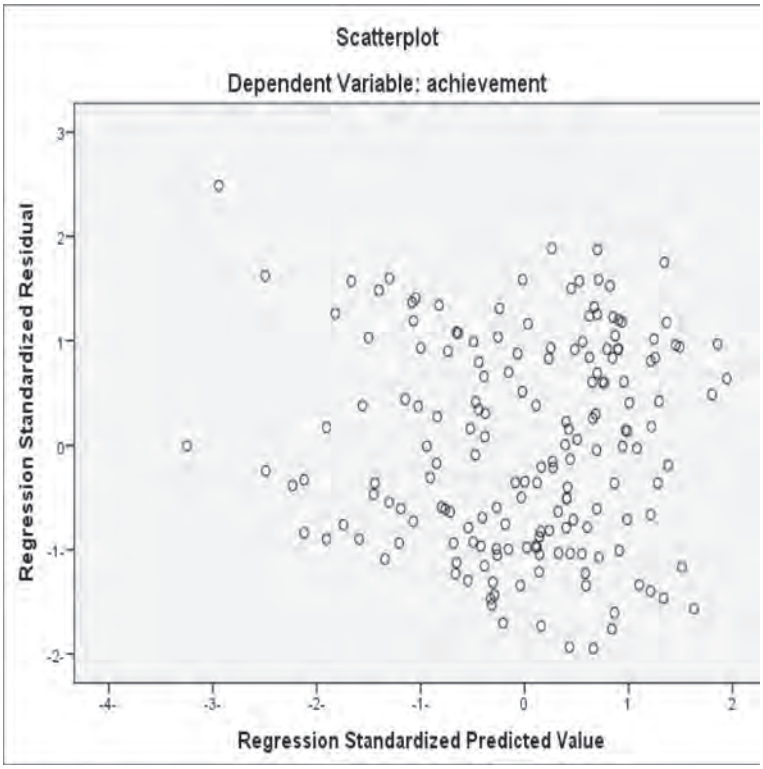
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	N
Predicted Value	2.0333	26.8750	17.5714	4.78327	175
Std. Predicted Value	-3.248-	1.945	.000	1.000	175
Standard Error of Predicted Value	.736	2.992	1.444	.394	175
Adjusted Predicted Value	1.4911	26.6478	17.5608	4.83460	175
Residual	-17.23361-	22.00326	.00000	8.74998	175
Std. Residual	-1.947-	2.486	.000	.988	175
Stud. Residual	-2.007-	2.596	.001	1.004	175
Deleted Residual	-18.30855-	24.00890	.01062	9.02799	175
Stud. Deleted Residual	-2.025-	2.642	.001	1.007	175
Mahal. Distance	.209	18.880	3.977	2.863	175
Cook's Distance	.000	.123	.006	.012	175
Centered Leverage Value	.001	.109	.023	.016	175

a. Dependent Variable: achievement

التمثيل البياني للبواقي

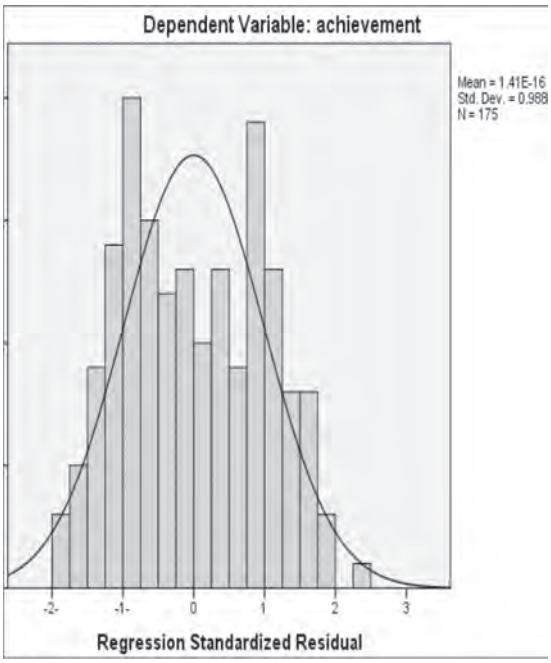
المرحلة الأخيرة من التحليل فحص مسلمات النموذج، وسبق أن عرضنا كثيرًا منها. وفي أمر الانحدار نحصل على الرسم البياني لـ ZRESID و ZPRED وكذلك المدرج و Normal Probability للبواقي. وإذا كان توزيع البواقي يشبه القمع، فإنه لا تتوافر مسلمة تجانس تباينات البواقي Homoscedasticity في البيانات.

والشكل الآتي يوضح الشكل البياني للبواقي المعيارية في مقابل القيم المعيارية المتنبأ بها:

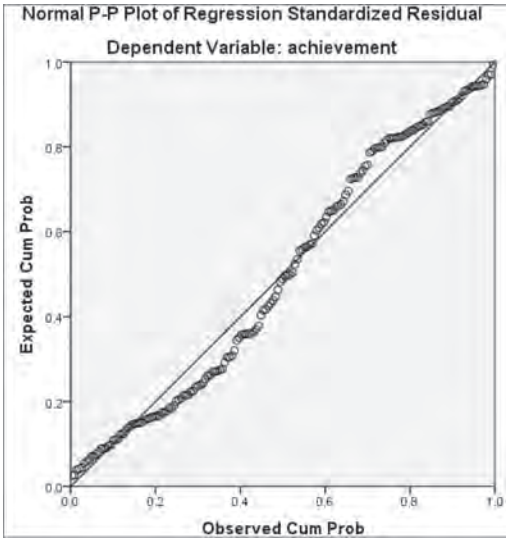


لاحظ التوزيع العشوائي للنقاط وانتشارها في الرسم البياني، وهذا يشير إلى توافر مسلمة تجانس تباينات البواقي إلى حدٍّ ما. ولكن إذا كان الشكل يشبه القمع فيدل على عدم توافر مسلمة التجانس للبواقي، ونلاحظ من الشكل السابق أن الخطية لم تتوافر بدرجة تامة.

أما اعتدالية البواقي فتم الحصول عليها من خلال عرض Normal probability plot، Histogram وكانت كالآتي:



ويبدو أن المنحنى ليس اعتداليًّا بدرجة كبيرة، بل يوجد به درجة من التفرطح؛ حيث kurtosis = -1.01 ولكنه في المجمل العام يتسم بالاعتدالية. كما عرض p.plot كالآتي:



حيث الخط المستقيم يعكس التوزيع الاعتدالي، والنقاط حوله تعكس البواقي المعيارية؛ فإذا كانت النقاط تقع تمامًا على الخط المستقيم، فإن التوزيع تام الاعتدالية، ولكن يتضح أن النقاط انتشرت تقريبًا على جانبي الخط المستقيم، وهذا يدل على أن الاعتدالية ليست تامة، وهذا يعطي شكًّا في مدى موثوقية نتائج معالم نموذج الانحدار.

ولكن القول الفاصل في التحقق من الاعتدالية من عدمها إجراء اختبار كولموجوروف ـ سميرنوف للبواقي المعيارية، وجاءت النتائج على النحو الآتي:

Tests of Normality

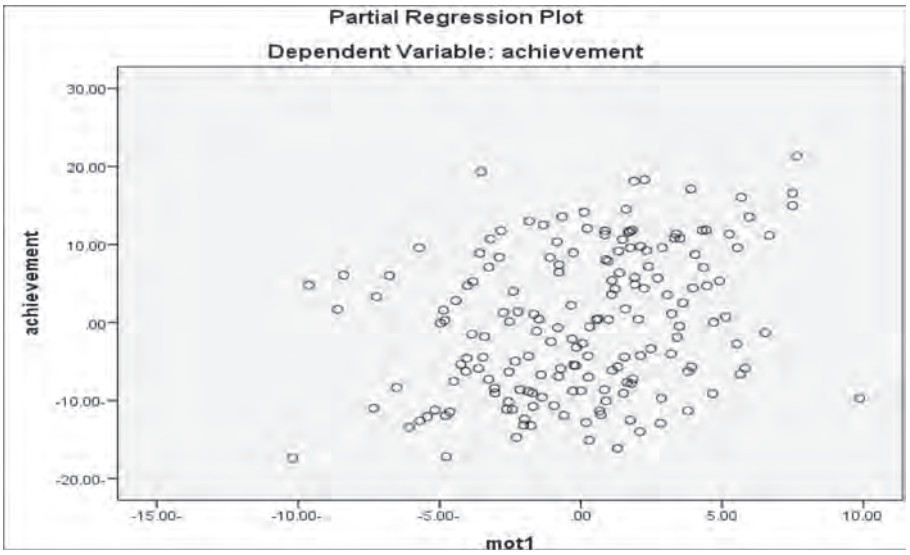
	Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Standardized Residual	.086	175	.003	.970	175	.001

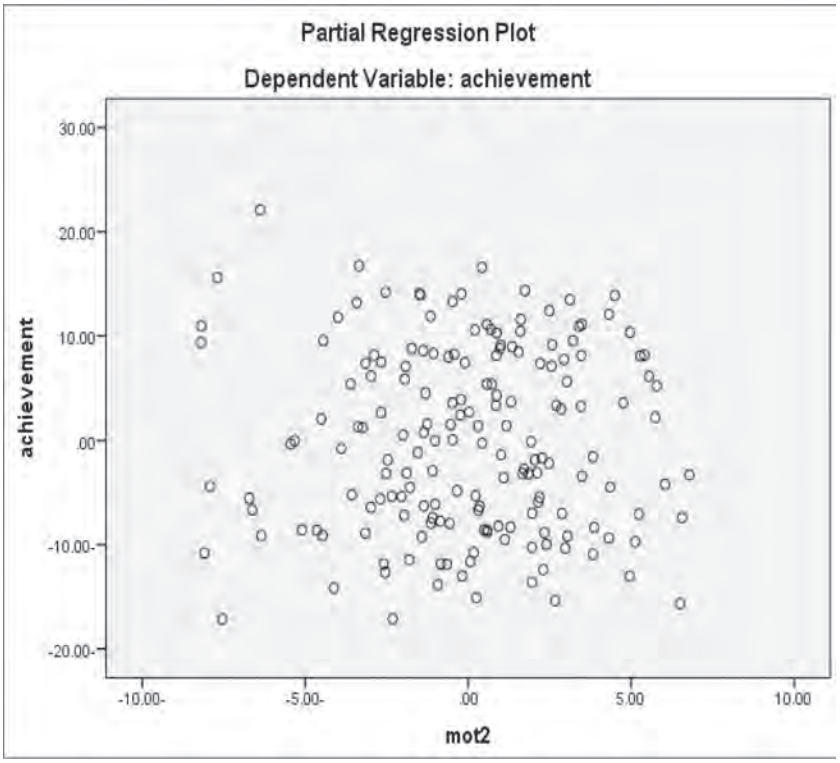
a. Lilliefors Significance Correction

حيث P=0.003 ، K.S(175) = 0.086، وعليه فإنه توجد دلالة إحصائية عند مستوى دلالة ٠١ , ٠، وعليه، فإن توزيع البواقي المعيارية غير اعتدالية التوزيع. وعليه يجب الحذر من تعميم نتائج تحليل الانحدار، ولابد من إجراء صدق النتائج على عينات أخرى Cross- validation.

الأشكال البيانية للبواقي للمتغير التابع وكل متغير منبئ على حدة:

ويمكن تشخيص العلاقات غير الخطية وعدم تساوي التباين للبواقي من هذه الرسومات، وهي كالآتي:


Partial Regression Plot
Dependent Variable: achievement
achievement
30.00
20.00
10.00
.00
-10.00-
-20.00-
-15.00-
-10.00-
-5.00-
.00
5.00
10.00
mot1


Partial Regression Plot
Dependent Variable: achievement
achievement
30.00
20.00
10.00
.00
-10.00-
-20.00-
-10.00-
-5.00-
.00
5.00
10.00
mot2

فالعلاقة بين mot_1 والتحصيل تبدو خطية، غير أن العلاقة بين mot_2 والتحصيل بها غير خطية، والحال نفسه في العلاقة بين التحصيل وكل من att2، att_1 .

مخرج الانحدار باستخدام Stepwise

كل خطوات المخرج السابق ما عدا تغير الطريقة Method بـ Stepwise:

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	mot1		Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter <= .050, Probability-of-F-to-remove >= .100).
2	att1		Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter <= .050, Probability-of-F-to-remove >= .100).

a. Dependent Variable: achievement

حيث أعطى معادلة التنبؤ في ضوء متغيرين فقط هما mot_1 و att_1 ؛ لأن لهما دلالة إحصائية.

وجدول ANOVA كالآتي:

ANOVA

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2747.680	1	2747.680	32.658	.000[b]
	Residual	14555.177	173	84.134		
	Total	17302.857	174			
2	Regression	3873.685	2	1936.843	24.807	.000[c]
	Residual	13429.172	172	78.077		
	Total	17302.857	174			

a. Dependent Variable: achievement

b. Predictors: (Constant), mot1

c. Predictors: (Constant), mot1, att1

Model Summary[c]

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.398[a]	.159	.154	9.17246
2	.473[b]	.224	.215	8.83610

a. Predictors: (Constant), mot1

b. Predictors: (Constant), mot1, att1

c. Dependent Variable: achievement

حيث إن إسهام المتغير الأول mot1 هو Adjusted R^2 = 0.159، بينما إسهام المتغيرين معًا mot1 وatt1 هو R^2 = 0.224 وR^2 Adjusted = 215 والملاحظ في طريق Enter أن قيمتي R^2 = 0.230 وR^2 Adjusted =221 أكبر من قيمتهما في طريقة Stepwise ؛ لأن في طريقة Enter تم إضافة إسهام mot2 ، att2 إلى التباين المفسر R^2 في حين أنه في Stepwise تم استبعادهما.

ومعالم النموذج كالآتي:

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-5.288-	4.060		-1.303-	.194
	mott	.895	.157	.398	5.715	.000
2	(Constant)	-17.871-	5.126		-3.486-	.001
	mott	.815	.152	.363	5.351	.000
	att	.359	.095	.258	3.798	.000

a. Dependent Variable: achievement

١٢.١ القوة الإحصائية للانحدار المتعدد باستخدام برنامج G-power

يعد Cohen(1988) القوة الإحصائية المؤشر الكمي للحساسية الإحصائية للبحث أو للتجربة، ويعدها آخرون مؤشرًا مهمًّا لجودة تصميم الدراسة. وعلى الرغم من أن القوة الإحصائية جزء مهم في البحوث إلا أنه ما زال الاهتمام منصبًّا على الدلالة الإحصائية.

وقد بدأ الاهتمام حديثًا بتضمين القوة الإحصائية في الدراسات للمساعدة في تفسير النتائج؛ لأنه لو فشل الاختبار في إظهار التأثير أو العلاقة الموجودة، فقد يكون هذا ليس بسبب عدم وجود تأثير، ولكن ربما بسبب ضعف الاختبار في إظهار التأثيرات الدالة إحصائيًّا.

معظم العمل الإحصائي القائم على تحليل البيانات يكون اهتمامه في المقام الأول تقليل أو على الأقل ضبط احتمالية الوقوع في الخطأ الأول بقدر الإمكان. ويتعامل الخطأ من النوع الأول مع مشكلة الحصول على فروق

على مستوى بيانات العينة (دلالة إحصائية)، وهي حقيقية غير موجودة في المجتمع، والخطأ من النوع الثاني يكون بالقدر نفسه من الخطورة، وهو عدم وجود فروق في بيانات العينة(عدم دلالة إحصائية) وهي حقيقة موجودة في المجتمع.

مفهوم القوة الإحصائية

القوة الإحصائية هي قدرة الاختبار الإحصائي على رفض الفرض الصفري إذا كان للتجربة (المتغير المستقل) تأثير حقيقي بالفعل. وعليه فإن الاختبار القوي إحصائيًّا هو ذلك الاختبار القادر على الحصول على نتائج دالة إحصائيًّا (رفض H_0) وهي موجودة بالفعل في واقع مجتمع الظاهرة.

ويعرف Howell(2013) القوة بأنها الاحتمالية الصحيحة لرفض H_0 وهو حقيقي مرفوض على مستوى المجتمع (الفرض البديل هو الحقيقي) ولذلك فإن:

$$P = 1 - \beta$$

والتجربة القوية هي التي تمتلك الفرصة الأفضل لرفض H_0. وقيمة القوة الإحصائية تتراوح بين الصفر والواحد الصحيح، والتجربة القوية هي التي لها مستوى قوة ٠,٨٠ فأكثر.

ولحساب القوة الإحصائية باستخدام برنامج G-Power اتبع الآتي:

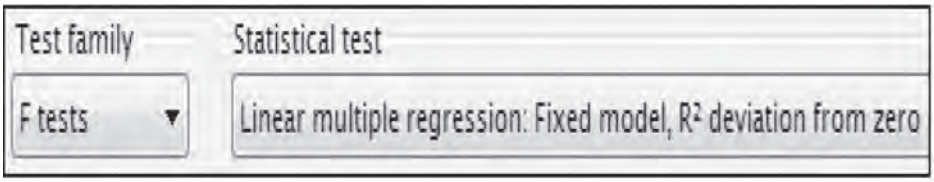
١ ـ افتح البرنامج تظهر الشاشة الافتتاحية.

٢ ـ تحت مربع Type of power analysis اختر:

Tipe of power analysis
Post hoc: Compute achieved power-given α, sample size, and effect size

٣ ـ تحت Test family اختر F- tests.

٤ ـ تحت مربع Statistcal test اختر:



٥ ـ أدخل المعالم الآتية تحت Input parameters:

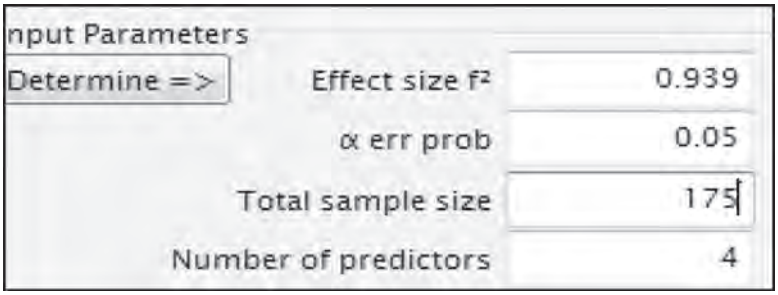
ـ حجم التأثير f^2 كالآتي:

$$f^2 = \frac{R^2}{1-R^2} = \frac{0.230}{1 - 0.230} = \frac{0.723}{0.77} = 0.939$$

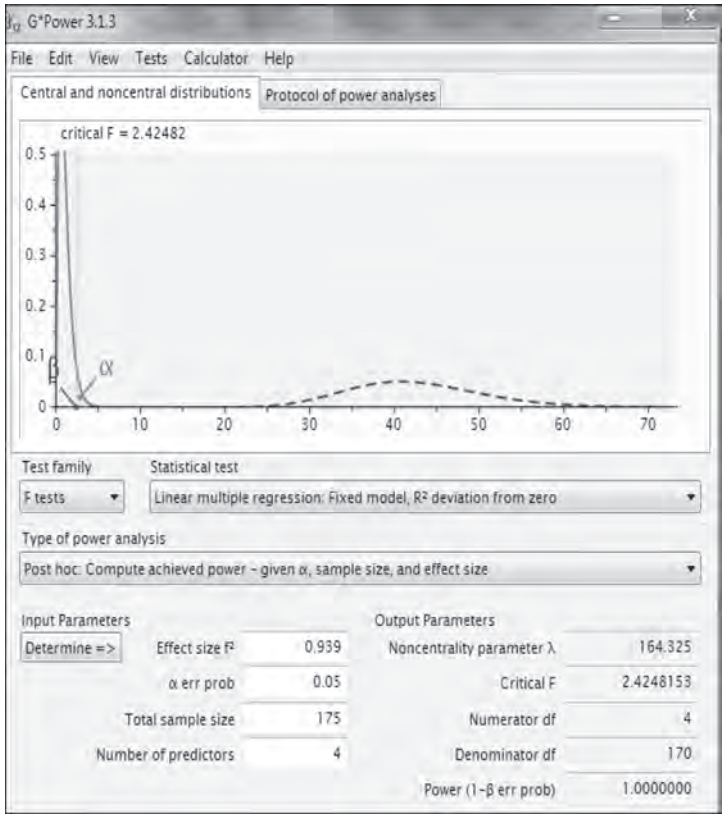
ـ مستوى الدلالة الإحصائية: ٠,٠٥ .

ـ حجم العينة الإجمالي= ١٧٥ .

ـ عدد المنبئات=٤ .



٦ ـ اضغط Calculated يظهر المخرج الآتي:



القوة الإحصائية= ١,٠٠٠ وهذا مستوى قوة تام، وربما يرجع هذا إلى أن حجم العينة كبير بشكل كافٍ.

١٣.١ حجم العينة في الانحدار المتعدد

يعد حجم العينة أحد مظاهر الجودة لتصميم الدراسة، ويبدو أن الحقيقة الواقعية تشير إلى أن تحديد حجم العينة يتم من دون تخطيط مسبق في الدراسات التربوية. وقد أخذ تحديد حجم العينة مجالًا واسعًا من المناقشات والدراسات فيما يتعلق بأسلوب تحليل التباين، ولم يتم تناوله بقدر كافٍ من التحليل في أسلوب الانحدار المتعدد (عامر، ٢٠٠٧م).

عندما تسأل أحد المتخصصين عن الحجم المناسب للعينة اللازمة لتحليل الانحدار المتعدد، لا تجد إجابة قاطعة، بل تتنوع الإجابات حسب ذاتية المتخصص وبعضهم يعطي إجابات غير واضحة وغالبًا ما نسمع العبارة الآتية: «كلما زاد حجم العينة كان أفضل» على أساس أن زيادة حجم العينة يساعد على رفض الفروض الصفرية، بالتالي يكون للاختبار درجة عالية من القوة الإحصائية، ويقلل من الأخطاء في معاملات الارتباط. على النقيض فإن صغر حجم العينة يؤدي إلى عدم قدرة الاختبار على رفض الفروض الصفرية(عامر، ٢٠٠٧م).

وظهرت آراء ومداخل عديدة فيما يتعلق بتحديد حجم العينة في أسلوب الانحدار المتعدد، يمكن حصرها في الآتي:

القواعد المتعارف عليها Rules of Thumbs

تعتمد على تمثيل العينة كدالة وظيفية لعدد من المتغيرات المنبئة وهي قواعد غير متفق عليها وليس لها أساس رياضي، وتعتمد على خبرة الباحث (Guadagnoli & Velicer, 1988) وهي غير مناسبة في تحديد حجم العينة في الانحدار المتعدد؛ لأنها أهملت حجم التأثير وهو العامل الأكثر أهمية في تحديد حجم العينة (Algina & Olejnik, 2000; Cohen, 1988) وأوضح Green (1991) الأشكال المختلفة لهذه القواعد على النحو الآتي:

- $N \geq A$: حيث N حجم العينة، وA ثابت ويندرج تحت هذا الشكل كثير من التوجهات فيما يتعلق بالحد الأدنى من حجم العينة، فيحدد Guilford (1954) الحد الأدنى لتحليل مصفوفة الارتباطات بـ ٢٠٠ فرد، ويحددها Nunnaly (1978) من ٣٠٠ إلى ٤٠٠ فرد عندما يزيد عدد المتغيرات المنبئة عن ٩ أو ١٠؛ لأن هذا الحجم يعطي تقديرات غير متحيزة لمؤشر (مربع معامل الارتباط المتعدد في المجتمع) R^2.

ـ N ≥ BK : حيث B ثابت وK عدد المتغيرات المنبئة، وفي هذا الصدد يقترح Tabachnick & Fidell (2007) أن يتم تمثيل المتغير المنبئ بخمسة أفراد، ويحددها Tanaka (1987) بعشرة أفراد لكل متغير على أساس أنها تزيد القوة الإحصائية، ويوصي Field (2009) بأن يتم تمثيل المتغير بخمسة عشر فردًا.

ويحددها Nunnaly (1978) بعشرين فردًا لكل متغير، ويوصي Hair et al.(1998) بأن يتم تمثيل المتغير بخمسين فردًا. وتوصل Arrindel & Van der Ende (1985) إلى أن تمثيل المتغير بثلاثة أفراد أفضل من تمثيله بعشرة أفراد أو عشرين فردًا، وذلك في الكشف عن البنية العاملية واستقرارها ونفس النتيجة توصل إليها عامر(٢٠٠٧)، ولكن شرط توافر قياسات قوية عالية الثبات.

ـ N≥A+B : A، B ثوابت، واعتبر Harris (1975) هذه الصيغة كالآتي: N ≥ 50 + K، بينما اعتبرها N ≥ 50 +8K Green (1991).

وفي دراسة تأثير حجم العينة على التحليل العاملي توصل Guadagnolia & Velicer (1988) إلى عدم تدعيم للقواعد المتعارف عليها؛ حيث إنها غير جوهرية في الكشف عن البنية العاملية، وطرحا العبارة الآتية:

The concept that more observations are needed as the number of variables increase is clearly incorrect (p. 271).

مدخل الاعتماد على قوة الاختبار الإحصائية

يوجه الاهتمام إلى تحديد حجم العينة على أساس الحجم المطلوب لتحقيق قدر مناسب من القوة اللازمة لرفض الفرض الصفري. وتم إعداد جداول أشهرها جداول Cohen (1988)، ويتطلب هذا المدخل تحديد ما يأتي:

ـ مستوى الدلالة الإحصائية: وهي أقصى خطأ من النوع الأول يتبناه الباحث والشائع استخدامه في الدراسات السلوكية والنفسية مستوى (٠٥, ٠)، وكذلك مستوى (٠١, ٠).

ـ عدد المتغيرات المنبئة.

ـ قوة الاختبار المراد الوصول إليها بعد إجراء الدراسة: يرى Cohen أن مستوى القوة المرغوب فيه أن لا يقل عن ٨٠, ٠ .

ـ حجم التأثير المراد تحقيقه وتنوعت قيمتها في ضوء مؤشر R2 (مربع معامل الارتباط المتعدد) من ٠١٩, ٠ (حجم تأثير صغير) و١٣, ٠ (حجم تأثير متوسط) و٢٦, ٠ (حجم تأثير كبير). وفي ضوء مؤشر f^2 تنوعت قيم حجم التأثير من ٠٢, ٠ (حجم تأثير صغير) و١٥, ٠ (حجم تأثير متوسط) و٣٥, ٠ (حجم تأثير كبير).

وفيما يلي خطوات تحديد حجم العينة للمثال السابق في برنامج G-Power القائم على جداول :Cohen

١ ـ افتح البرنامج تظهر الشاشة الافتتاحية.

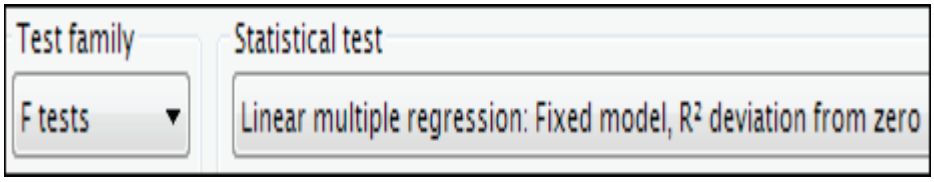
٢ ـ تحت Type of power analysis اختر:

Tipe of power analysis
A priori: Compute required power-given α, sample size, and effect size

لاحظ تم تحديد تحليل القوة القبلي وهذا مختلف عن تحليل القوة البعدي.

٣ ـ تحت Test family اختر F- tests

٤ ـ تحت Statistcal test اختر:



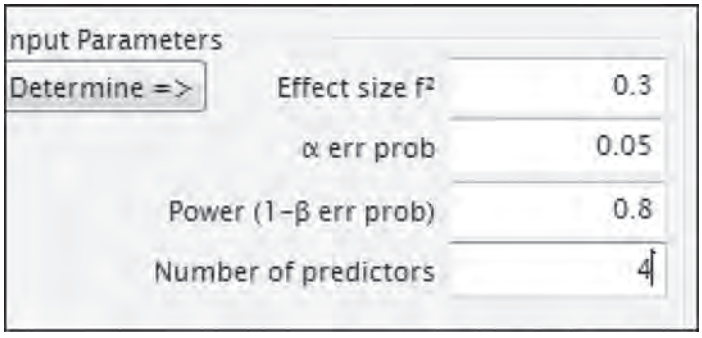
٥ ـ أدخل المعالم الآتية تحت Input parameters:

ـ حجم التأثير f^2: الباحث يرغب في الحصول على حجم تأثير متوسط، وليكن ٠,٣٠، ولكن من المفترض تحديد حجم التأثير في ضوء الدراسات السابقة للظاهرة موضع الدراسة.

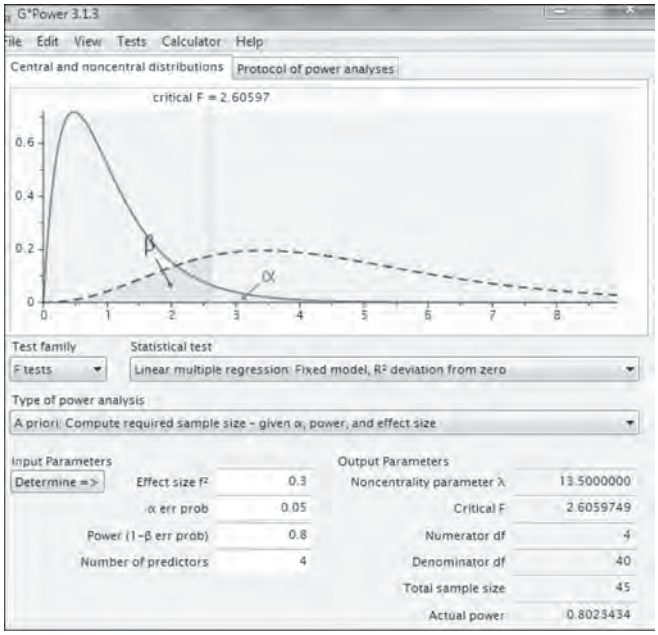
ـ مستوى الدلالة الإحصائية: ٠,٠٥

ـ عدد المنبئات= ٤

ـ القوة الإحصائية المرغوب فيها=٠,٨٠



٦ ـ اضغط Calculated تظهر المخرجات الآتية:



يتضح أنه لإنجاز دراسة تحليل الانحدار التي تتضمن أربعة منبئات بحجم تأثير متوسط وقوة إحصائية ٠٨ , ٠، فإنه يتطلب حجم عينة ٤٥ فردًا. ولو تبنى الباحث حجم تأثير كبير وليكن ٦٠ , ٠، فإن حجم العينة اللازم لإتمام الدراسة ٢٦ فردًا، وعليه لا داعـي لزيادة حجـم العينـة من دون حاجة.

هل يلجأ الباحثون إلى زيادة حجم العينة عند إجراء أسلوب الانحدار المتعدد؟ يمكن القول بأنه إذا كان هدف الباحث من أسلوب الانحدار المتعدد هو تفسيري؛ أي معرفة مدى الإسهام النسبي للمتغيرات المنبئة في تفسير المتغير التابع، فلا داعي لزيادة حجم العينة خاصة إذا كان عدد المتغيرات المنبئة محدودًا وتتميز بدرجة عالية من الثبات، وأن النصائح بحجم عينة ٢٠٠ أو ٣٠٠ لا داعي لها؛ لأنها ستؤدي إلى تكلفة مادية وستتطلب جهدًا إضافيًّا، ومن المحتمل أن تؤدي إلى وفرة في البيانات أكثر من اللازم، خاصة إذا كان

عدد المتغيرات المنبئة محدودًا (عامر، ٢٠٠٧م).

١٤.١ كتابة نتائج الانحدار المتعدد في تقرير البحث وفقًا لـ APA

بعد التحقق من مسلمتي التلازمية الخطية المتعددة وتجانس التباين للبواقي والخطية للبواقي، لم تتحقق مسلمة اعتدالية البواقي واتضح أن نتائج تحليل الانحدار للمتغيرات المستقلة الأربعة؛ الدافعية الداخلية والخارجية والاتجاه نحو المادة الدراسية ونحو المدرسة حيث: $F(4,170) = 12.701$

$\text{Adjusted } R2 = 0.212, P < 0.05$

وفيما يلي معالم النموذج:

Model	b	SE.b	Beta
a	-17.60	6.182	8
mot1	0.760	0.185	0.338*
mot2	-0.011	0.206	-0.005
att1	0.256	0.130	0.184**
att2	0.123	0.106	0.114

*P < 0.01, **P< 0.05

الفصل الثاني

تحليل المسار بين المتغيرات المقاسة

Path Analysis

٢ . تحليل المسار بين المتغيرات المقاسة

Path Analysis

٢ . ١ تمهيد

نتناول في هذا الفصل أسلوب تحليل المسار بين المتغيرات المقاسة بوصفه اتساعًا لأسلوب تحليل الانحدار. وفي هذا الفصل نعرض ماهية تحليل المسار، ونعرض شكل المسارات الكلاسيكي في ضوء نمذجة المعادلة البنائية، ونعرض لأهم معالم تحليل المسار ومسلماته. ومن المتوقع بعد قراءة هذا الفصل أن تكون قادرًا على التعبير عن ظاهرة ما في شكل مسارات من خلال برنامج الليزرال.

يعد تحليل المسار تطورًا لأسلوب تحليل الانحدار، ويهدف إلى تفسير كيفية حدوث الظواهر من خلال دراسة التأثيرات بين المتغيرات. وتحليل المسار ليس أسلوبًا إحصائيًّا لاكتشاف العلاقات أو التأثيرات السببية، بل هو أسلوب يختبر علاقات سببية مفترضة موجودة بالفعل في ضوء أسس ونظريات متماسكة.

وعندما استخدم Wright (1920) تحليل المسار وظفه للتحقق من نموذج سببي حقيقي True Causal Model؛ وذلك لتقدير التأثيرات السببية بين المتغيرات المقاسة في النموذج عكس ما يحدث في العلوم النفسية والسلوكية والاجتماعية؛ حيث نادرًا ما يوجد نموذج سببي حقيقي، وبدلًا من ذلك نضع نموذجًا سببيًّا مفترضًا Hypothesized causal model ثم نختبر قابليته من خلال بيانات العينة، وهذا يختلف كليًّا عن ما وظفه Wright. وعلى ذلك، لا نستطيع القول بأن النموذج المفترض بعد مطابقته للبيانات يعكس الواقع

الحقيقي إنما يمكن أن نقول بأنه متناسق مع البيانات وهذا ما عبر عنه Bollen (1989):

«لو أن النموذج متسق مع الحقيقة (الواقع)، فإن البيانات يجب أن تتسق مع النموذج، لكن لو أن البيانات متسقة مع النموذج، فإنه ليس ضروريًا أن يناظر النموذج الحقيقة والواقع أو يضاهيها (PP.68).

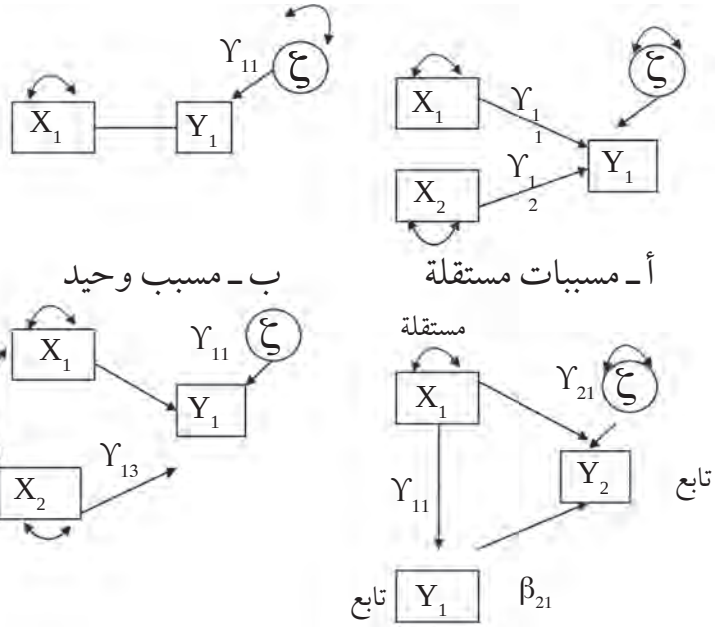
وعلى الرغم من التاريخ الطويل لظهور هذا الأسلوب إلا أن استخدامه ما زال محدودًا في الدراسات النفسية والتربوية العربية التي استخدمت النمذجة البنائية، وقد بلغت الدراسات التي استخدمت هذا الأسلوب حوالي ٢٦,٥٪ تقريبًا من إجمالي الدراسات التي استخدمت النمذجة (عامر، ٢٠١٤م).

وتحليل المسار بين المتغيرات المقاسة هو نموذج بنائي يعكس فروضًا بين هذه المتغيرات، وعلى ذلك فهو أسلوب تحليلي توكيدي لا استكشافي، ويطلق عليه البعض النمذجة السببية Causal Modeling، واقترحه Wright (1920) لدراسة التأثيرات المفترضة بين المتغيرات في علم الجينات، وتم تقديمه في دراسة الظواهر الاجتماعية على يد Duncan (1966). ودراسة أسلوب تحليل المسار ضروري لفهم نمذجة المعادلة البنائية، وعلى الرغم من أنه قائم على بيانات ارتباطية إلا أنه يقدم للباحثين منهجية متدرجة(أكثر من متغير تابع)؛ لتقدير التأثيرات المباشرة وغير المباشرة بين مجموعة من المتغيرات توضع في نموذج سببي مشتق من نظرية.

٢ .٢ العرض البياني لتحليل المسار

ويمكن عرضه في شكل المسارات، وهو عرض بصري لمجموعة من المتغيرات، يوجد بينها تأثيرات أو علاقات. وفيما يلي شكل المسارات لنماذج تحليل المسار:

د ـ تأثير غير مباشر　　جـ ـ مسببات مرتبطة



الشكل رقم (٤) أشكال مختلفة من تحليل المسار

* السهم على المتغيرات المستقلة وأخطاء القياس يعكس تباينهم.

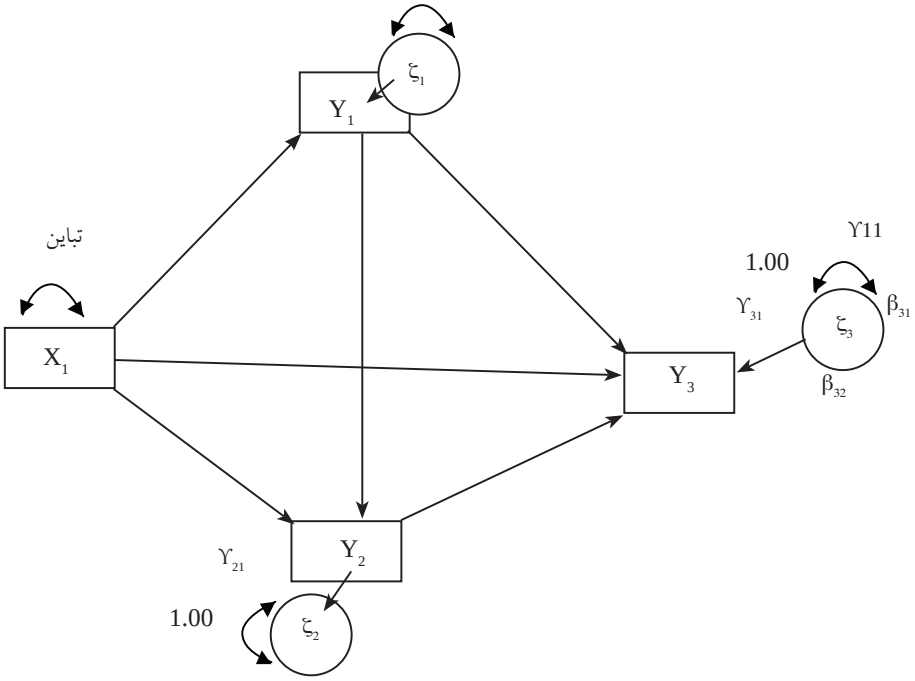
فالشكل (أ) نموذج مبسط لتحليل المسار؛ حيث يوجد متغير مستقل واحد وتابع واحد وهو مشابه لتحليل الانحدار البسيط وقيمة التأثير أو معامل المسار هو قيمة معامل الانحدار. والشكل (ب) يعكس تحليل مسار مع عدم وجود علاقة ارتباطية بين المسببات (المتغيرات المستقلة).

والشكل (جـ) هو نفسه (ب) ولكن بافتراض وجود علاقة ارتباطية بين المتغيرات المستقلة (X_1 ⟷ X_2)، والشكل (د) المتغير Y_1 يؤدي دور المتغير المستقل والتابع في الوقت نفسه، فهو تابع للمتغير المستقل X_1 ومستقل للمتغير التابع Y_1، ويطلق عليه متغير وسيط Mediator، وهذا يعني وجود تأثير غير مباشر من X_1 إلى Y_2 من خلال الوسيط Y_1. يلاحظ أن كل التأثيرات المباشرة بين المتغيرات أحادية الاتجاه (⟵). ولكن إذا وجدت علاقات أو تأثيرات متبادلة بين Y_1 و Y_2.

ومعامل المسار Path Coefficient يشير إلى التأثير المباشر من متغير يفترض أن يكون مستقلاً إلى متغير تابع، ويشار إليه كما افترضه Pedhazure (1997) p32؛ حيث الرقم الأول ٣ يشير إلى المتغير التابع (التأثير) effect؛ في حين الرقم الثاني يشير إلى السبب (المتغير المستقل)، ولكن في تحليل النماذج البنائية يسمى جاما ϒ التأثير المباشر من متغير مستقل إلى متغير تابع أو β (بيتا)، وهو التأثير من متغير تابع إلى متغير تابع آخر.

وتحليل المسار الكلاسيكي للنماذج السابقة في الدراسات النفسية يتم عرضه من دون وجود الخطأ الواقع على المتغيرات التابعة (ζ) ولكن يبدو هذا غير حقيقي خاصة مع العلوم الإنسانية أو الاجتماعية.

كذلك يتعامل مع نماذج أحادية الاتجاه، ولكن في تناولنا لتحليل المسار في هذا الفصل نتعامل معه على أساس نموذج المعادلة البنائية، وذلك بنمذجة أخطاء القياس وكذلك يتضمن التأثيرات التبادلية. وهذا شكل أو نموذج لتحليل المسار بمعالمه:



الشكل رقم (٥) نموذج تحليل المسار X_1, Y_1, Y_2, Y_3 بمعالمه.

حيث إن:

ϒمعامل المسار من متغير مستقل X_1 إلى متغير تابع Y_1.

βمعامل المسار من متغير تابع Y_1 إلى متغير تابع Y_2.

ξخطأ القياس الواقع على المتغير التابع.

تباين المتغير.

عرض نموذج المسار العام:

$$Y = \alpha + \beta Y + \Upsilon X + \xi$$

Y المتغير التابع، X المتغير المستقل، آلفا (α ثابت)، β بيتا المعاملات البنائية أو معاملات الانحدار المعيارية من المتغيرات التابعة إلى التابعة وتفسر

بوصفها معاملات انحدار كما في تحليل الانحدار، (جاما) معاملات الانحدار البنائية أو معاملات المسار من المتغيرات المستقلة إلى المتغيرات التابعة، ζ (زيتا) هي أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات الداخلية (التابعة).

وفي حالة وجود أكثر من متغير مستقل، فإن الارتباط بينها هو ϕ (فاي)، والعلاقات بين الأخطاء ζ تسمى إيبساى ψ Psi (إبساي).

وفي برامج SEM مثل: LISREL وغيرها يجري التعبير عن المتغيرات بوصفها درجات انحرافية Deviation Scores، وهذا يجعل الثابت a = 0، بالتالي يصبح نموذج تحليل المسار العام:

$$Y = \beta Y + \Upsilon X + \zeta$$

وتكون معاملات النموذج كالآتي:

$$Y_1 = \Upsilon_{11} X_1 + \zeta_1$$
$$Y_2 = \Upsilon_{21} X_1 + \beta_{21} Y_1 + \zeta_2$$
$$Y_3 = \Upsilon_{31} X_1 + \beta_{31} Y_1 + \beta_{32} Y_2 + \zeta_3$$

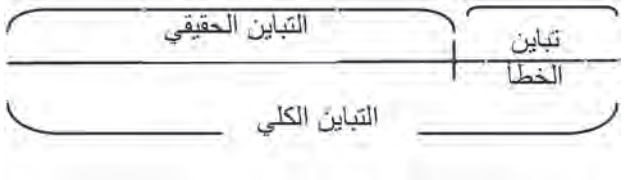
ويسمى الخطأ الواقع على المتغير التابع زيتا ζ وأحيانًا يسميه البعض بالبواقي، وهي تمثل التباين غير المفسر في المتغير Y، وكذلك المتغيرات المستقلة المستبعدة من النموذج (انظر خطأ التخصيص في الانحدار). وهذه الأخطاء يتم التعامل معها في نموذج SEM بوصفها أنها متغيرات كامنة؛ ولذلك توضع في دائرة؛ لأنها لا تقاس بطريقة غير مباشرة، وهي متغيرات مستقلة كامنة؛ لأن السهم يخرج منها، وتأخذ قيمة المسار من الخطأ ζ إلى المتغير التابع Y الواحد الصحيح، ذلك لأن المتغيرات الكامنة المستقلة، لابد أن يحدد لها وحدة قياس قبل أن يقوم البرنامج بتقدير معالم النموذج. ويسمى المسار من ζ إلىY بمعامل مسار البواقي غير المعياري Un-standardized Residual path coefficient، فإذا كانت قيمة تباين الخطأ (ζ) هي 0.43، وعلى ذلك فإن التباين المفسر للمتغير R2=1-0.34=0.56، وهي قيمة مربع

معامل الارتباط المتعدد. وفي الحلول المعيارية فإن تباين كل المتغيرات بما فيها أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات التابعة تساوي الواحد الصحيح.

٢ .٣ مسلمات تحليل المسار

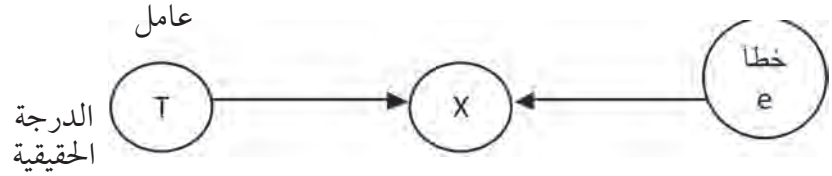
قبل تحليل نموذج تحليل المسار الكلاسيكي إحصائيًّا فلابد من التحقق من بعض المسلمات التي يجب مراعاتها لتجنب مشكلات في أثناء تقدير وتفسير المعالم وهي (Pedhazure, 1997):

١ ـ المتغيرات الداخلية (التابعة) والمتغيرات البادئة (المستقلة) تقاس من دون أخطاء أو أخطاء تافهة (عالية الثبات)، وهذا صعب المنال في العلوم الإنسانية. ويمكن تمثيل الثبات بالعرض السابق:



ويمكن تعريف الثبات بأنه النسبة بين تباين الدرجة الحقيقية إلى التباين الكلي S_{-}^{2}

ويمكن تمثيل درجة الفرد على المقياس بالآتي:



وبالتالي فإن درجة الفرد على المقياس تتأثر بالدرجة الحقيقية والخطأ.

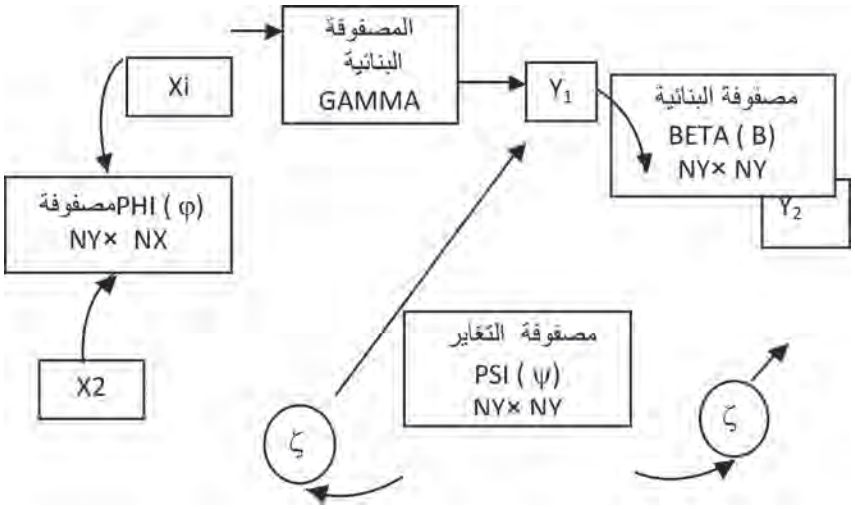
٢ ـ العلاقات بين المتغيرات المستقلة والمتغيرات التابعة هي خطية؛ ولذلك فالعلاقة المنحنية أو التفاعلية مستبعدة.

٣ ـ الأخطاء زيتا (ζ) اعتدالية التوزيع ومتوسطها = 0.0، ولها تباين ثابت عبر كل الملحوظات، ومستقلة بمعنى غير مرتبطة بعضها ببعض وغير مرتبطة بالمتغيرات المستقلة، ولكن هذه المسلمة صارمة؛ ولذلك فإنه يمكن تخفيف هذه القيود وهي أخطاء القياس للمتغيرات التابعة والمستقلة ويمكن تضمنيها في النموذج، كما يسمح لها بالارتباط مع بعضها.

٤ ـ أي خطأ واقع على أحد المتغيرات لا يرتبط مع المتغيرات التي تسبقه في النموذج، ففي الشكل (٥) الخطأ ζ لا يرتبط مع المتغيرات X_1 وY_1، والخطأ ζ_2 لا يرتبط مع المتغيرات Y_2 وY_1وX_1، وبالتالي فإن ζ_2، ζ_3 لا يرتبطان بعضهما مع بعض.

٥ ـ يوجد علاقة سببية أحادية في النموذج، والسببية التبادلية بين المتغيرات يجري وضع قواعد للتعامل معها.

٦ ـ المتغيرات نابعة من مستوى قياس فتري. **شكل المسار بمعالمه**



الشكل رقم (٦) نموذج تحليل المسار بمعالمه

من أكبر الأخطار في تحليل المسار هو استبعاد مسببات أو متغيرات مستقلة مهمة ومؤثرة في المتغيرات التابعة من النموذج، أو وضع مسار في اتجاه خطأ يؤدي إلى الحصول على تقديرات غير دقيقة للتأثيرات؛ ولتجنب صناعة قرارات أو الوصول إلى استنتاجات خطأ، لابد من وجود نظرية قوية ينطلق منها الباحث، وعليك أن تتذكر أن تحليل المسار يستخدم للتأكد من مسارات وليس لاكتشاف مسارات.

٢ .٤ مثال لتحليل المسار باستخدام برنامج LISREL

قام باحث بدراسة التأثيرات السببية بين المتغيرات على النحو الآتي:

مفهوم الذات (sel) أو (X_1).

الدافعية (mo) أو X_2.

التحصيل في الفصل الدراسي الأول (ach1) أو (Y_1).

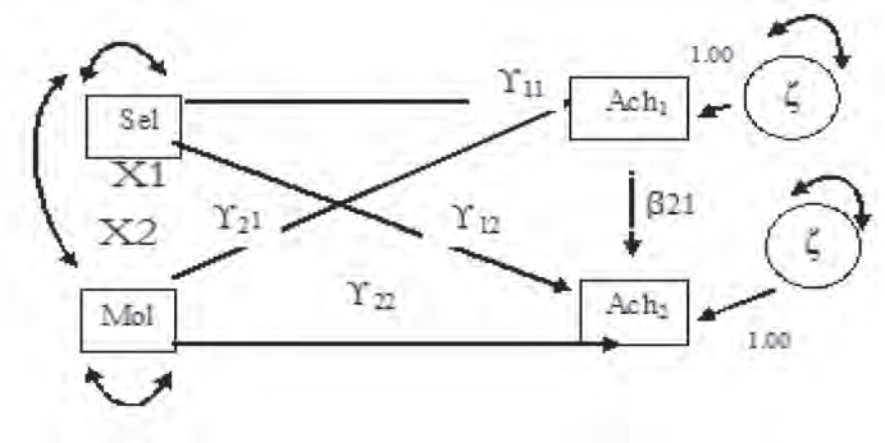
التحصيل في الفصل الدراسي الثاني (ach2) أو (Y_2).

ولبناء النموذج السببي ينبغي اتباع الخطوات الآتية:

أولاً: تخصيص أو تعيين النموذج: وفي ضوء الدراسات افترض الآتي:

- وجود تأثيرات مباشرة من مفهوم الذات والدافعية في التحصيل في الفصل الدراسي الأول وفي التحصيل في الفصل الدراسي الثاني.
- وجود تأثير مباشر من مفهوم الذات والدافعية في التحصيل في الفصل الدراسي الأول.
- وجود تأثير غير مباشر من الدافعية ومن مفهوم الذات في التحصيل في الفصل الدراسي الثاني وفي التحصيل في الفصل الدراسي الأول.

وعلى ذلك يمكن ترجمة النموذج في شكل مسار كالآتي:



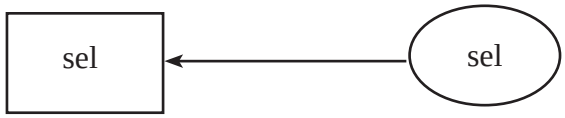
الشكل رقم (٧) مسار المتغيرات المؤثرة في التحصيل في الفصل الدراسي الثاني

وعلى ذلك في ضوء إطار النمذجة البنائية، فإن تحليل المسار هو حالة خاصة من SEM في الآتي:

١ ـ وجود علاقات أو تأثيرات بين المتغيرات المستقلة والتابعة.

٢ ـ المتغيرات المستقلة لا ترتبط مع أخطاء قياس (ξ_1 ,ξ_2) ولا ترتبط أخطاء القياس بعضها مع بعض.

٣ ـ كل المتغيرات الكامنة تقاس بمؤشر واحد فقط، فيتعامل مع المتغير Sel مثلاً بوصفه متغيرًا كامنًا على النحو الآتي:

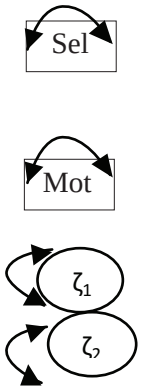
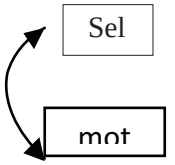


الشكل رقم(٨) تمثيل المتغير المقاس بمقابلة الكامن

٤ ـ عدم وجود وحدة قياس للمتغيرات الكامنة.

ثانيًا: تحديد النموذج: لمعرفة أو فحص قضية التحديد الإمبريقي للنموذج يتم تحديد عدد معالم النموذج على النحو الآتي:

الجدول رقم (١) معالم نمـوذج تحليل المسار في ضوء SEM الموضحـة في الشكل (٩)

النموذج	التأثيرات المباشرة في المتغيرات التابعة	التباينات	التغاير أو العلاقة	المجموع
شكل	$sel \rightarrow ach_1$ $sel \rightarrow ach2$ $mot \rightarrow$ ach1 $mot \rightarrow$ ach2 ach1 $\rightarrow$ ach2			
العدد	5	4	1	10

المعالم الموضحة في الجدول السابق هي:

= ٥ (معاملات انحدار أو مسار) + ٢ تباينات أخطاء (ع) + ٣ تغاير وتباينات = ١٠ معالم.

وعدد معاملات الارتباط في المصفوفة هو:

$$= \frac{V\,(V+1)}{2} = \frac{4*5}{2} = \frac{20}{2} = 10$$

وعلى ذلك، فإن درجات الحرية: $df = 10-10 = 0$ وإذا كان عدد

العناصر(معاملات الارتباط أو التغاير في المصفوفة)= عدد المعالم الحرة المراد تقديرها، فإن النموذج محدد تحديدًا تامًّا.

ثالثًا: مسح البيانات وتقدير النموذج:

١ ـ مسح البيانات: من خلال التأكد من:

ـ الاعتدالية: تقدير معاملات التفرطح والالتواء للمتغيرات التابعة والمستقلة، وإذا لم تزد هذه المؤشرات على الواحد الصحيح، فإن توزيع البيانات يتسم بالاعتدالية.

ـ البيانات الغائبة: تم جمع البيانات من ١١٠ طلاب، واتضح وجود ١٠ حالات بها بيانات غائبة، وتم استخدام المدخل المحافظ list-wise للتعامل مع البيانات الغائبة؛ ولذلك فالعينة النهائية ١٠٠ فرد.

ـ التلازمية الخطية Co-llinearity: راوحت معاملات الارتباط بين المتغيرات المستقلة من ٠,٠٦٢ إلى ٠,٥٧، وتبين عدم وجود معاملات ارتباط مرتفعة أو قوية، وعلى ذلك تم التحقق من مسلمات استخدام طريقة التقدير ML.

٢ ـ إعداد ملف المدخلات في ضوء لغة LISREL

ملف مدخلات برنامج الليزرال ٥ , ٨ للنموذج السابق هي:

```
Title : path analysis model
DA NI = 4    NO = 100
CM
1.000
0.507    1.000
0.480    0.224  1.000
0.275    0.062  0.577   1.000
LA: ach2  ach1  sel  mot
MO:NY = 2 , NX = 2,GA = Fu , FR , PH = SY, FR  PS  = SY , FR
OU: ALL
```

مصفوفة الارتباط

وكذلك من خلال برنامج الليزرال من خلال لغة SIMPLIS:

```
Title : path analysis Model
Observed variables :  sel mot  ach1   ach2
Correlation Matrix
1.000
0.507    1.000
0.480    0.224  1.000
0.275    0.062   0.577    1.000
Sample Size:  100
Relationships
ach1 = sel mot
ach2 = sel  mot ach1
Path diagram
End of problem
```

٣ ـ عرض تقديرات مخرج الليزرال: تم عرض مصفوفة الارتباط مرة أخرى كالآتي:

```
Observed variables :  sel mot  ach1   ach2
Correlation Martix
1.000
```

0.507 1.000
0.480 0.224 1.000
0.275 0.062 0.577 1.000
Sample Size: 100
Relationships
ach1 = sel mot
ach2 = sel mot ach1
Path diagram
End of problem

بعد ذلك تم عرض مصفوفات معالم النموذج وهي:

ـ **مصفوفة** Beta: مصفوفة التأثير أو معامل الانحدار من متغير كامن أو مقاس تابع إلى متغير مقاس أو كامن تابع آخر، وهي من ach1 إلى ach2، على ذلك يوجد معلم واحد لـ Beta (١).

Parameter Specifications

BETA

	ach2	ach1
ach2	0	1
ach1	0	0

ـ **مصفوفة** GAMMA: مصفوفة التأثيرات أو المسارات المباشرة من متغير مقاس أو كامن مستقل إلى متغير مقاس أو كامن تابع، وهي من sel و mot إلى كل من ach1 و ach2 .

GAMMA

	sel	mot
ach2	2	3
ach1	4	5

ـ مصفوفة PHI: هي مصفوفة التغاير أو الارتباط بين المتغيرات المستقلة

وهي بين Sel mot والعلاقة بين المتغيرات المستقلة بعضها مع بعض. على ذلك توجد ثلاثة معالم(٣)، هي: ١ علاقة (تغاير)+ ٢ تباين (متغيرات مستقلة).

PHI

	sel	mot
sel	6	
mot	7	8

ـ مصفوفة PSI: هي مصفوفة تباينات الأخطاء الواقعة على المتغيرات التابعة وكذلك التغايرات أو العلاقة بين الأخطاء إن وجدت. وعلى ذلك يوجد معلمان للأخطاء الواقعة على المتغيرات التابعة Psi (٢)، وقد أعطى البرنامج ترقيمًا لعدد المعالم المراد تقديرها، وهي عشرة معالم وكل رقم هو معلم حر في النموذج.

ثم أعطى البرنامج Number of Iteration=0؛ أي أن المحاولات التكرارية التي حاولت طريقة التقدير أخذها للوصول إلى أفضل الحلول هي صفر، وهذا يعني أن البرنامج لم يجد أي عناء يذكر للوصول إلى الحلول، وهذا يعطي انطباعًا أن النموذج محدد تحديدًا جيدًا ودقيقًا، وأن معالمه محدودة؛ بمعنى أنه يتضمن عددًا محدودًا من المتغيرات أي يتسم بالبساطة.

ثم أعطى البرنامج المخرج الآتي:

ـ **حلول Beta**:

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

BETA

	ach2	ach1
ach2	- -	0.04
		(0.10)
		0.41

اتضح أن قيمة معامل المسار (الانحدار) هي ٠,٠٤، والخطأ المعياري ٠,١٠، وقيمة T للتعرف على الدلالة الإحصائية لقيمة المسار:

$$= \frac{\text{المسار } ٠,٠٤}{\text{الخطأ المعياري } ٠,١٠} = ٠,٤١$$

حيث انخفضت عن ١,٩٦ (قيمة T لاختبار ذي ذيلين عند مستوى دلالة ٠,٠٥ أو عن ٢,٥٨ (قيمة T لاختبار ذي ذيل واحد عند ٠,٠١، إذًا قيمة معامل الانحدار غير دالة إحصائيًّا، وعلى ذلك لا يوجد تأثير مباشر دال إحصائيًّا من ach1 إلى ach2.

ـ حلول Gamma:

GAMMA

	sel	mot
	--------	--------
ach2	0.42	0.36
	(0.08)	(0.10)
	5.23	3.66
ach1	-0.07	0.59
	(0.08)	(0.08)
	-0.84	6.99

تبين أن التأثير المباشر من sel إلى ach1 −٠,٠٧ وهي غير دالة إحصائيًّا والتأثير المباشر من sel إلى ach2 (٠,٤٢) دالة إحصائيًّا؛ حيث قيمة T هي ٥,٢٣، وهي أكبر من قيمة ١,٩٦، وكذلك يوجد تأثير مباشر دال إحصائيًّا من mot إلى ach1 و ach٢ (T أكبر من ١,٩٦)؛ حيث التأثير المباشر غير المعياري من mot إلى ach1 يساوي ٠,٥٩، وهذا يعني أن زيادة نقطة واحدة في الدافعية يمكن أن تنبئ بزيادة ٠,٥٩ نقطة للتحصيل في الفصل الدراسي الأول، وقيمة معامل المسار غير المعياري

مـن الدافعيـة إلى التحصيـل في الفصـل الـدراسي الثـاني ٣٦ , ٠، بمعنى أن نقطـة واحـدة تزيـد في الدافعيـة يمكـن أن تتنبأ بــ ٣٦ , ٠ نقطـة بالتحصيل في الفصـل الـدراسي الثـاني، ولأن هـذه المتغـيرات ليـس لها وحـدة القياس نفسـها ach1 و ach2، فإنـه لا يمكـن المقارنـة بين قيمتي المسـار من mot إلى كل مـن ach1 و ach2 ويمكـن المقارنـة مـن خـلال الحلـول المعيارية.

ـ حلول PHI:

PHI

	sel	mot
sel	1.00	
	(0.14)	
	6.96	
mot	0.22	1.00
	(0.10)	(0.14)
	2.15	6.96

يتضـح أن العلاقـة بـين المتغـير sel مـع نفسـه sel، هـي ٠٠ , ١ وهـي دالـة إحصائيًـا T=٩٦ , ٦، وكذلك العلاقة بين mot ونفسـه ٠٠ , ١، ولكن العلاقـة بـين mot و sel هـي ٢٢ , ٠ وهـي دالـة إحصائيًا.

ـ حلول PSI:

PSI

Note: This matrix is diagonal.

ach2	ach1
0.60	0.66
(0.09)	(0.10)
6.96	6.96

هـي مصفوفـة قطريـة، وهي تمثـل التباين الخطـأ الواقع عـلى المتغيرات

التابعـة (التبايـن غـير المفـسر)، و٠,٦٠ هي نسـبة تباين الخطـأ الواقعة على ach1 و٠,٦٦ هـي نسـبة التبايـن الخطأ الواقع عـلى المتغير ach2 .

رابعًا: مطابقة النموذج: جاءت مؤشرات المطابقة على النحو الآتي:

Goodness of Fit Statistics
Degrees of Freedom = 0
minimum Fit Function Chi-Square = 0.0 (P = 1.00)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 0.00 P =1.00)
The Model is Saturated، the Fit is Perfect!

ويظهـر أن قيمـة Chi-Square χ^2 = 0.00 ودرجـات الحريـة = ٠,٠ وقيمـة P=1.00 وهـي غير دالـة إحصائيًّا عنـد ٠,٠١ و٠,٠٥، وهذا يعني أن مصفوفـة الارتبـاط للعينـة مسـاوية تمامًـا مصفوفـة الارتبـاط المشـتقة مـن النمـوذج Σ = S، وهـذا يفيـد في أنـه توجـد مطابقـة تامة للنمـوذج مع البيانات.

وأعطى البرنامج الحلول المعيارية الآتية:

Standardized Solution
BETA

	ach2	ach1
ach2	- -	0.04

GAMMA

	sel	mot
ach2	0.42	0.36
ach1	-0.07	0.59

لاحـظ أن الحلـول المعياريـة ليـس لهـا أخطـاء معياريـة ولا قيمـة T المناظـرة.

وأعطـى البرنامـج التأثيرات غير المبـاشرة غير المعيارية مـن sel و mot إلى ach2 مـن خـلال ach1 على النحو الآتي:

Total and Indirect Effects

Total Effects of X on Y

	sel	mot
ach2	0.42	0.39
	(0.08)	(0.08)
	5.20	4.77
ach1	-0.07	0.59
	(0.08)	(0.08)
	-0.84	6.99

Indirect Effects of X on Y

	sel	mot
ach2	0.00	0.02
	(0.01)	(0.06)
	0.37	0.41

ولا يوجـد تأثير غير مبـاشر دال إحصائيًّا مـن sel أو mot إلى ach2 من خلال ach1.

Total Effects of Y on Y

	ach2	ach1
ach2	- -	0.04
		(0.10)
		0.41

٢ . ٥ مؤشرات أخرى للمطابقة

أولاً: مربع معامل الارتباط العام: مقياس آخر للمطابقة ذكرها Schumacker & Lomax (٢٠١٠)، وهو كالآتي:

$$R^2m = 1 - (1 - R^21) (1- R^22) (\ldots\ldots (1- R^2n))$$

حيث R^2m هو التباين المفسر عن طريق النموذج، و R^2n التباين المفسر في كل متغير كامن تابع n.

ويظهر أن قيمة PSI تباين البواقي (التباين غير المفسر لكل متغير تابع) وهي:

= 0.06 PSI (ach2)
= 0.66 PSI (ach1)

إذًا التباين المفسر لكل متغير تابع (مربع معامل الارتباط لكل معادلة):

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

ach2	ach1
0.40	0.34

R^2 (ach2) = 1- 0.60 = 0.40
R^2 (ach1) = 1- 0.66 = 0.34

بالتالي، فالمتغيرات sel، mot، ach1 فسرت ٤٠٪ من التباين المفسر لـ ach2، ويوجد ٦٠٪ تباين غير مفسر، والمتغيرات sel، mot فسرت ٣٤٪ من التباين المتغير التابع ach1 .

وعلى ذلك فالتباين المفسر مربع معامل الارتباط العام للنموذج هو :

R^2 m = 1 – (1-0.34) (10.604 = (0.40 -

إذًا القدرة التفسيرية للنموذج هي ٠,٦٠٤ .

ثانيًا: أشار Pedhazure (١٩٩٧) إلى وجود مؤشر آخر بديل لـ χ^2 للحكم على مطابقة النموذج، وهو إحصاء Q الذي يوصى باستخدامه نتيجة تأثر مؤشر χ^2 بحجم العينة، ويأخذ قيمًا تقع في المدى من الصفر إلى الواحد الصحيح، ويتحدد بالصيغة الآتية:

$$Q = \frac{1-R^2_m}{1 - M}$$

حيث M تقدر مثل R^2m، وذلك بعد حذف المسارات غير الدالة إحصائيًّا من النموذج. وفي المثال السابق تم حذف المسار من sel إلى ach1؛ لأنه غير دالة إحصائيًّا وتم إعادة تخصيص النموذج في ملف المدخلات، وأصبح خط العلاقات على النحو الآتي:

```
Relationships
ach1 = mot
ach2 = sel   mot
```

وبعد تحليل النموذج أصبحت قيمة R^2 (ach1) = 0.33 في حين أنها في وجود المسار غير الدال كانت ٠,٣٤، وعلى ذلك تقدر قيمة Q على النحو الآتي:

M = 1 – (1-0.33) (10.598 = (0.40 -

وعلى ذلك فإن:

$$Q = \frac{1 - 0.604}{1 - 0.598} = \frac{0.396}{0402} = 0.98$$

ونلاحظ أن الحكم على المطابقة في ضوء R^2m (٠,٦٠٤)، يختلف عن الحكم على مطابقته في ضوء Q تساوي(٠,٩٨) ؛ حيث تقترب

قيمتهـا مـن الواحـد الصحيـح، وهذا يدل عـلى مطابقـة تامة. ويتـم الحكم عـلى الدلالـة الإحصائيـة لمـؤشر Q مـن خـلال اختبـار W وتتحـدد مـن الصيغـة الآتية:

$$W = - (N-d) \log Q$$

حيـث N حجـم العينة، d عـدد معاملات المسـار المبدئي التي تسـاوي قيمتهـا صفـرًا (المسـارات غـير الدالـة إحصائيًّـا) التـي حذفـت، و log Q لوغاريتم Q.

وفي المثال السابق:

$$W = - (100-1) \log (0.98) = 2.00$$

وتقريـب W هـو توزيـع χ مـع درجات حريـة تسـاوي d، وعلى ذلك فـإن القيمـة الجدوليـة لــ $\chi^2 = 3.84$ (α=0.05، df=1)، وعليه فـإن قيمة W المحسـوبة (٢) أقـل مـن قيمـة χ^2 الجدولية، وهي غـير دالـة إحصائيًّا، وهذا يعنـي أن النمـوذج متطابق مـع البيانات.

بالتـالي فـإن مـؤشرات R^2m و Q هـي مـؤشرات إضافيـة للحكم على المطابقـة بجانب مـؤشر χ^2.

إجراء التحليل بعد حذف المسارات غير الدالة إحصائيًّا

وبعـد حـذف المسـار غـير الـدال إحصائيًّـا مـن sel إلى ach1، كانـت مـؤشرات المطابقـة عـلى النحـو الآتي: قيمـة (χ^2=0.71 (P = 0.40 وهي غير دالة إحصائيًّا و (0.0، 0.25) 90% CI (RMSEA= 0.00) SRMR=0.023، أقـل مـن ٠,٠٥، والمـؤشرات المطلقـة GFI= 0.96 = 1.00 ، AGFI أكـبر

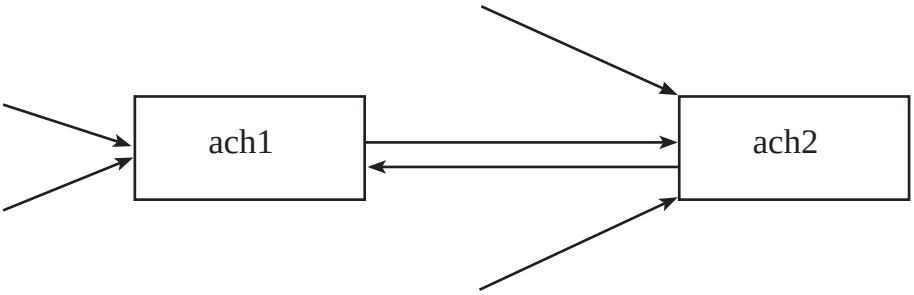
مـن ٩٥ , ٠، والمـؤشرات المتزايـدة IFI ، RFI ، NFI، NNFI، CFI أكبر من ٩٥ , ٠ وهـو مـا يدل عـلى مطابقـة تامة.

وعـلى ذلـك، فـإن حـذف المسـار غـير الـدال إحصائيًّـا يعـد إحـدى إسـتراتيجيات إعـادة تخصيـص النمـوذج أو تعديلـه. ولكـن قبـل الحـذف كانـت χ^2 =0.0 و df = 0 و P = 1.00 وأعطـى البرنامـج الرسـالة الآتيـة:

The Model is saturated ، the fit is prefect

وبعـد الحـذف كانـت χ^2 =0.71 و df = 1 و P = 0.40 وعـلى ذلك، فإن مطابقـة النمـوذج قبـل التعديـل أفضـل مـن مطابقتـه بعـد التعديـل، وعلى ذلـك فـلا ضرورة لإجـراء التعديـل؛ لأن المسـار المحذوف قـد لا يكون له دلالـة في قيمتـه، ولكن دلالته تسـهم في تفسـير قدر من التبايـن في النموذج العام.

٢ . ٦ تحليل المسار ذي التأثيرات التبادلية بين ach2 ،ach1



الشكل رقم (١٠) نموذج تحليل المسار ذات العلاقات التبادلية.

وفي هـذه الحالـة، فـإن طريقـة المربعات الصغـرى الترتيبيـة (OLS) لا تعمـل، ويصبـح تحديـد النمـوذج من القضايـا الجوهريـة؛ لأنه دائـمًا تكون النـماذج غـير محـددة under-identified، وحتـى لـو زادت عـدد معامـلات

الارتباطات أو التغايرات عن عدد المعالم المراد تقديرها، فإن مسلمة استقلالية البواقي (الأخطاء) لا تتحقق؛ لأن ach2 تسبب ach_1 و ach1 تسبب ach2، فإن الأخطاء الواقعة عليهما ζ_1 ، ζ_2 غير مستقلة. ويتم إجراء تعديل في ملف المدخلات السابق في خط:

Relationship
ach1 = sel mot ach2
ach2 = sel mot ach1

وتتغير عدد المعالم في النموذج فتصبح = ٦ (معاملات انحدار) + ٢ تباينات أخطاء + ٣ تغايرات = ١١ معلمًا، وعدد العناصر (معاملات الارتباط) في المصفوفة= ١٠.

إذًا df = 10-11 = -1 ، وعلى ذلك، فإن درجات الحرية أصبحت سالبة، وعليه فإن النموذج يعد تحت التحديد وبإجراء التحليل تبين أن المخرج كالآتي:

Path analysis
Initial Estimates (ISLS)

في هذا المخرج تم إعطاء الحلول أو التقديرات المبدئية التي تعد بمنزلة قيم مبدئية للتقديرات؛ لاستخدامها للوصول إلى التقديرات النهائية باستخدام طريقة ML، ولاحظ لم يتم طباعة الأخطاء المعيارية أو قيم T المقابلة؛ لأن النموذج تحت التحديد قد أعطى البرنامج رسالة وهي خطأ قاتل: أن درجات الحرية سالبة.

Fatal ERROR: Degrees of freedom in Negative

على ذلك، فإن البرنامج لا يستطيع الوصول إلى التقديرات النهائية أو قيم T أو الأخطاء المعيارية أو مؤشرات المطابقة للحكم على مطابقة النموذج، وعليه فلابد من حلول عملية لهذه القضية أهمها:

أ ـ إعادة تخصيص النموذج من خلال إضافة متغير آخر إلى النموذج.

ب ـ تثبيت أحد المعالم الحرة للنموذج حتى تقلل عدد المعالم الحرة المراد تقديرها وتجنب وجود درجات الحرية السالبة.

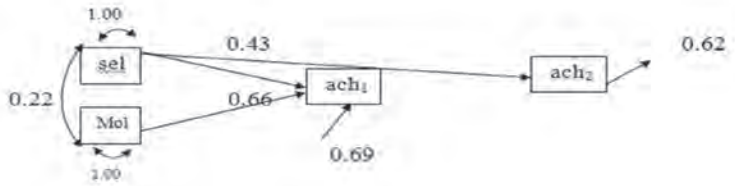
وينصح معد الكتاب بإجراء تحليل هذا النموذج على خطوتين هما:

الخطوة الأولى: إجراء التحليل لنموذج تحليل المسار أحادي الاتجاه من ach1 إلى ach_2 فقط مع بقية التأثيرات في النموذج كما في الشكل النموذج (١٠)، وبعد ذلك يمكن حذف أحد المسارات غير الدالة إحصائيًّا. واتضح من التحليل السابق لهذا النموذج أن التأثير من sel إلى ach_1 غير دال إحصائيًّا، بالتالي يمكن حذفه وهذا الحل غير جوهري إذا لم يكن هناك دلالة إحصائية لأحد المسارات.

الخطوة الثانية: يكون نموذج المسار كما في الشكل (١١) مع حذف المسار من sel إلى ach1، وإضافة مسار من ach2 إلى ach1، ويكون ذلك من خلال إجراء تعديل في ملف المدخلات على النحو الآتي:

Relationships
ach1 = mot ach2
ach2 = sel mot ach1

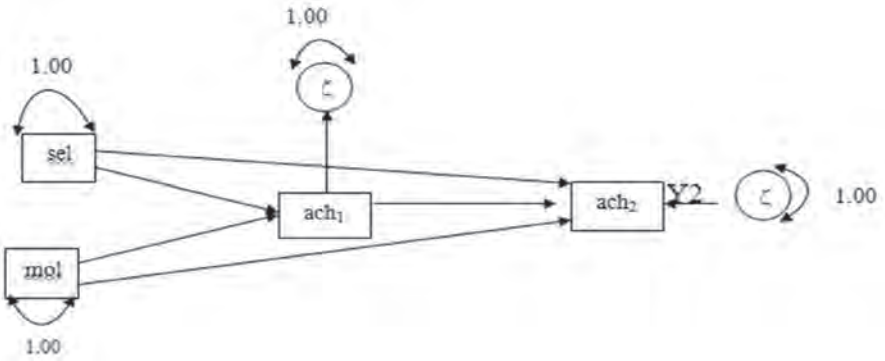
ويمكن إجراء التحليل. واتضح أن عدد المعالم = ١٠ بذلك نتخلص من درجات الحرية السالبة، وكانت عدد المحاولات للوصول إلى الحلول المناسبة هي = ٦، ويظهر النموذج النهائي على النحو الآتي:



الشكل رقم (١١) نموذج المسار النهائي بمساراته الدالة إحصائيًّا.

وأظهـر هـذا النمـوذج مطابقـة جيـدة مـن خـلال المـؤشرات الآتيـة: قيمـة ($\chi^2 = 0.00$ (p = 1.00، df = 0.0 وهـي غـير دالـة إحصائيًّـا، بالتـالي فالنمـوذج متطابـق بشـكل جيـد مـع البيانـات. وهـذا مـا يختـص بنموذج تحليـل المسـار غـير المعياري.

تحليـل نمـوذج تحليـل المسـار المعيـاري (تباينـات البواقـي مثبتـة عند الواحـد الصحيـح): ويمكـن عـرض النمـوذج التـالي:



الشكل رقم (١٢) نموذج تحليل المسار المعياري

وقـد تم تثبيـت تباينات الأخطاء عنـد الواحد الصحيـح، وبهذا يصبح ملـف المدخلات كـما هو، مع تعديـل الإجراء الآتي:

Relationships:

Let or Set error variance of ach1 to 1.0

Let or Set error variance of ach2 to 1.0

الفصل الثالث

التحليل العاملي الاستكشافي
Exploratory factor analysis

٣ . التحليل العاملي الاستكشافي
Exploratory factor analysis

٣ . ١ تمهيـــــد

يتناول هذا الفصل أسلوب التحليل العاملي الاستكشافي بوصفه من أكثر الأساليب استخدامًا في التحقق من مصداقية أدوات القياس المستخدمة في البحوث والدراسات. ويتناول أيضًا مسلمات هذا التحليل وكيفية استخلاص العوامل وطرائق التدوير وتفسير العوامل وكذلك تنفيذ التحليل العاملي الاستكشافي في برنامج SPSS.

ويستخدم أسلوب التحليل العاملي لتحديد العوامل التي تفسر إحصائيًّا التباينات والتغايرات أو العلاقات بين مجموعة من القياسات (المفردات)، وعمومًا عدد العوامل أصغر من عدد القياسات أو المفردات، وبالتالي هو أسلوب لتقليل أو لخفض البيانات – Data reduction technique؛ حيث يختصر عددًا كبيرًا من القياسات المتداخلة (المرتبطة) إلى مجموعة أقل من العوامل، فلو أن دراسة تضمنت مجموعة كبيرة من القياسات(مفردات) تعكس أبعادًا مختلفة لمفهوم ما، فإن التحليل العاملي يعطي عوامل تمثل هذه الأبعاد؛ ولذلك فإن العومل تناظر أبنية نظرية Constructs (متغيرات كامنة غير ملاحظة)، التي تساعدنا على فهم سلوك ظاهرة ما. وأمثلة لهذه الأبنية كمفهوم الذات وتقدير الذات والدافعية والأمن النفسي والاجتماعي وغيرها.

وعلى ذلك، فإن التحليل العاملي أسلوب لتحديد مجموعات أو تجمعات من المتغيرات. ويستخدم التحليل العاملي في الآتي:

١ ـ فهم طبيعة البناء لمجموعة من المتغيرات وتحديد أبعادها.

٢ ـ تقليل عدد المتغيرات إلى عدد أقل من العوامل؛ بمعنى تحديد أبعاد مقياس موجود، وهو ما يساعدنا في استخدامها في تحليلات لاحقة، مثل: تحليل التباين والانحدار والتحليل التمييزي.

٣ ـ تحديد الطبيعة أحادية البعد Uni-dimensionality لبناء نظري مفترض.

٤ ـ تقويم الصدق البنائي للمقياس أو الاختبار.

٥ ـ يستخدم لاكتشاف أبنية نظرية.

٦ ـ أحيانًا يستخدم لإثبات أو دحض بعض النظريات المفترضة.

٧ ـ حل إشكالية التلازمية الخطية (معاملات الارتباط المرتفعة بين المتغيرات)؛ حيث هذه المتغيرات ذات العلاقة المرتفعة يمكن التعبير عنها في ضوء عامل.

٨ ـ تحديد مؤشرات الأبنية.

والشيء المهم الذي يجب التأكيد عليه هو ارتباط التحليل العاملي ببناء أدوات القياس والتأكد من مصداقية بنائها؛ ولذلك يعد هو قلب وروح قياس المفاهيم الاجتماعية والنفسية.

٣. ٢ خطوات إجراء التحليل العاملي الاستكشافي

ولإجراء التحليل العاملي نتبع الخمس خطوات الآتية:

الشكل رقم (١٣) الخطوات الخمس لإجراء التحليل العاملي الاستكشافي.

٣ . ٣ مسلمات البيانات

وفي هذا الشأن توجد عدة قضايا أهمها:

حجم العينة

طرحت آراء عديدة في هذا الشأن يشير Comery & lee (1992) إلى أن المتفق عليه أن حجم العينة ١٠٠ يكون ضعيفًا و٢٠٠ مقبولاً و٣٠٠ جيدًا و٥٠٠ جيدًا جدًّا و١٠٠٠ فأكثر ممتازًا.

وحقيقة أن تحديد حجم العينة يتوقف على عوامل عديدة منها: التشبعات بالعامل؛ حيث إذا زادت عن ٦ , ٠ وتم تمثيل العامل بمفردات عديدة (ثلاثة على الأقل) ومعاملات الارتباط بين المفردات أكبر من ٨٠ , ٠، فإنه يمكن إجراء التحليل العاملي لعينات صغيرة مثلاً ٥٠ حالة، ويكون التحليل مناسبًا والنتائج ذات موثوقية ودقة.

ويرى Tabachnink & Fidell (2007) أن حجم عينة ٣٠٠ على الأقل يكون كافيًا. ولكن لا توجد قواعد صارمة بالضبط لتحديد حجم العينة؛ لأن هذا يتحدد تبعًا لطبيعة البيانات (Fabrigar, Wegner, MacCallum, & Strahan, 1999).

وعمومًا لبيانات قوية فإن حجم العينة الصغير يعطي تحليلاً ذا موثوقية وثبات. والبيانات القوية هي عالية الشيوع مع عدم وجود تشبعات مزدوجة Cross–loadings (تشبع المفردة على عاملين)، إضافة إلى وجود متغيرات عديدة تتشبع بدرجة قوية بالعوامل (Costello & Osborne, 2005)، ولكن هذه الشروط غير متوافرة في الواقع العملي (Mulaik, 19990).

نسبة حجم العينة إلى المتغيرات

يوجد توصيات موجودة في التراث لتحديد حجم العينة في ضوء عدد المتغيرات المتضمنة في التحليل؛ حيث يمكن تمثيل المتغير بثلاث حالات (١:٣) أو بخمس حالات (١:٥) أو بعشر حالات (١:١٠) أو بخمس عشرة حالة (١:١٥) أو بعشرين حالة (١:٢٠)، فإذا كان التحليل يتضمن عشرين مفردة في مقياس، إذًا يمكن إجراء التحليل لـ (٢٠ × ٣٠) = ٦٠٠ أو ٢٠ × ٥ = ١٠٠ أو ٢٠٠ أو ٤٠٠ وهكذا.

البيانات المفقودة

إذا وجدت بيانات مفقودة على بعض الحالات، فاستخدم طريقة Pairwise؛ حيث يتم استبعاد هذه الحالات من التحليل، ولكن استخدم إحدى الطرائق التعويضية، مثل: إحلال المتوسط بها، أو استخدام الانحدار من شأنه أن يسبب معاملات ارتباطات عالية، وهذا قد يتسبب في ظهور عوامل أحيانًا لا تمثل الظاهرة.

الاعتداليـــة

يستخدم التحليل العاملي لتلخيص العلاقات بين مجموعة كبيرة من المتغيرات، ويفترض أن تكون توزيعات درجات أو بيانات هذه المتغيرات تتسم بالاعتدالية بقدر الإمكان، وإذا لم تتوافر الاعتدالية فتكون الحلول لا معنى لها، وهنا يجب التأكد من الاعتدالية المتدرجة عند استخدام الأسلوب الإحصائي لتحديد عدد العوامل. والاعتدالية المتدرجة هي الدمج والاتحاد الخطي لكل المتغيرات الداخلة في التحليل، ويمكن تقدير الاعتدالية لكل متغير على حدة من خلال مؤشرات الالتواء والتفرطح.

الخطيـــــة

الاعتدالية المتدرجة تتطلب أن تكون العلاقة بين كل زوج من المتغيرات خطية، وإذا لم تكن العلاقة خطية، فيجب عدم إجراء التحليل، ويتم التحقق من الخطية من خلال فحص شكل الانتشار، وإذا وجدت عدم الخطية يمكن اللجوء إلى عملية التحويل للبيانات.

القيم المتطرفة

وجـود قيمـة متطرفة فأكثر في كل أسـاليب الإحصـاء المتدرجة له تأثير سـلبي على حلول التحليـل العاملي.

التلازمية الخطية المتعددة و Singularity

في تحليـل المكونات الرئيسـة PCA، فـإن التلازمية لا تمثل أي مشـكلة؛ لأنـه لا حاجـة لتحويـل أو لقلـب المصفوفة، ولكـن لمعظم طرائـق التحليل العامـلي الاستكشـافي فـإن قضيتـي التلازميـة الخطيـة و Singularity تمثـل إشـكالية في التحليـل، وإذا كان محـدد المصفوفـة أو القيـم الكامنـة المرتبطـة ببعـض العوامـل صفـرًا، فإنه يـدل على وجـود التلازميـة الخطيـة المتعددة. ويتـم فحـص Singularity مـن خـلال فحـص مربـع معامـل الارتبـاط المتعـدد (SMC) لـكل متغـير على حدة؛ حيـث يتعامل المتغير بوصفـه تابعًا، وبقيـة المتغـيرات بوصفها مسـتقلة، فـإذا كانـت أي قيمة لــ SMC مرتفعة، فإنـه توجـد قضيـة Singularity وكذلـك التلازمية الخطية المتعـددة، ويجب حذف هـذا المتغـير مـن التحليل.

مصفوفة الارتباط R

يجـب أن تتضمـن مصفوفـة الارتبـاط الداخلـة في التحليـل أحجامًـا مختلفـة؛ حيـث إن أحجـام العينـات الكبـيرة تتجـه إلى إنتـاج معامـلات ارتبـاط منخفضـة إذا لم تزد معامـلات الارتباط عن ٠,٣٠، فإن اسـتخدام هـذه المصفوفـة لإجـراء التحليل العاملي يثير تسـاؤلاً؛ لأنـه لا يعطي فرصة أو احتـمالاً للتحليـل العاملي وإنتـاج عوامل، وصنَّـف Hair etal.(١٩٩٨) معامـلات الارتباط إلى ٠,٣٠ كحد أدنى للتحليـل و٠,٤٠ مهمًّا و٠,٥٠

دالـة عمليًـا، وعلى ذلك يفضـل أن تكـون معاملات الارتبـاط في المصفوفة متوسـطة الحجـم فأعـلى، ومعامـلات الارتبـاط المرتفعـة في المصفوفة ليس دليـلاً عـلى أن تولـد هـذه المصفوفـة لعوامـل معينـة (لاحـظ أن العوامـل تتولـد مـن الارتباطـات المرتفعـة بـين مجموعـة معينة مـن المتغيرات).

يوجـد اختبـار Bartlett's (١٩٥٤) لتشـخيص التماثـل Sphericity، وهـو للتحقـق مـن فرضيـة أن معامـلات الارتبـاط في مصفوفـة الارتبـاط تسـاوي صفـرًا بمعنـى أن الفـرض الصفـري H0 : ρ=0 وهـذا الاختبـار يعطـي دلالـة لأحجـام العينـات الكبـيرة حتـى لـو كانـت الارتباطـات منخفضـة جدًّا، واسـتخدام هذا الإحصـاء مفيد إذا كانت أحجـام العينات صغـيرة ويمثـل المتغـير بــ٥ حـالات، والدلالـة الإحصائية لهـذا الإحصاء تشـير إلى الاسـتخدام الفعـال لمصفوفـة الارتبـاط.

توجـد اختبـارات عديـدة لاختبـار مـدى قابليـة مصفوفـة الارتبـاط للتحليـل العامـلي Factorability؛ حيـث توجـد اختبـارات الدلالـة الإحصائية للارتباطات منهـا: مصفوفة Anti- image correlation matrix واختبـار Kaiser test لقيـاس مناسـبة المعاينـة Sampling adequacy، فالدلالـة الإحصائيـة لهـذه الاختبـارات تشـير إلى صلاحيـة العلاقـات بين كل زوج مـن المتغـيرات للتحليـل العاملي؛ لذلـك إذا كانـت المصفوفة قابلة للتحليـل العامـلي نتوقـع وجـود دلالات إحصائيـة عديـدة بـين كل زوج مـن المتغـيرات ومـؤشر kaiser يعـرف في برنامج SPSS باختبـار Kaiser – Meyer – Olkin (KMO)، والقيمـة ٠,٦٠ فأعـلى تشـير إلى صلاحية جيدة للمصفوفـة لاسـتخدامها في التحليل العاملي، ويـرى Hair et al. (١٩٩٥) أن القيمـة ٠,٥٠ لــ KMO تشـير إلى مناسـبة معامـلات ارتبـاط المصفوفة لاسـتخدامها في التحليـل العاملي، ويـرى Kaiser (١٩٧٤) أن الحد الأدنى

٠,٥ والقيم بين ٠,٥٠ إلى ٠,٧٠ مناسبة والقيم من ٠,٧٠ إلى ٠,٨٠ جيدة، والقيم ٠,٨٠ إلى ٠,٩٠ جيد جدًّا، وأعلى من ٠,٩٠ ممتاز ويوصى باستخدامه إذا كانت نسبة المتغير إلى عدد الأفراد هي ١ إلى ٥.

٣ . ٤ طرائق استخلاص العوامل Factor Extraction

تعد طريقة المكونات الرئيسة Principal Component Analysis (PCA) : هي الطريقة Default لاستخلاص العوامل في معظم البرامج الإحصائية مثل: SAS ، SPSS وهذا أكسبها انتشارًا واستخدامًا. وحقيقة أن PCA ليست طريقة من طرائق التحليل العاملي، ويوجد خلاف بين المتخصصين عن متى تستخدم، وبعض الباحثين ينصحون بالاستخدام المحدود والمقيد لها (Widman, 1990, Mulaik, 1990) وآخرون يختلفون معهم؛ لأنهم لا يرون فروقًا تقريبًا بين طريقة PCA وطرائق التحليل العاملي الأخرى ويفضلون استخدامها (Guadagnolia & Velicer, 1988, Stieger, 1990) .

ويرى Castello & Osbone (٢٠٠٥) أن طرائق التحليل العاملي مفضلة على طريقة تحليل المكونات الرئيسة؛ لأنها فقط طريقة لتقليل البيانات، وتعد أكثر استخدامًا عندما لا تتوافر برامج حاسوبية عالية الجودة؛ لأنها سهلة؛ حيث يتم حسابها من دون الحاجة لأي بناء تحتي مسبق في أثناء استخلاص العوامل. وتباين المتغير يقسم إلى التباين الفريد النوعي Unique Variance وتباين الخطأ للكشف عن البنية العاملية التحتية، وما يحدث أن التباين المشترك Shared variance هو الذي يتم إظهاره وطريقة المكونات الرئيسة لا تميز بين التباين الفريد والتباين المشترك، وهذه الطريقة تعطي تضخمًا لقيم التباين المفسر الذي يرجع

إلى العوامل، إذا كانت العوامل غير مرتبطة وقيم الشيوع متوسطة.

ولكن طرائق التحليل العاملي (FA) تحلل التباين المشترك، وتعطي السلوك نفسه مع تجنب تضخم تقديرات التباين المفسر.

وتوجد طرائق عديدة لاستخلاص العوامل:

١ ـ طريقة المكونات الرئيسة (PCA).

٢ ـ طرائق التحليل العاملي، وتتضمن:

أ ـ طريقة عوامل المحاور الرئيسة(Principal axis factoring (PAF

ب ـ طريقة الاحتمال الأقصى Maximum likelihood (ML)

جـ ـ طريقة المربعات الدنيا غير الموزونة Unweight least squares (ULS)

د ـ طريقة المربعات الدنيا المعممة Generalized least squares (GLS)

هـ ـ عوامل ألفا Alpha factoring (AF)

و ـ العوامل التخيلية Image factoring (IF)

ويفضل استخدام طريقة ML مع التحليل العاملي التوكيدي، وتستخدم لتقدير تشبعات العوامل للمجتمع، أما طريقة PA ينصح باستخدامها عندما لا تتحقق مسلمة الاعتدالية المتدرجة (Castello & Osbone, 2005)، وتعطي هذه الطريقة عوامل في حين تعطي طريقة PCA مكونات Components.

ويرى Fabrrigar etal.(١٩٩٩) أنه إذا كانت البيانات اعتدالية التوزيع، فإن طريقة ML هي أفضل اختيار؛ لأنها تمدنا بمؤشرات حسن المطابقة للنموذج، وتسمح باختبار الدلالة الإحصائية لتشبعات العوامل وللعلاقات بين العوامل وتقدر فترات الثقة.

ويـرى Castello & Osborne (٢٠٠٥) أن طريقـة ألفـا أكثـر مناسـبة، ولكـن الأدلـة عـلى ذلك قليلـة. وعمومًـا يعد اسـتخدام طريقتـي ML و PAF أكثـر ملاءمـة، ويعطيا أفضـل نتائج اعتمادًا على مـدى تحقق اعتداليـة البيانات.

وعندمـا يسـتخدم التحليـل العامـلي لاكتشـاف طبيعـة البنيـة العاملية لبيانـات مجموعـة من المتغيرات، فإنـه يفضل اسـتخدام PCA وكذلك PAF وطريقـة Image، ولكـن إذا اهتـم البحـث بتعميـم النتائـج مـن العينـة إلى المجتمـع، وكانـت البنيـة العاملية محـددة مسـبقًا، فإن اسـتخدام طريقة ML تكون لهـا قيمـة عالية.

عمومًـا، إذا وجـدت متغـيرات كثـيرة بينهـا علاقـات ارتباطيـة قويـة وحجـم عينـة كبـير، فـإن الاختلافـات بـين طرائـق الاسـتخلاص تبـدو ضئيلـة، وإن وجـدت فإنهـا تـزول بعـد إجـراء التدويـر.

ومهـما يكـن فـإن طريقتـي PAF ، PCA أكثـر اسـتخدامًا في البحـوث والدراسـات المنشـورة، والمفاضلـة بـين هاتـين الطريقتـين أصبحـت مجـالاً للحـوار والمناقشـة بـين الباحثـين، ويـرى Thompson (2004) أن الفـروق العمليـة بينهـما غالبًـا ليسـت لها دلالـة خاصـة، إذا كانـت المتغـيرات عالية الثبـات، ويوجـد في التحليـل ٣٠ متغـيرًا فأكثـر، ويشـير Steven (٢٠٠٩) إلى أنـه مـع ٣٠ متغيرًا فأكثر وقيم شـيوع أعـلى من ٠,٧٠ لـكل المتغيرات، فـإن الفـروق قليلـة جـدًّا، ومـع عـدد متغـيرات أقل مـن ٢٠ وقيم شـيوع منخفضـة أقـل مـن ٠,٤٠، فالفـروق تكون واضحـة، وتعـد طريقة PCA هـي الطريقـة المسـتخدمة في البرنامج الإحصائـي إذا لم تحدد طريقـة معينة، وينصـح باسـتخدامها عندمـا لا توجـد نظريـة أو نمـوذج لطبيعـة البنـاء، ويمكـن اعتبـار حلـول PCA حلـولاً مبدئية أو قيـمًا مبدئية لـــ EFA، وعليه

فالباحثـون أحيانًـا يسـتخدمون PCA لتقليـل البيانـات، ثم يجـري على هذه المكونـات تحليل عامـلي باسـتخدام أحد أسـاليبه.

٣ . ٥ معايير تحديد عدد العوامل

بعـد اسـتخلاص العوامـل باسـتخدام أي الطرائـق السـابقة، فـإن الباحـث يواجـه قضيـة، وهي: ما عـدد العوامـل التـي سـيبقيها في التحليل لتدخـل عملية التدويـر. فعندما تتم عامليـة المتغيرات، فإن العـدد الكلي من العوامل يسـاوي عـدد المتغيرات الداخلة في التحليـل (Thompson, 2004)؛ ولأن هـذه العوامـل كلهـا لا تسـهم بصـورة جوهريـة مـع الحلـول النهائية في عمليـة التفسـير، وتعـد هـذه العوامـل خطـأ؛ ولأنَّ الهـدف مـن التحليل العامـلي الاستكشـافي هـو الإبقـاء على عـدد محدود مـن العوامـل التي تفسر معظـم تباينـات المتغيرات المقاسـة، فمـن المهـم للباحث اسـتخلاص العدد الصحيـح مـن العوامـل؛ لأن هذا سـيؤثر في تفسـير النتائج.

وحيـث إن إدخـال كل العوامـل في مرحلـة التدويـر يمكـن أن يكـون لـه تأثـيرات غـير مرغوبـة في النتائـج، وإذا لم يحـدد الباحث عـدد العوامل، فـإن البرنامـج يقـوم باسـتبقاء العوامـل التي تزيـد فيهـا القيـم الكامنة عن الواحـد الصحيـح، وهذا اتفـاق أو تقليـد في الـتراث، ولكن هـذه الطريقة أقـل دقة في تحديد عدد العوامل المسـتبقاة في التحليـل (Velicer & Jakson, 1990)؛ لأنهـم اختـبروا هـذه القاعـدة وتوصلـوا إلى أن ٣٦٪ مـن العينات أبقـت عوامل كثـيرة ليس لها داعٍ في التحليل وذلك باسـتخدام إسـتراتيجية المحـاكاة «مونـت كارلو».

الشيوع Communalities

قيمة الشيوع للمتغير هي التباين المفسر في المتغير عن طريق كل العوامل، وهو مجموع مربعات تشبعات المتغير بالعوامل، ونسبة التباين المفسر لمجموعة من المتغيرات المقدرة من خلال العامل هي مجموع مربعات التشبعات للمتغيرات عبر العامل مقسومًا على عدد المتغيرات.

فإذا كانت تشبعات أربعة متغيرات على عامل ما هي:

-0.86 , 0.071 , 0.994 , 0.997

فإن التباين المفسر في هذه المتغيرات جراء العامل هو:

$$0.50 = \frac{1.994}{4} = \frac{(-0.86)^2 + (-0.071)^2 + (0.0994)^2 + (0.0997)^2}{4} =$$

وهذا مفاده أن العامل الأول فسره ٥٠٪ من تباين المتغيرات الأربعة، وكما نعلم أن التباين الكلي لمتغير معين له مكونان جزء منه يتشارك مع متغيرات أخرى، ويسمى التباين العام Common variance الذي يفسره العامل وجزء منه خاص به، ويسمى التباين الفريد.

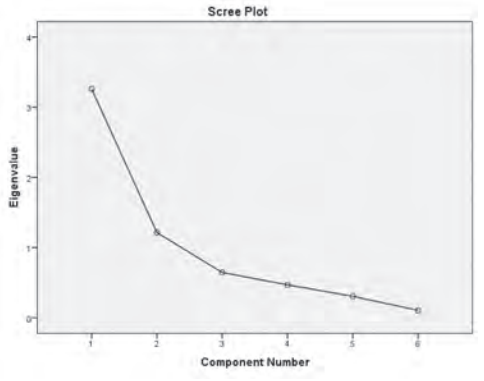
ويستخدم التباين الفريد ليشير إلى التباين الخاص بالمتغير، ويوجد نوع آخر من التباين وهو خاص بالمتغير، ولكنه ثابت ويسمى التباين الخطأ أو العشوائي Error variance، ونسبة التباين المشترك أو العام في المتغير تسمى الشيوع، وإذا كان التباين الخاص أو الفريد = صفرًا، فإن قيمة الشيوع تساوي الواحد الصحيح، وإذا لم يتشارك المتغير مع تباين متغير آخر، فإن قيمة الشيوع تساوي صفرًا؛ ولذلك فإن التحليل العاملي يهتم فقط بالتباين العام.

ويعد استخلاص عدد كبير من العوامل أفضل؛ حيث يزيد من نسبة

التباين المفسر في البيانات، ولكن أخذ كل العوامل يجعل البناء أقل بساطة واختيار عدد العوامل قضية أعقد من اختيار طريقة التدوير، ولكن في طرائق التحليل العاملي التوكيدي، مثل طريقة ML، يمكن تحديد عدد العوامل في ضوء الأطر النظرية للبحث أو للمفهوم المراد دراسته.

وتوجد عدة طرائق لتحديد العدد المناسب من العوامل التي يجب أن نستبقيها في التحليل، وتعد إحدى الطرائق السريعة لتقدير عدد العوامل هي أحجام القيم الكامنة؛ وإذا كان الجذر الكامن للعامل١، فأكثر فإنه يدخل في التحليل والتفسير.

والمحك الآخر هو الذي اقترحه Cattel (١٩٦٦) واختبار Scree test للقيم الكامنة والعوامل؛ حيث يتم عرضه في شكل تصاعدي، فالقيمة الأعلى للقيم الكامنة تمثل أول عامل، وهكذا حتى نصل إلى نقطة معينة وهي نقطة التواء، وتكون القيم الكامنة أقل من الواحد الصحيح، وهو يتضمن عرضًا بيانيًّا للقيم الكامنة، وبالبحث في نقطة الانكسار في المنحنى أو النقطة التي يحدث عندها تحول بدرجة ملحوظة لمسار الخط المنحني، فإن عدد نقاط البيانات (الإحداثيات) فوق نقطة الانكسار، تمثل عدد العوامل التي يعتمد عليها الباحث في التفسير كما في الشكل الآتي:



كـما توجد طريقتا محـك Velicer's MAP)) Minimum average Par-tial correlation والتحليـل الموازي Parallel analysis .

وعـلى الرغم من أن هاتين الطريقتين أكثر دقة وسـهولة في الاسـتخدام إلا أنهـما غـير متاحتـين في معظـم البرامـج الإحصائيـة، ويـرى Costello & Osborne(٢٠٠٥) أن أفضـل طريقـة لتحديد عـدد العوامل هي scree test وهـي موجودة في البرامـج الإحصائية.

وقـام Zwick & Velicer (١٩٨٦) بإجـراء دراسـة محـاكاة للمقارنـة بـين Scree test, Velicer's map, Parallel test وأظهـرت النتائـج أداء جيـدًا لـكل مـن Parrallel, MAP, Scree test ، في حـين يعـد محـك القيـم الكامنـة EV > 1.0 تقديـرًا مبالغًا لعدد العوامل المسـتبقاة؛ بمعنى يسـتبقي عـدد عوامـل أكبر مـن المفترض، وهـذا يتناقض مع مـا توصل إليـه Mote (1970) أن محـك القيمـة الكامنـة < 1.0 يتبقـى عـدد مـن العوامـل أقل من الـذي ينبغي الإبقـاء عليه؛ ومن ثمَّ فـإن Scree test طريقـة مفضلة لتحديد عـدد العوامـل، ولكـن طريقـة Parallel, MAP أكثر دقـة وموضوعية.

وطـرح Thompson (1988) اسـتخدام طريقـة Booststraping لتحديـد العوامـل، في حـين توصـل Gorsuch (1983) إلى أن نتائج الرسـم البيـاني Scree test تكـون أكثـر ثباتًـا عندما يكـون حجم العينة كبـيرًا وقيم الشـيوع عاليـة وتشـبعات المتغـيرات عالية.

وينصـح Henson & Roberts (2006) باسـتخدام محـكات متعـددة لتحديـد عـدد العوامل.

ويـوصي Kaiser (1960) بإبقـاء كل العوامـل التـي تزيد القيـم الكامنة لهـا عـلى الواحـد الصحيـح، والقيـم الكامنة تمثـل مقـدار التبايـن المفسر عن

طريـق العامـل، وأشـار Jolliffe (1972) إلى أن محـك كايزر شـديد الصرامة، ويقـترح اسـتبقاء العوامل التي لهـا قيم كامنة أكبر مـن ٠,٧٠، وتوجد فروق كبـيرة بـين محـك Kaiser ومحـك Jolliffe؛ حيـث يعـد محـك Jolliffe تقديرًا مبالغًـا لعـدد العوامـل (في:Field, 2009). ولكـن هـذا المحـك يكـون دقيقًا عندمـا يكـون عدد المتغـيرات أقل مـن ٢٠ وقيم الشـيوع بعد الاسـتخلاص تزيـد عـلى ٠,٧٠ للعوامل وحجـم العينة عـن ٢٥٠ فأكثـر(Field, 2009).

ويـرى Steven (٢٠٠٩) أن اسـتخدام Scree test يكـون دقيقًا لحجم عينـة ٢٠٠ فأكثر.

وبرنامـج SPSS يسـتخدم محـك Kaiser لاسـتخلاص عـدد العوامل إذا لم يطلـب مـن البرنامـج أي محك آخـر، ويـرى (٢٠٠٩) Field أن تحديد عـدد العوامـل يتوقف عـلى الهدف مـن التحليـل، فـإذا كان الباحث يهدف إلى التغلـب عـلى قضيـة التلازميـة الخطية المتعـددة في تحليل الانحـدار فمن الأفضـل اسـتخلاص عـدد كبير مـن العوامل.

وبعـد تحديـد عدد العوامـل فمن المهم النظر في التشـبعات بعـد التدوير لتحديـد عدد المتغيرات التي تتشـبع عـلى كل عامل، وإذا تشـبع متغير واحد عـلى عامـل تشـبعًا عاليًـا؛ فـإن هـذا العامـل يعـد غـير محـدد تحديـدًا جيدًا، وإذا تشـبع متغـيران عـلى العامـل يمكـن أخـذه في الحسـبان في التفسـير، وهـذا يتوقـف عـلى نمط العلاقات بـين المتغيرين مـن ناحية، وبـين المتغيرين وبقيـة المتغـيرات في مصفوفـة الارتبـاط مـن ناحية أخـرى، فـإذا كانت قيمة الارتبـاط بينهـما مرتفعـة (أكثـر مـن٠,٧٠ مثـلاً) وهمـا غـير مرتبطـين مـع عينـة المتغـيرات في التحليـل، ففـي هـذه الحالـة يعد هـذا العامل عـلى درجة معقولـة من الأهميـة، ويعتمد عليـه في التفسـير، وعمومًا في تفسـير العوامل التـي تتضمـن متغـيرًا أو متغيريـن يمثـل درجـة كبيرة مـن الخطورة.

وتظهر قضية أخرى وهي هل من الأفضل الاستبقاء على عدد محدود أم عدد كبير من العوامل إذا كان عددها غير محدد مسبقًا من قبل الباحث؟، فالباحث دائمًا يستبقي العوامل التي لها قيم كامنة أكبر من الواحد الصحيح، ولكن في بعض الأحيان توجد عوامل جذرها الكامن أقل من الواحد، وتعد مهمة جدًّا في تفسير الظاهرة، وهذا قد يكون سببًا مقنعًا لتضمينه في عملية التحليل والتفسير.

٣ . ٦ طرائق تدوير العوامل Rotation

بعد استخلاص العوامل يحدث أن تتشبع معظم المتغيرات على العامل الأول بتشبعات عالية، ثم تتوزع على بقية العوامل بتشبعات أقل، وهذا يضع الباحث في حيرة؛ حيث يكون هذا مخالف لطبيعة البناء المراد التحقق من بنيته العاملية، وعليه تكون عملية التفسير صعبة جدًّا للبناء؛ ولذلك يلجأ الباحثون إلى إجراء عملية تدوير العوامل Factor Rotation؛ ليحدث تمايز للعوامل بالمتغيرات التي تتشبع عليها. وهي عملية رياضية وفيها يجري تدوير محاور العوامل؛ ولذلك فالتدوير يمدنا ببنية عاملية مناسبة Factorial Suitability.

وإستراتيجيات التدوير متعددة وتصنف إلى تصنيفين عريضين، هما: التدوير المتعامد Orthogonal والتدوير المائل Oblique، ومعظم الباحثين يلجؤون إلى تدوير نتائج التحليل العاملي لتسهيل تفسير هذه العوامل.

وفي التحليل العاملي الاستكشافي إسهام المتغير في عامل معين يشار إليه بمعاملات نمط العوامل المستهدفة Factor Pattern Coefficient وأيضًا يشار إليه بالمعاملات البنائية للعوامل Factor Structure Coefficient وهذه تمثل العلاقات بين المتغيرات المقاسة والعوامل.

وفي التحليل العاملي، فإن المصفوفة البنائية للعوامل تعطي العلاقات بين كل المتغيرات المقاسة وكل العوامل (المتغيرات الكامنة) المستخلصة، وعندما تكون العوامل متعامدة، فإنها تبقى غير مرتبطة، والمصفوفة البنائية للعوامل تناظر مصفوفة العوامل المستهدفة، وبناء عليه فإن المصفوفة البنائية هي نتاج حاصل ضرب المصفوفة المستهدفة (النمطية للعوامل) في مصفوفة ارتباطات العوامل. وعملية التدوير تعظم التشبعات العالية وتقلل التشبعات المنخفضة للمفردات؛ ولذلك فهي تعطي نتائج أكثر بساطة وقابلة للتفسير.

والقرار في تحديد نوعية التدوير سواء كان متعامدًا أو مائلاً؛ ففي التدوير المتعامد فإن العوامل غير مرتبطة، والتدوير المتعامد يسهل في تفسير النتائج، أما إذا اعتقد الباحث أن العمليات أو الأبنية التحتية مرتبطة، فيجب أن يستخدم التدوير المائل، وعلى الرغم من أنها تتناسب مع طبيعة البناء على مستوى النظرية، ولكنها لها محددات عملية في التفسير والوصف وتقرير النتائج.

التدوير المتعامد

توجد العديد من الطرائق للتدوير المتعامد منها Quarti-, Varimax Equimax, max، وهي متاحة في برامج SAS, SPSS. ولكن تعد طريقة Varimax أسهلهم استخدامًا عن كل طرائق التدوير.

والهدف من هذه الطريقة هو تبسيط العوامل عن طريق تعظيم تباين التشبعات بالعوامل عبر المتغيرات، فالتشبعات العالية قبل التدوير تكون أعلى بعد التدوير، والتشبعات المنخفضة قبل التدوير تزداد انخفاضًا بعد التدوير. وطريقة الفاريماكس تتجه إلى توزيع التباين داخل العوامل، وتصبح متساوية تقريبًا في أهميتها. فالتباين المستخلص

عـن طريق العامـل الأول قبل التدويـر يجري توزيعه عـلى العوامل الأخرى بعـد التدويـر، فهي تحـاول أن يكون التشـبع بدرجة عالية لعـدد محدود من المتغـيرات لـكل عامـل معـين، وهـو يـؤدي إلى الحصـول على تجمعـات أو عوامـل قابلة للتفسـير.

وطريقـة Quartimax تتبـع نفـس سـلوك طريقـة Varimax ولكنهـا ليسـت شـائعة الاسـتخدام مثل: Varimax. وطريقـة Equimax هي خليط أو مزيـج بـين الطريقتـين السـابقتين، وتكـون عديمـة الجـدوى مـا لم يحـدد الباحـث مسـبقًا عـدد العوامل.

وتعـد طريقـة Varimax هي default للبرامـج SAS, SPSS ما لم يجري تحديـد طريقة معينـة. وفيما يـلي ملخص لأهم طرائـق التدوير:

التدوير المائل Oblique Rotation

يعطـي التدويـر المائـل ارتباطات بـين العوامـل، ومقـدار الارتباطات المفـترض بـه بـين العوامل يتحـدد في ضـوء البنيـة النظريـة للمفهوم.

وتوجـد طرائـق عديدة للتدويـر المائـل، مثـل: Pro-, Direct Oblimin max. والتدويـر المائـل أكثـر تعقيـدًا مـن التدويـر المتعامـد، وينصـح Field (٢٠٠٩) باسـتخدام طريقـة Promax؛ لأنهـا إجـراء سريع وتصلـح لقواعد البيانـات الكبـيرة، وعـلى الرغـم مـن تعـدد طرائـق الاسـتخلاص وطرائق التدويـر، ولكـن في الممارسـة الفـروق بينهـما ضئيلـة (Fava & Velicer, 1992)، ويـرى Fabirgar etal. (١٩٩٩) أن طرائـق التدويـر المائـل تعطـي نتائـج متماثلـة لطرائـق التدويـر المتعامـد، ويـرى Field (٢٠٠٩) أن بعـض الباحثـين يـرى أن اسـتخدام التدويـر المتعامـد في البحـوث النفسـية غـير ملائـم؛ لأن المفاهيـم النفسـية في طبيعتهـا ذات بنـاء تحتي مرتبـط ومتفاعل.

الجدول رقم (٢) مقارنة بين أساليب التدوير المختلفة.

أسلوب التدوير	البرنامج	نوعه	تعليق
Varimax	SPSS, SAS	متعامد	أكثر استخدامًا في البحوث.
Quartimax	SPSS, SAS	متعامد	يكون العامل الأول عامًّا مع عوامل أخرى للمتغيرات.
Equimax	SPSS, SAS	متعامد	ربما يكون غير مناسب.
Direct oblimin	SPSS	مائل	يسمح بإعطاء عدد كبير من العوامل.
Direct Quartimin	SPSS	مائل	يسمح بارتباطات عالية بين العوامل.
Oblique	SPSS, SAS	مائل ومتعامد معًا	
Promax	SPSS, SAS	مائل	سريع وسهل الحسابات.
Procrustes	SAS	مائل	مفيد في التحليل العاملي التوكيدي.

٣ . ٧ حدود القطع لقبول تشبعات المفردات بالعوامل

من الممكن قبول قيمة تشبع المتغير بالعامل في ضوء دلالتها الإحصائية؛ لأنها عبارة عن معامل ارتباط أو معامل انحدار، ولكن هذا المعيار نادر الاستخدام في البحوث؛ لأن الدلالة الإحصائية تعتمد على حجم العينة، ويختار الباحث دلالة التشبع؛ إذا كانت قيمة ٠,٣٠ فأكثر فإنه يقبل كمتغير على العامل، ولكن Steven (٢٠٠٩) يضع قيمة

حرجة لقبول التشبع، ويرى أن لحجم العينة ٥٠ قيمة التشبع ٠,٧٧٢، التي لها دلالة عملية، وأن لحجم العينة ١٠٠ قيمة التشبع ٠,٥١٢ فأكثر، ولحجم عينة ٢٠٠ فإن التشبع يجب أن يكون أكبر من ٠,٣٦٤ لقبوله كمتغير يتشبع بالعامل، ولحجم عينة ٣٠٠ قيمة التشبع ٠,٢٩٨ أو أكثر، ولحجم عينة ٦٠٠ يجب أن يكون التشبع ٠,٢١ فأكثر، ولحجم عينة ١٠٠٠ يجب أن تكون قيمة التشبع ٠,١٦٢، وهذه القيم على أساس قيمة ألفا ٠,٠١ لاختبار ذي ذيلين.

وأوضح Comrey & lee (١٩٩٢) أن قيمة التشبع ٠,٧١ فأكثر تعد ممتازة (٥٠٪ من التباين)، و٠,٦٣ تعد جيدًا جدًّا، و٠,٥٥ (٣٠٪ من التباين) تعد جيدًا، و٠,٤٥ (٢٠٪ من التباين(يعد متوسطًا، و٠,٣٢ (١٠٪ من التباين) يعد ضعيفًا.

وعلى ذلك فمع أحجام العينات الكبيرة، فإن التشبعات صغيرة الحجم يجب وضعها في الحسبان، ويكون لها معنى ذو دلالة إحصائية، وبرنامج SPSS لا يقدم اختبارات دلالة لتشبعات العوامل، ولكنه يطبق إرشادات Steven (٢٠٠٩).

ومربع قيمة التشبع يعطي معامل التحديد R^2 وهو يمثل نسبة التباين المفسر في المتغير جراء العامل.

٣ . ٨ تفسير العوامل Interpretation of Factors

يحاول الباحث تسمية العامل، وهذا يتطلب نوعًا من الحساسية، ومدى قابليته للتفسير ترجع إلى الباحث في ضوء الأطر النظرية، ويختلف تفسير العوامل باختلاف طريقة التدوير التي استخدمها الباحث، ومن

الأفضل كما يرى (٢٠٠٧) Tabachink & Fidell أن يتم تفسير تشبعات المفردات بالعوامل في ضوء المصفوفة Patten Matrix .

ويرى Castelo & Osbtern (٢٠٠٥) أنه إذا استخدم الباحث التدوير المتعامد، فإنه يفسر مصفوفة العوامل بعد التدوير، وعند استخدام التدوير المائل تفسر النتائج في ضوء المصفوفة المستهدفة Pat-tern Matrix وكذلك يتم تفسير وعرض مصفوفة ارتباطات العوامل، وتسمية العوامل تعتمد على التعريفات النظرية للمفاهيم وأبعادها.

وعلى الباحث الأخذ في الحسبان عدة أمور أهمها:

- تعتبر قيمة شيوع المفردات عالية إذا كانت ٠,٨٠ فأعلى، ولكن هذا نادر الحدوث في البيانات، فمعظم القيم السائدة في العلوم الاجتماعية والنفسية تبدأ من منخفضة ٠,٤٠ إلى متوسطة ٠,٧٠ ولو أن قيمة الشيوع للمتغير أو المفردة أقل من ٠,٤٠ فربما لا يرتبط مع مفردات أخرى، أو من المفترض وجود عامل إضافي في البيانات يجب اكتشافه (Castelo & Osbtern, 2005).
- يذكر Tabachnik & Fidell (2007) أن القيمة ٠,٣٢ لقبول تشبع المفردة هي الحد الأدنى، وهي تساوي ١٠٪ من التباين المتداخل مع مفردات أخرى في العامل، في حين أن التشبعات المزدوجة عند ٠,٣٢ أو على عاملين فأكثر تكون مقبولة وتدخل في تفسير البنية العاملية، وعلى الباحث أن يقرر استبعاد المفردات ذات التشبعات المزدوجة من التحليل، وربما يكون هو اختيار مفضل إذا وجدت مفردات ذات تشبعات قوية على العامل (٠,٥ فأعلى)، وإذا تشبع المتغير على أكثر من عامل، فهذا ربما يدل على ضعف صياغة أو كتابة المفردة.

ـ العامـل الـذي يتشـبع عليـه أقل من ثـلاث مفـردات يعتبر ضعيفًـا أو غير مسـتقر، وخمسـة مفـردات أو أكثـر ذات تشـبعات عاليـة بالعامـل (٥ , ٠ فأكثـر) شيء مرغـوب لتمثيـل العامل ويعـد عاملاً مسـتقرًّا .(Castelo & Osbtern, 2005)

قضية بحثية

قـام باحـث بإعداد اسـتبانة لقياس الاكتئـاب والقلق معًـا، وكانت من سـت مفـردات؛ ثـلاث مفـردات تقيس القلـق وهـي: A1 أنـا عصبي، A2 أنا قلـق، A3 أنـا هادئ.

وثـلاث مفـردات تقيس الاكتئـاب: D1 أنا مكتئب، D2 أشـعر أني ليس لي قيمـة في الحيـاة، D3 أنـا سـعيد. وكانـت بدائـل الإجابة خمسـة، هـي: ليس عـلى الإطلاق (١)، أحيانًـا (٢)، غالبًا (٣)، معظم الوقـت (٤)، طول الوقت (٥)، وتكونـت العينـة مـن ٩ أفراد، وكانـت بياناتهم عـلى النحو الآتي:

الحالات	A1	A2	A3	D1	D2	D3
1	2	1	3	1	2	5
2	1	2	3	4	3	3
3	3	3	4	2	1	4
4	4	4	3	3	2	3
5	5	5	2	3	4	4
6	4	5	2	4	3	1
7	4	3	2	5	4	1
8	3	3	4	4	4	3
9	3	5	3	3	4	1

وأراد الباحـث التحقـق مـن الصـدق العاملي لهـذه الاسـتبانة، وتحديد الأبعـاد التـي تتجمـع حولهـا هـذه المفـردات: هـل يوجـد بعـد واحـد أم

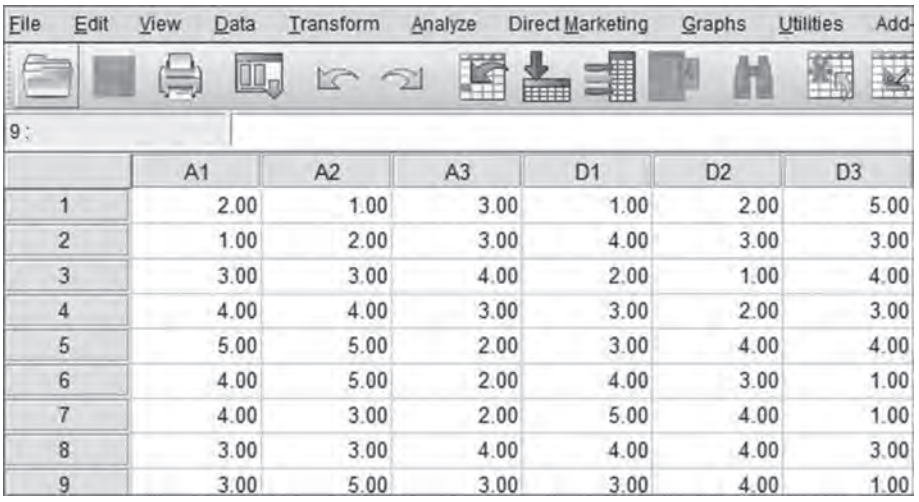
بعـدان للمفـردات السـت؟ أو مـا البنيـة العامليـة لمفـردات مقيـاس القلق ـ الاكتئـاب؟

٣ . ٩ تنفيذ التحليل العاملي في SPSS

أولًا: إدخال البيانات في البرنامج:

١ ـ بعـد فتـح البرنامـج اضغـط Variabl View ثم اكتب مسـمى التغيرات تحـت عمـود Name وهـي: A1 ، A2، A3، D1، D2، D3 .

٢ ـ اضغط data View وأدخل البيانات تظهر ستة أعمدة كما في الشاشة الآتية:



	A1	A2	A3	D1	D2	D3
1	2.00	1.00	3.00	1.00	2.00	5.00
2	1.00	2.00	3.00	4.00	3.00	3.00
3	3.00	3.00	4.00	2.00	1.00	4.00
4	4.00	4.00	3.00	3.00	2.00	3.00
5	5.00	5.00	2.00	3.00	4.00	4.00
6	4.00	5.00	2.00	4.00	3.00	1.00
7	4.00	3.00	2.00	5.00	4.00	1.00
8	3.00	3.00	4.00	4.00	4.00	3.00
9	3.00	5.00	3.00	3.00	4.00	1.00

ثانيًا: تنفيذ التحليل العاملي باستخدام برنامج SPSS

ولكـن قبـل إجـراء التحليـل العاملي فالممارسـة الجيـدة تخبرنـا أنه لابد مـن تقديـر مـؤشري الالتـواء والتفرطـح للمتغـيرات، خاصـة إذا كانـت المتغـيرات هـي مفـردات لهـا اسـتجابات محـدودة، ويتـم ذلك مـن خلال:

اضغـط Analyze ثـم اخـتر Frequencies ثـم اخـتر Descriptive

وتحت مربع Distribution اضغط Kurtosis، Skeweness ، فتظهر النتائج الآتية:

```
DESCRIPTIVES VARIABLES=A1 A2 A3 D1 D2 D3
  /STATISTICS=MEAN STDDEV MIN MAX KURTOSIS SKEWNESS.
```

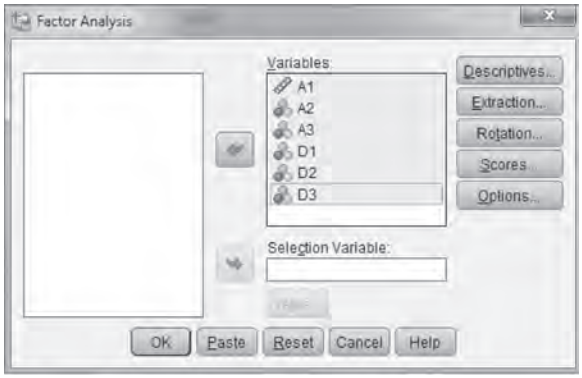
Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
A1	9	1.00	5.00	3.2222	1.20185	-.537-	.717	.270	1.400
A2	9	1.00	5.00	3.4444	1.42400	-.357-	.717	-.804-	1.400
A3	9	2.00	4.00	2.8889	.78174	.216	.717	-1.041-	1.400
D1	9	1.00	5.00	3.2222	1.20185	-.537-	.717	.270	1.400
D2	9	1.00	4.00	3.0000	1.11803	-.690-	.717	-.800-	1.400
D3	9	1.00	5.00	2.7778	1.48137	-.109-	.717	-1.300-	1.400
Valid N (listwise)	9								

ويتم إجراء التحليل العاملي من خلال مرحلتين: استخلاص العوامل ومرحلة التدوير:

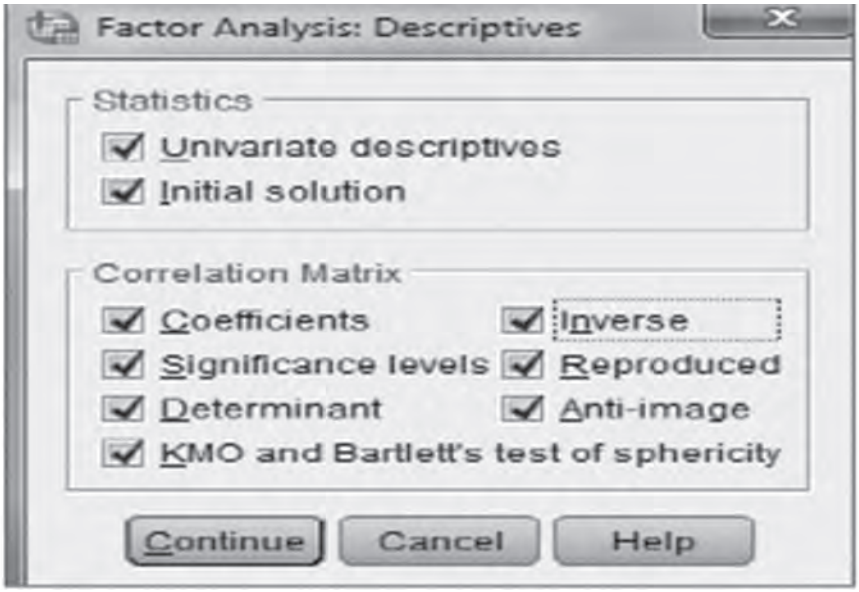
١ ـ مرحلة الاستخلاص Factor Extraction:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Dimension Reduction أو Data Reduction ثم اختر Factor تظهر الشاشة الآتية:



٢ ـ انقل المتغيرات الموجودة في المربع الأول إلى مربع Variables

٣ ـ اضغط اختيار Descriptives تظهر الشاشة التالية:



٤ ـ في مربع Statistics اختر Univariate Descriptives؛ ليعطي المتوسط والانحراف المعياري لكل متغير.

٥ ـ في مربع Correlation matrix اختر:

ـ Coefficients ليعطي مصفوفة الارتباط بين المتغيرات (R).

ـ Significance ليعطي الدلالة الإحصائية لكل معامل الارتباط.

ـ محدد المصفوفة Determinant: هذا الاختيار في غاية الأهمية لاختبار التلازمية الخطية.

ـ KMO and Bartlelt's Test: يعطي مقياس Kaiser- Meyer – Olkin لاختبار مناسبة مصفوفة الارتباط للتحليل في التحليل العاملي ويجب أن تزيد قيمته عن ٠,٥٠ أو ٠,٦٠.

ـ اختيـار Reproduced يمدنـا بمصفوفة الفروق بـين مصفوفة البيانات ومصفوفـة الارتبـاط المشـتقة جـراء النمـوذج، وهـو مـا يطلـق عليـه بمصفوفـة البواقـي Residual وكـما نعلـم أن قيـم هـذه المصفوفـة تكـون صغـيرة جـدًّا، ويجـب أن لا تزيـد قيمتهـا لمعظـم معامـلات الارتبـاط عـن ٠,٠٥.

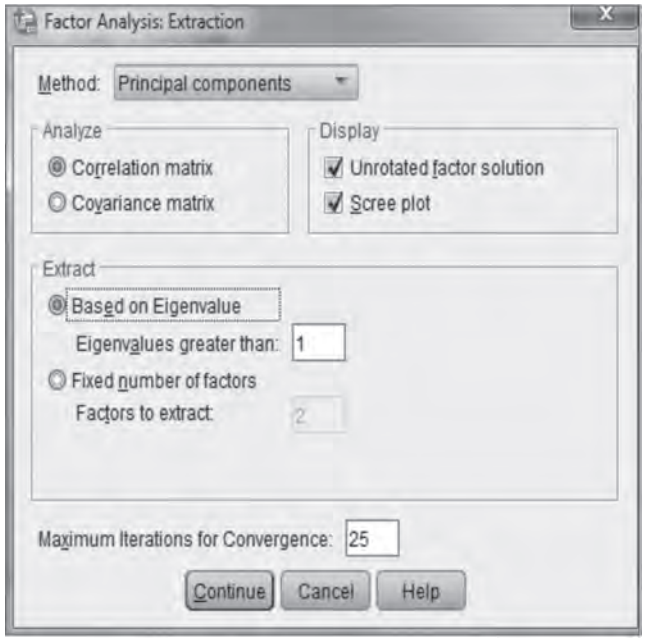
ـ اضغط Inverse للحصول على مقلوب المصفوفة.

ـ اضغـط Anti – image correlation ؛ حيـث تفيد في التحقق من مدى صلاحيـة المتغـيرات في التحليـل العامـلي، وهي قيمـة KMO للخلايا القطريـة لكل متغير عـلى حدة.

ـ اضغط Initial solutions؛ ليعطي الحلول الأولية قبل التدوير.

٦ ـ اضغط Continue لترجع إلى شاشة الأمر الرئيسة.

٧ ـ اضغط الاستخلاص Extraction فتظهر الشاشة الآتية:



٨ ـ اضغـط السـهم أمام Method تظهـر طريقة المكونات الرئيسـة (PCA) وهـي الطريقـة التي يقوم بهـا البرنامج مـا لم تحدد له طريقـة أخرى على الرغـم مـن أنهـا ليسـت طريقة مـن طرائـق التحليـل العامـلي، ولكنها تعطـي نتائـج مثـل نتائـج التحليـل العامـلي، ويمكـن أن تختـار أيًّـا من الطرائـق سـواء PAF ، ML ، UlS أو غيرهـا وهنـا نختـار طريقة PCA.

٩ ـ في مربـع Anlayze حـدد نـوع المصفوفة المـراد تحليلهـا، ويوجد بديلان لمصفوفـة الارتبـاط ولمصفوفـة التغايـر، وللمصفوفتـين صيـغ مختلفـة للـشيء نفسـه؛ فمصفوفـة الارتبـاط هـي الصـورة المعياريـة لمصفوفـة التغايـر، ويفضـل في التحليـل العامـلي تحليـل مصفوفـة الارتبـاط إلا إذا كانـت القياسـات تأخـذ مقاييـس أو وحـدات مختلفـة، فـإن هذا لا يؤثـر في التحليـل، وإذا اعتمـد الباحـث عـلى مصفوفـة الارتبـاط، وفي هـذا المثـال المتغـيرات تقـاس بنفس وحـدة القيـاس (مقيـاس ليكرت الخـماسي)، وحتـى إذا كانـت المتغـيرات لهـا الوحـدة نفسـها، فـإن لهـا تباينـات مختلفـة وهـذا يسـبب مشـكلات لطريقـة المكونـات الرئيسـة (Field, 2009)، فاسـتخدم مصفوفـة الارتبـاط يجنبنا هذه المشـكلات، وعليـه اضغـط Correlation .

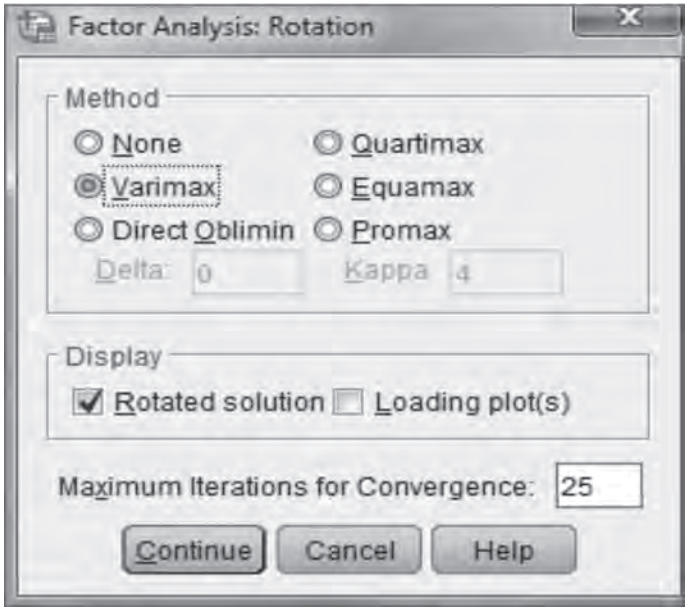
١٠ ـ في مربـع Display يوجـد Unrotated Factor Solution اختـره وهي الحلـول الأوليـة قبـل التدويـر، واضغـط اختيـار Scree لتحديـد عدد العوامل.

١١ ـ في مربـع Extract يمكـن تحديـد عـدد العوامـل في ضـوء محـك القيم الكامنـة أكثر مـن ١ وهي Default للبرنامج وهو محـك Kaiser، ولكن يمكـن تغييرهـا إلى محـك Jolliffe's وهـي ٠,٧٠ أو أي قيمـة أخرى، ولكـن مـن المفضـل إجـراء التحليـل عنـد قيـم كامنـة وعـدد العوامل

المحـدد في ضـوء الإطـار النظـري Fixed Number of Factor ويفضل إذا كان البحـث استكشـافيًّا ألا يتـم تثبيـت أو تحديـد عـدد العوامـل مسـبقًا. وإذا اختلـف عدد العوامـل في صورة محـك Scree Plot ومحك Kaiser فعليـك فحص قيـم الشـيوع للعوامل.

١٢ـ اضغط Continue لترجع إلى شاشة الأمر الرئيسة.

١٣ ـ اضغط التدوير Rotation تظهر الشاشة الآتية:



١٤ ـ في صنـدوق Method اخـتر طريقـة التدوير سـواء المتعامـدة أو المائلة، وبـما أن المثـال الحالي يتكون مـن مكونين، فـإذا كانا غـير مرتبطين اختر طريقـة تدويـر متعامـدة (يفضـل Varmix)، وإذا كانـا مرتبطـين اخـتر طريقـة تدويـر مائلـة سـواء Dirct Oblinmim أو Promax ، لكـن هنـا اضغط Varmix.

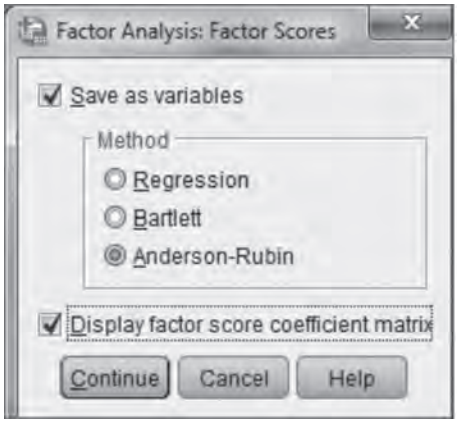
١٥ ـ في مسـتطيل Display يوجـد Rotated solution اضغـط عليـه، وهـو

يعطي الحلول بعد التدوير، وهو يعد default للبرنامج؛ حيث يمدنا بها البرنامج سواء حددتها أو لم تحددها، في حين أن اختيار Loading Plot هو تمثيل بياني لكل متغير في ضوء العوامل المستخلصة (أقصى عدد عوامل ثلاثة)، وإذا كان عدد العوامل أربعة، فإن البرنامج لا يمدنا بها، ويسهل تفسير هذا الرسم إذا وجد عاملان.

١٦ ـ اختر Maximum Iterations for convergence؛ حيث يقوم البرنامج بأخذ عدد من المحاولات لإعطاء حلول عاملية، وعليه فهي عدد المرات أو المحاولات التي يحاول البرنامج إجراءها للحصول على حلول لمصفوفة الارتباط، ويحددها البرنامج بـ٢٥ مرة، ولكن مع قواعد البيانات الكبيرة، فإن الحاسب الآلي (الكمبيوتر) يجد صعوبة في الوصول إلى الحلول، ويعطي رسالة تفيد ذلك، وعليه يجب تغير هذه القيمة إلى ٤٠ أو٥٠ أو ١٠٠ مثلًا، وعليه اضغط عليها وغيِّرها إلى ٤٠ مثلاً.

١٧ ـ اضغط Continue لتعود إلى شاشة الأمر الرئيسة.

١٨ ـ اضغط اختيار Scores وهو الدرجات العاملية، فتظهر الشاشة الفرعية الآتية:



وهـذا يسـمح بحفـظ الدرجـات العامليـة لكل فـرد في ملـف البيانات وبرنامـج SPSS يقـوم بتكويـن عمـود جديد لـكل عامل مسـتخلص، ويضـع الدرجـة العامليـة لكل فـرد في الأعمـدة، ويمكن أن تسـتخدم هـذه الدرجـات العامليـة في تحليـلات لاحقـة، أو تسـتخدم لتحديـد مجموعـة مـن الأفـراد الذيـن يحصلـون عـلى درجـات عامليـة عـلى العوامـل، ولذلـك: اضغـط اختيـار Save As variable .

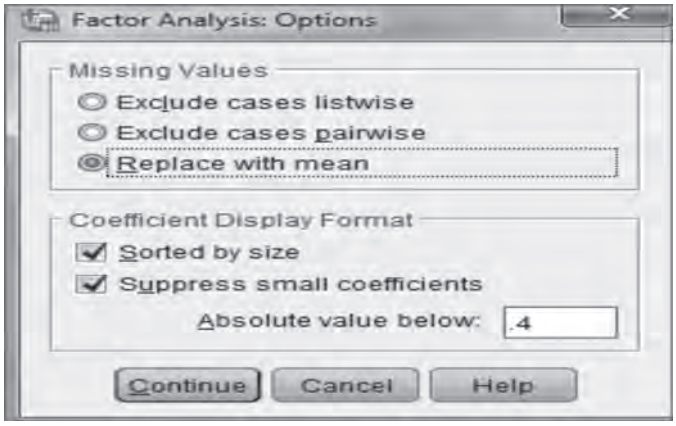
حدد الطريقة المستخدمة في الحصول على الدرجات العاملية وهي:

طريقـة الانحـدار Regression Method وفي هـذه الطريقـة تصحـح تشـبعات العوامل من الارتباطـات الأولية بين المتغـيرات، وللحصول عـلى مصفوفـة معامـلات الدرجـات العامليـة يتـم ضرب مصفوفـة تشـبعات العوامـل بمقلـوب مصفوفـة الارتبـاط (R^{-1}) بمعنـى قسـمة مصفوفـة التشـبعات على مصفوفـة الارتباطات، وهـذا يعطي مصفوفة الدرجـات العامليـة، وهـذه المصفوفـة تعطـي مـؤشرًا نقيًّـا للعلاقـات الفريـدة بـين المتغـيرات والعوامل.

وتوجـد طرائـق أخـرى مثـل: طريقـة Bartlett وطريقـة – Anderson Rubin ويفضـل اسـتخدامها للحصـول عـلى درجـات عامليـة غـير مرتبطـة، وإذا وجـدت ارتباطات بين درجات عاملية يفضل اسـتخدام طريقـة الانحـدار، ولذلـك اضغـط Anderson – Rubin لأنها تتضمن معلومـات لحسـاب الدرجـات العاملية.

١٩ـ اضغط Continue لتعود إلى شاشة الأمر الرئيسة.

٢٠ ـ اضغط Options تظهر الشاشة الفرعية:



أ ـ التعامل مع البيانات المفقودة Missing Data: يعطي البرنامج بدائل للتعامل مع البيانات المفقودة سواء استبعاد الحالة أو تقدير قيمة لها. فإذا كان توزيع البيانات الغائبة غير اعتدالي وحجم العينة صغير، فعليك تقدير قيمة البيانات المفقودة، ويقوم SPSS باستبدال متوسط درجات المتغير بها، وهذا البديل يؤدي إلى الحصول على تباين منخفض للمتغيرات التي بها بيانات مفقودة ويؤدي إلى نتائج غير دالة إحصائيًّا، وعليه اضغط Replace with Mean ولكن إذا كانت البيانات المفقودة عشوائية فيجب استبعادها من التحليل وبرنامج SPSS، أما أن تستبعد الحالة كلها، التي تتضمن بيانات مفقودة على أي متغير من التحليل، وعليه اضغط Exclude Case List Wise، وتستبعد الحالة التي لها بيانات غائبة على المتغير، مع إبقائها في التحليل للمتغيرات كاملة البيانات، وعليه اضغط Pair Wise، وهذا من شأنه الحصول على تحليلات إحصائية بأحجام عينات مختلفة وهذا غير مرغوب فيه، ولكن يمكن استخدامها إذا كان حجم العينة صغيرًا؛ ولذلك اضغط List Wise الذي يمثل البديل المحافظ للتعامل مع البيانات الغائبة.

ب ـ مربع Coefficient Display Format يتضمن بديلين هما:

ـ Sorted by size وهـو يعنـي أن يتـم عرض تشـبعات العوامل في ترتيـب تنازلي مـن الأكـبر إلى الأصغر عـلى العامـل، اضغط هذا البديل.

ـ البديـل الثـاني Suppress Absolute Value Less وبرنامج SPSS يحـدد ٠,١ لظهـور قيمـة التشـبع مطبوعـة في المخـرج، ولكـن يمكـن إعطـاء البرنامـج رسـالة وهـي عـرض التشـبعات التـي لهـا قيمـة ٠,٣ فأكـبر أو ٠,٤٠ فأكبر، وينصـح Field (٢٠٠٩) بوضـع القيمـة ٠,٤ لقبـول التشـبع عـلى العامـل، اضغـط هـذا الاختيـار وغيرهـا إلى ٠,٤ .Absolute Value Below

٢١ ـ اضغـط Continue للرجوع إلى شاشـة الأمر الرئيسـة ثـم اضغط OK لتنفيـذ الأمر.

ثالثًا: تفسير المخرج

الإحصاء الوصفي أعطى البرنامج الآتي:

```
DATASET CLOSE Data Set16.
FACTOR
  /VARIABLES A1 A2 A3 D1 D2 D3
  /MISSING MEANSUB
  /ANALYSIS A1 A2 A3 D1 D2 D3
  /PRINT UNIVARIATE INITIAL CORRELATION SIG DET
KMO INV REPR AIC EXTRACTION ROTATION FSCORE
  /FORMAT SORT BLANK(.4)
  /PLOT EIGEN
  /CRITERIA MINEIGEN(1) ITERATE(25)
```

/EXTRACTION PC
/CRITERIA ITERATE(25)
/ROTATION VARIMAX
/SAVE AR(ALL)
/METHOD=CORRELATION.

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation[a]	Analysis N[a]	Missing N
A1	3.2222	1.20185	9	0
A2	3.4444	1.42400	9	0
A3	2.8889	78174.	9	0
D1	3.2222	1.20185	9	0
D2	3.0000	1.11803	9	0
D3	2.7778	1.48137	9	0

a. For each variable، missing values are replaced with the variable mean.

المتوسطات والانحرافات المعيارية وحجم العينة لكل متغير، وهذا الجدول لا يعطي حرية كاملة للباحث لتفسيره.

ثم أعطى البرنامج مصفوفة الارتباط على النحو الآتي:

Correlation Matrix[a]

		A1	A2	A3	D1	D2	D3
Correlation	A1	1.000	.738	-.503-	.221	.279	-.250-
	A2	.738	1.000	-.399-	.300	.393	-.540-
	A3	-.503-	-.399-	1.000	-.370-	-.429-	.408
	D1	.221	.300	-.370-	1.000	.651	-.741-
	D2	.279	.393	-.429-	.651	1.000	-.528-
	D3	-.250-	-.540-	.408	-.741-	-.528-	1.000

Sig. (1-tailed)	A1		012.	084.	284.	234.	259.
	A2	012.		144.	216.	148.	067.
	A3	084.	144.		164.	125.	138.
	D1	284.	216.	164.		029.	011.
	D2	234.	148.	125.	029.		072.
	D3	259.	067.	138.	011.	072.	

a. Determinant = .039

وهـي مصفوفـة قطرهـا الواحـد الصحيـح والجـزء الأعـلى يمثـل قيم الارتباطـات بـين المتغـيرات السـتة، فمعامـل الارتبـاط بـين A1 و A2 ٠,٧٣٨ في النصـف الأسـفل أعطـى الدلالـة الإحصائيـة للارتبـاط حيث P = ٠,٠١٢ وهـي دالـة إحصائيًّا عنـد ٠,٠٥ لاختبـار ذي ذيـل واحـد، أمـا معامـل الارتبـاط بـين A1 و A3 هـي ٠,٥٠٣ وقيمـة p=٠,٠٨٤ وبالتـالي فإنهـا غـير دالـة إحصائيًّـا عـلى الرغم مـن أنـه معامل ارتبـاط كبير إلا أن عـدم الدلالـة الإحصائيـة ترجـع إلى صغـر حجـم العينـة، ولاحـظ أن الارتبـاط بينهـما سـالب؛ أي عكـسي عـلى الرغم مـن أن المتغيريـن يمثلا بعـض القلـق وهذا يعـود إلى أن صياغـة A3 موجبة بينما صياغة A2 سـالبة، وهـذا يشـير إلى أهميـة إعـادة ترميـز اسـتجابات المتغـير A3 والارتباطـات المعقولـة أو المتوسـطة هـي مناسـبة للتحليـل العامـلي وليسـت العاليـة، والارتباطـات المنخفضـة التـي تقـترب مـن الصفـر مثـل ٠,٠١، ٠,٠٧، ٠,٣٠ فأكثـر، وأعطـى البرنامـج محـدد المصفوفـة ٠,٠٣٩، والأهم أن لا يكـون محـدد المصفوفـة سـالبًا؛ لأنه يعطـي نتائج غـير موثوق بهـا، ويفضل أن يزيـد محـدد المصفوفـة عـن ٠,٠٠٠٠١ (Field, 2009)، ولم تـزد أي

ارتباطات في المصفوفة عن ٠,٨٠، وهذا يدل على عدم وجود قضية التلازمية الخطية المتعددة، وعليه فالمصفوفة مرضية لعملية التحليل.

أعطى البرنامج مقلوب المصفوفة R^{-1} ($\frac{1}{R}$) على النحو الآتي:

Inverse of Correlation Matrix

	A1	A2	A3	D1	D2	D3
A1	3.138	-2.608	0.967	-0.889	0.354	-1.491
A2	-2.608	3.802	-0.499	1.364	-0.673	2.261
A3	0.967	-0.499	1.653	-0.192	0.436	-0.615
D1	-0.889	1.364	-0.192	3.291	-1.264	2.364
D2	0.354	-0.673	0.436	-1.264	1.999	-0.333
D3	-1.491	2.261	-0.615	2.364	-0.333	3.675

أعطى البرنامج اختبار KMO ، Bartlett's للتحقق من مسلمات التحليل العاملي على النحو الآتي:

KMO and Bartlett's Test

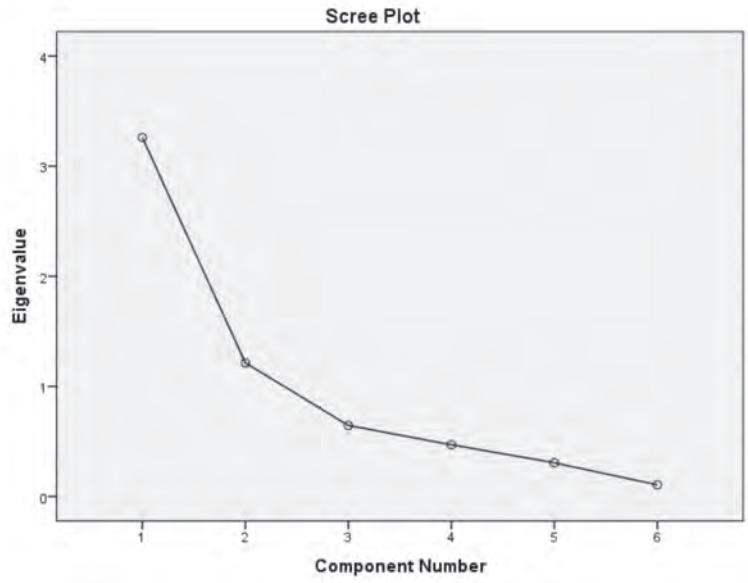
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	0.578
Bartlett's Test of Sphericity Approx. Chi-Square	16.803
Df	15
Sig.	0.331

ويتضح أن قيمة K.M.O هي ٠,٥٧٨ أي أنها زادت عن ٠,٥٠ كما أوصى بها Hair et al. (١٩٩٨) وتدل على مناسبة مصفوفة الارتباط لإجراء التحليل العاملي، على الرغم من أنه من الأفضل أن تكون ٠,٦٠ فأعلى.

كما أعطى المخرج اختبار Bartlett's، واتضح عدم دلالة إحصائية

وهـذا يعنـي أن معاملات الارتباط في المصفوفة في مجتمع الدارسـة تسـاوي صفـرًا، وهـذا يؤكد عدم اسـتخدام مصفوفـة الارتبـاط في التحليل، ولكن عـدم الدلالـة الإحصائيـة ترجـع إلى صغـر حجـم العينـة، ويوجـد اختبار مهـم من خـلال تمثيـل المتغير بخمس حـالات وهـذا لم يتحقـق في البيانات المحللة.

أعطى البرنامج Scree plot على النحو الآتي:



ويتضـح من الشـكل السـابق أنه يوجـد عامـلان زادت القيـم الكامنة لهـما عـن الواحـد الصحيـح؛ حيـث تـم وضـع المكونـات (العوامـل) على المحـور الأفقـي والقيـم الكامنـة على المحـور الـرأسي، وعليه فـإن الباحث يقـدم تفسـيراته للمقيـاس في ضـوء عاملـين فقـط وفي ضـوء محـك شـكل Scree plot.

أعطى البرنامج Anti- image- metrices سواء الارتباطات أو التغايرات على النحو الآتي:

Anti-image Matrices

		A1	A2	A3	D1	D2	D3
Anti-image Covariance	A1	.319	-.219-	.186	-.086-	.057	-.129-
	A2	-.219-	.263	-.079-	.109	-.089-	.162
	A3	.186	-.079-	.605	-.035-	.132	-.101-
	D1	-.086-	.109	-.035-	.304	-.192-	.195
	D2	.057	-.089-	.132	-.192-	.500	-.045-
	D3	-.129-	.162	-.101-	.195	-.045-	.272
Anti-image Correlation	A1	.487[a]	-.755-	.425	-.277-	.142	-.439-
	A2	-.755-	.512[a]	-.199-	.386	-.244-	.605
	A3	.425	-.199-	.722[a]	-.082-	.240	-.249-
	D1	-.277-	.386	-.082-	.571[a]	-.493-	.680
	D2	.142	-.244-	.240	-.493-	.739[a]	-.123-
	D3	-.439-	.605	-.249-	.680	-.123-	.551[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

وهذه المصفوفة تمدنا بمعلومات مشابهة لاختبار KMO؛ حيث يمكن تقدير KMO لمتغيرات متعددة معًا وقيمة KMO لكل متغير على حدة يتم تقديرها من خلال الخلايا القطرية لمصفوفة الارتباط Anti-image matrices؛ حيث كل القيم القطرية يجب أن تزيد على ٠,٥٠ لتحديد صلاحية المتغير لتضمينه في التحليل العاملي والقيم الأقل من ٠,٥٠ تلقي بظلالها على التحليل؛ حيث يفضل استبعاد هذا المتغير من التحليل وإجراء التحليل بدونه وملاحظة الفروق؛ حيث إن استبعاده يؤثر في قيمة KMO، وكذلك في قيمة مصفوفة الارتباط التخيلية – Anti image والخلايا القطرية هي معامل الارتباط الجزئي Partial correlation بين المتغيرات. وبفحص القيم القطرية في المصفوفة السابقة نلاحظ أن قيم

الخلايـا القطريـة زادت عـن ٠,٥٠ ماعـدا المتغير A1؛ حيـث كان٠,٤٨٧، ومـن المفترض اسـتبعاده من التحليـل، ولكن قد يعود ذلـك إلى صغر حجم العينـة، وعليه فسـوف نبقـي عليه في التحليـل بوصفه مثـالاً توضيحيًّا فقط.

أعطـى البرنامـج المصفوفـة المشـتقة Reproduced correlations من نمـوذج التحليـل العامـلي، وكذلـك مصفوفـة البواقي، وهي خارج قسـمة مصفوفـة الارتبـاط لبيانـات العينـة والمصفوفـة المشـتقة مـن قبـل نمـوذج التحليـل العامـلي وهـي كالتالي:

Reproduced Correlations

		A1	A2	A3	D1	D2	D3
Reproduced Correlation	A1	.882[a]	.808	-.586-	.141	.266	-.297-
	A2	.808	.789[a]	-.615-	.330	.413	-.450-
	A3	-.586-	-.615-	.516[a]	-.418-	-.451-	.486
	D1	.141	.330	-.418-	.853[a]	.745	-.788-
	D2	.266	.413	-.451-	.745	.675[a]	-.716-
	D3	-.297-	-.450-	.486	-.788-	-.716-	.760[a]
Residual[b]	A1		-.070-	.083	.080	.014	.047
	A2	-.070-		.216	-.029-	-.020-	-.090-
	A3	.083	.216		.049	.022	-.078-
	D1	.080	-.029-	.049		-.094-	.046
	D2	.014	-.020-	.022	-.094-		.188
	D3	.047	-.090-	-.078-	.046	.188	

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. Reproduced communalities

b. Residuals are computed between observed and reproduced correlations. There are 8 (53.0%) nonredundant residuals with absolute values greater than 0.05.

والملاحـظ أن النصـف العلـوي يعكـس المصفوفـة التـي اسـتهلكها نمـوذج التحليل العاملي، والنصف الأسـفل يعكس مصفوفـة البواقي Re-sidual إذا نظرنـا إلى مصفوفـة الارتباطـات بـين المتغيرات السـتة ـ ونلاحظ أن معامـل الارتبـاط بـين A1 و A2 ٠,٨٠٨ ومعامـل ارتباط بيرسـون في المصفوفـة المدخلـة بـين A1 و A2 ٠,٧٣٨، وعليـه فإن مصفوفـة البواقي بـين A1 ، A2 هـي:

=0.070 - =0.808 - 0.738

وهـي قيمـة معامـل الارتبـاط في مصفوفـة البواقـي، ونلاحـظ أن التحليـل العامـلي اسـتهلك كل معامـلات الارتبـاط بـين A1 ، A2 بـل وأكثـر. ويفضل أن تكـون قيم معامـلات الارتباطات في مصفوفـة البواقي صغـيرة جـدًّا بحيـث لا تزيد القيـم عن ١٠ , ٠، ويـرى البعـض أن لا تزيد فيهـا عـن ٠٥ , ٠ (Field, 2009).

وأعطـى البرنامـج رسـالة مفادهـا أن ٥٣٪ مـن قيـم الارتباطـات في مصفوفـة البواقـي زادت عـن ٠٥ , ٠وهـذا مـؤشر غـير جيـد لمطابقـة النمـوذج، وهـذا يدل على أن النموذج لم يسـتهلك كل معامـلات الارتباط في المصفوفـة، وهـذا مـؤشر عـلى عـدم ملاءمـة ومطابقـة نمـوذج التحليل العاملي.

أعطى البرنامج الشيوع Communalities كالآتي:

Communalities

	Initial	Extraction
A1	1.000	.882
A2	1.000	.789
A3	1.000	.516
D1	1.000	.853
D2	1.000	.675
D3	1.000	.760

Extraction Method: Principal Component Analysis.

الشـيوع هو نسـبة التبايـن العـام للمتغـير؛ بمعنـى أن العوامل فسرت كـم في المئة مـن تباين المتغـير، وقبل إجراء الاسـتخلاص فإن الشـيوع لكل المتغـيرات (١٠٠٪) تحـت عمـود Intial، في حـين أن قيـم الشـيوع تحـت عمـود Extraction تعكـس التبايـن المرتبـط بـــ A1 وهـو تباين مشـترك مع

كل العوامل، وعلى ذلك فإن العوامل فسرت ٢ , ٨٨٪ من تباين المتغير A، و٦ , ٥١٪ من تباين المتغير A3 وهكذا، ولأحجام عينات صغيرة يفضل أن تكون قيم الشيوع عالية؛ حيث في حالة أقل من ٣٠ متغيرًا في التحليل، فيجب أن يزيد الشيوع على ٧٠ , ٠، وإذا كان حجم العينة ٢٥٠ فإن متوسط قيم الشيوع تكون أكبر من ٦٠ , ٠، وإذا تم تقدير متوسط قيم الشيوع وهي كالآتي:

$$\frac{0.082 + 0.789 + 0.516 + 0.853 + 0.675 + 0.760}{6}$$

فإنها تزيد على ٦٠ , ٠ وهذا مناسب للتحليل.

والملاحظ أن قيم الشيوع لـ A1 قبل الاستخلاص ٠ , ١؛ لأن كل العوامل الممكنة فسرته، في حين أنه بعد الاستخلاص جرى استبعاد بعض العوامل التي لم يتحقق فيها محك Kiaser، وكذلك تنقص قيمة تباين المتغير المفسر؛ ولذلك فإن العوامل المتبقية عليها في التحليل لا تستطيع تفسير كل التباين الموجود في البيانات.

أعطى البرنامج جدول Total Variance Explained كالآتي:

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3.260	54.337	54.337	3.260	54.337	54.337	2.374	39.563	39.563
2	1.214	20.228	74.565	1.214	20.228	74.565	2.100	35.002	74.565
3	.645	10.748	85.313						
4	.470	7.828	93.141						
5	.306	5.101	98.242						
6	.105	1.758	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

وهذا الجدول مكون من ثلاثة أجزاء، هي:

أ ـ الجزء الأول Intial Eigenvalues يمثل القيم الكامنة للعوامل المبدئية قبل الاستخلاص، والملاحظ أنه توجد ستة عوامل تساوي عدد المتغيرات؛ حيث القيم الكامنة للعامل الأول ٣,٢٦٠ وأدناهم للعامل السادس ٠,١٠٥، وهذه العوامل فسرت ١٠٠٪ من تباين المتغيرات؛ لذلك كان الشيوع للمتغيرات واحدًا، والملاحظ أن العامل أو المكون الأول فسر ٣٣٧,٥٤٪ من تباين المتغيرات الستة في حين فسر الثاني ٢٢,٢٠٪ وهكذا وكلها فسرت ١٠٠٪ من تباين المتغيرات.

ب ـ الجزء الثاني مجموع مربعات التشبعات: الملاحظ أن البرنامج استبقى العاملين الأول والثاني فقط بعد أن طبق محك Kaiser (كايزر) Ev>1 ؛ ولذلك فإن القيم الكامنة للعامل الأول والثاني زادت على الواحد الصحيح وبقية العوامل انخفضت عن الواحد الصحيح؛ وحيث إن القيمة الكامنة للعامل الأول ٣,٢٦، وفسرت ٣٣٧,٥٤٪ من تباين المتغيرات، والملاحظ أن العاملين فسرا ٥٦,٧٤٪ من تباين المتغيرات.

ج ـ الجزء الثالث القيم الكامنة بعد التدوير والملاحظ وجود اختلاف في القيم الكامنة؛ حيث يتم توزيعها بالتساوي تقريبًا على العاملين، وكذلك فإن العامل الأول فسر ٣٣,٥٤٪ من التباين قبل التدوير، في حين أنه فسر ٥٦,٣٩٪ بعد التدوير، وهذا النقصان تم توزيعه على تباين العامل الثاني، وعلى ذلك لا اختلاف في البناء العاملي قبل التدوير وبعده، ولكن الاختلاف في القيم الكامنة والتباين المفسر.

ثـم أعطـى البرنامج مصفوفـة المكونـات **Component Matrix** وهي تمثل تشـبعات المتغـيرات بالعوامـل، وجاءت عـلى النحو الآتي:

Component Matrix[a]

	Component	
	1	2
D3	-.802-	
A2	.759	.462
D1	.757	-.529-
D2	.749	
A3	-.691-	
A1	.657	.672

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 2 components extracted.

والملاحـظ أن المتغـيرات السـتة تشـبعت عـلى العامـل الأول؛ حيـث زادت قيمـة التشـبع عـن ٠,٤٠ وهـي التـي تـم تحديدهـا مسـبقًا، وعليـه فالعامـل الأول فـسر معظـم تباينـات المتغيرات، وتشـبع على العامـل الثاني متغـيرات A1 ، A2 ، D1 وهذه تشـبعات مزدوجة وبعـد تأمل هذه النتائج يمكـن القـول بـأن المقيـاس أحـادي البعـد حيث تولـد العامـل العام.

ولكـن في أثنـاء بنـاء المقيـاس ربـما تبنـى الباحـث بعديـن، همـا: بعـد القلـق، وبعـد الاكتئـاب، وعليـه فـإن نتائـج التحليـل العامـلي غير متسـقة مـع الإطـار النظـري، ولكن عـلى الباحـث أن لا يلجـأ إلى التفسـير إلا بعد إجـراء التدويـر؛ حيث يسـاعد في عمليـة التفسـير، ويكسـب النتائج معنى سـيكولوجيًّا أو نظريًّـا، ولكـن علينـا أن لا نتجاهـل نتائـج التحليـل قبـل التدويـر؛ لأن عـلى الباحـث أن يكون على علـم بحقيقة مهمة هـي أنه يجري تحليـلاً عامليًّـا استكشـافيًّا، فليـترك البرنامـج يقـوم بهـذه المهمة.

أعطى البرنامج مصفوفة المكونات (العوامل) بعد التدوير، وجاءت على النحو الآتي:

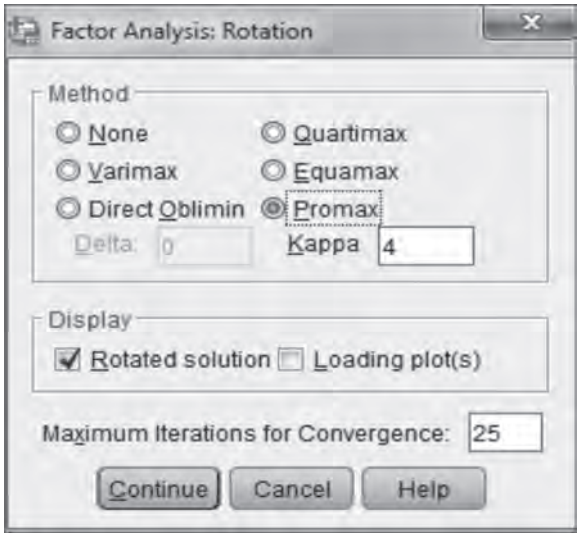
Rotated Component Matrix[a]

	Component	
	1	2
D1	.918	
D3	-.829-	
D2	.786	
A1		.938
A2		.847
A3		-.603-

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 3 iterations.

كما ترى حدث تغير لتشبع المفردات على العاملين، فتشبعت المتغيرات D2 ، D1، D3 على العامل الأول، وهذا يمثل بعد الاكتئاب، ولاحظ أن تشبع D3 سالب؛ لأنه ذو صياغة سلبية، في حين تشبعت المتغيرات أو المفردات A1، A2، A3 وهذا يمثل بعد القلق على العامل الثاني، وعلى ذلك، فإن نتائج التحليل العاملي تدعم البناء النظري للباحث، وكما هو ملاحظ قام البرنامج بعرض تشبعات المفردات ورتبها تنازليًّا من الأكبر إلى الأصغر، وعليك أن تقارن بين مصفوفة العوامل قبل التدوير وبعد التدوير، والملاحظ أن الحلول بعد التدوير أعطت معنى سيكولوجي للبناء.

وإذا أجري تدوير مائل هل تتغير النتائج؟ وبإجراء تغيير في الأمر السابق بجعل طريقة التدوير من النوع المائل، مثل Promax:



فالاختلاف في النتائج يكون لمصفوفة العوامل بعد التدوير؛ حيث يعطي مصفوفتين هما Pattern Matrix على النحو الآتي:

Pattern Matrix[a]

	Component	
	1	2
D1	.970	
D3	-.832-	
D2	.793	
A1		1.000
A2		.848
A3		-.553-

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 3 iterations.

المصفوفة البنائية تأخذ في حسبانها العلاقات بين العوامل؛ بمعنى هي ناتج للمصفوفة المستهدفة والمصفوفة التي تتضمن معاملات الارتباط بين العوامل:

Structure Matrix

	Component	
	1	2
D1	.917	
D3	-.868-	-.443-
D2	.820	.404
A1		.927
A2	.452	.885
A3	-.517-	-.673-

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.

ففي التدوير المتعامد، هاتان المصفوفتان لهما نفس القيم، والمصفوفة المستهدفة في التدوير المائل تناظر مصفوفة العوامل في التدوير المتعامد.

ويفسر معظم الباحثين المصفوفة المستهدفة؛ لأنها أكثر بساطة، ويوصي الباحثون بعرض المصفوفتين؛ ففي المصفوفة المستهدفة تعطي تقريبًا نفس تشبعات المفردات على العوامل كما في مصفوفة العوامل في التدوير المتعامد، بينما في المصفوفة البنائية تختلف حيث يتشبع على العامل الأول متغيرات D1، D2 ، D3 وكذلك A3 ، A2 وهكذا بالنسبة للعامل الثاني تتشبع عليه متغيرات A3 ، A2 ، A1، إضافة إلى D3 ،D2 ، وعلى ذلك يصبح البناء أكثر تعقيدًا وتوجد صعوبة في التفسير، وهذا

حـدث لوجـود علاقـة ارتباطيـة بـين العامـل الأول والعامـل الثـاني وهي على النحـو الآتي:

Component Correlation Matrix

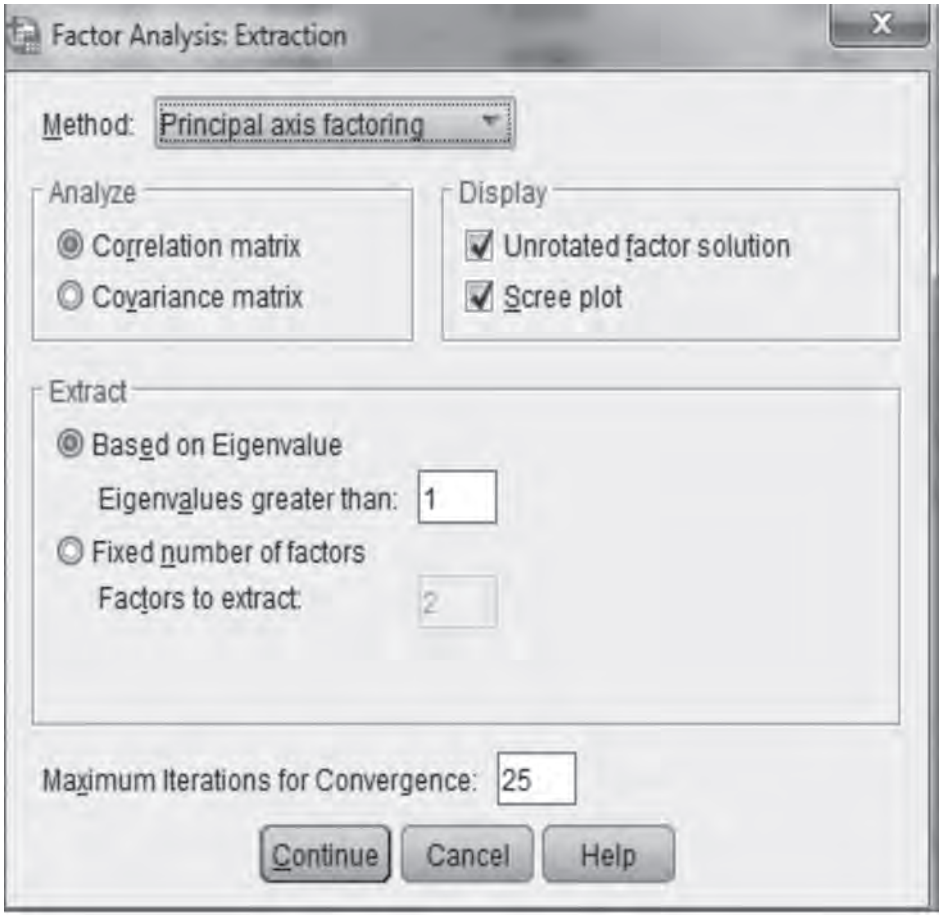
Component	1	2
1	1.000	.432
2	.432	1.000

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.

وهـذه العلاقـة تسـاوي ٠,٤٣٠ وهو ما يشـير إلى وجـود تداخل بين العاملـين، وهـذا بسـبب وجـود تشـبع لمفـردات A عـلى عامـل الاكتئاب، وتشـبع لمفـردات D عـلى عامـل القلـق، وهـذا يدل عـلى وجـود ارتباطات داخليـة بـين بعـدي القلـق والاكتئـاب (همـا غـير مسـتقلين)؛ ولذلـك من الأنسـب الاعتـماد عـلى التدويـر المائـل لا المتعامـد، وعـلى ذلك فـإن نتائج التدويـر المتعامـد لا يمكـن الوثـوق فيهـا، مثـل: نتائـج التدويـر المائـل في حالـة وجـود ارتبـاط بـين العوامل.

وإذا تـم إجـراء التحليـل العامـلي باسـتخدام طريقـة أخرى هـل تتغير النتائج؟

بإجـراء التحليل باسـتخدام طريقـة المحاور الأساسـية، وذلـك باتباع الخطـوات السـابقة ماعـدا تحديـد طريقـة الاسـتخلاص Principal –Axis factoring وطريقـة التدويـر Varmix:



بـكل تأكيـد لم تتغـير النتائـج فيـما يخـص البنيـة العامليـة قبـل التدوير وبعـده، وهـي كالآتي:

Factor Matrix[a]

	Factor	
	1	2
D3	-.759-	
D1	.755	-.509-
A2	.717	
A1	.689	.686
D2	.669	
A3	-.586-	

Extraction Method: Principal Axis Factoring.

a. Attempted to extract 2 factors. More than 25 iterations required. (Convergence=.003). Extraction was terminated.

Rotated Factor Matrix[a]

	Factor	
	1	2
D1	.904	
D3	-.776-	
D2	.666	
A1		.970
A2		.732
A3		-.458-

Extraction Method: Principal Axis Factoring.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 3 iterations.

ولكـن إذا تـم اسـتخدام التدويـر المائـل Promax مـع طريقـة PAF، نلاحـظ اختـلاف النتائج بعـد التدويـر؛ حيث تـم إعطاء مصفوفـة عوامل لم يتشـبع فيهـا المتغـير A3 مـع أي مـن العوامل:

Pattern Matrix[a]

	Factor	
	1	2
D1	.955	
D3	-.780-	
D2	.663	
A1		1.027
A2		.707
A3		

Extraction Method: Principal Axis Factoring.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 3 iterations.

Structure Matrix

	Factor	
	1	2
D1	.904	
D3	-.815-	-.419-
D2	.706	
A1		.964
A2	.478	.782
A3	-.476-	-.527-

Extraction Method: Principal Axis Factoring.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.

٣. ١٠ كتابة نتائج التحليل العاملي وفقًا لـ APA

تـم إجـراء تحليـل المكونـات الرئيسـة لــ ٦ مفـردات لمقيـاس الحالـة المزاجيـة مـع التدويـر المتعامـد باسـتخدام فارمكـس وتـم حسـاب مقياس

Kaiser Meyer – Olkin (KMO) للتحقق من مناسبة مصفوفة الارتباط للتحليل وقيمته KMO = ٥٧٨ , ٠، وقيمته لكل المتغيرات زادت عن ٥٠ , ٠ ماعدا المتغير A1، وهذا يدل على مناسبة المصفوفة للتحليل وأن المتغيرات قابلة للتحليل، وكانت قيمة اختبار مناسبة معاملات الارتباط Bartlett s test of Sphercity : (P>0.05) χ2(15)=16.803 وهي غير دالة إحصائيًّا وهو ما يشير إلى أن العلاقات أو الارتباطات بين المتغيرات أو المفردات غير كبيرة بدرجة كافية لإجراء التحليل باستخدام PCA، ولكن هذا يرجع إلى صغر حجم العينة، وتم استخلاص عاملين زادت القيم الكامنة لهما عن الواحد الصحيح، وفسروا معًا ٦٥ , ٧٤٪ من تباين المتغيرات، وأوضح الشكل البياني Scree plot قبول عاملين لتفسير تباينات المفردات، وفيما يلي الجدول الذي يبين تشبع المفردات على العوامل بعد التدوير:

المفردات	القلق	الاكتئاب
A1	0.928	0.819
A2	0.847	-0.829
A3	0.603-	0.786
D1		
D2		
D3		
القيم الكامنة	2.374	2.100
التباين المفسر	%39.536	35.002

الفصل الرابع

التحليل العاملي التوكيدي

Confirmatory Factor Analysis

٤ . التحليل العاملي التوكيدي

Confirmatory Factor Analysis

٤ . ١ تمهيـــــد

يتناول هذا الفصل أحد أشكال نمذجة المعادلة البنائية وهو التحليل العاملي التوكيدي، كما يتناول أهدافه والفروق بين التحليل العاملي التوكيدي والتحليل العاملي الاستكشافي، وكذلك معالم التحليل العاملي التوكيدي وقضية التحديد في النماذج العاملية، ويتضمن أمثلة تطبيقية لنماذج عملية توكيدية أحادية الرتبة وكذلك ثنائية الرتبة، وبعد قراءة هذا الفصل يتوقع أن يكون القارئ قادرًا على تحديد معالم نموذج التحليل العاملي التوكيدي وكيفية تنفيذه باستخدام برنامج الليزرال، وأن يكون قادرًا على إجراء تعديل في النموذج في ضوء أسس نظرية.

يعد نموذج التحليل العاملي التوكيدي Confirmatory Factor analysis (CFA) أحد تطبيقات أو صور نمذجة المعادلة البنائية، ويهتم بدراسة العلاقات بين المتغيرات المقاسة أو المؤشرات (مفردات أو درجات الاختبار) والمتغيرات الكامنة أو العوامل.

والمبدأ الأساس لـ CFA قائم على التحقق أو التأكد من الفروض (بناء معروف أبعاده أو عوامله بمفرداته مسبقًا) عكس التحليل العاملي الاستكشافي Exploratory Factor analysis (EFA) القائم على اكتشاف طبيعة البناء العاملي (تحديد العوامل التي تتشبع المفردات عليه). وعليه، فإن تحليل CFA يتم في ضوء وجود تصور مسبق لطبيعة البناء بعدد عوامله المفترضة وبتشبعاته، وذلك في ضوء نظرية أو إطار نظري متماسك أو

دراسات سابقة. وعمومًا التحليل العاملي إستراتيجية تحليلية للربط بين مجموعة من القياسات بعدد أقل من الأبنية أو المتغيرات التحتية (العوامل).

٤ . ٢ مقارنة بين التحليل العاملي الاستكشافي والتحليل العاملي التوكيدي

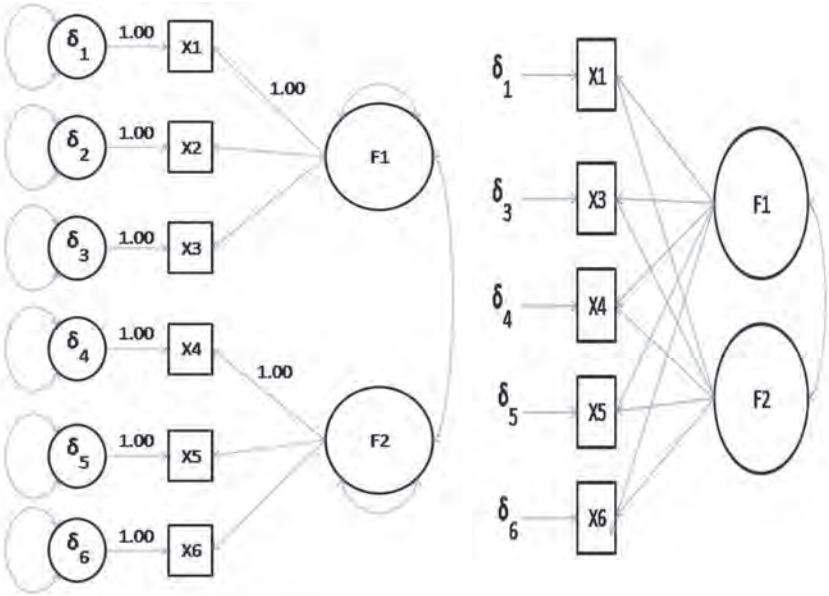
فيما يلي أهم الفروق بين CFA و EFA:

الجدول رقم (٣) أهم الفروق بين CFA و EFA

مظهر المقارنة	EFA	CFA
اختبار فروض	لا	نعم
قيود على التشبعات	لا	نعم
حلول غير معيارية	لا	نعم
حلول معيارية	نعم	نعم
تدوير عوامل	نعم	لا
مؤشرات مطابقة	لا (يمكن إعطاء χ^2)	نعم
البساطة	أكثر تعقيدًا ومعالم	أكثر بساطة وأقل معالم
درجات عاملية	نعم	لا
البرامج	التقليدية، مثل: SAS، SPSS و Minitab وغيرها	MPLUS ، EQS ، AMOS ، LISREL وغيرها
تحديد عدد عوامل	نعم / لا	نعم
استقلال العوامل	نعم	نعم

ارتباط العوامل	نعم	نعم
نمذجة أخطاء القياس	لا	نعم
المقارنة بين نماذج	لا	نعم
أساس نظري قوي	لا	نعم
الهدف	استكشافي	توكيدي
تسميته العوامل	بعد التحليل	قبل التحليل
يدرس تشابهه أو ثبات البناء العاملي من خلال المجموعات المختلفة	لا	نعم

وفيما يلي شكل المسار لنموذجي التحليل العاملي التوكيدي والتحليل العاملي الاستكشافي:



(A) نموذج EFA (تدوير مائل) (B) نموذج CFA

الشكل عرض شكل المسار لنموذجي CFA ، EFA

٤ . ٣ أهداف التحليل العاملي التوكيدي

يستخدم التحليل العاملي التوكيدي في الأغراض الآتية:

١ ـ تطوير أو بناء مقاييس جديدة Scale Development

يستخدم لاختبار البناء العاملي لأدوات القياس، مثل: الاستبانات، وذلك من خلال التحقق من عدد العوامل المفترضة، وكذلك تشبعات المفردات بالعوامل، وهذا يسهل في تصحيح المقياس وذلك في ضوء أبعاده الفرعية (عوامله). وكذلك يحدد طبيعة العلاقات بين العوامل أو الأبعاد. ويرى Brown (2006) أن CAF يسهم في تقدير ثبات المقياس، وذلك لتجنب مشكلات التقدير للطرائق التقليدية، مثل: ألفا كرونباخ.

٢ ـ صدق البناء أو المفهوم Construct Validity

المفاهيم في العلوم النفسية متعددة المظاهر أو الأبعاد. ويمدنا CFA بأدلة عن الصدق التقاربي والتمييزي، فالصدق التمييزي يشير إلى أن قياسات المفاهيم المختلفة متمايزة (يوجد ارتباطات منخفضة بينهما). وأشار Brown (2006) إلى أن الارتباطات العالية بين المفاهيم المختلفة مثلاً (٠,٨٥) فأكثر، يشير إلى صدق تمييزي ضعيف، أما الصدق التقاربي فيشير إلى أن القياسات المختلفة للمفهوم نفسه ترتبط ارتباطًا عاليًا. ولفحص الصدق العاملي أو البنائي لتحديد ما إذا كان المفهوم أحادي البعد أو متعدد الأبعاد، وكيف ترتبط الأبعاد الفرعية للمفهوم؟، وكيف ترتبط المفردات بالمفهوم أو العامل. ولكن الكثير من الخبراء يشيرون إلى أن تشبع المفردات بالعامل هو صدق تقاربي الذي يعد جزءًا من الصدق البنائي.

٣ ـ اختبار تأثيرات الطريقة Testing Method Effect

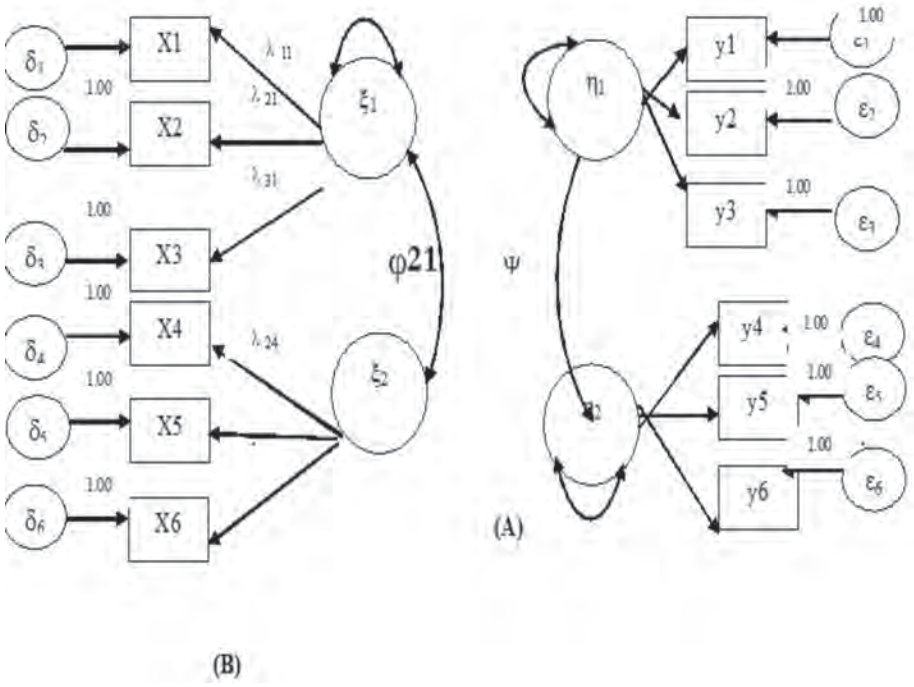
تشير تأثيرات الطريقة إلى أن التباين للخاصية أو المفهوم المقاس لا يرجع إلى محتوى المفردات فقط، بل إلى طريقة صياغة وعرض المفردات، ففي حالة مقياس تقدير الذات فإن التباين يرجع إلى المحتوى، إضافة إلى الصياغة الموجبة والصياغة السالبة للمفردات. وعمومًا، فإن الطريقة تشير إلى تأثير تحيز الاستجابة نتيجة المرغوبية الاجتماعية، فطرائق الاستجابة المختلفة مثل: الملاحظة وتقرير الذات أو المفردات الموجبة في مقابل السالبة ربما تؤدي إلى ارتباطات منخفضة بين الصور المختلفة لقياس المفهوم. فعلى سبيل المثال عندما يوجد عبارات موجبة وعبارات سالبة فإن تحليل البيانات يفرز عاملين، في حين يوجد عامل واحد متوقع في ضوء النظرية. ويعد مقياس تقدير الذات لـ Rosenberg (1965) مثالًا جيدًا لهذا، فالمقياس يتضمن عبارات سالبة وعبارات موجبة ونتائج التحليل العاملي الاستكشافي أفرزت عاملين أحدهما تقدير الذات الموجب، والآخر تقدير الذات السالب، على الرغم من أن النظرية لا تفترض عاملين، ولكن نتائج التحليل العاملي التوكيدي أثبتت أن نموذج العامل العام مع وجود عوامل الطريقة أكثر مطابقة للبيانات من نموذج العاملين (Brown, 2006) (للمزيد: انظر عامر،٢٠١٥).

٤ ـ تكافؤ أو ثبات القياس من خلال مجموعات مختلفة Measurement Invariance

ثبات القياس يشير إلى اتساق وتشابه أو تكافؤ بنية المقياس من خلال مجموعات من الأفراد أو الزمن (Brown, 2006). وعلى ذلك يهدف

CFA مـن التأكد مـن تكافـؤ المقيـاس Equivalence عبر مجموعـات فرعية في المجتمـع، وإذا لم يثبـت تكافـؤ أو اسـتقرار بناء المقياس عـبر المجموعات الفرعيـة مـن المجتمع، فيقـال إن الاختيار متحيـز، ويمكن التأكـد من ذلك من خـلال تحليـل Multi-group CFA.

٤ . ٤ معالم نموذج التحليل العاملي التوكيدي



(A): نموذج CFA المعياري لمتغيرات كامنة تابعة

(B): نموذج CFA لمتغيرات كامنة مستقلة ξ

شكل مسار نموذج CFA للمؤشرات X وللمؤشرات Y

وهذه النماذج تعكس الفروض الآتية:

ـ المؤشرات X3- X1 أو Y3 – Y1 تقيس أو تمثل العامل (المتغير الكامن) (h1، x1).

ـ المؤشرات X6- X4 أو Y6 – Y4 تقيس أو تمثل العامل الثاني (η_2، ξ_2).

ونموذج CFA يتميز بالخصائص الآتية:

١ ـ كل متغير مقاس (مؤشر) متصل يؤثر فيه مسببين، هما: العامل المحدد عليه وخطأ القياس الواقع عليه.

٢ ـ أخطاء القياس مستقلة بعضها عن بعض.

وتتضمن كل نماذج CFA المعالم الآتية، كما حددها (Brown, 2006, Raykov & Marcholides, 2006) :

تشبعات العوامل Factor loadings

هي معاملات الانحدار الخاصة بالمؤشرات (X، Y) من المتغيرات الكامنة (η_2، ξ_2)، وتسمى المعامل لامدا(λ) Lambda وهي تأثير سببي مباشر من العامل إلى المؤشرات، ويطلق عليها تشبعات العوامل، وفي هذه الحالة عندما يكون التأثير من العامل إلى المؤشر تسمى مؤشرات التأثير أو المؤشرات الانعكاسية. وعليه، فالمؤشرات هي متغيرات داخلية تابعة، والعوامل هي متغيرات خارجية مستقلة، ويثبت أحد التشبعات بالعوامل بالواحد الصحيح (إعطاء وحدة مقياسية للعامل).

تباين الأخطاء Error Variance

هو تباين أخطاء القياس الواقعة على المؤشر (X، Y) وهو التباين

غـير المفـسر عـن طريـق المتغـيرات الكامنـة، ويشـار إليـه أيضًـا بمرادفات أخـرى، مثـل: عـدم ثبـات المـؤشرات Indicator Unreliability، وتسـمى دلتـا (δ) في حالـة المتغـير الكامن المسـتقل (ξ) وإبسـيلون(ε) إذا كان المتغير التابـع الكامـن. والأخطـاء هي متغـيرات خارجية (مسـتقلة) غير مقاسـة؛ ولذلـك ففـي نمـوذج CFA كل مـؤشر لـه مسـببين (ξ ← X1 → δ)، وهـذا مشـابه لمسـلمة نظريـة القياس بـأن الدرجة المقاسـة (X) لهـا مكونان .X = T + E

ويجـب أن تكـون المـؤشرات الممثلـة للعامـل مثـلًا (X1 - X3) بينهـا اتسـاق داخـلي؛ أي ارتباطـات داخليـة. وعليـه فيجـب أن يكـون الارتباط بـين X3, X2, X1 أكـبر مـن الارتباط بـين X1 وأي متغـير أو مؤشر يقيس عامـل آخر، مثـل: X5, X4 ، ولكـن أحيانًا يمكن أن يكـون أحد المؤشرات أو المفـردات مصـاغ صياغـة سـلبية مقارنـة بالمفـردات الأخـرى للعامـل، وعـلى ذلك ترتبـط سـلبيًّا مع المـؤشرات الأخـرى الممثلة للعامـل؛ ولذلك يجـب إعـادة التكويـد لدرجات هـذا المؤشر.

العلاقة بين العوامل Factor Correlation or Covariance

إذا كان المتغـيران الكامنـان عوامل مسـتقلة، فإن العلاقة بينهما تسـمى فـاي (φ)، وإذا كان العامـلان تابعـين فإن العلاقة بينهما تسـمى إبسـاي psi (ψ)، ويمكـن تثبيـت العلاقـة عنـد الصفر إذا كانـت العلاقة بـين العاملين مسـتقلة (مشـابهة للتدوير المتعامد في EFA).

وهذه المعالم تشـتق مـن مصفوفة التغاير المدخلة لبيانـات العينة، وتحليل مصفوفة التغاير تقوم على أسـاس مسـلمة ضمنية وهـي أن المؤشرات تقاس بوصفهـا انحرافـات عن متوسـطاتها، وعلى ذلـك يمكن اعتبـار نماذج CFA

شكلاً من أشكال نماذج تحليل المسار التي تفترض وجود تأثيرات مباشرة من الأبنية التحتية غير المقاسة (متغيرات كامنة) إلى القياسات أو المفردات المقاسة. والفرق بين نموذج CFA ونموذج تحليل المسار هو أن المتغيرات الكامنة مرتبطة ارتباطًا سببيًّا Causal Relationship ، بينما في نماذج CFA تكون مرتبطة ارتباطًا داخليًّا Inter-correlated.

وفي نماذج CFA المتغيرات الكامنة هي مستقلة (خارجية)، بينما في نماذج تحليل المسار المتغيرات الكامنة هي مستقلة (خارجية) وتابعة (داخلية).

وفيما يلي التعبير الرياضي لمعالم النموذج الشكل التالي لمصفوفة معاملات التشبع:

	ξ_1	ξ_2
X_1	λ_{11}	0
X_2	λ_{x21}	0
X_3	λ_{x31}	0
X_4	o	λ_{x41}
X_5	o	λ_{x51}
X_6	o	λ_{x61}

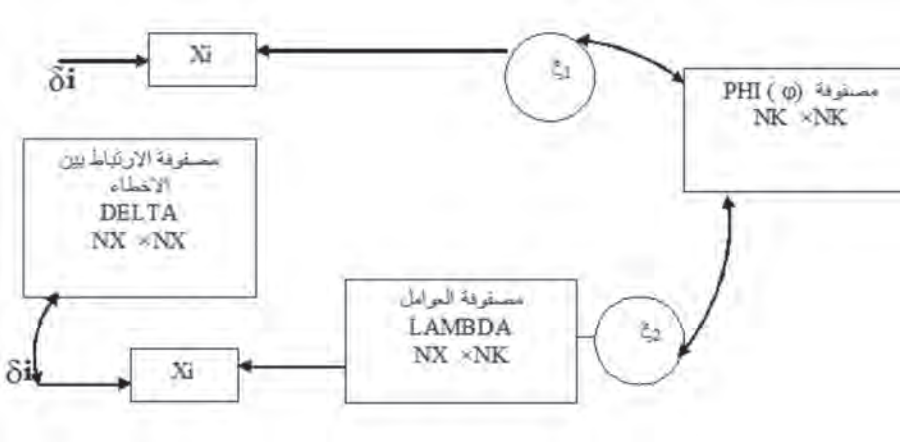
ومصفوفات الارتباطات بين المتغيرات الكامنة المستقلة (فاي):

	ξ1	ξ2
ξ1	φ11	
ξ2	φ21	φ22

مصفوفة الارتباط لأخطاء القياس مصفوفة (Θ_δ):

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
X1	δ11					
X2	0	δ22				
X3	0	0	δ33			
X4	0	0	0	δ44		
X5	0	0	0	0	δ55	
X6	0	0	0	0	0	δ66

ويمكن عرض معالم نموذج (CFA) بمعالمه على النحو الآتي:



شكل معالم نموذج CFA بمصفوفاته

٤ . ٥ تفسير تقديرات معالم نموذج CFA

يمكـن تفسـير تقديرات معـالم CFA كـما أوردهـا (Kline, 2016) على النحو الآتي:

١ ـ تشبعات العوامل

هـي تقديـر التأثـيرات المبـاشرة للعوامـل عـلى المـؤشرات، وتفـسر كمعامـلات انحـدار فلـو كان معامـل التشـبع غـير المعيـاري = ٠ , ٥، فإن فـروق خمـس نقـاط في المؤشر تعطـي فرق نقطـة واحدة في العامـل. ووضع التشـبع = ١ وذلـك لمقايسـة العامـل.

٢ ـ التباين المفسر للمؤشر

تشـبعات العامـل المعياريـة تقـدر مـن خـلال قيمـة العلاقـات بـين المـؤشر وعاملـه، ومربـع قيمـة التشـبع تقـدر نسـبة التبايـن المفـسر R^2smc نتيجـة للعامـل، فلو أن التشـبع = ٠ , ٧٠ فـإن العامل فـسر ٤٩ , ٠ (٤٩٪) مـن تبايـن المـؤشر. والوضـع المثـالي أن العامـل يفـسر معظم تبايـن المؤشر ($R^2_{smc} > 0.5$). والمـؤشر الـذي يتشـبع عـلى عوامـل متعـددة، فـإن التشـبع المعيـاري يفـسر كأوزان بيتـا β؛ لأنهـا ليسـت ارتباطـات ولا يمكـن تربيـع قيمتهـا لاشـتقاق التبايـن المفسر.

أما نسـبة تباين خطـأ القياس غير المعيـاري إلى التباين الملاحظ للمؤشر في العينـة، هـي نسـبة التباين غير المفـسر وواحد ناقص هذه النسـبة $\frac{S^2_e}{S^2_x}$ وهـي نسـبة التبايـن المفـسر. وافـترض أن تبايـن X1 هـو $S^2_x = 25$ وتبايـن خطـأ القيـاس الواقـع عليهـا، $S^2_e = 9.0$ إذًا التبايـن غـير المفـسر

$$\frac{9.00}{25.0} = ٠,٣٦$$ وعلى ذلك فإن: $R^2smc = 1- 0.36 = 0.64$

٣ ـ تقدير العلاقات بين العوامل أو أخطاء القياس

هـي تغايـرات بمعنى حلول غـير معيارية، ولو تشـبع المتغير على عامل وحيـد، فإن هـذا التشـبع يسـمى معامـل البنـاء A Structure Coefficient وهو تشـبع معياري.

٤ . ٦ إشكاليات تحليل CFA

أحيانًـا يفشـل البرنامج في الوصول إلى حلـول في CFA، نتيجة أن القيم المبدئيـة ضعيفـة وظهـور الحلول غـير المنطقيـة نتيجة أن المـؤشرات ليس لها خصائـص سـيكومترية جيـدة، وذلـك لأنـه إذا كان المـؤشر يمثـل المفهـوم تمثيـلًا جيـدًا، فإن تشـبعات العوامل تكـون عالية أكبر مـن ٠,٧٠؛ وذلك لأنـه إذا كان للمـؤشرات تشـبعات معياريـة منخفضـة، فمـن المحتمـل أن تظهـر الحلـول غـير المنطقيـة (Wothke,1993)، وعندمـا يتـم التعامـل مـع مجمـوع المفـردات (الحـزم) كمـؤشرات للعوامـل، فمـن المتوقـع أن يكـون البنـاء أو النمـوذج أفضـل مـن تمثيـل العوامـل بمفـردات القياس. ويشـير (Kline, 2016; Wothke, 1993)، إلى أن ظهـور مصفوفـات معـالم محددهـا سـالب في نمـوذج CFA نتيجـة للآتي:

ـ البيانـات ليـس بهـا المعلومـات الكافيـة لإنتـاج المعـالم، مثل: حجـم عينة صغـيرة أو وجـود مؤشريـن لـكل عامل.

ـ النموذج معقد به معالم كثيرة.

ـ البيانات غير اعتدالية وبها قيم متطرفة.

ـ النموذج المقاس غير محدد تحديدًا دقيقًا.

٤ . ٧ قضية التحديد لـنماذج CFA

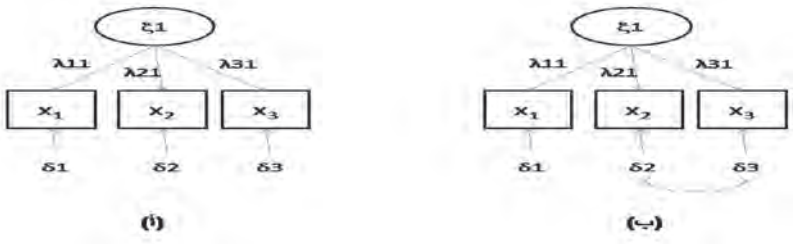
كـما سـبق وجـرى عرضـه في الفصـل الخامـس، فإنـه يوجـد ثلاثـة أشـكال مـن تحديـد النمـوذج:

١ ـ نموذج تحت التحديد Under-identified

إذا كانـت عـدد المعـالم الحـرة أكـبر مـن عـدد العنـاصر في مصفوفـة التغايـر.

أمثلة لنماذج تحت التحديد

وفيـما يـلي النـماذج غـير المحـددة الآتيـة للتحليـل العامـلي التوكيـدي المعيـاري:



أمثلة لنماذج CFA المعياري تحت التحديد (غير محددة)

مصفوفة التغاير ثلاثة معاملات تغاير: 3 =(2x3)/2

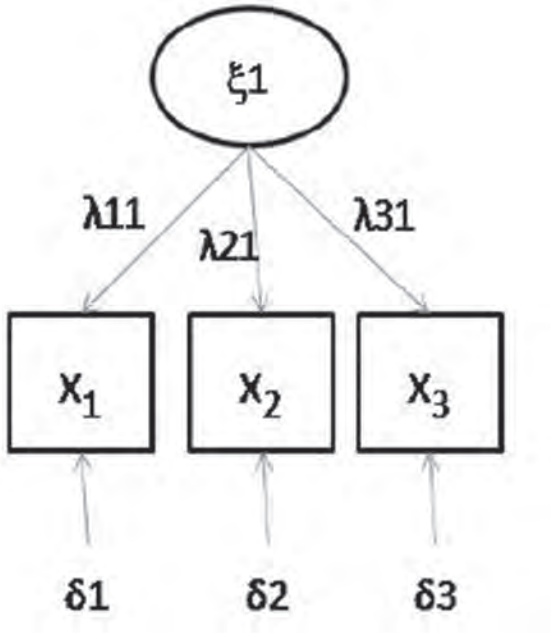
وعدد المعالم = ٢ تشبع عوامل λ + 2 (تباين الخطأ δ) = ٤ .

وإذا عـدد المعـالم > عـدد العنـاصر، وبالتالي فـإن النمـوذج غير محدود تحديـدًا جيـدًا. في شـكل (ب) عـدد العنـاصر في مصفوفـة التغايـر (أسـفل القطر)= ٦ .

وعـدد المعـالم الحـرة = ٣ تشـبعات + ٣ تبايـن خطـأ + ١ علاقـة بـين أخطـاء (قيـاس)= ٧. إذًا عـدد المعـالم أكـبر مـن عـدد العناصر (معامـلات الارتبـاط)، وعليـه فالنمـوذج غـير محـدد تحديـدًا جيـدًا.

٢ ـ نموذج محدد تمامًا Just-identified

يحـدث إذا كان عـدد المعالم الحـرة المـراد تقديرها مسـاويًا لعدد عناصر مصفوفـة التغاير.



مثال CFA لنموذج محدد تمامًا

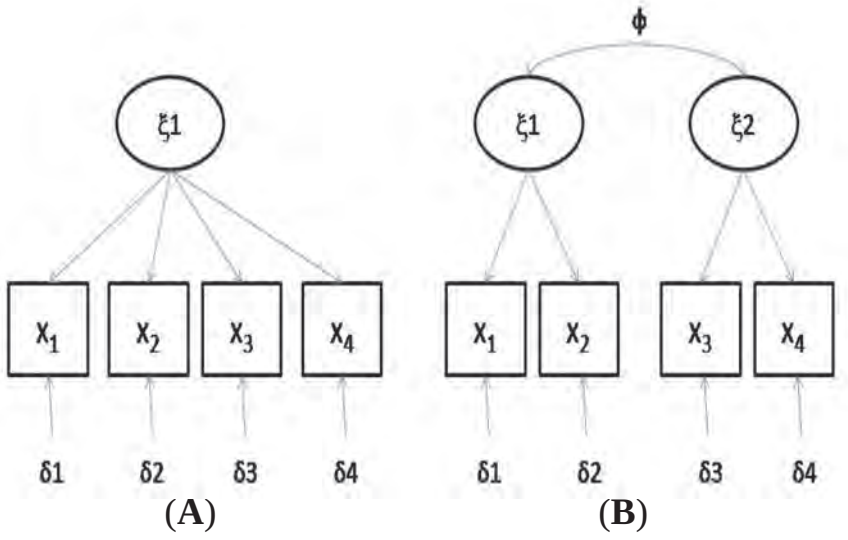
في الشكل السابق، فإن عدد العناصر في المصفوفة = ٦

عدد المعالم = ٣ تشبعات + ٣ تباين خطأ =٦

إذًا عـدد العنـاصر = عـدد المعـالم وعـلى ذلك فالنمـوذج محـدد تحديدًا تمامًا.

٣ ـ نموذج فوق التحديد (مشبع) Over-identified Model

يحدث إذا كان عدد المعالم الحرة أقل من العناصر في المصفوفة.



نماذج فوق التحديد لـ CFA

شكل (A) يبين أن عدد العناصر أو الارتباطات في المصفوفة:

$$= \frac{20}{2} = ١٠$$

وعدد المعالم ٨ ، إذا:

df = 10-8 = 2

في الشـكل(B) يتضـح أن عدد العنـاصر او الارتباطـات = ١٠ وعدد المعـالم = ٩، إذًا: df = 10-9 = 1

وعند تحديد نموذج CFA لابد أن يراعى الآتي (Brown، ٢٠٠٦):

١ ـ التعبير عن المتغير الكامن بوحدة قياسية، وهي تثبيت تشبع أحد المؤشرات على العامل بالواحد الصحيح، ويسمى المتغير المرجعي.

٢ ـ يجب أن يزيد عدد العناصر في مصفوفة التغاير للعينة عن عدد المعالم الحرة المراد تقديرها للنموذج؛ أي أن ($df \geq 0$) لتجنب النماذج غير المحددة.

٣ ـ في نموذج CFA ذات العامل الواحد يجب تمثيل المتغير الكامن بثلاثة مؤشرات على الأقل.

٤ ـ في نموذج العاملين أو أكثر يجب تمثيل المتغير الكامن بمؤشرين على الأقل، هذه التوجيهات خاصة فقط بالنماذج التي يتشبع فيها المتغير المقاس أو المؤشر على عامل واحد فقط، وليس للمؤشرات ثنائية التشبع Double loading .

إشكالية أحادية البعد Dimensionality

تتحقق أحادية البعد للمقياس إذا كان كل مؤشر يتشبع على عامل وحيد وأخطاء القياس مستقلة δ، وعلى هذا فالمقياس أحادي البعد One-dimensional، ويسمى نموذج عاملي مقيد، لكن لو أن المؤشر يتشبع على عاملين فأكثر أو أن خطأ القياس لمؤشر ارتبطت مع أخطاء القياس لمؤشرات أخرى، فهذه الحالة المقياس متعدد الأبعاد Multidimensional. فإذا كان المؤشر X_1 في شكل (B 6.3) يتشبع على ξ^2، فإن المقياس عندئذ متعدد الأبعاد. الارتباط بين البواقي (أخطاء القياس) يعطي مؤشرًا على وجود قدر مشترك من التباين بين المؤشرات، وعدم وجود هذه

الارتباطات أو على الأقل عدم دلالتها، يؤكد أن العلاقة بين هذه المؤشرات تفسر من خلال العوامل المحددة عليها فقط في البناء، ويسمي Kline (2016) هذا الاستقلالية بين أخطاء القياس المرتبطة بين المؤشرات بمسلمة الاستقلال الذاتي Local Independence Assumption، وكون المقياس متعدد الأبعاد، فإن هذا يضيف معالم جديدة لنموذج CFA، ويمكن أن يؤدي إلى ظهور إشكالية التحديد للنموذج.

وكذلك يرى البعض أن الأحادية تتحدد بأن كل مفردات المقياس تتشبع على عامل وحيد، ويمكن التحقق من ذلك من خلال نموذج تحليل عاملي توكيدي أحادي العامل، أو من خلال تحليل عاملي استكشافي؛ حيث يعطى عاملاً واحدًا قبل التدوير.

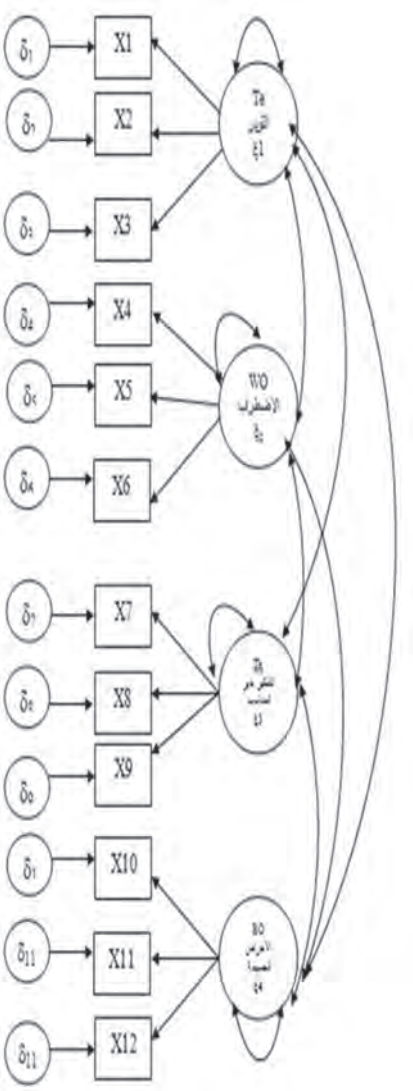
٤ . ٨ مثال تطبيقي لتحليل نموذج CFA باستخدام LISREL (في: Steven, 2009)

هذا المثال لبيانات مقياس قلق الاختبار، ويعرف بـ«مقياس ردود الفعل للاختبار» Reactions to test scale (RTT) ويفترض أنه يقيس أربعة أبعاد، وهي الاضطراب والتوتر والتفكير غير العقلاني والأعراض الجسمية.

أولًا: تخصيص النموذج

جرى افتراض أن مقياس قلق الاختبار يقيس أربعة أبعاد، وذلك في ضوء تراث بحثي، وذلك ما افترضه Sarason (1984) وتم بناء المقياس على اعتبار أن كل بعد يمثل بـ ١٠ مفردات، ولكن لتبسيط هذا العرض

تـم تمثيـل كل متغـير كامـن أو عامل بثلاثـة مفردات مـع وجـود ارتباطات بـين العوامل. وفيما يلي شـكل المسـار عـرض النمـوذج المقترح.



نموذج CFA لقلق الاختبار بأبعاده الأربعة

كـما هـو واضح وجـود ارتباطـات بـين العوامـل الأربعـة (علاقة غير

محللـة)، وكذلك عـدم وجود ارتباطات بـين أخطاء القيـاس δ، وهذا يؤكد أن تبايـن المتغـير المقاس X يفـسر فقط عن طريـق المتغير الكامـن ξ، ومعنى وجـود علاقـة بـين العوامـل، أنـه توجـد أيضًـا علاقة بـين مـؤشرات هذه العوامـل، مثـل: العلاقة بـين X_2 و X_5 مثـلًا، ويمكن التعبير عـن معادلات هذا النمـوذج عـلى النحو الآتي:

$$X_1 = \lambda_{11}\, \xi_1 + \delta_1$$
$$X_2 = \lambda_{21}\, \xi_1 + \delta_2$$
$$X_3 = \lambda_{31}\, \xi_1 + \delta_3$$
$$X_4 = \lambda_{42}\, \xi_2 + \delta_4$$
$$X_{12} = \lambda_{124}\, \xi_4 + \delta_{12}$$

ثانيًا: تحديد النموذج

هـذا يرتبـط بالمرحلـة السـابقة، وللتعرف عـلى ماهية تحديـد النموذج، فـإن عـدد العنـاصر في مصفوفـة التغاير المدخلـة لبيانـات العينة هي:

$$P = [0.5\ V(V+1)] = 0.5(12)(13) = 78$$

وإن عـدد المعـالم الحـرة = ١٢ تشـبع عامـل λ + ١٢ تباينـات أخطـاء (δ)+ ٤ تباينـات العوامـل + ٦ علاقـات بـين العوامل (تغايـر عامل) = ٣٤ معلـمًا حرًّا.

وعـلى ذلـك، فـإن عـدد المعـالم الحـرة أقـل مـن عـدد العنـاصر في المصفوفـة؛ لذلـك فـإن df = 78-34 = 44 وعندئـذ يقـال إن النمـوذج فوق التحديـد. ولا نتوقـع حـدوث إشـكالية في أثنـاء تحليلـه.

ولكـن بوضـع وحـدة قيـاس لـكل متغـير كامـن (عامـل) مـن خلال تثبيـت تشـبع X_1 عـلى ξ_1، X_4 عـلى ξ2، X_7 عـلى ξ3، X_{10} عـلى ξ_4 بالواحـد

الصحيح، بالتالي تصبح عدد المعالم الحرة = 30 وبالتالي 48 = df.

ثالثًا: مسح البيانات وطريقة التقدير

لم يشر إلى كيفية التحقق من اعتدالية القياسات من X1 إلى X12، وكذلك إلى التعامل مع البيانات الغائية، وتم تقدير الثبات باستخدام العامل ألفا كرونباخ(α) للأبعاد، وراوحت من ٠,٨٥ إلى ٠,٩٢، والثبات للمقياس ككل ٠,٩٥. وجرى تطبيق المقياس على ٣١٨ طالبًا في مرحلة البكالوريوس والدراسات العليا، وجرى استخدام طريقة ML ويشترط حجم عينة كافٍ (أكبر من ٢٠٠) وبيانات من متغيرات من مستوى فتري (متصلة) واعتدالية التوزيع، ويمكن فحص الاعتدالية البسيطة والمتدرجة والقيم المتطرفة من خلال برامج SEM، مثل: AMOS، EQS، LISREL ومعظم البرامج الإحصائية، مثل: SAS, SPSS لديها هذه الإمكانيات. وتم التعامل مع مصفوفة التغاير كمدخل للبرنامج ولو تم استخدام مصفوفة الارتباط، فلابد أن تكون مقرونة بالانحرافات المعيارية حتى يستطيع البرنامج تحويل هذه المصفوفة إلى مصفوفة تغاير.

إعداد ملف المدخلات للبرنامج

بعد تخصيص النموذج وفحص قضية التحديد للنموذج ومسح البيانات يتم إعداد ملف المدخلات. من خلال برنامج LISREL وملحقه PRELIS وهي على النحو الآتي:

ملف المدخلات لبرنامج LISREL

LISREL Input
TITLE four factors Model of Reaction to test

```
DA NI = 12    No = 318 MA = CM
Lx
X1  X2   X3   X4   X5   X6   X7   X8  X9   X10   X11  X12  or
(X1 -  X2 )
KM
0.7821
0.5602    0.9299
Mo   NX = 12 NK = 4    pH = SY ، FR   LX = FU ، FR
TD = SY، FR
LK
te   wo  th  bo
PA    LX
0   0    0    0
1   0    0    0
1   0    0    0
0   0    0    0
0   1    0    0
0   1    0    0
0   0    0    0
0   0    1   0
0   0    1    0
0   0    0    0
0   0    0    1
0   0    0    1
```

مصفوفة التشبعات

```
VA 1.0 LX ( 1.1 ) LX ( 4.2 ) LX ( 7.3 ) LX ( 10.4 )
PA TD
```

تثبيت تشبعات أحد المتغيرات المقاسة على العوامل

مصفوفة أخطاء القياس

```
0   1.0
0   0   1
0   0   0   1
0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   1
0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   1
```

مصفوفة التغايرات بين العوامل

```
PA  P H
1
1    1
1    1    1
1    1    1    1
OU:    ME = ML RS   MI SC ND = 4
```

كـما يمكن إعـداد ملف المدخـلات في برنامـج الليـزرال الفرعي وهو SLMPLIS عـلى النحو الآتي:

Title: four factor Model of RTT

Observed variables : X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 X_6 X_7 X_8 X_9 X_{10} X_{11} X_{12} or X_1 - X_{12}

Covariance Matrix: كما في المدخل السابق

SAMPLE Size: 318

Latent variables: te wo th bo

Relationships

$x_1\ x_2\ x_3\ (\ x_1\ -\ x_3\ ) = te$
$x_4\ -\ x_6 = wo$
$x_7 - x_9 = th$
$x_{10}\ -\ x_{12} = bo$

} CFA المعياري

$x_1 = 1 *\ te$
$x_2\ x_3 = te$
$x_4 = 1 * wo$
$x_5\ x_6 = wo$
$x_7 = 1 * th$
$x_8\ x_9 = th$
$x_{10} = 1 * bo$
$x_{11}\ x_{12} = bo$

} CFA غير المعياري

Ou : me = ml rs mi sc
Path Diagram
End of problem

رابعًا: تقييم النموذج

أحـد المظاهـر المهمـة لتقييم النموذج يحـدث قبل التحليـل الإحصائي مـن خـلال بنـاء النمـوذج عـلى أسـس نظريـة قويـة، وعـلى ذلـك يكـون للنمـوذج مقبوليـة نظريـة، ولكـن بعـد التحليـل يتم تقويـم مـدى مقبولية الحلـول لـ CFA في ضوء ثلاثة مظاهر أساسـية كما حددهـا Brown (2006) وهـي على النحـو الآتي:

حسـن المطابقـة الكليـة Overall Goodness of Fit : كـما سـبق توضيحـه لمـؤشرات حسـن المطابقـة، ويوصي باسـتخدام مـؤشر χ^2 بدلالته الإحصائيـة بجانـب مـؤشر مـن مـؤشرات المطابقـة خاصـة RMSEA أو

SRMR ومـؤشر مـن مـؤشرات المطابقـة المقارنـة خاصـة CFI أو NNFI، ومـؤشر من مـؤشرات البسـاطة خاصـة PNFI أو AIC أو ECVI؛ لأن كلاً منهـا يمدنـا بمعلومـات مختلفـة عـن مطابقـة حلـول نمـوذج CFA.

ولـو أن نتائـج هـذه المؤشرات متسـقة فيما يخـص وجود مطابقـة جيدة للنمـوذج، فـإن هـذا يعطـي تدعيمًا مبدئيًّـا لفكرة قبـول النمـوذج في الواقع الحقيقـي، ولـو أشـارت المـؤشرات إلى مطابقـة سـيئة، فلابد من تشـخيص مصـادر سـوء المطابقة، وذلـك من خلال إعـادة تخصيص مرة أخـرى. وإذا كان النمـوذج يعـاني من سـوء مطابقة، فلا يجـب النظر إلى تفسـير تقديرات معـالم النمـوذج، مثـل: حجـم تشـبعات العوامـل أو العلاقـة بـين العوامل وغيرهـا؛ لأن سـوء تحديـد النمـوذج يـؤدي إلى وجـود تحيـز وعـدم دقة في تقديـرات المعـالم. ويحدث أحيانًـا أن يوجد عدم اتسـاق بـين أداء مؤشرات حسـن المطابقـة، فيمكـن أن يعطـي مـؤشري RMSEA ،CFI مطابقة جيدة للنمـوذج في حـين يعطي مـؤشر AGFI مطابقة غـير جيدة للنمـوذج. وهنا يمكـن الفصل في ضـوء مـؤشري χ^2 و RMSEA.

المطابقـة لنمـوذج CFA المعيـاري (عـدم إعطـاء وحـدة لـكل متغـير كامـن):

فيما يلي مخرج هذا النموذج:

```
Four factor model of RTT
  Number of Iterations =  7
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)
LAMBDA-X
              te        wo        th        bo
        --------  --------  --------  --------
    x1      0.69      - -       - -       - -
```

	(0.04)	قيمة التشبع		
	15.59	الخطأ المعياري		
x2	0.76	- -	- -	- -
	(0.05)	قيمة ت		
	16.01			
x3	0.84	- -	- -	- -
	(0.05)			
	17.70			
x4	- -	0.64	- -	- -
		(0.04)		
		16.18		
x5	- -	0.66	- -	- -
		(0.05)		
		14.51		
x6	- -	0.67	- -	- -
		(0.04)		
		16.30		
x7	- -	- -	0.64	- -
			(0.04)	
			15.47	
x8	- -	- -	0.67	- -
			(0.04)	
			16.09	
x9	- -	- -	0.67	- -
			(0.04)	
			17.69	
x10	- -	- -	- -	0.38
				(0.04)

				10.51
x11	- -	- -	- -	0.54
				(0.05)
				11.52
x12	- -	- -	- -	0.56
				(0.04)
				13.29

نلاحظ أن التشبعات دالة إحصائيًّا حيث زادت قيمة T عن ١,٩٦.

مصفوفات الارتباطات بين العوامل φ:

PHI

	te	wo	th	bo
te	1.00			
wo	0.55	1.00		
	(0.05)			
	11.01			
th	0.11	0.49	1.00	
	(0.06)	(0.05)		
	1.76	9.28		
bo	0.78	0.59	0.29	1.00
	(0.04)	(0.05)	(0.07)	
	18.73	10.89	4.25	

تباين أخطاء القياس (التباين غير المفسر):

THETA-DELTA

x1	x2	x3	x4	x5	x6
0.31	0.34	0.27	0.22	0.35	0.23

(0.03)	(0.04)	(0.04)	(0.03)	(0.04)	(0.03)
9.60	9.26	7.46	8.28	9.78	8.15

THETA-DELTA

x7	x8	x9	x10	x11	x12
0.27	0.25	0.16	0.26	0.41	0.27
(0.03)	(0.03)	(0.02)	(0.02)	(0.04)	(0.03)
9.31	8.66	6.55	10.68	10.10	8.49

التباين المفسر في المتغير المقاس جراء العامل (ثبات المتغيرات):

Squared Multiple Correlations for X - Variables

x1	x2	x3	x4	x5	x6
0.61	0.63	0.72	0.65	0.56	0.66

Squared Multiple Correlations for X - Variables

x7	x8	x9	x10	x11	x12
0.61	0.64	0.74	0.36	0.42	0.54

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 48

Minimum Fit Function Chi-Square = 88.40 (P = 0.00034)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 86.44 (P = 0.00056)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 38.44

90 Percent Confidence Interval for NCP = (16.29 ; 68.44)

Minimum Fit Function Value = 0.28

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.12

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.051 ; 0.22)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.050

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.033 ; 0.067)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.47
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.46
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.39 ; 0.56)
ECVI for Saturated Model = 0.49
ECVI for Independence Model = 5.65
Chi-Square for Independence Model with 66 Degrees of Freedom = 1766.05
Independence AIC = 1790.05
Model AIC = 146.44
Saturated AIC = 156.00
Independence CAIC = 1847.20
Model CAIC = 289.31
Saturated CAIC = 527.44
Normed Fit Index (NFI) = 0.95
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.97
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.69
Comparative Fit Index (CFI) = 0.98
Incremental Fit Index (IFI) = 0.98
Relative Fit Index (RFI) = 0.93
Critical N (CN) = 265.24
Root Mean Square Residual (RMR) = .026
Standardized RMR = 0.036
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.96
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.93
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.59

وكانت مؤشرات حسن المطابقة(χ^2 = 87.811 (P = 0.0003 وهي دالة إحصائيًا عند ٠,٠٥، وهو ما يشير إلى رفض مطابقة النموذج (انظر محددات مؤشر χ^2) و χ^2 /df (48) = 1.8 (أقل من ٢) إذًا النموذج جيد المطابقة و RMR = 0.02، SRMR = 0.036 أي أنهما أقل من٠,٠٧

وكذلـك، CFI = 0.98و [RMSEA = 0.049 [(90%) CI – 0.032 - 0.66 كل AGFI = 0.93، GFI = 0.95، RFI = 0.95، IFI = 0.98، NNFI = 0.98 هـذه المـؤشرات تشـير إلى مطابقـة جيدة للنمـوذج مـع البيانات.

تفسير المخرج

وبجانـب مـؤشرات حسـن المطابقـة يجـب فحـص تحليـل البواقـي Residual analysis كـما سـبقت الإشـارة إليـه يوجـد ثـلاث مصفوفـات مرتبطـة لمخـرج التحليـل العامـلي التوكيـدي: مصفوفـة التغايـر للبيانـات المقاسـة S، ومصفوفـة التغاير المشـتقة من النمـوذج ∑، ومصفوفـة البواقي تعكـس الفـرق بـين S و ∑ ويمكـن عرضـه عـلى النحـو الآتي:

مصفوفة التغاير للعينة: (S) Sample Covariance Matrix

Covariance Matrix

	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x1	0.78					
x2	0.56	0.93				
x3	0.57	0.63	0.98			
x4	0.20	0.26	0.24	0.64		
x5	0.23	0.28	0.31	0.46	0.79	
x6	0.26	0.37	0.36	0.43	0.42	0.68
x7	0.06	0.07	0.10	0.21	0.23	0.25
x8	0.00	0.03	0.08	0.20	0.23	0.23
x9	0.02	0.08	0.07	0.19	0.24	0.20
x10	0.16	0.19	0.29	0.14	0.17	0.18
x11	0.26	0.30	0.40	0.17	0.21	0.25
x12	0.30	0.30	0.39	0.19	0.19	0.24

Covariance Matrix

	x7	x8	x9	x10	x11	x12
x7	0.69					
x8	0.42	0.70				
x9	0.43	0.45	0.61			
x10	0.06	0.07	0.09	0.41		
x11	0.14	0.13	0.13	0.20	0.70	
x12	0.11	0.10	0.06	0.22	0.30	0.58

ومصفوفة التغاير المشتقة أو المستهلكة من خلال معالم النموذج

Fitted Covariance Matrix ($\sum$)

Fitted Covariance Matrix

	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x1	0.78					
x2	0.53	0.93				
x3	0.58	0.64	0.98			
x4	0.24	0.27	0.30	0.64		
x5	0.25	0.28	0.31	0.43	0.79	
x6	0.25	0.28	0.31	0.43	0.45	0.68
x7	0.05	0.06	0.06	0.20	0.21	0.21
x8	0.05	0.06	0.06	0.21	0.22	0.22
x9	0.05	0.06	0.06	0.21	0.22	0.22
x10	0.21	0.23	0.25	0.15	0.15	0.15
x11	0.29	0.32	0.36	0.21	0.22	0.22
x12	0.30	0.33	0.37	0.21	0.22	0.22

Fitted Covariance Matrix

	x7	x8	x9	x10	x11	x12
x7	0.69					

x8	0.43	0.70				
x9	0.43	0.45	0.61			
x10	0.07	0.07	0.07	0.41		
x11	0.10	0.10	0.10	0.21	0.70	
x12	0.10	0.11	0.11	0.21	0.30	0.58

مصفوفة البواقي الفروق (∑ -S):

Fitted Residuals

	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x1	0.00					
x2	0.03	0.00				
x3	-0.01	-0.01	0.00			
x4	-0.05	-0.01	-0.06	0.00		
x5	-0.02	0.00	0.00	0.03	0.00	
x6	0.01	0.09	0.05	0.00	-0.03	0.00
x7	0.00	0.02	0.04	0.01	0.02	0.04
x8	-0.05	-0.03	0.02	-0.01	0.01	0.01
x9	-0.03	0.02	0.01	-0.02	0.02	-0.02
x10	-0.04	-0.04	0.04	-0.01	0.02	0.03
x11	-0.03	-0.02	0.05	-0.03	-0.01	0.04
x12	0.00	-0.03	0.03	-0.02	-0.03	0.02

Fitted Residuals

	x7	x8	x9	x10	x11	x12
x7	0.00					
x8	-0.01	0.00				
x9	0.00	0.00	0.00			
x10	-0.01	0.00	0.02	0.00		
x11	0.04	0.03	0.02	-0.01	0.00	

x12	0.00	-0.01	-0.05	0.01	0.00	0.00

وتم إعطاء ملخص لمصفوفة البواقي كما يلي:

Summary Statistics for Fitted Residuals

Smallest Fitted Residual = -0.06

Median Fitted Residual = 0.00

Largest Fitted Residual = 0.09

ونلاحظ أن القيمة الصغرى في مصفوفة البواقي تساوي -٠,٠٦ والقيمة الوسيطة ٠,٠٠٠ والقيمة العظمى ٠,٠٨٦، وإذا زادت القيمة العظمى عن ٠,١٠، فإن هذا مؤشر على سوء مطابقة النموذج للبيانات. وعليه نلاحظ في ضوء مصفوفة البواقي أن القيمة العظمى أقل من ٠,١٠ وهذا يؤكد المطابقة الملائمة أو المناسبة للنموذج. وعلى الرغم من أن مؤشر SRMR يمدنا بملخص أو بمرآة عامة للفروق بين مصفوفات (S-∑)، إلا أن مصفوفة البواقي تمدنا بمعلومات تفصيلية عن كيف يتم إنتاج كل معلم أو اشتقاقه من مصفوفة البيانات، بالتالي فإن SRMR هو مطابقة كلية، بينما مصفوفة التغاير للبواقي هي مطابقة لكل معلم في النموذج، وهذا يفيد في الكشف عن مصادر سوء المطابقة في النموذج إن وجدت. وعلى الرغم من أن مصفوفة البواقي من الصعب تفسيرها، وذلك لتأثرها بالوحدة المعيارية وتباين كل متغير مقاس، وبالتالي من الصعب تحديد ما إذا كانت مصفوفة البواقي مرتفعة أو منخفضة، وذلك لاختلاف وحدات القياس للمؤشرات، وهذه المشكلة تم حلها من خلال تقدير مصفوفة البواقي المعيارية Standardized Residuals التي تقدر من خلال قسمة البواقي على الأخطاء المعيارية المقابلة لها. والبواقي المعيارية مشابهة للدرجات المعيارية للتوزيعات العينية، ويمكن تفسيرها مثل الدرجة المعيارية Z.

وفيما يلي مصفوفة البواقي المعيارية:

	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x1	- -					
x2	3.25	- -				
x3	-1.26	-2.09	- -			
x4	-2.14	-0.49	-2.97	- -		
x5	-0.83	0.13	0.01	3.60	- -	
x6	0.32	3.55	2.23	0.16	-3.76	- -
x7	0.17	0.57	1.25	0.23	0.75	1.72
x8	-1.77	-1.01	0.56	-0.36	0.32	0.26
x9	-1.45	0.66	0.45	-1.39	0.73	-1.16
x10	-2.51	-1.98	2.31	-0.53	1.04	1.70
x11	-1.34	-0.86	2.43	-1.55	-0.31	1.66
x12	-0.15	-1.60	1.77	-1.14	-1.55	1.00

Standardized Residuals

	x7	x8	x9	x10	x11	x12
x7	- -					
x8	-1.61	- -				
x9	0.67	1.10	- -			
x10	-0.28	-0.02	0.92	- -		
x11	1.23	1.05	0.97	-0.95	- -	
x12	0.18	-0.36	-2.53	0.97	-0.07	- -

ونلاحظ في مصفوفة البواقي المعيارية أن كل قيمة زادت عن الصفر وهذا يدل على مطابقة جيدة للنموذج.

وكما هو واضح أن قيم البواقي تأخذ قيمًا سالبة وموجبة، فالقيمة الموجبة تقترح أن معالم النموذج تحت التقدير Underestimate؛ أي أن المعلم لم يستطع استهلاك قيمة التغاير للمصفوفة. فعلى سبيل المثال

البواقي المعيارية بين X_2 و X_1 هي ٠,٥٦٠، وهذه الإشارة متسقة مع حقيقة أن قيمة التغاير بين X_2 و X_1 ٣,٢٥ في المصفوفة المدخلة أكبر من قيمة التغاير بين X_2 و X_1 في المصفوفة المشتقة من النموذج ٠,٥٣؛ أي أن القيمة الموجبة العالية في مصفوفة التغاير المعيارية تشير إلى إمكانية أن معالم أخرى أو متغيرات أخرى يمكن إضافتها إلى النموذج؛ لكي يمكن أن تسهم في استخلاص هذا التباين بين المتغيرين الذي لم يفسر - 0.56 0.53 = 0.003 .

وعلى العكس، فإن الإشارة السالبة لقيمة التغاير في مصفوفة البواقي المعيارية تشير إلى أن معالم النموذج Overestimation. فمثلاً قيمة التغاير بين X_3 و X_1 -١,٢٦٦ في مصفوفة البواقي المعيارية، وهذه الإشارة السالبة تشير إلى أن قيمة التغاير بين X_3 و X_1 في مصفوفة البيانات ٠,٥٦٩٥ أقل من قيمة التغاير X_3 و X_1 في مصفوفة التغاير المشتقة من النموذج ٠,٥٧٨٦، وهذا يشير إلى أن المعلم استهلك كل التباين بينهما وأكثر.

وعمومًا في الدراسات التطبيقية نادرًا ما يتم عرض مصفوفة البواقي المعيارية، ويتساءل Brown (2006) ما قيمة البواقي المعيارية التي تكون مناسبة للقبول بمطابقة النموذج، ولأن البواقي المعيارية يمكن تفسيرها مثل الدرجة Z، فقيمها التي تساوي أو تزيد على القيمة ١,٩٦ عند α=0.05 يجب إعادة النظر فيها؛ لأنه إذا زادت قيمة التغاير للبواقي عن ١,٩٦، فإن ذلك يعني قبول الفرض البديل، وهو أن قيمة التغاير في مصفوفة التغاير المدخلة تختلف عن قيمة التغاير في مصفوفة البواقي المشتقة من النموذج، وعلى ذلك توجد فروق ذات دلالة إحصائية وقيمة Z عند مستوى دلالة إحصائية 0.01 2.58.

وفيما يلي ملخص لمصفوفة البواقي المعيارية:

Summary Statistics for Standardized Residuals
Smallest Standardized Residual = -3.76
Median Standardized Residual = 0.00
Largest Standardized Residual = 3.60

ونلاحظ من ملخص البواقي المعيارية أن أصغر قيمة -٣,٧٣ وأكبر قيمة ٣,٥٦؛ أي أنها زادت على ١,٩٦ أو ٢,٥٨ وعلى هذه التقديرات لمعالم النموذج يجب التدقيق فيها، وربما تكون من أحد أسباب انخفاض المطابقة للنموذج، وعلى ذلك ينبغي التطرق إلى مؤشرات التعديل في النموذج.

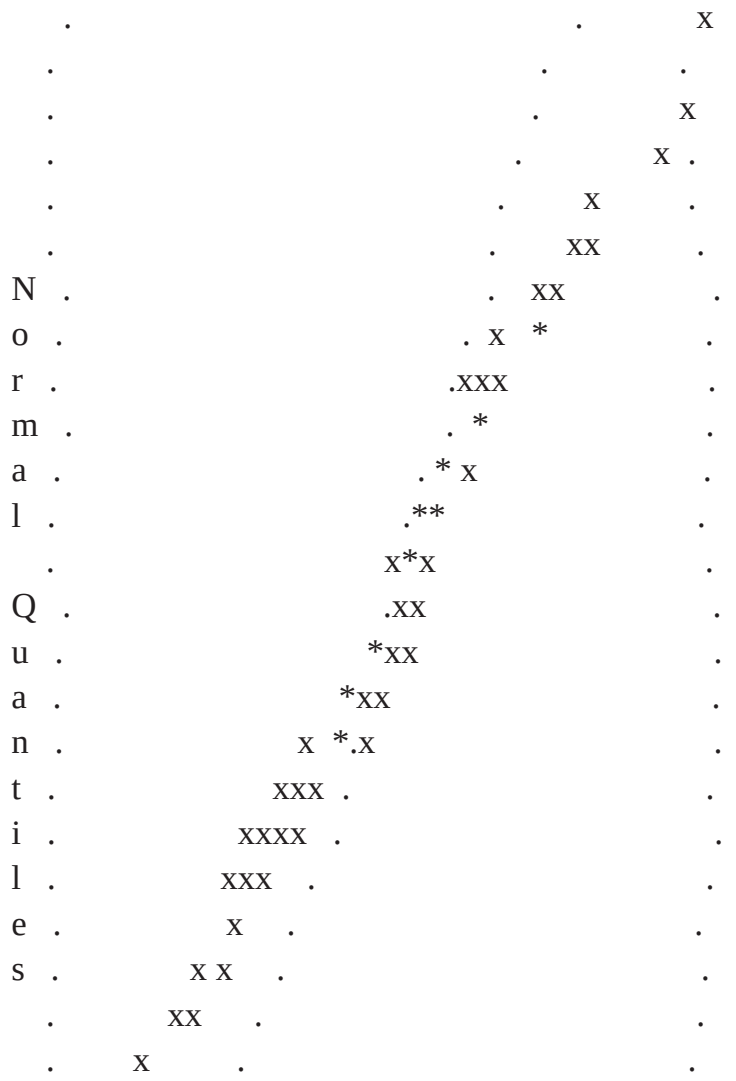
وفيما يلي العرض البياني لمنحنى Steam Plot وهي على النحو الآتي:

Stem leaf Plot
- 6|2
- 4|0774
- 2|754410993300
- 0|9531099987631000000000000000
0|123445557890667888
2|0346992456888
4|88
6|
8|5

في هذا الشكل يبدو أن المنحنى ذات توزيع اعتدالي، وهو ما يؤكد المطابقة الجيدة.

كما تم عرض شكل Q-plots للبواقي:

Q -plot of Standardized Residuals



ويتضح أن البواقي لا تتوزع اعتداليًّا بدرجة تامة، وكل تغاير في مصفوفة البواقي يشار إليها بالعلامة (×)، والبواقي المتعددة التي لها القيمة نفسها يشار إليها بالعلامة نجمة (*)، فلو كان التوزيع للبواقي قريبًا من الخلط المنقوط (...) فإنها تتوزع توزيعًا اعتداليًّا، وهذا مؤشر على المطابقة التامة، بينما في المثال الحالي فإن المطابقة ليست جيدة،

وعـلى ذلك توجـد أخطاء في تخصيـص النمـوذج؛ ولذلك يقـترح البرنامج مـؤشرات تعديـل في النمـوذج.

تعديل النموذج

تقـدر مـؤشرات التعديل من المعـالم المثبتة، مثـل: التشـبعات المزدوجة لبعـض المتغـيرات أو تغايـرات الأخطـاء (الارتباطـات بـين الأخطـاء) والمعـالم المقيدة في النمـوذج؛ أي أن مـؤشر التعديل يعكس مقـدار النقصان لقيمـة χ^2 لـو أن أحـد المعالم المثبتـة أو المقيدة أصبـح حـرًّا، وتتأثر مؤشرات التعديـل بحجـم العينة، فكلـما زاد حجم العينـة تزيد قيمة المـؤشر، ويمكن أن لا يمثـل التعديـل إضافـة أو تحسـنًا جوهريًّا في تفسـير النمـوذج. ولكن تبـدو أن التعديـلات تضيـف تحسـنًا في النمـوذج عـلى الرغـم مـن مـدى محدوديتهـا أو تفاهتهـا، وفيـما يـلي مـؤشرات التعديـل للنموذج.

Modification Indices and Expected Change

Modification Indices for LAMBDA-X

	te	wo	th	bo
x1	- -	2.29	2.60	5.76
x2	- -	2.41	0.06	4.45
x3	- -	0.01	1.47	18.33
x4	9.58	- -	0.66	8.71
x5	0.17	- -	0.68	0.39
x6	11.94	- -	0.00	12.36
x7	1.19	1.96	- -	0.92
x8	0.50	0.00	- -	0.01
x9	0.09	1.54	- -	0.58
x10	0.40	0.96	0.22	- -
x11	0.07	0.03	1.77	- -
x12	0.12	1.03	2.62	- -

Modification Indices for THETA-DELTA

	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x1	- -					
x2	10.58	- -				
x3	1.58	4.38	- -			
x4	0.03	0.08	6.55	- -		
x5	0.02	0.41	0.43	12.99	- -	
x6	0.55	5.00	0.39	0.03	14.16	- -
x7	1.02	0.18	0.00	0.15	0.47	3.51
x8	1.13	3.27	1.48	0.01	0.08	0.25
x9	0.33	3.18	0.10	0.64	2.15	2.45
x10	5.14	2.83	7.70	0.28	1.34	0.17
x11	1.13	0.31	4.16	1.68	0.07	0.84
x12	0.68	1.99	0.27	0.79	2.13	0.05

Modification Indices for THETA-DELTA

	x7	x8	x9	x10	x11	x12
x7	- -					
x8	2.61	- -				
x9	0.45	1.20	- -			
x10	2.79	0.33	3.49	- -		
x11	0.01	0.24	0.36	0.90	- -	
x12	1.06	1.33	7.98	0.94	0.00	- -

وفي المخـرج السـابق يتبين أنه بإضافة المـؤشر x3 إلى العامـل الرابع bo يحـدث نقصـان لقيمـة χ^2 للنموذج بمقـدار ٣ , ١٨، وإضافـة x6 إلى العامل الأول te يحـدث نقصان لقيمـة χ^2 بمقدار ٩٥ , ١١.

وفيما يلي إعادة تخصيص النموذج في ضوء مؤشرات التعديل؛ حيث يتم إضافة المؤشر X_3 إلى bo و X_4 إلى bo و X_6 إلى العامل bo و X_6 إلى te، وكذلك تمدنا مؤشرات التعديل بكيفية إجراء تعديل على الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة δ، ومن الواضح أن مؤشرات التعديل تقترح وجود ارتباطات بين δ_1 وδ_2، وبين δ_4 و δ_5 ، وبين δ_5 و δ_6، وبين δ_9 و δ_{12}، ولإجراء هذه التعديلات يجب إعادة تخصيص النموذج المفترض، ويتم ذلك في خط

Relationships

X_1 - X_4 X_6 = te

X_4 - X_6 = wo

X_7 – X_9 = th

X_3 X_4 X_6 X_{10} X_{12} = bo

Let errors X_1 X_2 Correlate

Let errors X_4 X_5 Correlate

Let errors X_5 X_6 Correlate

Let errors X_9 X_{12} Correlate

وبإجراء التحليل بعد التعديل ظهر تحسن أداء مؤشرات المطابقة كالآتي:

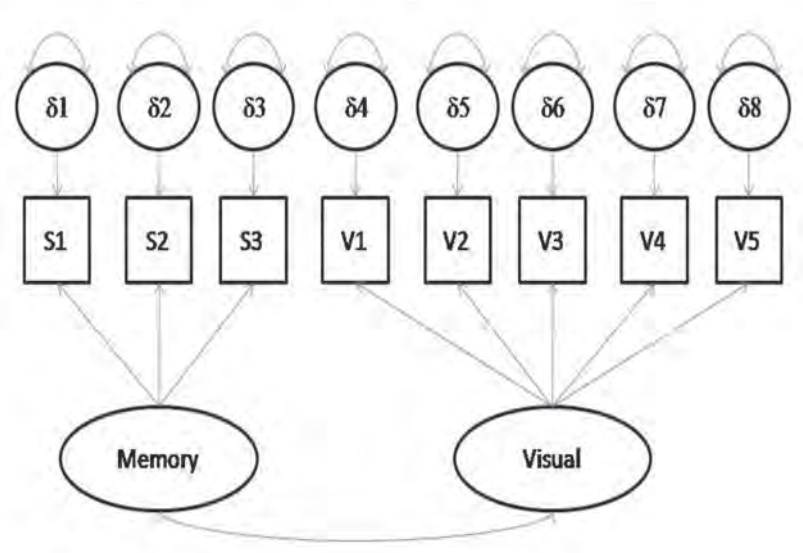
المؤشر	قبل التعديل	بعد التعديل
χ^2 (P)	88.40	42.56 (0.32)
RMSEA	0.05	0.0108
90% CI for RMSEA	0.033-0.067	(0.0-0.041)
P (Clos fit)	0.0005	0.99
Ecvi	0.46	0.373
χ^2 / df	88.40/48	42.56/39
AIC	146.44	118.45

وكما يتم ملاحظة التحسن الواضح في كل مؤشرات المطابقة للنموذج بعد التعديل.

٤ . ٩ تحليل بطارية كوفمان باستخدام LISREL

(في: Kline, 2016)

هـذه البطارية مكونـة من عاملـين؛ فالعامل الأول أطلق عليـه الذاكرة قصـيرة المـدى وهـي ممثلة بثلاثـة أبعـاد (مـؤشرات)، والعامل الثـاني أطلق عليـه الاسـتدلال المـكاني البـصري، ويتضمن خمسـة أبعاد فرعيـة. وطبقت عـلى ٢٠٠ طفـل في عمـر عـشر سـنوات، وكان النمـوذج أو شـكل المسـار للتحليـل العامـلي التوكيدي:

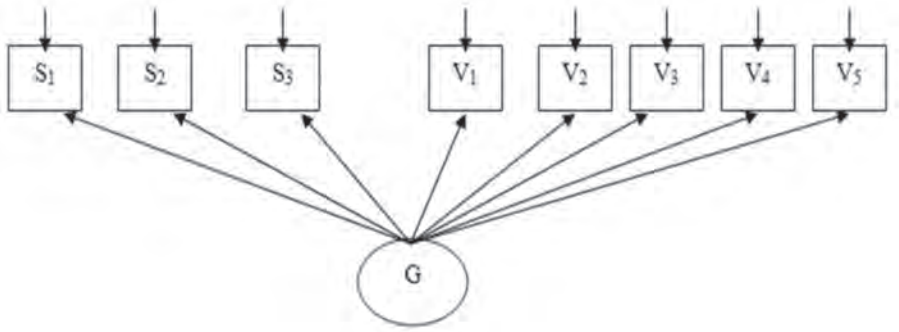


نموذج التحليل العاملي التوكيدي لبطارية كوفمان للأطفال

وفي هـذا النمـوذج لا توجـد نظريـة قويـة للتحديـد الصـارم لهـذه العوامـل بمكوناتهـا، وفي هـذه الحالـة عندما لا توجـد نظريـة صارمة وراء البنـاء فمـن الأفضـل اختبـار نمـوذج العامـل العـام، وحتـى إذا كان البناء محـددًا تحديـدًا دقيقًـا، فمـن الأفضـل اختبـار نمـوذج العامـل العـام، ولـو

أثبـت صلاحيتـه فيوجد القليل مـن الأهمية لاختبـار نماذج عديـدة أخرى.

نموذج العامل العام على النحو الآتي:



نموذج التحليل العاملي التوكيدي ذي العامل العام لبطارية كوفمان للأطفال

وهـذا النمـوذج يتضمن = ٨ تشـبعات + ٨ تباين خطـأ + تباين المتغير المسـتقل الكامن = ١٧ معلمًا.

إذا تـم تثبيـت تشـبع s1 العامـل عنـد الواحـد الصحيـح، فـإن عـدد المعـالم الحـرة = ١٦ وعـدد العنـاصر (معامـلات الارتباطـات في المصفوفة) .36 = 0.5/ (8)(9)

إذًا درجات الحرية: 20 = 36-16 =df إذًا النموذج فوق التحديد.

ومدخلات البرنامج:

Observed variables: s1 s2 s3 v1 v2 v3 v4 v5
Correlation matrix:
1.00
0.39 1.00
0.35 0.67 1.00
0.21 0.11 0.16 1.00
0.32 0.27 0.29 0.38 1.00
0.40 0.29 0.28 0.30 0.47 1.00
0.39 0.32 0.30 0.31 0.42 0.41 1.00
0.39 0.29 0.37 0.42 0.58 0.51 0.42 1.00
Sample size: 200
Latent variables: G
relationships:
s1 - s3 v1-v5= G
Path diagram
End of problem

وباختبار النموذج اتضح أن مؤشرات حسن المطابقة هي:

Goodness of Fit Statistics
Degrees of Freedom = 20
Minimum Fit Function Chi-Square = 104.90 (P = 0.00)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 104.85 (P = 0.00)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 84.85
90 Percent Confidence Interval for NCP = (56.49 ; 120.73)
Minimum Fit Function Value = 0.53
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.43
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.28 ; 0.61)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.15
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.12 ; 0.17)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.00
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.69
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.55 ; 0.87)
ECVI for Saturated Model = 0.36
ECVI for Independence Model = 2.57
Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 495.84
Independence AIC = 511.84
Model AIC = 136.85
Saturated AIC = 72.00
Independence CAIC = 546.23
Model CAIC = 205.62
Saturated CAIC = 226.74
Normed Fit Index (NFI) = 0.79
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.75
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.56
Comparative Fit Index (CFI) = 0.82
Incremental Fit Index (IFI) = 0.82
Relative Fit Index (RFI) = 0.70
Critical N (CN) = 72.27
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.084
Standardized RMR = 0.084
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.88
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.79
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.49

وباختبار النموذج اتضح أن مؤشرات حسن المطابقة هي:

$\chi 2 = 104.90$, df = 20, p = 0.00, RMSEA = 0.15

(0.12 .017), CFI = 0.89, NNFI = 0.84, GFI = 0.88, AGFI = 0.79

إذًا فالنمـوذج لا يتطابـق مـع البيانـات أو مطابقته ضعيفـة، وعلى ذلك لا يمكـن القـول بأن بطاريـة كوفمان أحاديـة البعد.

ولذلك تم اختبار نموذج العاملين المرتبطين الموضح في الشكل (١٢, ٩) ، وعدد معالم هذا النموذج الحرة = ٨ تباينات أخطاء + ٢ تباينات عوامل كامنة + ٦ تشبعات عوامل + ١ تغاير العوامل (العلاقة) 17 = وعدد معاملات الارتباطات في المصفوفة = 36.

إذًا: df = 36-17 = 19

وباستخدام طريقة التقدير ML تم إجراء التحليل باستخدام برنامج LISREL 8.5:

```
Observed variables: s1 s2 s3 v1 v2 v3 v4 v5
Correlation matrix:
1.00
0.39 1.00
0.35 0.67 1.00
0.21 0.11 0.16 1.00
0.32 0.27 0.29 0.38 1.00
0.40 0.29 0.28 0.30 0.47 1.00
0.39 0.32 0.30 0.31 0.42 0.41 1.00
0.39 0.29 0.37 0.42 0.58 0.51 0.42 1.00
Sample size: 200
Latent variables: visual memory
Relationships:
s1 - s3 = memory
v1 - v5 = visual
End of problem
```

وفيما يلي عرض للتشبعات غير المعيارية والأخطاء المعيارية المصاحبة لها (التشبعات غير المعيارية عندما تم وضع تشبعات أحد العوامل عند الواحد الصحيح) وكذلك التشبعات المعيارية:

الجدول رقم (٤) تقديرات المعالم لنموذج العاملين لبطارية كوفمان.

المفردات	غير المعياري	SE	المعياري
تشبعات العوامل			
الذاكرة قصيرة المدى			
S1	1.00		0.50
S2	1.62	0.26	0.81
S3	1.63	0.26	0.81
التصور البصري			
V1	1.00		0.50
V2	1.44	0.23	0.73
V3	1.30	0.22	0.66
V4	1.17	0.21	0.59
V5	1.55	0.29	0.78
تباينات الأخطاء			
S1	0.75	0.08	0.75
S2	0.35	0.07	0.35
S3	0.35	0.07	0.35
V1	0.75	0.08	0.75
V2	0.47	0.06	0.47
V3	0.57	0.07	0.57
V4	0.05	0.07	0.65
V5	0.39	0.06	0.39
تباينات العوامل والتغايرات			
الذاكرة القصيرة	0.025	0.07	1.00
التصور البعدي	0.25	0.07	1.00
ذاكرة قصيرة المدى تصور بعدي	0.14	0.04	0.56

وأن مربع قيمة التشبع المعياري هو مساوٍ R^2 المناظرة لكل مؤشر،

وذلـك في حالـة تشـبع المـؤشر عـلى عامـل وحيـد، والملاحـظ أن ثبـات مـؤشرات S2، S3، V2، V5 انخفضـت عـن ٠,٥٠.

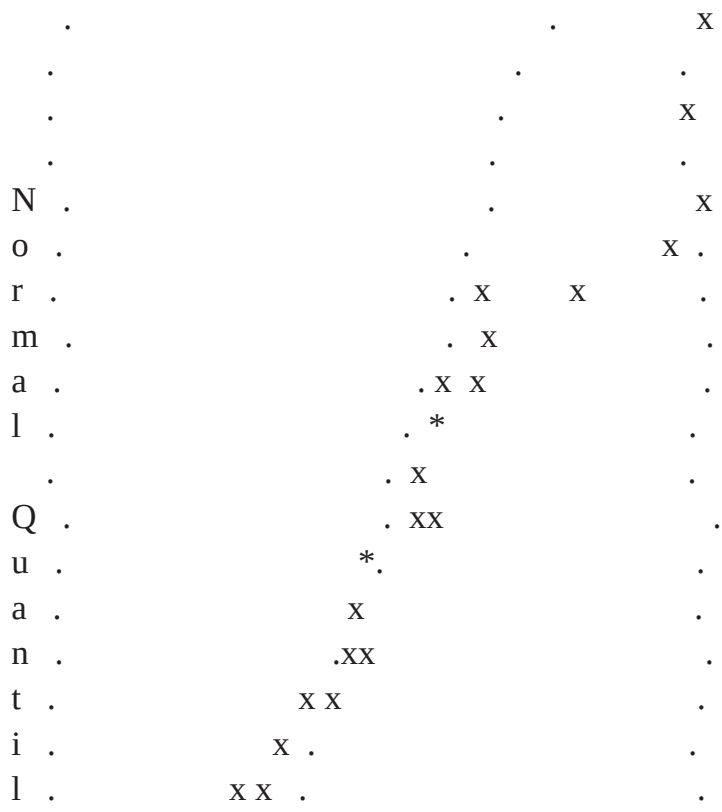
وكانت مؤشرات حسن المطابقة لنموذج العاملين:

Goodness of Fit Statistics
Degrees of Freedom = 19
Minimum Fit Function Chi-Square = 38.13 (P = 0.0057)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 36.54 (P = 0.0090)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 17.54
90 Percent Confidence Interval for NCP = (4.20 ; 38.67)
Minimum Fit Function Value = 0.19
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.088
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.021 ; 0.19)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.068
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.033 ; 0.10)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.17
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.35
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.29 ; 0.46)
ECVI for Saturated Model = 0.36
ECVI for Independence Model = 2.57
Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 495.84
Independence AIC = 511.84
Model AIC = 70.54
Saturated AIC = 72.00
Independence CAIC = 546.23
Model CAIC = 143.61
Saturated CAIC = 226.74
Normed Fit Index (NFI) = 0.92
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.94
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.63
Comparative Fit Index (CFI) = 0.96

Incremental Fit Index (IFI) = 0.96
Relative Fit Index (RFI) = 0.89
Critical N (CN) = 189.86
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.072
Standardized RMR = 0.072
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.96
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.92
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.50

كما أن منحنى البواقي غير المعيارية جاء على النحو الآتي:

Q-plot of Standardized Residuals



وهـو يشـير إلى مطابقة ليسـت جيدة، كـما أن مؤشرات حسـن المطابقة لــ χ^2، SRMR، RMSEA تشـير إلى مطابقـة مقبولة وليسـت جيـدة، ولكن

هـذه المطابقـة أفضـل مـن نمـوذج العامـل العـام وفـروق χ^2 بـين نمـوذج العامـل العـام ونمـوذج العاملين:

$$dfm1 – dfm2 = 201 = 19-$$

$$\chi^2dif = \chi^2m1 - \chi^2 m2 = 104.90 – 38.13 = 66.77$$

$$P < 0.001$$

ويمكـن القـول بـأن مطابقـة نمـوذج العاملـين أفضـل مقارنـة مـن نمـوذج العامـل الواحـد لبطاريـة كوفـمان النسـخة الأولى.

وفيما يلي مصفوفة بواقي الارتباطات:

Fitted Residuals

	s1	s2	s3	v1	v2	v3
s1	0.00					
s2	-0.01	0.00				
s3	-0.05	0.02	0.00			
v1	0.07	-0.12	-0.07	0.00		
v2	0.12	-0.06	-0.04	0.01	0.00	
v3	0.22	0.00	-0.02	-0.03	-0.01	0.00
v4	0.23	0.06	0.04	0.01	-0.01	0.02
v5	0.17	-0.06	0.02	0.03	0.01	0.00

Fitted Residuals

	v4	v5
v4	0.00	
v5	-0.04	0.00

الجدول رقم (٥) بواقي الارتباطات لنموذج العاملين

العوامل	عامل الذاكرة								
	المتغيرات	S1	S2	S3	V1	V2	V3	V4	V5
عامل التصور البصري	S1	0.00							
	S2	-0.01	0.00						
	S3	-0.05	0.02	0.00					
	V1	0.07	-0.12	-0.07	0.00				
	V2	0.12	-0.06	-0.04	0.01	0.00			
	V3	0.22	0.00	-0.02	-0.01	-0.01	0.00		
	V4	0.23	0.06	0.04	-0.01	-0.01	0.02	0.00	
	V5	0.147	-0.06	0.02	0.01	0.01	0.00	-0.04	0.00

يتضح من الجدول السابق وجود عدد كبير من البواقي زاد على ٠,١٠ كقيمة مطلقة، وكانت أكثر البواقي خاصة بمؤشر V4 على عامل التصور البصري ٠,٢٣، ومعظم البواقي التي زادت على ٠,١٠ خاصة بعامل التصور البصري.

وعلى ذلك، ففي ضوء مؤشرات المطابقة ومصفوفة البواقي وشكل Q- plot، فإن المطابقة ليست هي المأمولة بمعنى آخر غير جيدة، خاصة في ضوء مؤشري RMSEA ،χ^2، وعليه تم إعادة تخصيص أو تعديل نموذج CFA لبطارية كوفمان للأطفال، ونلجأ إلى إستراتيجية تعديل النموذج إذا كان النموذج ككل غير متطابق مع البيانات. وهذا يعني أن بعض المؤشرات يمكن أن تتشبع على عامل آخر في النموذج، أو إذا كانت البواقي للمؤشرات المحددة على عامل الذاكرة أو مؤشرات التصور البصري كبيرة وموجبة، وهذا يعني أن المؤشر يمكن أن يقيس

العامـل الثـاني أفضـل مـن العامـل الأول، وأن هـذا المؤشر يقيـس أكثر من عامل.

ويمكـن أن يحـدث سـوء التحديـد نتيجـة التحديـد الخطـأ لعـدد العوامـل، أو نتيجـة الارتباطـات العاليـة بـين العوامل، وفي هـذا دلالة على أن البنـاء ليـس لـه صدق تمييـزي عالٍ، وهـذا النمـوذج يمتلـك العديد من أكثـر مما هـو مفـترض. أو أن التشـبعات المنخفضة للمؤشرات عـلى عاملها لهـا صـدق تقـاربي منخفـض، وهـو مـا يشـير إلى أن النمـوذج المفـترض له عـدد عوامـل أقل ممـا هـو عليه.

القضيـة الأساسـية لإجـراء التعديـلات هـي مـؤشرات التعديـل التي يمدنـا بهـا برنامـج LISREL وهـي على النحـو الآتي:

الجدول رقم (٦) مؤشرات التعديل لنموذج كوفمان ذي العاملين

اضافة المسار	نقصان قيمة $\chi 2$
Visual→ S1	20.000
Visual → S2	6.98
Memory→ V1	23.89
Memory→ V4	3.32
d3 → d2	20.00
d3 → d1	6.98
d6 → d1	4.82

وبإجراء هذه التعديلات في ملف المدخلات في خط Relationship :

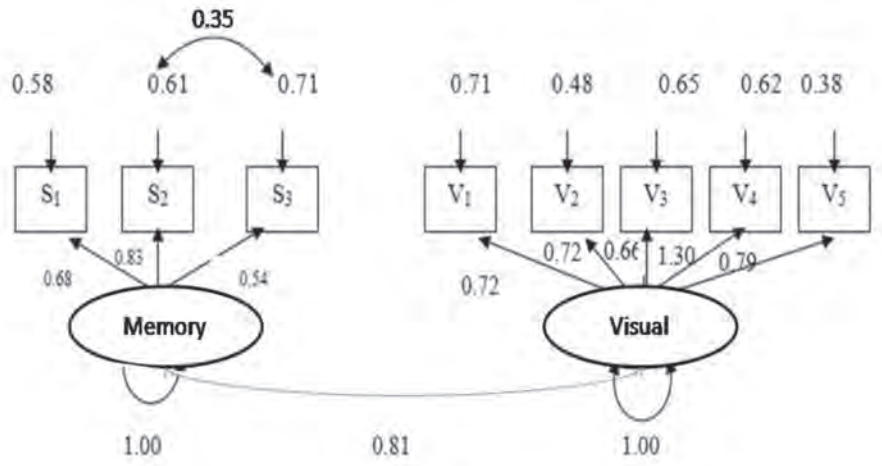
```
Relationships
S1 = 1* Memory
S2 S3 V1 V4 = Memory
V1 = 1 * Visual
V2 – V5 S1 S2 = Visual
Set the error covariance between S2 and S3 free
```

وبإجـراء التحليـل اتضـح تحسـن في مـؤشرات حسـن المطابقـة عـلى النحـو الآتي:

$\chi^2 = 8.89$ (df = 14, p = 0.84), RMSEA = 0.00 (CI : 0.00 .0.40),
NNFI = 1.04, CFI = 1.00 GFI = 0.99, AGFI = 0.97, SRMR = 0.021

وعليه، فإن النموذج جيد المطابقة مع البيانات تمامًا.

وفيما يلي نموذج CFA المعياري بمساراته:



نموذج CFA المعياري بمعالمه لبطارية كوفمان

وفي الحلـول المعياريـة لا يعطـي البرنامـج قيمة الخطأ المعيـاري، وأيضًا قيمـة T المقابلـة لـكل تشـبع، ولكـن يقـترح أخـذ محـك جيلفـورد لدلالـة التشـبع لقبـول أو رفـض دلالة التشـبع وهـي ٣, ٠.

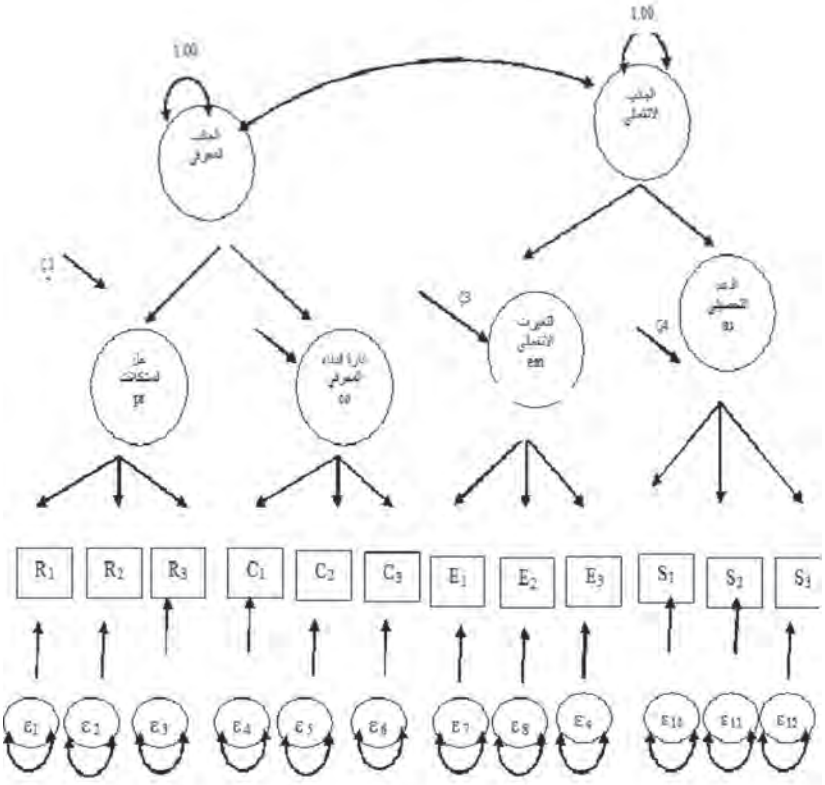
٤ . ١٠ التحليل العاملي التوكيدي ثنائي الرتبة أو عالي الرتبة

نموذج التحليل العاملي ثنائي الرتبة يشير إلى تفسير العوامل أحادية الرتبة عن طريق بناء عاملي عالي الرتبة، ويطلق عليه التحليل العاملي الهرمي Hierarchical Factor Analysis، ويستخدم لاختبار نظرية ما، وهذا الأسلوب التحليلي شائع الاستخدام في بحوث الذكاء، وذلك عندما تفسر القدرات الخاصة، مثل: القدرة اللغوية والحسابية والمكانية بعوامل عليا، مثل: الذكاء العام. ويستخدم هذا الإجراء عند التحقق من أحادية البعد لبناء مكون من أبعاد فرعية متعددة، فالأمثلة السابقة هي أمثلة لتحليل عاملي أحادي الرتبة، ولكن إذا فسرت هذه العوامل بعوامل أخرى عالية الرتبة، فإنها تسمى تحليلاً عامليًّا من الدرجة الثانية أو ثنائي الرتبة، وفيه توجد علاقات بين العوامل أحادية الرتبة Inter-Correlations وكل القواعد المنطبقة على التحليل العاملي أحادي الرتبة تعمم على التحليل العاملي ثنائي الرتبة.

٤ . ١١ مثال تطبيقي لنموذج التحليل العاملي التوكيدي ثنائي الرتبة باستخدام LISREL (في: Brownm, 2006)

حاول الباحث تقويم البنية العاملية لاستبانة أساليب المعايشة، وهي مكونة من أربعة أبعاد: حل المشكلات، إعادة البناء المعرفي، تعبيرات الانفعالات، الدعم الاجتماعي، وفيما يلي مراحل بناء النموذج والتحقق منه:

أولًا: مرحلة تخصيص أو بناء النموذج (التصور النظري)



نموذج CFA ثنائي الرتبة لأساليب المعايشة

يتكـون النمـوذج مـن أربعـة عوامـل أحاديـة الرتبـة؛ وكل عامل ممثل بثلاثـة مـؤشرات، لاحـظ أن الأخطـاء الواقعة عـلى المتغيرات المقاسـة هي إبسـيلون (ε) وليسـت δ؛ ولأن العوامـل أحاديـة الرتبـة في التحليل العاملي الأحـادي الرتبـة هـي متغـيرات مسـتقلة، بينـما في التحليـل العامـلي ثنائـي الرتبـة هـي متغـيرات تابعـة، كـما لا توجـد ارتباطـات بـين هـذه العوامل، إنـما فسرت العلاقـات بينهما من خـلال العوامـل ثنائية الرتبـة وكل عاملين أحـادي الرتبـة مثـل حـل المشـكلات وإعـادة البنـاء المعـرفي، ثـم تفسـير

تباينهما من خلال عامل ثنائي الرتبة، وهو الجانب المعرفي، وهكذا بالنسبة للعاملين الدعم الاجتماعي والتعبير الانفعالي، ثم تفسير تباينهما من خلال عامل ثنائي الرتبة وهو الجانب الانفعالي.

ثانيًا: تحديد النموذج

إذا تعاملنا مع التحليل العاملي أحادي الرتبة المعيارية فقط، فإن معالمه يكون على النحو الآتي:

١٢ تشبع (جاما) + ١٢ تباين خطا (δ) + ٦ ارتباطات أو تغايرات بين العوامل + ٤ تباينات عوامل = ٣٤ معلمًا.

ومعالم التحليل العاملي ثنائي الرتبة المعيارية = ١٢ تشبعًا لمتغير مقاس + ٤ تشبعات للعوامل أحادية الرتبة + ١٢ تباين خطأ لمتغير مقاس + ٤ تباين خطأ على العوامل أحادية الرتبة + ٢ تباين عوامل ثنائية الرتبة = ٣٤

إذًا عدد معالم النموذج = ٣٤ وعدد العناصر في المصفوفة= ٧٨. إذًا النموذج فوق التحديد.

ثالثًا: تقدير النموذج

فيما يلي ملف المدخلات للنموذج CFA ثنائي الرتبة اللامعياري:

```
Observed variables: p1 - p3 c1 - c3 e1 - e3 s1 - s3
 Correlation matrix:
 1.00
 0.78 1.00
 0.80 0.77 1.00
 0.56 0.51 0.48 1.00
 0.52 0.51 0.46 0.78 1.00
 0.59 0.51 0.51 0.80 0.79 1.00
 0.16 0.15 0.17 0.14 0.18 0.16 1.00
 0.19 0.13 0.18 0.14 0.16 0.16 0.81 1.00
 0.12 0.17 0.17 0.17 0.20 0.16 0.75 0.80 1.00
 0.16 0.13 0.17 0.15 0.16 0.18 0.56 0.52 0.50 1.00
 0.16 0.14 0.18 0.15 0.16 0.18 0.51 0.58 0.51 0.81 1.00
 0.16 0.15 0.14 0.16 0.16 0.14 0.52 0.57 0.52 0.80 0.79 1.00
  Sample size: 275
 Latent variables: pr co em su cog emo
 Relationships:
 p1 = 1 * pr
 p2 p3 = pr
 c1 = 1 * co
 c2 c3 = co
 e1 = 1 * em
 e2 e3 = em
 s1 = 1 * su
 s2 s3 = su
 pr co = cog
 em su = emo
Path diagram
 End of problem
```

التقديرات والمطابقة: وفيما يلي تشبعات المفردات على العوامل:

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-Y

	pr	co	em	su
p1	1.00	- -	- -	- -
p2	0.95	- -	- -	- -
	(0.05)			
	20.14			
p3	0.96	- -	- -	- -
	(0.05)			
	20.74			
c1	- -	1.00	- -	- -
c2	- -	0.98	- -	- -
		(0.05)		
		19.93		
c3	- -	1.02	- -	- -
		(0.05)		
		21.08		
e1	- -	- -	1.00	- -
e2	- -	- -	1.06	- -
			(0.05)	
			21.35	
e3	- -	- -	0.98	- -
			(0.05)	
			19.01	
s1	- -	- -	- -	1.00
s2	- -	- -	- -	1.00
				(0.05)
				21.64

s3	- -	- -	- -	0.98
				(0.05)
				21.19

GAMMA

	cog	emo
	--------	--------
pr	0.74	- -
	(0.11)	
	6.92	
co	0.72	- -
	(0.11)	
	6.89	
em	- -	0.72
		(0.10)
		6.97
su	- -	0.73
		(0.10)
		6.99

ويتضح أن كل تشبعات المؤشرات على كل العوامل أحادية الرتبة دالة إحصائيًّا، كما أن تشبعات العوامل أحادية الرتبة على العوامل ثنائية الرتبة دالة إحصائيًّا (cog و emo)؛ لأن قيمة T زادت عن ١,٩٦.

ثم أعطى البرنامج نسبة التباين المفسر في العوامل أحادية الرتبة نتيجة العوامل ثنائية الرتبة وهي على النحو الآتي:

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

pr	co	em	su
--------	--------	--------	--------
0.66	0.67	0.68	0.66

كما أعطى البرنامج تباين أخطاء القياس المرتبطة بالمتغيرات المقاسة:

THETA-EPS

p1	p2	p3	c1	c2	c3
0.17	0.25	0.23	0.21	0.24	0.18
(0.03)	(0.03)	(0.03)	(0.03)	(0.03)	(0.03)
6.51	8.54	8.03	7.80	8.33	7.00

THETA-EPS

e1	e2	e3	s1	s2	s3
0.24	0.14	0.26	0.19	0.20	0.21
(0.03)	(0.02)	(0.03)	(0.03)	(0.03)	(0.03)
8.41	5.63	8.84	7.43	7.64	8.09

ويتضح أنها كانت أخطاء قياس صغيرة إلى حدٍّ ما؛ حيث راوحت بين ١٤ , ٠ و٢٥ , ٠، وهذا مفاده أن المتغيرات المقاسة تميزت بثبات مرتفع، وانعكس ذلك في مؤشر مربع معامل الارتباط المتعدد؛ حيث زادت جميعها عن ٥٠ , ٠ لكل المؤشرات.

وأعطى البرنامج مؤشرات حسن المطابقة وهي على النحو الآتي:

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 49

Minimum Fit Function Chi-Square = 82.70 (P = 0.0019)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 79.85 (P =0.0035)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 30.85

90 Percent Confidence Interval for NCP = (10.24 ; 59.36)

Minimum Fit Function Value = 0.30

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.11

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.037 ; 0.22)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.048

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.028 ; 0.066)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.55

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.50

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.43 ; 0.61)

ECVI for Saturated Model = 0.57

ECVI for Independence Model = 10.13

Chi-Square for Independence Model with 66 Degrees of Freedom = 2751.47

Independence AIC = 2775.47

Model AIC = 137.85

Saturated AIC = 156.00

Independence CAIC = 2830.87

Model CAIC = 271.73

Saturated CAIC = 516.11

Normed Fit Index (NFI) = 0.97

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.98

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.72

Comparative Fit Index (CFI) = 0.99

Incremental Fit Index (IFI) = 0.99

Relative Fit Index (RFI) = 0.96

Critical N (CN) = 249.21

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.017

Standardized RMR = 0.017

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.95

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.93

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.60

ويتضح أن قيمة χ^2 دالة إحصائيًا، وانخفض مؤشر RMSEA عن ٠,٠٦ وزادت قيم مؤشرات CFI, GFI, NNFI, NFI عن ٠,٩٥ وهذا يؤكد وجود مطابقة جيدة.

covariance Matrix of ETA and KSI

	pr	co	em	su	cog	emo
pr	0.83					
co	0.54	0.79				
em	0.16	0.16	0.76			
su	0.16	0.16	0.53	0.81		
cog	0.74	0.72	0.22	0.22	1.00	
emo	0.22	0.22	0.72	0.73	0.30	1.00

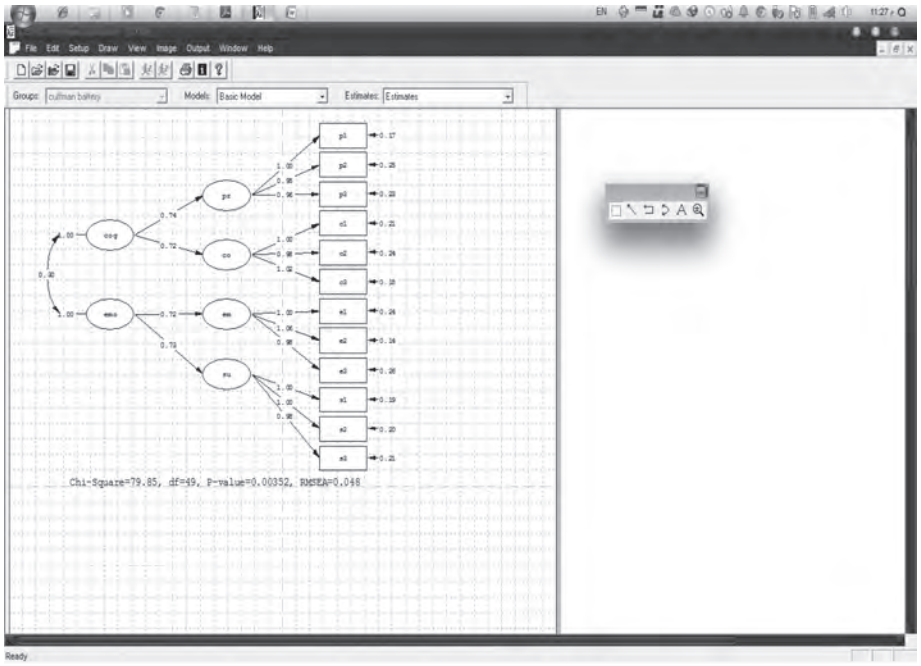
PHI

	cog	emo
cog	1.00	
emo	0.30	1.00

كما اتضح وجود ارتباطات عالية بين العوامل أحادية الرتبة Pr و CO والعامل ثنائي الرتبة Cog، وكذلك بين em و Su والعامل ثنائي الرتبة emo، وكذلك معاملات ارتباطات منخفضة بين Co، Pr مع emo، وبين Su، em مع Cog وهذا يدل على وجود صدق تمييزي عالٍ

للبنـاء، واتضـح ذلـك في قيـم معامـلات ارتباطـات؛ حيث كانت متوسـطة بـين العاملـين ثنائـي الرتبـة ٣٠ , ٠ وهذا معامـل الارتباط يعطـي دلالة على وجـود عوامـل عاليـة من الدرجـة الثالثـة؛ بمعنـى أن العاملين ثنائـي الرتبة Cog، em يمكـن أن يفـسر تباينهما عـن طريق عامل عام مـن الدرجة الثالثة.

وفيما يلي نموذج CFA ثنائي الرتبة بمعالمه:



واتضـح أن مـؤشرات التعديـل أمدتنـا ببعـض التعديـلات لإجرائهـا للحصـول عـلى مطابقـة أفضـل، وذلـك حتـى تكـون قيمـة χ^2 غـير دالـة إحصائيًّـا، ولكـن هـذه التعديلات هي إضافـة علاقات بين أخطـاء القياس الواقعـة عـلى المتغـيرات المقاسـة، وإضافتهـا لا تضيـف جديـدًا في تفسـير النمـوذج، وأنـه يـرى أنه لا داعـي لإضافتهـا إلى النموذج حتـى لو أحدثت تحسـنًا في المطابقة.

الفصل الخامس

نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية
Exploratory Structural Equation Modeling
(ESEM)

٥ . نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية
Exploratory Structural Equation Modeling (ESEM)

٥ . ١ تمهيـــــد

يتنـاول هـذا الفصـل إسـتراتيجية تحليليـة جديـدة في مجـال التحقـق مـن مصداقيـة المقاييـس، تجمـع بين مميـزات التحليـل العاملي الاستكشـافي والتحليـل العامـلي التوكيـدي، وهـي إسـتراتيجية نمذجـة المعادلـة البنائية الاستكشـافية، ويجـري عـرض مفهومهـا وتحليلهـا في ضـوء مثـال تطبيقي لمقيـاس توجهـات الهـدف أو الإنجـاز باسـتخدام برنامـج MPLUS.

وتاريخيًـا، اعتمد الباحثون على أسـلوب التحليل العاملي الاستكشـافي في اكتشـاف البنية العامليـة أو الداخلية للمفاهيم النفسـية خاصـة متعددة الأبعاد (Marsh, Liem، Martin, Morin, & Nagengast, 2011; Marsh, Muthen, Asparouhov, Pudtke, Robitzsch, Morin, & Trautwein, 2009)، وهـو أسـلوب إحصائـي متـدرج، ويسـتخدم في المواقـف التـي يهدف فيهـا الباحث إلى اكتشـاف أو اشـتقاق العوامـل التـي تحكـم مفهـوم أو ظاهـرة مـا عندما لا توجـد رؤيـة واضحـة أو فـروض مسـبقة ترشـدنا إلى طبيعـة البنـاء، بالتالي لا يتـم وضـع قيود على تشـبعات المفـردات عـلى العوامـل (Brown, 2006).

وتوجـد بعـض المحـددات لأسـلوب EFA؛ أهمهـا تشـبع المفـردات يكـون عـلى كل العوامل مـن دون وجـود منطقيـة نظريـة (Brown, 2006; Marsh et al., 2011) ولا يسـمح بتصحيـح الدرجـات مـن أخطاء القياس أو الأخطـاء المعياريـة(Myers, 2013) ولا يسـمح بتقديـر التكافـؤ العاملي

أو الثبات العاملي Factorial Invariance للبناء عبر مجموعات مختلفة أو فترات زمنية مختلفة (Asparouhov & Muthen, 2009; Marsh et al., 2009, 2011)، وكذلك لا يسمح بتضمين المحتوى المعرفي في النموذج العاملي (Myers, 2013)، ولا يمدنا بالمؤشرات التي تدل على مدى مطابقة النموذج للبيانات (Marsh et al., 2009, 2011)، وكذلك قد تختلف نتائج EFA باختلاف طرائق التدوير سواء مائلة أو متعامدة، وأيضًا باختلاف طرائق التقدير المختلفة.

ونتيجة لهذه المحددات طور Joreskog (1969) إستراتيجية التحليل العاملي التوكيدي، وهي إستراتيجية تهدف إلى تأكيد بناء محدد العوامل في ضوء نظرية مسبقة أو تأكيد بناء تم اشتقاقه من التحليل العاملي الاستكشافي، وفيه تكون كل مفردة (مؤشر) حرة التشبع على العامل المحدد لها ومقيدة على العوامل الأخرى، وفي هذه الحالة يوصف البناء العاملي بالبسيط.

ويعد نموذج CFA نموذج القياس لنمذجة المعادلة البنائية (SEM)، وغياب النظرية عن استخدام (CFA) يحوله من المدخل التوكيدي إلى المدخل الاستكشافي، وذلك عندما تكون المطابقة ضعيفة أو غير مقبولة، وهنا يلجأ الباحث إلى استخدام إستراتيجية التعديل البعدي للنموذج حتى يتم الحصول على مطابقة أفضل للنموذج حتى وإن كانت هذه التعديلات تتم في ضوء أسس إحصائية من دون تبرير نظري لإضافتها في النموذج، وهذا الكشف أو الاكتشاف البعدي Post-hoc Exploration للنموذج يجعل من الأنسب استخدام أسلوب التحليل العاملي الاستكشافي وليس التوكيدي.

واهتم الباحثون في الآونة الأخيرة باستخدام CFA اعتقادًا منهم

أن إستراتيجية التحليل العاملي الاستكشافي لم تعد مناسبة أو مقبولة (Marsh et al., 2009) ، وهذا عزز الاعتقاد الخطأ أن تحليل النموذج باستخدام CFA يتفوق على تحليله باستخدام EFA؛ حيث يقدر مطابقة النموذج، ويظهر أخطاء القياس، ويفحص التكافؤ أو الثبات العاملي، ويقدر تحليل النموذج ثنائي العامل Bifactor والنماذج عالية الرتبة، وهذا غير متاح لإستراتيجية EFA (Asparouhov & Muthen, 2009)، ولكن يبدو أن إستراتيجية التحليل باستخدام CFA تعاني من محدد أساسي هي مسلمة القيود على تشبعات المفردات بالعوامل، ويبدو هذا غير مناسب لدراسة طبيعة الأبنية النفسية والسلوكية؛ حيث يمكن لمفردة أن تتشبع على أكثر من عامل، وهذا يتناسب مع واقعها نتيجة الارتباطات الداخلية بين أبعادها، وهذا يمكن تحقيقه من خلال EFA وليس CFA (Marsh et al., 2009, 2011)، وأقر كثير من المتخصصين بأن بنية المقاييس النفسية تكون محددة ومعرفة من خلال استخدام EFA، ولكنها غير ذلك باستخدام CFA (Marsh et al., 2009)، وهذا التعارض بين نتائج EFA و CFA واضح في مجال الشخصية؛ حيث تبين أن التحليل العاملي الاستكشافي أظهر ملاءمة ومناسبة أو الحصول على البنية العاملية المفترضة لنموذج العوامل الخمسة الكبرى للشخصية، في حين أعطى التحليل العاملي التوكيدي عدم مطابقة لهذا النموذج في ضوء تحليل مفرداته، وهذا ما توصل إليه (Borkenau & Ostendorf, 1990; Vassend & Skrondal, 1997 ;McCrae, Zonderman, Costa, Bond, & Paunonen, 1996) ، وهذا ما دعي McCrae et al. (1996) إلى القول بعدم مناسبة أسلوب التحليل العاملي التوكيدي للتحقق من البنية العاملية للشخصية، وهذا ما أشار إليه Marsh, Hau, & Grayson

(2005) بـأن مطابقـة نمـوذج التحليـل العامـلي التوكيدي تكـون مقيدة أو غير مناسـبة عندمـا تطبق مقاييس متعـددة العوامل (الأبعاد)، وأشـاروا إلى أنـه مـن المسـتحيل الحصول عـلى مطابقـة مناسـبة CFI, RNI, TLI > 0.90 RMSEA < 0.05 لمقاييـس متعـددة الأبعـاد ومحـددة تحديـدًا جيـدًا، عندما يتـم تحليلهـا عـلى مسـتوى المفـردات للمقاييـس، خاصـة عندما يتـم تمثيل العامـل بعـدد مـن المفـردات على الأقـل مـن ٥ إلى ١٠.

وأعـزى الخـبراء والإحصائيـون هـذا التعـارض إلى مبـدأ القيـود المفروضـة في نمـوذج CFA؛ حيـث يتـم تحديـد تشـبع المفـردة عـلى عامـل وحيـد، بينـما يتـم تثبيـت تشـبعها عـلى بقيـة العوامـل عنـد الصفـر، وهـذا يعنـي أن التشـبعات الثانويـة للمفـردات تسـاوي صفـرًا، وهـذا يـؤدي إلى تقديـرات متحيـزة لتقديـرات المعـالم بـما فيهـا مـؤشرات المطابقـة للبنية العامليـة للمقيـاس (Aspourahov & Muthen, 2009; Marsh et al., 2011; Myers, 2013)، وتشـبع المفـردة عـلى عامـل وحيـد في المفاهيـم النفسـية تكـون غـير مجديـة عـلى الإطـلاق في حالـة التعامـل مـع المفاهيـم النفسـية ذات الطبيعـة التفاعلية، وهـذا ما أكـده (McCrae et al., 1996).

٥ . ٢ نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية

ونتيجـة لهـذا التعـارض بـين نتائـج التحليـل العامـلي الاستكشـافي والتوكيـدي، اقـترح Aspourahov & Muthen (2009) و Marsh et al. (2009) إسـتراتيجية نمذجـة المعادلـة البنائيـة الاستكشـافية Exploratory Structural Equation Modeling (ESEM) وهـي إسـتراتيجية تحليليـة تسـعى إلى التكامـل بـين مميـزات EFA ومميـزات CFA معًا في تحليـل واحد متـلازم، وبالتـالي تتغلب على محددات كل مـن EFA و CFA، ويرى Myers

(2013) أنهـا إسـتراتيجية تسـتخدم لتشـير إلى كل مـن CFA ، ESEM معًـا.

بكلـمات أخرى، هي إجـراء التحليل العاملي الاستكشـافي؛ حيث حرية التشـبع للمفردات وإجـراء التدوير سـواء المائل أو المتعامـد (مميزات EFA) في إطـار نمذجـة المعادلـة البنائيـة؛ حيـث تسـمح بتقديـر مـؤشرات المطابقة والأخطـاء المعياريـة ومسـتوى الدلالـة الإحصائية للتشـبعات (يتـم تجاهل محـك ٠,٣٠ للقبـول بتشـبع المفـردة) والمقارنـة بـين نـماذج بديلـة وتقديـر التكافـؤ أو الثبـات العامـلي للبنـاء وتحليـل البواقـي ومـؤشرات الصـدق التمييـزي والتقـاربي (Marsh etal ., 2009, 2011)، كـما تسـمح بدراسـة التأثـيرات السـببية بـين المتغـيرات الكامنـة المسـتقلة (العوامـل) والمتغيرات الكامنـة التابعـة في إطـار SEM، وعـلى ذلـك فإنـه باسـتخدام إسـتراتيجية ESEM يتـم التعامـل مـع مدخـل إحصائـي أقـل قيـودًا من مدخـل CFA، وهـذا يفضل اسـتخدامه في مجـال المنهجيـة البحثيـة (Myers، 2013)، وهذا يعنـي أن إسـتراتيجية ESEM هـي ذات طبيعـة استكشـافية توكيديـة معًـا، وليسـت فقـط توكيدية، وذلـك بجعل المؤشرات حرة التشـبع عـلى العوامل المحـددة مسـبقًا، وهـذا يفـترض وجـود تشـبعات ثانويـة للمفـردات عـلى العوامـل. كـما أن دراسـة الصـدق البنائـي باسـتخدام ESEM خاصـة عـلى مسـتوى المفـردات تقلـل مـن أخطـاء تخصيـص النمـوذج (سـوء التحديـد للنمـوذج) مقارنـة بالمدخـل التوكيـدي (Aspourhov & Muthen, 2009).

ودائـمًا يكون نموذج CFA أكثر قيودًا وأكثر بسـاطة من نموذج ESEM الأقـل قيـودًا والأكثـر تعقيـدًا. ونتيجـة القيـود المفروضة على نمـوذج CFA بتثبيـت التشـبعات الثانويـة عنـد الصفـر، ينشـأ عنه سـوء تحديـد للنموذج، ويـؤدي هذا إلى حـدوث تحيز إيجابي أو سـلبي Upwardly or downwardly لتقديـرات المعـالم (Marsh et al., 2009; Myers, 2013) حيـث يوجـد

تضخم للعلاقات بين العوامل، وهو ما يؤدي إلى ظهور قضية التلازمية الخطية، وهذا يسبب تشويه لمعاملات الانحدار لهذه العوامل في علاقتها بعوامل أو بمتغيرات أخرى(Marsh et al., 2011) ، والارتباطات المرتفعة بين العوامل في تحليل CFA تفوق نظيرتها بين المجموع الكلي للأبعاد، وهذا بدوره يقلل من الصدق التمييزي (الارتباطات المنخفضة بين الأبعاد) للبناء متعدد الأبعاد(Marsh et al., 2011).

واعتمد كثير من الدراسات حديثًا على إستراتيجية نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية؛ للتحقق من الصدق العاملي أو البنية الداخلية للمقاييس النفسية فاستخدمها Marsh et al. (2009)؛ للتحقق من مصداقية بنية مقياس تقويم الطلاب للعملية التعليمية أو التدريسية واستخدامها Marsh et al. (2011) في التحقق من مصداقية نموذج الدافعية والاندماج معًا، واعتمد عليها Myers (2013) في دراسة الخصائص السيكرومترية لمقاييس في مجال علم النفس الرياضي.

وكل هذه الدراسات توصلت إلى عدة نتائج هي (عامر، ٢٠١٤):

- نموذج ESEM أكثر مطابقة من نموذج CFA.
- العلاقة بين العوامل في ضوء ESMS أقل من نظيرتها في ضوء CFA.
- حجم تشبعات المفردات بالعوامل لنموذج ESMS أقل من نظيرتها في CFA.
- البناء في ضوء ESMS أكثر تمايزًا من نظيره في ضوء CFA.

واستخدام التحليل العاملي التوكيدي غير مناسب لدراسة مثل هذه الأبنية النفسية متعددة الأبعاد ذات الطبيعة التفاعلية الارتباطية، وهو ما يجعل استخدام ESMS أكثر مرونة في تقويم البنية العاملية للمفاهيم النفسية، التي لا تتحقق مصداقيتها في إطار تحليلها باستخدام التحليل

العامـلي التوكيـدي، وأيضًا باسـتخدام التحليل العاملي الاستكشـافي، وهذا مـا أكـده (Marsh et al., 2011) .

٥. ٣ مثال تطبيقي لتنفيذ ESEM في برنامج MPLUS

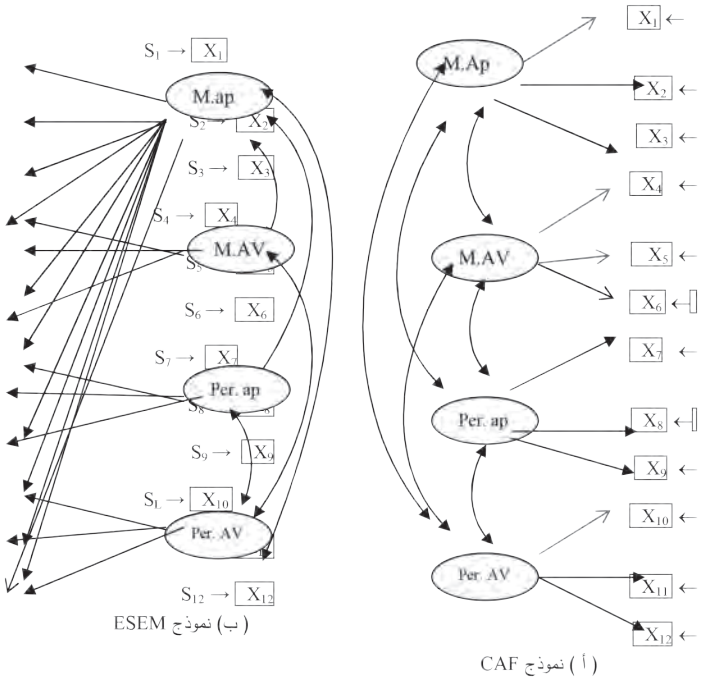
تمـت مقارنـة إسـتراتيجية نمذجـة المعادلـة البنائيـة الاستكشـافية والتحليـل العامـلي التوكيـدي لدراسـة البنيـة الداخليـة أو البنيـة العامليـة لمقيـاس أهـداف الإنجـاز Achievement Goal Scale لــ Elliot & McGregor(2001).

وكـما نعلـم أن المنظريـن الأوائـل لهـذه النظريـة وضعـوا توجهـات وأهـداف الإنجاز(الدافعيـة) في إطـار ثنائـي؛ حيـث يتكون مـن نوعين من الأهـداف، هي: أهـداف التمكن أو الإتقان أو التعلم أو المهمة، وهي تشـير إلى أن المتعلـم يسـعى إلى زيـادة كفايتـه ومحاولـة اكتسـاب معـارف جديـدة وإتقانهـا. وأهـداف الأداء وفيهـا يسـعى الفـرد إلى إظهار كفايته لاكتسـاب أحـكام إيجابيـة مـن الآخريـن وإظهـار تفوقه عليهـم وليس بهـدف الإتقان أو الفهـم .(Deweck& Leggett,1988)

ووضـع المنظرين هـذه التوجهات في إطار ثلاثـي Trichotomous الأبعاد؛ وهـي أهداف التمكن وتم تقسـيم أهداف الأداء إلى مكونـين هما: أهداف أداء ـ إقدام Performance – approach goals وفيها يسـعى الفرد إلى إظهار قدراته وكفايتـه مقارنـة بالآخريـن، والثـاني أهـداف أداء- إحجـام – Performance avoidance goals، وفيهـا يسـعى الفـرد إلى تجنـب الأحكام السـلبية عن قدرته حتـى لا يبـدو وكأنه لا يعرف شـيئًا، وقـد ثبتـت مصداقية هذا الإطـار الثلاثي للنظريـة مـن خـلال التحليل العامـلي الاستكشـافي والتوكيدي على يـد (Elliot &Church,1997; Middleton & Midgley,1997)، (عامـر، ٢٠٠٥).

وحديثًا، اقترح Elliot & McGregor (2001) ، إطارًا رباعيًّا 2x2 لتوجهات أهداف الإنجاز؛ إضافة إلى تقسيم أهداف التمكن إلى مكونين، هما: أهداف الإتقان ـ إقدام Mastery approach goals وهي كما في الإطار الثلاثي، وأهداف الإتقان ـ إحجام Mastery – avoidance goals وهي تشير إلى محاولة تجنب الفشل، وبذل المزيد من الجهد ومحاولة تعويض نقص قدراته أو مهارته، ويجاهد الفرد من أجل تجنب سوء الفهم للمقرر وعدم نسيان ما تعلمه، وأكدوا أن التلاميذ الأكثر إتقانًا هم مثال لتوجه أهداف تمكن ـ إحجام.

وفيما يلي عرض نموذجي ESEM و CFA لمقياس أهداف الإنجاز:



(ب) نموذج ESEM

(أ) نموذج CAF

نموذج التحليل العاملي التوكيدي في مقابل نموذج المعادلة البنائية الاستكشافية لأبعاد أهداف الإنجاز أو دافعيته.

في الشكل السابق تخرج مسارات من كل مكون من المكونات الأربعة إلى جميع المفردات الاثنتي عشرة، كما هو الحال مع مكونM.ap، ولكن لم يتم تضمينه في الشكل، نظرًا لتعقيد الشكل.

وتضمنت العينة ١٨٥ طالبًا، وتم التعامل مع البيانات الغائبة بإستراتيجية list- wise فأصبحت العينة النهائية ١٧٨ (عامر، ٢٠١٤).

وتم تحليل البيانات باستخدام: برنامج Mplus 7 (Muthen & Muthen ، 1998، 2012) وذلك لإجراء التحليل العاملي التوكيدي، وكذلك نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية، وهو البرنامج الوحيد الذي يقوم بإجراء نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية وهذا غير متاح في البرامج الأخرى، مثل: LISREL و EQS و AMOS وغيرها.

وفي هذا البرنامج جرى استخدام:

- **طريقة التقدير**: تم التحقق من نموذجي التحليل العاملي التوكيدي ونمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية باستخدام طريقة (Weighted) (WLSMV least squares mean and variance adjusted) التي تسمى طريقة المربعات الدنيا الموزونة المناعية أو المصححة، وتستخدم عندما يتم التعامل مع بيانات رتبية أو تصنيفية رتبية، وتمدنا بأخطاء معيارية وتقديرات ومعالم مصححة ودقيقة، وأشار Flora & Curran (2004) إلى أن هذه الطريقة تؤدى جيدًا مع البيانات الرتبية تحت مختلف الظروف، مثل: حجم عينة من ١٠٠ إلى ١٠٠٠ ودرجات مختلفة من عدم الاعتدالية ونماذج مختلفة التعقيد.
- طريقة التدوير: تم استخدام طريقة التدوير المائل Geomin وهي الطريقة التي يستخدمها البرنامج إذا لم تحدد له أي طريقة أخرى، وهي تسمح

بدراسة الارتباطات بين العوامل؛ وذلك لأن طرائق التدوير المتعامدة غير مناسبة في دراسة المفاهيم النفسية على أساس وجود ارتباطات داخلية بين أبعاد المفهوم (MacCullum, 1998) ويرى كثير من الخبراء أنها الطريقة المثلى والأكثر استخدامًا في دراسة المفاهيم النفسية (Myers, 2013) .

- **مؤشرات المطابقة:** يعطي البرنامج مؤشرات المطابقة الآتية: χ^2 ومؤشر NNFI ومؤشر CFI ومؤشرات RMSEA و RMR و SRMR وكذلك مؤشر Weighted Root Mean Square Residual (WRMR) هو مؤشر معدل لمؤشر RMR لـ Muthen (1998) ويمدنا بمؤشرات معايير المعلومات Information Criteria Indices مثل: (AIC) ومؤشر Bayesian information criterion (BIC) ومؤشر Sample – Size adjusted BIC (ABIC) ، وهذه المؤشرات تستخدم للمقارنة بين نماذج متعددة، فالقيمة الدنيا لها تشير إلى مطابقة أفضل ونموذج أكثر بساطة.

وبالنسبة لمؤشر WRMR إذا كانت قيمته أكبر من ١,٠٠ تدل على مطابقة جيدة للنموذج (YU, 2002)، وجدير بالذكر أن Muthen & Muthen (1998 - 2012) اعتمد على المؤشرات؛ لأنها لا تتأثر بحجم العينة، وعلى ذلك فإن برنامج Mplus لا يعطي مؤشرات المطابقة NFI و GFI و AGFI ومؤشري البساطة PNFI و PGFI.

٥ . ٤ تحليل مقياس توجهات أو دافعية الإنجاز في ضوء CFA

وفيما يلي مدخلات البرنامج MPLUS:

```
TITLE: this is an example of a CFA with
categorical factor indicators
DATA: FILE IS ex5.3.dat;
VARIABLE: NAMES ARE x1 - x12;
CATEGORICAL ARE x1 - x12;
analysis: estimator = wlsmv;
MODEL: f1  BY x1 x5 x9; f2 by x2 x6 x10; f3 by x3 x7 x11; f4
by x4 x8 x12;
OUTPUT: MODINDICES;
```

وفيما يلي مخرج البرنامج:

```
this is an example of a CFA with
Categorical factor indicators
SUMMARY OF ANALYSIS
Number of groups                                 1
Number of observations                           178(عدد المعالم)
Number of dependent variables                    12 (عدد المتغيرات التابعة)
Number of independent variables                  0
Number of continuous latent variables            4 (عدد العوامل)
Observed dependent variables
  Binary and ordered categorical (ordinal)
   X1      X2      X3      X4      X5      X6
   X7      X8      X9      X10     X11     X12
Continuous latent variables
   F1      F2      F3      F4
```

Estimator WLSMV
Maximum number of iterations 1000
Convergence criterion 0.500D-04
Maximum number of steepest descent iterations 20
Parameterization DELTA
Input data file(s)
ex5.3.dat
MODEL FIT INFORMATION
Number of Free Parameters 63
Chi-Square Test of Model Fit
Value 216.868*
Degrees of Freedom 48
P-Value 0.0000
RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)
Estimate 0.141
90 Percent C.I. 0.122 0.160
Probability RMSEA <= .05 0.000
CFI/TLI
CFI 0.864
TLI 0.813
Chi-Square Test of Model Fit for the Baseline Model
Value 1307.906
Degrees of Freedom 66
P-Value 0.0000
WRMR (Weighted Root Mean Square Residual)
Value 1.307

MODEL RESULTS

				Two-Tailed	
		Estimate	S.E.	Est./S.E.	P-Value
F1	BY				
	X1	1.000	0.000	999.000	999.000
	X5	1.581	0.242	6.532	0.000
	X9	1.653	0.260	6.357	0.000
F2	BY				
	X2	1.000	0.000	999.000	999.000
	X6	0.993	0.070	14.173	0.000
	X10	0.532	0.085	6.268	0.000
F3	BY				
	X3	1.000	0.000	999.000	999.000
	X7	0.909	0.085	10.667	0.000
	X11	0.602	0.079	7.660	0.000
F4	BY				
	X4	1.000	0.000	999.000	999.000
	X8	1.592	0.220	7.223	0.000
	X12	1.414	0.171	8.284	0.000
F2	WITH				
	F1	0.259	0.053	4.858	0.000
F3	WITH				
	F1	0.273	0.055	4.957	0.000
	F2	0.568	0.044	12.965	0.000
F4	WITH				
	F1	0.033	0.024	1.418	0.156

F2	0.056	0.040	1.412	0.158
F3	0.151	0.044	3.437	0.001

R-SQUARE

Observed Variable	Estimate	Residual Variance
X1	0.254	0.746
X2	0.621	0.379
X3	0.517	0.483
X4	0.315	0.685
X5	0.636	0.364
X6	0.612	0.388
X7	0.426	0.574
X8	0.797	0.203
X9	0.696	0.304
X10	0.175	0.825
X11	0.187	0.813
X12	0.629	0.371

MODEL MODIFICATION INDICES

Minimum M.I. value for printing the modification index 10.000

		M.I.	E.P.C.	Std E.P.C.	StdYX E.P.C.
BY Statements					
F1	BY X4	43.947	0.721	0.364	0.364
F1	BY X12	10.807	-0.423	-0.213	-0.213
F2	BY X3	13.152	1.487	1.171	1.171
F2	BY X4	45.535	0.437	0.344	0.344
F2	BY X11	25.221	-1.596	-1.258	-1.258

F3	BY X4	45.243	0.488	0.351	0.351
F3	BY X10	22.506	1.427	1.026	1.026
F4	BY X3	18.193	-0.653	-0.366	-0.366
F4	BY X10	37.420	0.616	0.345	0.345
F4	BY X11	25.414	0.599	0.336	0.336

فيما يلي تشبعات المفردات بالعوامل:

الجدول رقم (٧) تشبعات المفردات والعلاقات بين العوامل في تحليل CFA

R^2	تمكن ـ إحجام F_4	أداء ـ إحجام F_3	أداء ـ إقدام F_2	تمكن ـ إقدام F_1	المفردات
					تمكن ـ إقدام
0.25				1.00	X_1
0.63				1.58	X_5
0.70				1.65	X_9
					أداء ـ إقدام
0.62			1.00		X_2
0.61			0.99		X_6
0.18			0.53		X_{10}
					أداء ـ إحجام
0.51		1.00			X_3
0.43		0.91			X_7
0.19		0.60			X_{11}
					تمكن ـ إحجام
1.32	1.00				X_4
0.80	1.59				X_8
0.63	1.4				X_{12}

العلاقات بين العوامل

	F_2	F_2	F_2	F_2	
F_1				1.00	
F_2			1.00	*0.26	
F_3		1.00	*0.57	*0.27	
F_4	1.00	*0.15	0.06	0.03	

يتضح من الجدول السابق أن كل التشبعات دالة إحصائيًّا عند ٠,٠٥، وأن الارتباطات بين العوامل راوحت من ٠,٠٣ بين أهداف تمكن ـ إقدام، وأداء ـ إحجام إلى ٠,٥٧ بين أهداف أداء ـ إقدام وأداء ـ إحجام، وأن ثبات بعض المفردات (R^2) كان منخفضًا، مثل: المفردات X4, X11, X10.

وكانت نتائج مؤشرات حسن المطابقة ($\chi^2 = (216.8 ، df = 48. p = 0.00$

CFI = 0.86, RMSEA = 0.14, (90% CI : 0.12 – 0.16), WRMR = 1.307, NNFI = 0.81 وهذا يدل على أن الإطار الرباعي لتوجهات الإنجاز غير مطابق مع البيانات؛ حيث زادت مؤشرات المطابقة عن الحدود المناسبة لها.

٥ . ٥ تحليل مقياس توجهات الإنجاز باستخدام ESEM

فيما يلي مدخلات البرنامج:

```
MPLUS VERSION 7
MUTHEN & MUTHEN
0910:26  2007/01/ AM
INPUT INSTRUCTIONS
  TITLE: this is an example of an exploratory
  factor analysis with categorical factor
  indicators using exploratory structural
  equation modeling (ESEM)
  DATA: FILE IS ex5.3.dat;
  VARIABLE: NAMES ARE x1 - x12;
  CATEGORICAL ARE x1 - x12;
  analysis: estimator = WLSMV;
  MODEL: f1 - f4 BY x1 - x12 (*1);
  OUTPUT: MODINDICES;
```

وفيما يلي مخرج البرنامج:

```
this is an example of an exploratory
factor analysis with categorical factor
indicators using exploratory structural
equation modeling (ESEM)
SUMMARY OF ANALYSIS
Number of groups                                 1
Number of observations                         178
Number of dependent variables                   12
Number of independent variables                  0
Number of continuous latent variables            4
Observed dependent variables
  Binary and ordered categorical (ordinal)
```

X1 X2 X3 X4 X5 X6
X7 X8 X9 X10 X11 X12
Continuous latent variables
EFA factors
*1: F1 F2 F3 F4

Estimator	WLSMV
Rotation	GEOMIN
Row standardization	CORRELATION
Type of rotation	OBLIQUE
Epsilon value	Varies
Maximum number of iterations	1000
Convergence criterion	0.500D-04
Maximum number of steepest descent iterations	20

Optimization Specifications for the Exploratory Factor Analysis
Rotation Algorithm

Number of random starts	30
Maximum number of iterations	10000
Derivative convergence criterion	0.100D-04
Parameterization	DELTA

Input data format FREE
THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY
MODEL FIT INFORMATION
Number of Free Parameters 87
Chi-Square Test of Model Fit

Value	52.790*
Degrees of Freedom	24
P-Value	0.0006

RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)

Estimate	0.082	
90 Percent C.I.	0.052	0.112
Probability RMSEA <= .05	0.041	

CFI/TLI

CFI	0.977
TLI	0.936

Chi-Square Test of Model Fit for the Baseline Model

Value	1307.906
Degrees of Freedom	66
P-Value	0.0000

WRMR (Weighted Root Mean Square Residual)

Value	0.460

MODEL RESULTS

			Two-Tailed	
	Estimate	S.E.	Est./S.E.	P-Value
F1 BY				
X1	0.523	0.148	3.529	0.000
X2	0.959	0.125	7.687	0.000
X3	0.415	0.111	3.739	0.000
X4	0.178	0.119	1.497	0.134
X5	-0.017	0.054	-0.323	0.747
X6	0.242	0.127	1.905	0.057
X7	0.056	0.099	0.563	0.574
X8	0.075	0.066	1.131	0.258
X9	0.006	0.062	0.096	0.924
X10	0.012	0.053	0.225	0.822
X11	-0.041	0.103	-0.398	0.691
X12	-0.079	0.095	-0.832	0.405
F2 BY				
X1	-0.047	0.073	-0.636	0.525
X2	0.048	0.051	0.943	0.346
X3	0.401	0.100	3.987	0.000
X4	0.147	0.128	1.149	0.251
X5	0.634	0.210	3.025	0.002

X6	0.643	0.118	5.442	0.000
X7	0.680	0.105	6.494	0.000
X8	-0.068	0.089	-0.761	0.447
X9	0.660	0.184	3.588	0.000
X10	0.425	0.161	2.648	0.008
X11	0.433	0.114	3.803	0.000
X12	0.016	0.036	0.452	0.651
F3 BY				
X1	0.005	0.051	0.108	0.914
X2	0.014	0.052	0.278	0.781
X3	-0.024	0.061	-0.393	0.694
X4	0.464	0.082	5.627	0.000
X5	0.020	0.051	0.404	0.686
X6	-0.192	0.102	-1.876	0.061
X7	0.033	0.075	0.444	0.657
X8	0.841	0.068	12.441	0.000
X9	-0.003	0.053	-0.053	0.958
X10	0.189	0.128	1.475	0.140
X11	0.293	0.107	2.737	0.006
X12	0.884	0.070	12.635	0.000
F4 BY				
X1	0.371	0.150	2.473	0.013
X2	-0.108	0.173	-0.622	0.534
X3	0.112	0.112	1.004	0.315
X4	0.109	0.113	0.959	0.337
X5	0.604	0.125	4.833	0.000
X6	-0.017	0.057	-0.300	0.764
X7	-0.120	0.104	-1.154	0.248
X8	0.029	0.050	0.578	0.563
X9	0.488	0.112	4.361	0.000
X10	-0.336	0.108	-3.100	0.002

	X11		-0.011	0.070	-0.158	0.874
	X12		-0.165	0.107	-1.533	0.125
F2	WITH					
	F1		0.548	0.080	6.865	0.000
F3	WITH					
	F1		-0.084	0.092	-0.910	0.363
	F2		0.242	0.106	2.277	0.023
F4	WITH					
	F1		0.046	0.205	0.224	0.823
	F2		-0.037	0.273	-0.134	0.893
	F3		-0.079	0.109	-0.718	0.473

R-SQUARE(مربع معامل الارتباط)

Observed		Residual
X1	0.405	0.595
X2	0.974	0.026
X3	0.527	0.473
X4	0.321	0.679
X5	0.731	0.269
X6	0.628	0.372
X7	0.540	0.460
X8	0.671	0.329
X9	0.654	0.346
X10	0.394	0.606
X11	0.320	0.680
X12	0.856	0.144

لاحـظ أن مفـردات المقيـاس الاثنتـي عـشرة كلهـا تشـبعت بالعوامل الأربعة.

الجدول رقم (٧)

تشبعات العوامل والعلاقات بين المفردات في تحليل ESEM

العوامل والمفردات	العامل الأول	العامل الثاني	العامل الثالث	العامل الرابع	R^2
تمكن ـ إقدام					
X_1	*0.52	-0.05	0.01	*0.37	0.41
X_5	-0.017	*0.63	-0.02	*0.60	0.73
X_9	0.006	*0.66	-0.0	*0.49	0.65
أداء ـ إقدام					
X_2	*0.95	0.04	0.01	-0.11	0.97
X_6	*0.24	*0.64	-0.19	-0.02	0.63
X_{10}	0.012	*0.42	0.18	*-0.34	0.40
أداء ـ إحجام					
X_3	*0.41	*0.40	-0.02	0.11	0.53
X_7	0.06	*0.68	-0.03	-0.12	0.54
X_{11}	0.04	*0.43	*0.89	-0.011	0.32
تمكن ـ إحجام					
X_4	0.17	0.15	*0.46	0.11	0.32
X_8	0.08	-0.06	*0.84	-0.03	0.67
X_{12}	-0.08	0.02	*0.88	-0.16	0.86

العلاقات بين العوامل

	F_2	F_2	F_2	F_2	
F_1				1.00	
F_2			1.00	0.55	
F_3		1.00	0.242	-0.08	
F_4	1.00	-0.08	-0.04	0.05	

في المقابل لنتائج CFA نلاحظ وجود تشبعات لكل مفردة بالعوامل الأربعة، بالتالي تم التخلص من القيود على المفردات، واتضح أن البناء العاملي باستخدام ESEM مختلف عن البناء العاملي باستخدام CFA؛ حيث توجد تشبعات ثانوية للمفردات على العوامل غير المحددة لها في البناء المفترض، ووجود التشبعات الثانوية أحدث تحسنًا واضحًا في مطابقة النموذج؛ حيث χ^2 = (52.8, df = 24. p = 0.00), CFI = 0.97, RMSEA = 0.082 (90% CI : 0.05, 0.11), WRMR= 0.46, NNFI= 0.94 وهذا يدل على مطابقة جيدة في ضوء مؤشرات CFI، NNF ، WRMR ومناسبة في ضوء مؤشر .RMSEA

والمتأمل في نتائج التحليل العاملي التوكيدي ونمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية يلاحظ أن تشبعات المفردات في CFA أكبر من نظيرتها ESEM؛ حيث زادت ثمانية تشبعات عن الواحد الصحيح، وراوحت في المدى بين ٠,٥٣ و١,٥٩، بينما راوحت تشبعات نموذج ESEM في المدى بين ٠,٠٠ و٠,٩٥، وأن معاملات الارتباطات بين عوامل CFA أكبر من نظيرتها لعوامل ESEM، وبلغ متوسط معاملات الارتباط في CFA 0.22 في حين متوسطها في ESEM 0.17، كما أن ثبات المفردات (R^2) في حالة CFA أقل بكثير من ثباتها في حالة ESEM.

وعـلى ذلـك، فـإن تحليـل أهـداف الإنجـاز أو دافعيتـه في ضـوء CFA أحـدث تضخـمًا للتشـبعات (تحيـزًا موجبًـا) وتضخـمًا لمعامـلات الارتباط (صدقًـا تمييزيًّـا منخفضًـا) وكذلـك تحيـزًا موجبًا أو تحيـزًا سـالبًا لمؤشرات حسـن المطابقـة (سـوء مطابقـة)، وهـذه المحـددات تلاشـت باسـتخدام إسـتراتيجية ESEM وهـذا يتفـق مـع (Asparouhov & Muthen, 2009; Marsh et al., 2009, 2011; Myers, 2013)، وعـلى ذلـك، فإن بنية أهداف الإنجـاز ليسـت بهـذا التحديد الصـارم للمفردات عـلى الأبعـاد، بل يوجد تداخـل بين مفـردات بعـض الأبعاد وأبعـاد أخـرى (التشـبعات الثانوية)، ويبـدو هـذا أكثر مناسـبة وواقعية للمفاهيم النفسـية متعـددة الأبعاد، وهذا يشـير إلى أن البنـاء العامـلي البسـيط في ضـوء CFA غير واقعي لدراسـة بنية أهـداف الإنجـاز؛ حيث تثبـت التشـبعات الثانويـة عند الصفـر وهي ذات طبيعـة عامليـة معقدة.

وكـما هـو واضح تفـوق مطابقـة نمـوذج ESEM عـلى مطابقـة CFA، وأرجـع الخـبراء هـذا إلى عـدم وجـود القيـود المفروضة عـلى البنـاء العاملي عنـد تحليلـه باسـتخدام ESEM مقارنة بالقيـود في حالـة CFA؛ بمعنى آخر وجـود التشـبعات الثانويـة حـرة في التحليـل أحدث هـذا التفوق.

وكذلـك الصـدق التمييـزي لأهـداف الإنجـاز في حالـة CFI ضعيف مقارنـة بنمـوذج ESEM، وهـذا يعـود أيضًـا إلى أن المفـردات حرة التشـبع عـلى العوامـل وهـو مـا يـؤدي إلى انخفـاض معامـلات الارتبـاط بـين العوامـل، ويجعـل البنـاء بأبعـاده أكثـر تمايـزًا (عامـر، ٢٠١٤م).

والقضيـة في إسـتراتيجية نمذجـة المعادلـة البنائيـة الاستكشـافية هـي عمليـة التدويـر المسـتخدمة، فبرنامـج Mplus يتضمـن طريقـة Geomin

وهـي إحـدى طرائـق التدويـر المائـل، التـي تحـاول أن تضـع في حسـبانها تقليـل تعقيـد المتغـيرات؛ بمعنـى الحصـول عـلى تشـبع ثانـوي عـلى الأقل لـكل متغـير (Sass & Schmitt, 2010)، ولكـن إذا اسـتخدمت طرائـق التدويـر المتعامـدة، يمكـن أن تعطـي حلـولاً عامليـة مختلفـة بمـؤشرات المطابقـة نفسـها، وهـذا يعـود بنـا إلى قضيـة اختيار طرائـق التدويـر ومدى جدواهـا، وهـذه إشـكالية في التحليل العاملي الاستكشـافي، ولكـن طرائق التدويـر لا تـؤدي دورًا جوهريًّـا في حـدوث اختلاف البنيـة العاملية، وهذا مـا توصـل إليـه Sass & Schmitt (2010)، ويبقـى اختيـار طريقـة التدوير المثـلى في تحليـل نمـوذج ESEM سـؤالاً مفتوحًا يحتـاج إلى دراسـة وبحث، ولكـن Myers (2013) يـرى أنـه إذا كان البنـاء محـددًا تحديـدًا جيـدًا، فـإن النتائـج لا تختلـف باختـلاف طرائـق التدويـر.

وهـذا التفـوق لنمـوذج ESEM على نمـوذج CFA، لا يعنـي أننا يجب أن نسـتبدل إسـتراتيجية نمذجة المعادلة البنائية الاستكشـافية بإسـتراتيجية التحليـل العامـلي التوكيـدي، فكلاهمـا ضروري في تقويـم صـدق المفاهيم النفسـية، ولكـن الحلـول العامليـة لــ ESEM أفضـل مـن الحلـول الناتجـة عـن CFA، ولكـن إذا كانـت البنيـة الداخليـة للمفاهيم النفسـية غير محددة تحديـدًا جيـدًا يفضـل اسـتخدام ESEM، وإذا كانت محددة تحديـدًا واضحًا في نظريـة محـددة سـلفًا يفضـل اسـتخدام CFA، وكذلـك عندمـا تكـون الحلـول العامليـة للإسـتراتيجيتين متشـابهة يفضل اسـتخدام CFA (عامر، 2014b).

وبنظـرة أكثر تعمقًـا، فإنه يمكن اسـتخدام إسـتراتيجية CFA بوصفها إجـراء استكشـافيًّا، وذلـك بإجـراء التعديـلات التـي تعطيهـا كل برامـج المعادلـة البنائيـة، مثـل: AMOS, EQS, LISREL, MPLUS وهـذه

التعديلات تجعل وجود تشبعات ثانوية حرة على العوامل غير المحددة لها، وهذا يقترب من إستراتيجية ESEM، والسؤال المطروح للدراسة هو ما فاعلية إضافة التعديلات في نموذج CFA مقارنة بنموذج ESEM هل تعطيان التشبعات الثانوية نفسها وما منطقيتها وتفسيرها النظري في بنية المفهوم؛ بمعنى أيهما أكثر قابلية للمعنى والتفسير، وأيضًا أي من النموذجين أكثر مطابقة مع البيانات؟

هناك إجابة مرحلية متوقعة هي أنه يتم إعطاء نفس البناء بالعوامل، ولكن ستختلف التشبعات الثانوية في حجمها وطبيعتها، وكذلك ستختلف المطابقة، ولكن ما الأقرب للتفسير المنطقي في ضوء طبيعة البناء هل نموذج CFA المعدل أم نموذج ESEM؟

هذا السؤل متروك للبحث والدراسة.

وأخيرًا قدم معد هذا الكتاب إستراتيجية منهجية جديدة في مجال التحقق من مصداقية الأبنية النفسية وهي «النمذجة البنائية الاستكشافية» التي تسعى إلى إيجاد توافق بين التحليل العاملي الاستكشافي والتحليل العاملي التوكيدي.

الفصل السادس

التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات (MCFA)

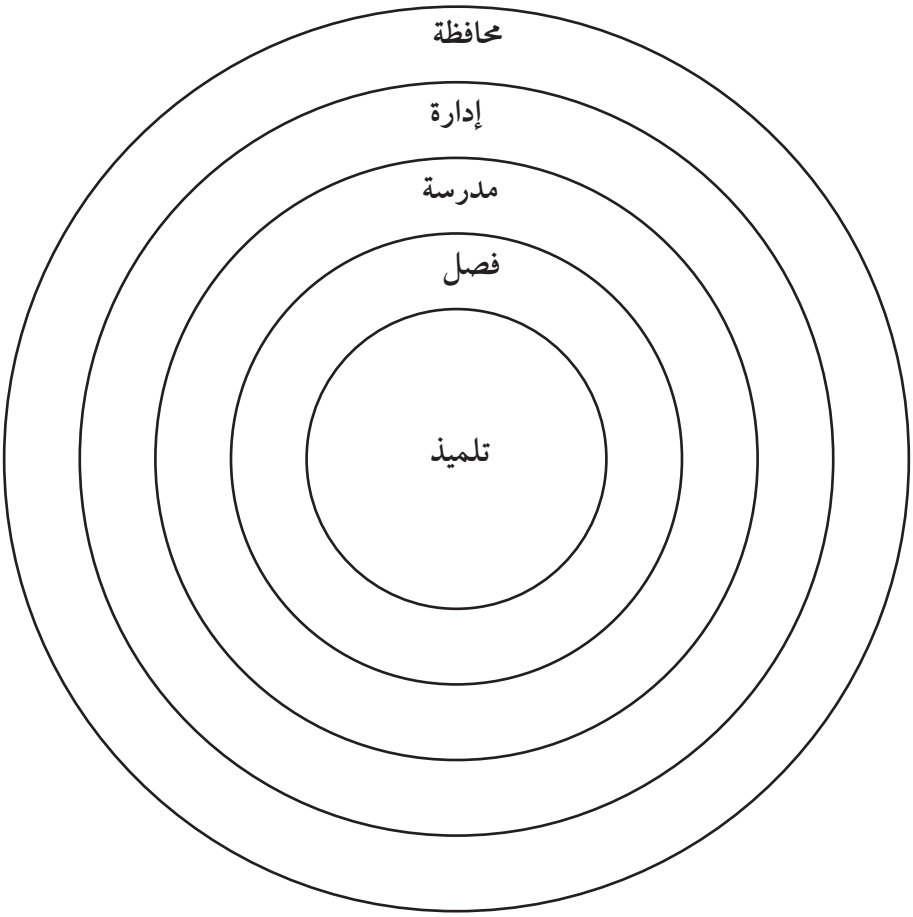
٦ . التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات

Multilevel Confirmatory Factor Analysis (MCFA)

٦ . ١ تمهيـــــــد

يتناول هذا الفصل أحد تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية المتقدمة، الذي يتناسب مع طبيعة البيانات المتولدة من تصميمات المعاينة الطبقية والبيانات متعددة المستويات وهو التحليل التوكيدي متعدد المستويات. كما يبيِّن الفصل مفهوم البيانات متعددة المستويات ومفهوم إستراتيجية التحليل العاملي متعدد المستويات ومدخل Muthen لإجراء هذه الإستراتيجية، وخطوات تنفيذ هذا الأسلوب لمقياس تقدير الذات لـ Rosenberg (1965) في برنامج .MPLUS

ينظر إلى السلوكيات الإنسانية في إطار رؤية متعددة الأبعاد والمستويات، فالسلوك الإنساني يتأثر بالعوامل المختلفة في الواقع الذي يتضمنه. ويُنظر دائمًا إلى متغيرات السلوك الإنساني في التحليلات الإحصائية في ضوء استجابات (درجات) الأفراد دون النظر إلى طبيعة بنية المجتمع الذي ينتمي إليه الأفراد. ففي التراث النفسي التربوي عند دراسة ظاهرة ما يتم انتقاء أفراد العينة من مدارس، ومن المدارس يتم انتقاء فصول، ومن الفصول يتم انتقاء التلاميذ، ويطلق على هذه النوعية من البيانات، البيانات ذات البنية الهرمية Hierarchical Structure Data، والهرمية تعني أن الوحدات في المستوى الأدنى (التلاميذ) متولدة من وحدات المستوى الأعلى (المدارس)، وهي تنشأ أو تتولد من تصميمات المعاينة المعقدة، مثل: العينة الطبقية؛ حيث يتم انتقاء أفراد العينة من طبقات أو مجموعات فرعية مختلفة، مثل الدول، أو من مناطق مختلفة حسب نوعية المدارس أو الفصول وغيرها. ويمكن تمثيل ذلك من خلال الآتي:



مثال لبيانات ذات طبيعة هرمية

والأفـراد داخـل هـذه التجمعـات Clusters لهـم خصائص مشـتركة (عـادات ـ قيـم ـ تربية...إلـخ). وبطبيعـة الحـال يتأثـر الأفـراد داخـل هذه التجمعـات أو المجموعـات بخصائـص المجموعـة التـي ينتمـون إليهـا، وبالتـالي ففـي ظـل هذه الظـروف فإن مسـلمة المعاينـة العشـوائية أصبحت صعبـة المنال.(Rosenberg, 2009; Hox, 2010) ولهذه النوعية من البيانات تحليـلات إحصائية يطلـق عليها تحليلات متعـددة المسـتويات Multilevel

analyses . وهـذه التحليلات ازداد اسـتخدامها في البحـث التربوي لتعدد مصـادر التبايـن؛ فمنهـا مـا هـو مرتبـط بالتلميـذ أو بالفصل أو بالمدرسـة، واسـتخدامها يضيـف سـؤالًا جديـدًا غير مطـروح في أسـاليب التحليلات الإحصائيـة التقليديـة، وهـو مـا سـلوك المتغـيرات أو الأبنيـة على مسـتوى (الأفـراد) وكذلـك عـلى المسـتويات العليـا (المجموعـات) (Rosenberg, 2009; Kline, 2016). وعـلى ذلـك، فـإن البيانـات الهرميـة تفـسر في ضوء مسـتويين؛ همـا: بيانـات الأفـراد ويطلـق عليهـا داخـل المجموعـات أو التجمعات Within Group أو بيانات على المسـتوى الأول (Micro level) level one ، وبيانـات بين المجموعـات أو التجمعات Between Group أو بيانـات على المسـتوى الثـاني level Two (Macro level).

وتقليديًّـا، تُحلـل البيانـات الهرمية إما عن طريق اسـتخدام اسـتجابات الأفـراد غـير التجميعيـة (الخـام)Disaggregating (المسـتوى الأدنـى أو الأول) دون إعطـاء اهتـمام أو تجاهـل لطبيعـة البناء على المسـتوى الأعلى أو بالتعامـل مـع البيانـات التجميعية (مثلًا المتوسـطات) على المسـتوى الأعلى أو مسـتوى المجموعـات Aggregating Data. ويـرى WU(2009) أن كلاًّ مـن المدخلـين يعـاني من محـددات؛ فالمدخل غـير التجميعـي (درجات الأفـراد) تكـون فيـه درجـات الأفـراد غـير مسـتقلة، وهـذا يحطم مسـلمة المعاينـة العشـوائية والاسـتقلالية، وهذا متطلب ضروري لمعظم الأسـاليب الإحصائيـة التقليديـة، مثـل: تحليـل الانحـدار وتحليـل التبايـن وغيرهمـا، وهـذا بـدوره يـؤدي إلى اسـتنتاجات غـير صحيحة.

أمـا المدخـل التجميعـي (المجموعـات) فهـو يقلـل حجـم العينـة على أسـاس أنـه يتـم التعبير عن درجـة كل فرد بمتوسـط المجموعة التـي ينتمي إليهـا، وأيضًـا يقلـل من تباينـات درجات الأفـراد على مسـتوى المجموعة؛

حيث يعبر عن درجة الفرد بمتوسط المستويات (المجموعات) العليا (Kaplan & Elliot, 1997).

وأكد Marsh (1983) أن استخدام متوسطات استجابات المجموعات هي أكثر مناسبة في التحليلات الإحصائية للمفاهيم الإنسانية، وأن أي نتائج قائمة على استجابات الأفراد بوصفها وحدة تحليل يجب أيضًا تناولها على مستوى المجموعات أو الفئات.

وتُحلل بنية المفاهيم النفسية ذات البيانات الهرمية باستخدام تحليل عاملي توكيدي تقليدي الذي يهدف إلى تأكيد طبيعة بناء محدد بمفرداته وعوامله، وهذا يؤدي إلى تقديرات غير دقيقة لمعالم النموذج، فيعطي تضخمًا لتشبعات العوامل ويقلص الأخطاء المعيارية وأحيانًا يرفض مطابقة النموذج للبيانات، بالتالي يتضخم الخطأ من النوع الأول (Heck, 2001; Moerbeek, 2004) ، وهذا بدوره يؤدي إلى استنتاجات خطأ عن البنية العاملية للمفاهيم النفسية.

وتحدث إشكالات للبنية أو التحليل العاملي نتيجة التعامل مع البيانات الهرمية بالمعالجة التقليدية؛ أي تحليل أحادي على مستوى الأفراد من دون الأخذ في الحسبان البنية الهرمية للبيانات، وهي تحيز معالم التقدير والأخطاء المعيارية، هذا بدوره يؤثر في قوة اختبارات الدلالة الإحصائية، وأيضًا يقود إلى قرارات غير صحيحة عن البنية العاملية للظاهرة. وأوضحت Julian (2001) أن تقديرات المعالم لنموذج التحليل العاملي التوكيدي التقليدي لبيانات هرمية متضمنة تشبعات العوامل وتباينات البواقي وتباينات العوامل وتغايرات العوامل يحدث لها تضخم إيجابي، وأيضًا يحدث تضخم سلبي للأخطاء المعيارية، وكذلك تزيد قيمة إحصاء مطابقة النموذج χ^2، وهذا يقود إلى تضخم الخطأ من

النـوع الأول؛ بمعنـى رفض النموذج الحقيقي، ويؤكـد Stapleton (2006) أن تضخـم الخطـأ من النـوع الأول هو مـؤشر إلى تجاهل الطبيعـة الهرمية في البيانـات غـير التجميعيـة (الخام).

وأسـباب حـدوث ذلـك أن قياسـات الأفـراد المنظمـين في مجموعات نتيجـة تصميـم المعاينـة الطبقيـة تكـون غـير مسـتقلة، وهـذا يتجاهـل مسـلمة إحصائيـة ضروريـة للتحليـل العامـلي، وهـو وجود اسـتقلالية بين ملاحظـات أو قياسـات الأفـراد، وعلى ذلك ظهـرت الحاجة إلى اسـتخدام التحليـل العامـلي التوكيدي متعدد المسـتويات Multilevel Confirmatory Factor Analysis (MCFA)؛ للتأكـد مـن الأبنيـة العامليـة للمفاهيـم النفسـية في ضوء المعاينـات المعقدة الطبقيـة في العلوم النفسـية، التي تتكون مـن طبقـات مختلفـة غير متجانسـة.

٦ . ٢ إستراتيجية التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات

وعـلى الرغـم مـن الطبيعـة الهرميـة للبيانـات في العلـوم الاجتماعيـة والسـلوكية، إلا أن الدراسـات لا تهتـم بتوظيفها في دراسـة الأبنية النفسـية بالدرجـة الكافية، ولاقـت القضايا المتعلقة بالتحقق السـيكومتري للبيانات الهرميـة الانتبـاه منـذ أكثر مـن ٢٥ عامًا، ولكنهـا لا تزال نادرة الاسـتخدام للتحقق مـن مصداقيـة المقاييـس (Rosenberg, 2009).

والتحليـل العامـلي التوكيـدي متعـدد المسـتويات هو حالـة خاصة من نمذجـة المعادلـة البنائيـة متعـددة المسـتويات، ويهـدف إلى دراسـة الصـدق البنائـي للمفاهيـم عـلى مسـتويات متعددة مـن التحليـل سـواء كان داخل المجموعـات (المسـتوى الأول) أو بـين المجموعـات (المسـتوى الثـاني) (Muthen, 1991, 1994)؛ أي تحديد البنية العاملية للمفهوم على مسـتويات

متعـددة أو مختلفـة من التحليل، ويُعـرف بأنه تقدير للبنـاء العاملي للمقياس على مسـتوى كل مـن داخل الأفـراد وبين الأفـراد (المجموعـات) في تحليل تلازمـي وحيـد، وبالتالي فهـو نموذج عامـلي يصاغ في ضوء نمـوذج تحليل عامـلي توكيـدي ذي المسـتوى الوحيـد (التقليـدي) عـلى مسـتوى كل مـن داخـل المجموعات وبـين المجموعـات (Muthen, 1994) .

ففـي نمذجـة البيانـات الهرميـة لتقديـر الـذات (تلاميـذ في مجموعات مختلفـة) يبـدأ الباحـث في تحديـد نمـوذج التحليـل العاملي التوكيـدي لكل التلاميـذ معًـا (نمـوذج المسـتوى الأول)؛ وذلـك لتحديد مدى تفسـير هذا النمـوذج للبيانـات أو الاختلافـات داخل الأفـراد أو التلاميـذ في الفصل، ثـم ينتقـل إلى تحديد طبيعة نمـوذج التحليل العاملي التوكيـدي بين الفصول أو بـين المجموعات لتفسـير التباينات بـين الفصول، والنمـوذج الثاني يظهر مـدى وجـود تجانس مـن عدمـه للطلاب بـين الفصول.

والواضـح في الـتراث النفسي الفشـل في إظهار مدى تجانـس البناء عبر المجموعـات (نمـوذج المسـتوى الثـاني)، وهذا يـؤدي إلى اسـتنتاجات غير مناسـبة عـن معالم النمـوذج (عـدد العوامل ـ التشـبعات). وفي الدراسـات النفسـية ثـم دراسـة نمـوذج المسـتوى الأول فقـط مـع عـدم تناول دراسـة نمـوذج المسـتوى الثاني(الطبيعـة الهرمية).

وعليه، فإن دراسـة البنيـة العاملية لبنـاء البيانـات ذات الطبيعة الهرمية في تحليـل متعدد المسـتويات يكون عـلى النحو الآتي:

أ ـ تحليل البيانات على مستوى الأفراد (داخل المجموعات).

ب ـ تحليل البيانات على مستوى المجموعات (بين المجموعات).

جـ ـ تحليل متلازم لتقدير التفاعل بين المستويين داخل وبين المجموعات معًا.

وعـلى ذلـك، فـإن MCFA هو إسـتراتيجية لاختبـار البنيـة العاملية أو الصـدق العامـلي للاسـتجابات عـلى أدوات قيـاس طبقـت عـلى أفـراد من مجموعـات مختلفـة. وأسـلوب CFA التقليـدي أو ذي المسـتوى الوحيـد يتعامـل مـع مصفوفة التغايـر الكليـة للعينة الطبقيـة، ولا يأخذ في حسـبانه المسـتويات المتعـددة للبيانـات (الهرميـة) متجاهـلًا حقيقـة هي تنـوع البناء العامـلي والخصائـص السـيكومترية عـبر المسـتويات المختلفـة، بالتـالي فإن اسـتخدام MCFA يعطـي رؤيـة جديـدة لديناميـة المقاييس النفسـية ومدى تنـوع بنيتها على مسـتويات مختلفـة أو متعددة، ويجيب على تسـاؤلات منها: هـل البنـاء العاملي بعوامله وتشـبعات مفرداته على مسـتوى الأفراد مشـابهًا للبنـاء العامـلي عـلى مسـتوى المجموعات؟، ومـا الخصائص السـيكومترية لمفـردات المقياس على مسـتوى الأفـراد، وأيضًا على مسـتوى المجموعات؟

وفي ضـوء المدخـل متعـدد المسـتويات، فـإن المجتمـع مقسـم إلى مجموعـات (j) والمجموعـات تتضمـن أفـرادًا (i)، وعـبر Cronback & Webb (1979) عـن درجـة كل فـرد في المجموعـة (Yij) بمكونـين؛ أحدهما بـين المجموعـات عـلى النحـو الآتي:

$$Y_B = \overline{Y}_j$$

حيث Yj متوسط درجات المجموعة.

ومكـون داخـل المجموعات(مـدى انحراف درجة الفرد عن متوسـط المجموعة) عـلى النحو الآتي:

$$Y_W = ij - \overline{Y}_j$$

والدرجة الكلية المشاهدة أو الملاحظة للفرد يعبر عنها على النحو الآتي:

$$Y_T = Y_B - Y_W$$

ومصفوفة التغاير الكلية تتضمن مصفوفة التغاير بين المجموعات ومصفوفة التغاير داخل المجموعات في المجتمع كالآتي:

$$\sum S_T = \sum_B + \sum_W$$

وفي ضوء هذا المنطق يمكن التعبير عن مصفوفات التغاير في العينة من خلال الصيغة الآتية:

$$S_T = S_B + S_W$$

وعلى ذلك، فإنه في ضوء MCFA يتم التعبير عن مصفوفة التغاير الكلي في ضوء:

أ ـ مصفوفة التغاير داخل الأفراد أو المجموعات.

ب ـ مصفوفة التغاير بين المجموعات.

وتتم النمذجة للمصفوفات في تحليل واحد عكس CFA التقليدي؛ حيث تتم النمذجة لمصفوفة التغاير الكلية (S_T)فقط.

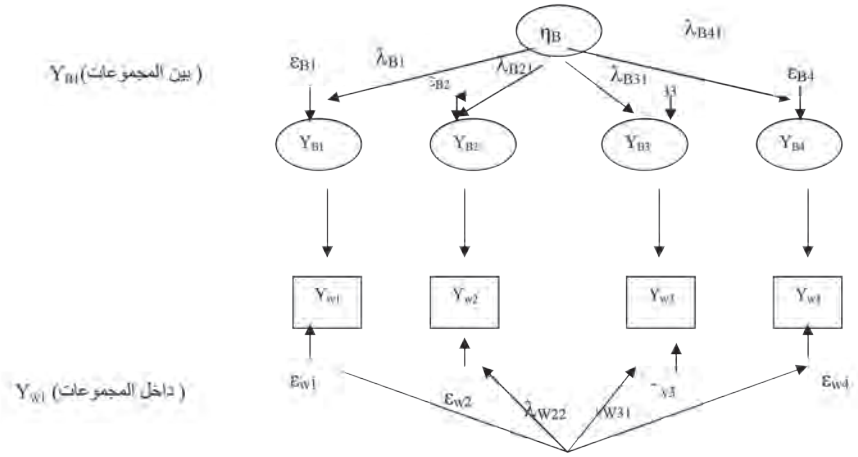
٦ . ٣ إجراءات تنفيذ إستراتيجية MCFA

يوجد العديد من المداخل لتنفيذ MCFA من أهمها وأكثرها استخدامًا:

٦ . ٣ . ١ مدخل Muthen لتنفيذ التحليل العاملى التوكيدى متعدد المستويات (MCFA)

الإجراء النموذجي الكلاسيكي، الذي يتبعه الباحثون لتقدير البنية العاملية لبيانات الأفراد في المجموعات، إجراء التحليل العاملي لمصفوفة التغاير الكلية المشتقة من البيانات؛ حيث يتم تجاهل الطبيعة الهرمية للبيانات أو تقدير متوسط استجابات المفردات على مستوى المجموعة وإجراء التحليل العاملي لمصفوفة تغاير العينة بين المجموعات (Dyer, Hanges, &Hall, 2005)، وكلا المدخلين يؤدي إلى استنتاجات خطأ عن البنية العاملية؛ فالإجراء الأول يتم التعامل مع التباينات داخل الأفراد غير متضمنة التباينات بين المجموعات، وهذا بدوره يؤدي إلى حدوث تحيز لمعالم البنية العاملية وتحيز سلبي للأخطاء المعيارية، بينما التعامل مع المدخل الثاني وهو التعامل مع متوسطات المجموعات (بوصفها وحدة التحليل) يؤدي إلى انخفاض القوة الإحصائية نتيجة لغياب التباينات بين الأفراد (Kaplan & Elliot, 1997)، كما أن مصفوفة التغاير من العينة ليست وظيفة فقط لمصفوفة التغاير بين المجموعات على مستوى المجتمع، إنما هي وظيفة أيضًا لحجم العينة داخل المجموعة كلها؛ أي مصفوفة التغاير داخل المجموعات Σw (Muthen, 1994) وعلى ذلك، قدم Muthen إستراتيجية لتنفيذ MCFA من خلال البرنامج الإحصائي MPLUS لـ Muthen & Muthen (1998) ، وقبل توضيح

هـذه الإسـتراتيجية لابـد من عرض شـكل المسـار لــ MCFA الـذي قدمه (Muthen, 1994, Dyer etal., 2005):



شكل يوضح المسار لنموذج تحليل عامل توكيدي متعدد المستويات ذي عامل عام

يوضح الشـكل السـابق نمـوذج تحليل عامـلي توكيـدي ذي عامل عام متعـدد المسـتويات؛ حيـث تتشـبع أربعـة مـؤشرات مقاسـة ($y_{w1} - y_{w4}$)، وتوضـع هذه المؤشرات في مسـتطيلات وهـذه هي اسـتجابات الأفراد على مفـردات المقيـاس (أو الحزم أو المـؤشرات) الأربعة، والنصف الأسـفل هو نمـوذج تحليـل عامـلي توكيـدي تقليـدي للدرجات الخـام غـير التجميعية، ويطلـق عليه نمـوذج داخـل المجموعـات within، والعامـل الوحيد الذي يتشـبع عليـه المفـردات الأربعـة هو إيتـا (η_w) وتوجـد أربعة أخطـاء قياس إبسـيلون ($\varepsilon_{w1} - \varepsilon_{w4}$) مرتبطـة بـكل مـؤشر في هذا المسـتوى.

أمـا النصـف العلوي فيأخذ مسـمى (بـين) Between ، ويتضح وجود أربعـة مـؤشرات موضوعة في دوائـر ($y_{B1} - y_{B4}$)وهذه ليسـت بيانات خام

أو مقاسة، بل هي متوسطات المجموعات لكل مؤشر مقاس.

وتتشبع متوسطات المجموعات على متغير كامن تجميعي Aggregate Latent Variable (η_B) وهذه المؤشرات مرتبطة بأربعة أخطاء قياس إبسيلون($\varepsilon_{B1} - \varepsilon_{B4}$)، ثم النموذج الكامل Full Model الذي يربط بين المؤشرات التجميعية (بين المتوسطات) بنظيرتها غير التجميعية (الدرجات الخام).

وعلى ذلك، فإن المؤشرات الأصلية (داخل المجموعات) ($y_{w1} - y_{w4}$) هي وظيفة لكل من الأبنية الكامنة على مستوى داخل المجموعات (η_w) والأبنية الكامنة على مستوى بين المجموعات (η_B)، وأن MCFA تتكون من التحليل المتزامن لمصفوفات التغاير بين وداخل المجموعات معًا.

وليس شرطًا أن يكون البناء العاملي بين المجموعات هو نفسه داخل المجموعات، فيمكن اختبار بناء عاملي على مستوى بين المجموعات (المستوى التجميعي أو المتوسطات) غير البناء العاملي على مستوى داخل المجموعات (المستوى غير التجميعي أو الدرجات الخام)، وأن اختبار نماذج CFA على مستوى المجموعات وعلى مستوى الأفراد وكلاهما معًا يعطي معالم تقدير (تشبعات عوامل ـ تباينات عوامل ـ تباين أخطاء) ومؤشرات المطابقة عند كل مستوى من مستويات التحليل (داخل وبين ومعًا).

٦ . ٤ تنفيذ نموذج MCFA

ولتنفيذ نموذج MCFA اقترح Muthen (1994) خمسة خطوات واستخدمها (Dyer etal., 2005; WU, 2009) على النحو الآتي:

الخطوة الأولى: إجراء التحليل العاملي التوكيدي التقليدي لمصفوفة التغاير الكلية للعينة (St)

هذه الخطوة مفيدة للتأكد أو لتحديد طبيعة البناء العاملي للبناء، خاصة في حالات وجود عدة نماذج مختلفة أو بديلة للظاهرة، وذلك حتى يمكن الاعتماد عليها في التحليلات العاملية لمصفوفات التغاير بين وداخل المجموعات، وليس بالضرورة استخدام التحليل العاملي التوكيدي، فيمكن استخدام التحليل العاملي الاستكشافي لتحديد البناء العاملي الأكثر مناسبة أو استخدام نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية، وكما سبق، فإن تقديرات معالم البناء العاملي في هذه الخطوة تكون متحيزة؛ لأنه لم يأخذ في حسبانه الطبيعة الهرمية للبيانات، التي تعاني من الاعتمادية بين استجابات الأفراد في المجموعات، وهذه الخطوة تعطي دلائل عن المتغيرات المقاسة، التي تستخدم كمؤشرات للعوامل، وكذلك تحديد سوء تخصيص النموذج، ويمكن إجراء تعديلات بحذف المفردات الضعيفة أو إضافة ارتباطات بين أخطاء القياس؛ لتحسين مطابقة النموذج، وفي هذا النموذج تكون معادلة نموذج القياس (التحليل التوكيدي) اللامعيارية على النحو الآتي:

$$Y_{ij} = \alpha + \Lambda \eta_{ij} + \varepsilon ij$$

وحيث α ثابت القياس (المتوسط)، Λ لامدا تشبع العامل، إيتا η_i

المتغير الكامن لعدد من الأفراد، εij تباين البواقي خطأ القياس؛ حيث αثابت عبر الأفراد.

بينما معادلة نموذج القياس المعيارية هي:

$$Y_{ij} = \lambda\eta_{ij} + \varepsilon ij$$

وتستخدم طريقة ML لتقدير معالم النموذج، وتفترض وجود استقلالية عبر قياسات الأفراد، ولكن لو أن القياسات مرتبطة وهذا الارتباط لم يتم نمذجته في النموذج، فإن الوظيفية التطابقية لـ ML تتضخم، وهذا يؤدي إلى تحيز في مؤشرات المطابقة والأخطاء المعيارية.

الخطوة الثانية: تقدير الاختلافات في استجابات المفردات بين المجموعات

الخطوة التالية يتم فيها تقدير وجود تباينات بين درجات المتغيرات المقاسة أو المؤشرات للأفراد عبر المجموعات المختلفة، ويقدر من خلال مؤشر Interclass correlation (ICC) وهو مقياس لدرجة التجانس للقياسات؛ لتحديد درجة الاختلاف للمفردات المحللة عبر المجموعات، وهو مؤشر لإعطاء دلالة على ما إذا كان إجراء التحليل العاملي متعدد المستويات مناسبًا لهذه البيانات أم لا؟ وإذا كانت استجابات الأفراد متشابهة عبر المجموعات، فلا داعي لإجراء MCFA، وتتراوح قيمته بين الصفر والواحد الصحيح، فالقيمة الكبيرة لمؤشر ICC تشير إلى وجود اختلافات كبيرة للاستجابات عبر المجموعات، وهذا بدوره يؤدي إلى وجود تحيز للتحليلات إذا لم تؤخذ الطبيعة الهرمية للبيانات في الحسبان.

وأكد العديد من الباحثين أنه إذا كانت قيمة ICC أقل من ٠,٠٥، فلا داعي لتقييم بنية المفهوم باستخدام MCFA، وذلك لعدم وجود تباين أو اختلافات القياسات عبر المجموعات، ولكن يجب أن تكون

قيمتـه أكـبر مـن ٠,٠٥ (Muthen, 1991, 1994 ; Snijders & Bosker, 1999)، وتقـدر قيمـة ICC لـكل متغـير مقـاس في النموذج.

الخطوة الثالثة: إجراء التحليل العاملي التوكيدي لمصفوفة التغاير المشتركة داخل المجموعات للعينة (Spw)

مصفوفـة Spw هـي تقديـر غـير متحيـز لمصفوفـة التغايـر داخـل المجموعـات في المجتمـع، وقيمتهـا تعكـس البنيـة العامليـة عـلى مسـتوى داخـل المجموعـات. فبعـد الحصول عـلى البنيـة العاملية في الخطـوة الأولى وكانـت مرضيـة، ثـم تبـين وجـود اختلافـات بـين المتغـيرات المقاسـة بين المجموعـات(ICC> 0.05) تبـدأ خطـوة التحقـق من النمـوذج العاملي على مسـتوى داخـل المجموعـات، وعـلى مسـتوى بـين المجموعـات (لاحـظ في الخطـوة الأولى مصفوفـة St). وتقديـر مصفوفـة Spw ليـس مثـل تقدير مصفوفـة St؛ لأنهـا تحذف الفـروق بين المجموعـات من خلال اسـتبعاد أو طرح متوسـطات المجموعات مـن الدرجات المفـردة Individual Scores، وعـلى ذلـك، فـإن نتائـج التحليـل العامـلي يعكـس البنيـة العامليـة داخـل المجموعـات (الأفـراد).

($S_w = S_t - S_B$)، وعندمـا يُظهـر هـذا البنـاء مطابقـة جيـدة عـن البنـاء العامـلي لمصفوفـة التغايـر الكليـة (St)، فـإن هـذا يعنـي أن البنـاء العامـلي داخـل المجموعـات مختلـف عـن البنـاء العامـلي بـين المجموعـات، وهـذا مدعـاة إلى اسـتكمال إجـراءات تحليـل MCFA، وإذا كان التبايـن في البنـاء العامـلي يرجـع في معظمه إلى مسـتوى بين المجموعـات، فإن البنـاء العاملي عـلى مسـتوى داخـل المجموعـات، يظهـر مطابقـة سـيئة مقارنـة بمطابقـة البنـاء العامـلي لمصفوفـة التغايـر الكليـة S_t، وإذا كان تباين البنـاء في معظمه

يرجع إلى مستوى داخل المجموعات، فإن البناء المتعدد باستخدام Spw يظهر تحسنًا في المطابقة أفضل من البناء في ضوء S_t.

وتكون معادلة النموذج المقاس على مستوى داخل المجموعات (Micro) على النحو الآتي:

$$y_1 = \Lambda\eta_{wij} + \varepsilon_{Wij}$$

الخطوة الرابعة : إجراء التحليل العاملي لمصفوفة التغاير بين المجموعات في العينة (S_B). البناء العاملي المشتق من مصفوفة التغاير Spw لا يفترض أن يكون كله بعوامله وتشبعاته من مصفوفة التغاير S_B، وفي هذه الخطوة يتم إجراء CFA لمصفوفة التغاير بين المجموعات وهو مصفوفة تغاير لمتوسطات درجات المجموعات للمتغيرات المقاسة مقسومًا على (G-1)؛ حيث G عدد المجموعات، وهي ليست وظيفة لمصفوفة التغاير بين المجموعات في المجتمع، بل تعكس أيضًا أحجام العينات داخل كل مجموعة.

وفي حالة عدم تدعيم البناء العاملي بين المجموعات ينصح باستخدام التحليل العاملي الاستكشافي لمتوسطات الدرجات للمجموعات لإيجاد البنية العاملية البديلة الاستكشافية. وتكون معادلة نموذج القياس على مستوى بين المجموعات (Macro) على النحو الآتي:

$$Y_j = \Lambda_B \eta_{Bj} + \varepsilon_{Bj}$$

الخطوة الخامسة : إجراء التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات

بعد الانتهاء من الخطوات الأربع السابقة، فإنه يمكن إجراء التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات لاختبار النماذج العاملية

المشتقة من الخطوات السابقة في تحليل واحد، لاحظ أن البناء العاملي المشتق من مصفوفة Spw ليس بالضرورة أن يكون هو البناء العاملي المشتق من مصفوفة SB. ويتم إجراء MCFA بمعظم برامج SEM، مثل: LISREL, EQS, MPLUS.

وتصبح معادلة نموذج التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات على النحو الآتي:

$$y_{ij} = \underbrace{\lambda_B \eta_{Bj} + \varepsilon_{Bj}}_{\text{التباين بين التجمعات}} + \underbrace{\lambda_w \eta_{wij} + \varepsilon_{wij}}_{\text{تباين داخل التجمعات}}$$

(Macro) (Micro)

وهذا النموذج يتم تقديره باستخدام مدخل Muthen (1990, 1994).

٦ . ٥ تحليل مقياس تقدير الذات في ضوء MCFA

جرى توظيف أسلوب التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات باستخدام الإستراتيجية التي اقترحها Muthen (1994) للتحقق من البنية العاملية لمقياس تقدير الذات لـ Rosenberg (1965)، وهو مكون من عشر مفردات، صيغت ستة مفردات صياغة موجبة (١٠، ٨، ٧، ٤، ٣، ١) مثل: «أنا راضٍ عن نفسي بصفة عامة» و «أنا لدي اتجاه إيجابي نحو نفسي»، وصيغت أربع مفردات صياغة سلبية (٩، ٦، ٥، ٢) مثل: «أعتقد بأنني ليس لدي شيء أفتخر به» مع وجود تأثيرات الطريقة المرتبطة بالمفردات سالبة الصياغة، وهذا يعني وجود ارتباطات بين البواقي (أخطاء القياس) المرتبطة بالمفردات السالبة باستخدام التحليل العاملي التوكيدي التقليدي.

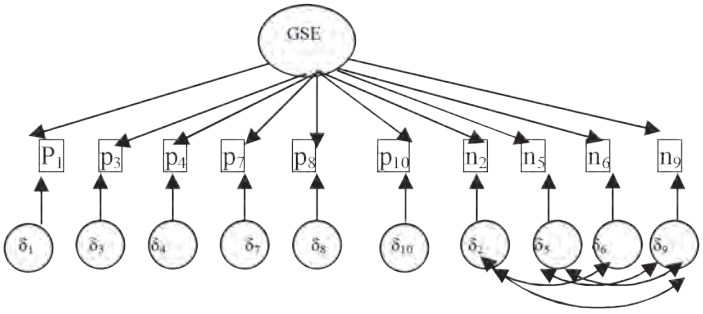
وتشـير تأثـيرات الطريقـة Method effects إلى أن التبايـن للخاصية أو المفهـوم المقـاس لا يرجـع إلى محتـوى المفردات فقـط، بل إلى طريقـة صياغة وعـرض المفـردات، ففـي حالة مقيـاس تقديـر الذات، فـإن التبايـن يرجع إلى المحتـوى، إضافـة إلى الصياغـة الموجبـة والصياغـة السـالبة للمفردات؛ بكلـمات أخرى فإنها تشـير إلى النزعة للاسـتجابة للمقاييس أو الاسـتبانات عـلى أسـس ومعايـير أخـرى غـير المحتـوى المتضمـن بهـا، وهذا يـؤدي إلى وجـود تبايـن منظـم ناتـج عـن طريقـة تقديـم المقاييـس، وبطبيعـة الحـال هـذا غـير مناسـب لدراسـة مفهـوم مـا (Podskoff, Mackenzie, lee, & Podsakoff, 2003)، وهـذا مـا أكـده Bagozzi (1993) مـن أن تأثـير الطريقـة هـو التبايـن المرتبـط بإجـراءات القيـاس وليـس بالمفهـوم موضع الدراسـة. وهـذه التأثـيرات يمكـن أن تقود إلى تحيـز في التفسـير عن طريق تقلـص أو تضخـم التبايـن المرتبـط بالمفردات.

وراجـع Cote & Buckley (1987) أكثـر مـن ٧٠ دراسـة، ووجـد أن ربـع التبايـن لقياسـات الدراسـات تقريبًا يرجـع إلى مصادر منتظمـة لأخطاء القيـاس تسـمى تحيـزات الطريقـة العامـة Common Method Biases، وربما تـؤدي تأثـيرات الطريقة إلى تضخـم أو تقلص العلاقات بـين المتغيرات، وهذا يسـهم في حـدوث الخطـأ مـن النـوع الأول والثـاني، وهـذا بدوره لـه عواقب سـلبية؛ وهـو أن النـماذج المتضمنة تأثـيرات الطريقـة لا تتطابق مـع البيانات، ويقـود ذلـك إلى اسـتنتاجات خطـأ وهـو أن البنيـة الداخليـة للبنـاء ضعيفـة المطابقـة ومنخفضـة الصـدق التمييـزي(Brown, 2006; Bagozzi 1993) .

وأكـد الـتراث البحثي المرتبـط بالتحقق مـن البنية العامليـة أن نموذج العامـل العـام مـع وجـود ارتباطـات بـين بواقـي المفـردات السـالبة أثبـت

حسـن مطابقـة مـع البيانـات (Corwyn, 2000; Distefano & Molt, 2009; Marsh, 1996; Tomas & Oliver, 1999).

وأجـرى عامـر (٢٠١٦) مقارنـة بـين نـماذج عامليـة متنافسـة لمقياس تقديـر الـذات، وأثبـت نمـوذج العامـل العـام مـع وجـود ارتباطـات بـين بواقـي المفردات سـالبة حسـن مطابقـة مناسـبة؛ حيـث.,RMSEA = 0.06 CFI = 0.92 كالآتي:



نمذجة تأثيرات الطريقة لمقياس تقدير الذات

في الشـكل السـابق يوجـد عامـل عـام للمفـردات العـشر، إضافـة إلى ارتباطـات بـين أخطـاء القيـاس الواقعـة عـلى المفـردات سـلبية الصياغة.

ولتطبيـق إسـتراتيجية التحليـل العامـلي التوكيـدي متعدد المسـتويات لدراسـة الصـدق البنائـي لمقيـاس تقدير الـذات المطبق على فصول دراسـية مختلفـة الأحجـام في المرحلـة الثانويـة، التـي تتضمـن أعداد طـلاب مختلفة ويبلـغ عـدد فصـول (المسـتويات) ١٦ فصـلاً دراسـيًّا، وأحجـام الطلاب مختلفـة في الفصـل، وتكونـت العينـة مـن ٥١٢ طالبًـا مـن طـلاب المرحلة الثانويـة، وتوزعـت حسـب الفصـل الـدراسي إلى ١٦ مسـتوى عـلى النحو الآتي:

الجدول رقم (٩) توزيع العينة حسب الفصل الدراسي.

الفصل الدراسي	العينة	النسبة
١	١٥	٢,٩
٢	١٤	٢,٧
٣	٨	١,٦
٤	٢٦	٥,١
٥	٤١	٥,٠
٦	١٧	٣,٣
٧	١٥	٢,٩
٨	١١٢	٢١,٩
٩	١٠٢	١٩,٩
١٠	١٨	٣,٥
١١	٧	١,٤
١٢	٥٥	١٠,٧
١٣	٣١	٦,١
١٤	١٣	٢,٥
١٥	٢٨	٥,٥
١٦	١٠	٢,٠
إجمالي	٥١٢	٪١٠٠

وعلى ذلك يوجد ستة عشر فصلاً أو مستوى، وهذا مثال على البيانات الهرمية.

واستخدم مقياس تقدير الذات لـ (1965) Rosenberg المكون من عشر مفردات؛ ست منها ذات صياغة موجبة، وأربع مفردات ذات صياغة سالبة، وجرى تصحيحه وفقًا لمقياس ليكرت الخماسي التدرج،

وتـم تقدير ثبـات المقيـاس باسـتخدام المعامل ألفـا كرونباخ وبلغـت قيمته ٠,٧١.

واسـتخدم برنامـج Mplus.7 لــ – Muthen & Muthen (1998 2012) وذلـك لتنفيـذ إسـتراتيجية التحليـل التـي اقترحهـا Muthen التـي تتضمـن خمـس خطـوات ابتداء مـن التحليـل العامـلي التوكيـدي التقليدي حتـى إجـراء التحليـل العامـلي التوكيـدي متعـدد المسـتويات؛ ولذلـك تم اسـتخدام طريقـة ML لتقدير معـالم التحليـل العاملي التوكيـدي التقليدي، وكذلـك طريقـة أو إسـتراتيجية MUML لتقديـر معـالم النمـوذج متعـدد المسـتويات؛ وذلـك لأن أحجـام العينـات غـير متسـاوية في كل فصـل مـن الفصـول الدراسـية المتضمنـة في التحليـل.

ولتقديـر مطابقـة النمـوذج اسـتخدمت أربعـة مـؤشرات بجانـب إحصـاء χ^2 وهـي SRMR, RMSEA, NNFI, CFI واعتمـد الباحـث على المحـكات التـي اقترحهـا HU & Bentler (1999) وهي ,SRMR ≥ 0.08 0.06 ≥ RMSEA, 0.95 ≤.NNFI, CFI

ولاسـتخدام طريقـة ML أقـر Muthen & Kaplan (1985) بأنه المدى المثـالي لمـؤشرات الالتـواء والتفرطح، هو مـن ١,٠ + حتـى –١,٠ وقيمة المؤشريـن لم تـزد عـلى الواحـد الصحيـح، مـا عـدا قيمـة الالتـواء للمفردة التاسـعة، وبذلـك تحقـق شرط الاعتداليـة للبيانـات المحللـة؛ ولذلـك تـم اسـتخدام طريقة ML.

خطوات تحليل نموذج MCFA

تحليـل التبايـن للمفردات العـشر والمجموعـات الـ١٦: بإجـراء تحليل التبايـن أحـادي الاتجـاه للمفـردات العـشر بـين المجموعـات ١٦ اتضـح وجـود دلالـة إحصائيـة عـلى النحـو التالي:

الجدول رقم (١٠) قيم اختبار F ودلالته الإحصائية لمفردات المقياس والدرجة الكلية

المفردة	قيمة F	Sig (P)
T_1	6.96	0.00
T_2	3.97	0.00
T_3	4.36	0.00
T_4	5.22	0.025
T_5	1.86	0.135
T_6	1.41	0.00
T_7	3.82	0.00
T_8	4.14	0.00
T_9	2.86	0.00
T_{10}	2.32	0.00
الدرجة الكلية	5.72	0.00

يتضـح من الجـدول السـابق وجـود دلالـة إحصائية بـين المجموعات السـت عـشرة في كل المفـردات مـا عـدا المفـردة (٥) عنـد مسـتوى دلالـة إحصائيـة ٠٥ , ٠وكذلـك وجـود فـروق في متوسـطات المجموعـات في الدرجـة الكلية.

واتضح أن حجم التأثير باستخدام مؤشر إيتا:

$$\eta^2_{\text{partial}} = \frac{3025.85}{3025.85+20301.79} = 0.13$$

وهـذا يمثل حجم تأثير متوسـط، وهـذا يعنـي أن المجموعات فسرت ١٣٪ مـن تبايـن الدرجـة الكلية تقديـر الـذات، وهذا يمثـل ضرورة ملحة لاسـتخدام إسـتراتيجية التحليـل عـلى مسـتوى المجموعـات، إضافـة إلى التحليـل داخـل المجموعات.

التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات

أولاً: التحليـل العامـلي التوكيـدي التقليـدي (أحـادي المسـتوى): في هـذه الخطـوة تـم تجاهـل الطبيعـة الهرميـة للبيانـات، وذلـك باسـتخدام مصفوفـة العينـة الكليـة (ST).

وتـم تحديـد تشـبع المفـردات العـشر عـلى عامـل عـام مـع وجـود ارتباطـات بـين بواقـي المفـردات السـالبة، واتضـح أن كل التشـبعات للمفـردات العـشر بالعامـل العـام دالـة إحصائيًّـا عنـد مسـتوى دلالـة إحصائيـة ٠,٠٥ وتراوحـت بـين0.49 (T8) إلى 0.18 (T9)، وكذلـك كل الارتباطـات بـين بواقـي المفـردات السـالبة دالـة إحصائيًّـا عنـد٠,٠١ ما عـدا الارتبـاط بـين خطـأ القيـاس المرتبط بــT9 وخطـأ القيـاس المرتبط بـ T6، وكانـت مـؤشرات حسـن المطابقـة، هـي ($p < 0.05$) $\chi 2 = 29.86$ $RMSEA = 0.063$ ، $SRMR = 0.039$ ، $CFI = 0.925$، $NNFI = 0.88$ ولأن هـذا النمـوذج تجاهـل الطبيعية الهرميـة للبيانات، فلم يتطابـق تمامًا أو بدرجـة جيـدة مع البيانـات؛ حيث انخفضـت مـؤشرات NNFI, CFI عن ٠,٩٥ زاد مـؤشر RMSEA عـن ٠,٠٦.

ثانيًا: حساب معامل الاختلاف للمفردات بين المجموعات Interclass correlation : فيما يلي قيمة معامل ICC للمفردات العشر:

الجدول رقم (١١) قيمة ICC لمفردات مقياس تقدير الذات

المفردة	ICC	المفردة	ICC
T_1	0.177	T_{10}	0.041
T_3	0.109	T_2	0.093
T_4	0.129	T_5	0.026
T_7	0.085	T_6	0.015
T_8	0.099	T_9	0.062

من الملاحظ أن ICC لمعظم المفردات أعلى من ٠,٠٥ وهو الحد الأدنى لإعطاء دلالة على وجود اختلافات للمفردات بين المجموعات الست عشرة، ولكن مفردات T6, T5, T10 انخفضت عن ٠,٠٥، وعلى الرغم من ذلك تم بقاء المفردات الثلاث في التحليل وانخفاض قيمة ICC عن ٠,٠٥، يؤدي إلى ارتباطات منخفضة بين المتغيرات، وهذا غير مناسب لإجراء MCFA، وكذلك يشير إلى عدم وجود اختلافات على مستوى الفصول الدراسية فلا داعي لإجراء MCFA .

وتراوحت قيم ICC بين٠,٠١٥ و٠,١٧٧، وهذا يعني أن من١,٥٪ إلى١٧,٧ من تباين المتغير (المفردات) نتيجة التباينات بين المجموعات (الفصول الدراسية)، وبلغ متوسط قيم ICC حوالي ٠,٨٣٨، وهذا يعني أن٨٣,٨٪ من تباين المفردات الكلية ترجع إلى الفروق الفردية بين التلاميذ (داخل المجموعات)، وأن ١٦,٢٪ من التباين يرجع إلى الفروق بين المجموعات، وهذا يعطي دلالة على أهمية نمذجة المتغيرات على مستوى بين المجموعات، وعلى ضوء ذلك فالحاجة ضرورية لإجراء التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات.

ثالثًا: مطابقة نموذج التحليل العاملي التوكيدي داخل المجموعات: تم إجراء التحليل العاملي التوكيدي على مصفوفة التغاير المدمجة والمشتركة Spw ومن الضروري في هذا المستوى اختبار التحليل العاملي التوكيدي داخل الأفراد مع حذف تأثير التباينات بين المجموعات. وبعد إجراء التحليل اتضح أن كل التشبعات غير المعيارية للمفردات العشر دالة إحصائيًا عند ٠,٠٥، وتراوحت بين0.73 (T8) إلى 0.12 (T9) والملاحظ أن التشبعات المعيارية في نموذج التحليل التوكيدي داخل المجموعات انخفض عن التشبعات المعيارية لنموذج التحليل العاملي التوكيدي التقليدي للعينة الكلية؛ حيث التداخل بين التباينات داخل وبين المجموعات. وكانت مؤشرات حسن المطابقة لهذا النموذج هي: χ^2 (47) = 201.6 (P < 0.05), SRMR = 0.039, RMSEA = 0.059, NNFI = 0.78, CFI = 0.82، والملاحظ أن مطابقة النموذج التوكيدي التقليدي القائم على مصفوفة التغاير الكلية في الخطوة الأولى أفضل من مطابقة النموذج التوكيدي داخل الأفراد، وهذا يعطي مؤشرًا ضروريًّا مهمًّا على أهمية تضمين التحليل على مستوى المجموعات بجانب مستوى داخل المجموعات؛ لإحداث تحسن في مطابقة النموذج داخل المجموعات.

رابعًا: مطابقة نموذج التحليل العاملي التوكيدي بين المجموعات (SB): في هذه الخطوة؛ فإن التحليل قائم على مصفوفة التغاير بين المجموعات فقط، وهذه المصفوفة تم توليدها لمتوسطات المتغيرات على مستوى المجموعات، وفي هذه الحالة يكون المقام للمتوسطات والتباينات هو (G-1) وليس (N-1). واتضح من التحليل أن مطابقة نموذج التحليل العاملي التوكيدي ضعيفة جدًّا حيث ,NNFI = -0.07 CFI = 0.115, RMSEA = 0.13, SRMR = 0.129 وهذا نتيجة أن عدد

المستويات أو المجموعات صغيرة نسبيًّا؛ حيث بلغت ١٦ مستوى أو مجموعة. وأكد العديد من الخبراء في مجال الإحصاء متعدد المستويات، أن الحد الأدنى هو ٣٠ مجموعة على الأقل، وعلى ذلك، فإن النموذج التوكيدي بين المجموعات يتم تقييمه في إطار التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات في الخطوة التالية.

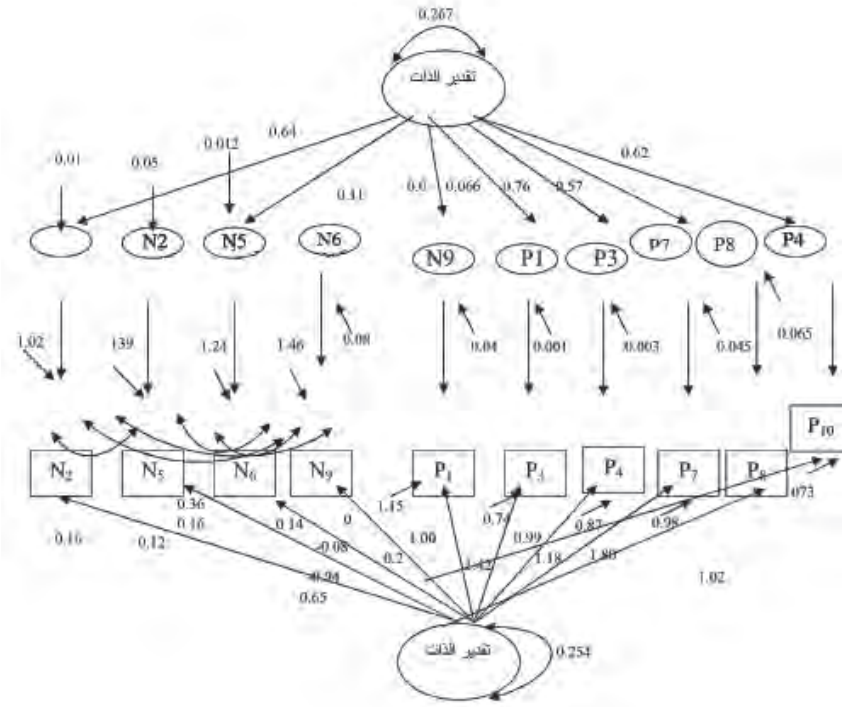
خامسًا: مطابقة نموذج التحليل العاملي التوكيدي متعدد المستويات (MCFA): التحليل في هذه الخطوة قائم على مطابقة مصفوفات التغاير داخل المجموعات وبين المجموعات معًا، واتضح أن مؤشرات حسن المطابقة لهذا النموذج هي على النحو الآتي:> p) 119.57 = (58) χ^2 0.05), SRMR= 0.038, RMSEA = 0046, NNFI = 0.87, CFI = 0.92

وعلى ذلك، فإن هذا النموذج تساوى في الأفضلية مع نموذج التحليل العاملي التقليدي في مؤشر CFI، وتفوق عليه في مؤشر RMSEA، بينما تفوق نموذج التحليل العاملي التقليدي على نموذج التحليل العاملي متعدد المستويات في مؤشر NNFI، وعلى ذلك، فإن نموذج MCFA أثبت مطابقة جيدة في ضوء مؤشر SRMR, RMSEA ومطابقة مناسبة في ضوء مؤشري NNFI, CFI .

الجدول رقم (١٢) مؤشرات حسن المطابقة لكل نماذج التحليل العاملي متعدد المستويات

	X2 / df	CFI	NNFI	RMSEA	SRMR
نموذج CFA التقليدي	86.00 (29)*	0.920	0.882	0.063	0.039
نموذج داخل الأفراد	201.61 (74)*	0.832	0.785	0.059	0.039
نموذج بين الأفراد	711.41(74) *	0.115	-0.076	0.131	0.129
نموذج MCFA	119.57(58)*	0.92	0.867	0.046	داخل (0.038) بين (0.118)

وفيـما يلي شـكل المسـار لنموذج MCFA غـير المعيـاري بتأثيراته الدالة إحصائيًّا:



شكل المسار لنموذج MCFA غير المعياري لتقدير الذات بمساراته الدالة

يتضـح مـن الشـكل السـابق أن تشـبعات المفـردات P10, N9, N5 بالعامـل العـام غـير دالـة إحصائيًّـا عنـد ٠,٠٥، وكذلـك الارتباطات بين بواقـي المفـردات السـالبة في نمـوذج بـين المجموعات غـير دالـة إحصائيًّا؛ لذلـك تـم حذفها من شـكل المسـار كما أن تشـبعات المفردات على مسـتوى داخـل المجموعـات أكـبر مـن نظيرتها عـلى مسـتوى بـين المجموعات.

وعليـه، تـم توظيـف إسـتراتيجية التحليـل العامـلي التوكيـدي متعدد المسـتويات لبيانـات ذات طبيعـة هرميـة للتحقـق مـن بنـاء العامـل العـام

مـع وجـود ارتباطات بـين بواقي المفـردات السـالبة لمقياس تقديـر الذات؛ حيـث طبق عـلى فصـول دراسـية مختلفـة في أحجـام الطلاب. تـم توظيف مدخـل أو إسـتراتيجية Muthen (1994) لإجـراء التحليـل التوكيـدي متعـدد المسـتويات، وهـذا هـو الإجـراء المناسـب الـذي يسـمح للباحثـين بتقديـر البنيـة العامليـة للمقاييـس عـلى مسـتويات متعـددة مـن التحليـل، وذلـك داخل المجموعـات وبين الأفـراد (المجموعات). وأشـارت النتائج إلى أن نمـوذج MCFA أكثـر مطابقـة من نمـوذج CFA التقليدي؛ حيث تم تضمـين التباينـات داخـل المجموعـات والتباينـات بـين المجموعـات معًا، وكانـت التشـبعات للمفـردات بالعوامـل على مسـتوى داخل الأفـراد أكبر حجـمًا وأكثـر دلالـة إحصائية من تشـبعاتها على مسـتوى بـين المجموعات، كـما لم يسـهم نمـوذج التحليـل العامـلي التوكيـدي بـين المجموعـات بدور كبـير في تحسـين مطابقـة نمـوذج التحليـل التوكيـدي متعـدد المسـتويات، وأن مطابقـة نمـوذج MCFA كانـت مناسـبة ولم تكن جيدة؛ حيـث الدلالة الإحصائيـة χ^2 زادت قيمتهـا، وهـذا يشـير إلى وجـود بعض الأسـباب التي ربـما أدت إلى سـوء المطابقـة، ويـرى Hox (1995) أن هنـاك عـدة عوامـل أدت إلى ذلـك أهمهـا:

حجم عينة المجموعات

حيـث بلغت ١٦ مجموعة أو مسـتوى في الدراسـة، بينـما يؤكد كثير من الباحثـين، أمثـال: Hox & Mass (2001), Hox & Kreft (1994) بأنه يجب أن يكـون عـدد المجموعـات المـوصى بهـا لإجـراء نمذجـة المعادلـة البنائية متعـدد المسـتويات مـن ٢٠ حتـى ١٠٠ مجموعـة فأكثر، ويفضـل أن لا يقل عـن ٣٠ مجموعـة، وهـذا مـا أدى إلى حـدوث تحذيـر أمدنـا بـه البرنامج في أثنـاء تقديـر معـالم نمـوذج التحليـل العامـلي التوكيـدي بـين المجموعات،

وهـي أن مصفوفـة تغايـر المتغـيرات الكامنـة محددهـا غير موجـب، وعلى ذلـك، فـإن نتائـج بـين المجموعـات تؤخـذ بحـذر شـديد في ذلـك، وربـما يكـون لأحجـام العينـات داخـل المجموعـات أثـر في ذلـك، ولكـن نتائج الدراسـات أوضحـت أن العـدد غـير المتسـاوي مـن الأفـراد داخـل كل مجموعـة، ليـس لـه أثـر في معـالم النمـوذج (Hox & Maas, 2001) ولكـن أشـارت بعـض الدراسـات بـضرورة أن لا يقل حجـم العينـات داخل كل مجموعـة عـن ٣٠ فـردًا أو وحـدة معاينـة. وأكـد Mok (1995) أنه لإجراء MCFA بصـورة مناسـبة وصحيحـة، لابـد مـن توافـر قواعد بيانـات ذات أحجـام عينـات كبـيرة مـن ٨٠٠ فأكثـر، وهـذا لم يتوافـر للمثـال السـابق، وعـلى ذلـك لابـد أن تؤخـذ النتائـج بحذر.

وعـلى الرغـم من هذه المحـددات إلا أنه طبق أسـلوب MCFA بطريقة منظمـة لدراسـة البنية العامليـة متعددة المسـتويات لقياس تقديـر الذات في ضـوء حدود البيانـات المتاحة.

وقـد قـدم معد الكتـاب إسـتراتيجية تحليليـة حديثـة نسـبيًّا، وذلك بما يتناسـب مـع طبيعـة البيانات النفسـية والتربويـة؛ حيث تكـون ذات طبيعة هرميـة متولـدة مـن مجتمعات طبقيـة من مـدارس وفصول دراسـية مختلفة؛ حيـث لا تتوافر مسـلمة الاسـتقلالية بين وحـدات المعاينـة، ويأمل الباحث مـن هـذا العرض إلى زيـادة اسـتخدام إسـتراتيجية MCFA في واقعنا العربي البحثي والسـلوكي والنفـسي والتربوي.

الفصل السابع

تقويم استخدامات نمذجة المعادلة البنائية: الإرشادات والتوصيات

Assessment SEM: Guidelines and Recommendations

٧ . تقويم استخدامات نمذجة المعادلة البنائية: الإرشادات والتوصيات

Assessment SEM: Guidelines and Recommendations

(ملخص دراسة:عامر،٢٠١٤)

٧ . ١ المستخلص

تعد نمذجة المعادلة البنائية (SEM) تكنيكًا إحصائيًّا قويًّا، يتطلب تطبيقها كثيرًا من المبادئ والأساسيات، وقد هدفت الدراسة إلى مراجعة استخدام تطبيقات SEM في الدراسات النفسية المنشورة في مجلات تربوية ونفسية عربية في المدة من عام ٢٠٠٤ حتى ٢٠١٣م. واشتملت العينة على ٢٨ دراسة تضمنت على تطبيقات SEM، وهي ٢٨ دراسة تناولت نموذج عاملي توكيدي، ١٣ دراسة تناولت نموذج تحليل مسار بين متغيرات مقاسة، ثمانية دراسات تناولت نموذج SEM. وتم التقويم في ضوء مراحل النمذجة البنائية الخمسة، وهي: تخصيص النموذج، التحديد، التقدير، المطابقة، والتعديل. وأشارت النتائج إلى أن هذه الدراسات لا تتبع أفضل الممارسات التي أوصى بها خبراء نمذجة المعادلة البنائية، مثل: التحقق من نموذج SEM من خطوتين، صياغة النماذج البديلة، التحقق من الاعتدالية، تقرير النتائج، حجم التأثير، صدق نموذج القياس، وتعديل النموذج. وقد نوقشت النتائج وقدمت إرشادات للاستخدام الأمثل لتحليل نمذجة المعادلة البنائية.

٧ . ٢ دراسات سابقة

قـام Breckler (1990) بمراجعـة تطبيقات نمذجة بنيـة التغاير في أربع دوريـات في مجال علم النفـس، وتوصل إلى ٧٢ تطبيقًا تنـاول SEM في المدة مـن عـام ١٩٧٧م حتـى ١٩٨٧م، وتم تقييمهـا في ضوء طبيعة الاسـتخدام (توكيـدي، معادلـة بنائيـة)، وطبيعة البيانـات (عرضية أو وصفيـة، طولية، تجريبيـة)، والتحقـق مـن شرط الاعتدالية، واسـتخدام مـؤشرات المطابقة، وتقديم معـالم التقدير.

وأجـرى MacCallum, Wagener, Uchino & Fabrigar (1993) تقويـمًا للدراسـات التـي طبقـت SEM في ثـلاث دوريـات نفسـية أمريكية تتبـع APA، ووجـدوا أن معظـم المقـالات لم تصـغْ نـماذج بديلـة. كـما قـام MacCallum & Austin (2000) بمراجعـة ٥٠٠ تطبيـق نمذجـة المعادلـة البنائيـة في ١٦ دوريـة نفسـية، ضمـن دوريـات الجمعيـة الأمريكيـة لعلـم النفـس (APA) في المـدة مـن عـام ١٩٩٣ حتـى عـام ١٩٩٧م، وروجعـت الدراسـات في ضـوء حجـم العينـة وإسـتراتيجية التحليـل ومصفوفـة الارتبـاط المسـتخدمة وتفسـير النتائـج وتقريرهـا، وتوصـلا إلى وجـود العديـد مـن المشـكلات وسـوء اسـتخدام تطبيقـات SEM.

وأجـرى McDonald & Ho (2002) مسـحًا للممارسـات المسـتخدمة في تحليـلات المعادلـة البنائية في المـدة من عام ١٩٩٥م حتـى ١٩٩٧م في ١٢ دورية نفسـية ضمن دوريـات (APA)، ووجد ١٠٠ تطبيـق منها ٤١ تطبيقًا حققـت معايـير عـرض الشـكل البيـاني، الـذي يتضمـن كلاًّ مـن النموذج المقـاس والبنائـي معًـا (نمذجـة المعادلـة البنائيـة الكاملة). وتـم تقويم هذه الدراسـات في ضـوء تخصيص النمـوذج ومسـح البيانات ومرحلـة التقدير

وحسن المطابقة وتقرير المعالم والأخطاء المعيارية والنماذج المكافئة.

كما أجرى Martines (2005) تقويمًا لاستخدام تطبيقات النمذجة المعادلية البنائية (تحليل عاملي توكيدي، نمذجة بنائية كاملة، تحليل مسارات) في دراسات علم النفس الإرشادي في المدة من عام ١٩٨٩م حتى ٢٠٠٣م، وتوصل إلى ١٠٥ تطبيقات لنموذج المعادلة البنائية SEM، توزعت في ٤٥٪ SEM، و٣٧٪ تحليل توكيدي، و ١٨٪ تحليل مسارات، وجرى التقويم في ضوء تحديد نماذج مبدئية بديلة قبل التحليل والتحقق من الاعتدالية متعددة المتغيرات التابعة وتقدير مؤشرات المطابقة وتقدير مطابقة نموذج المسار بين المتغيرات الكامنة وتقرير كل من تقديرات المعالم، وحجم التأثير، وتعديل النموذج. وأكد أن الباحثين لا يتبعون أفضل الممارسات التي أوصى بها الخبراء في مجال SEM عند استخدامها في الدراسات.

وراجع Schreiber etal.(2006) استخدام نمذجة المعادلة البنائية والتحليل العاملي التوكيدي في مجلة البحث التربوي في المدة من عام ١٩٨٩م حتى ٢٠٠٢م، ووجدوا ١٦ دراسة استخدمت SEM و CFA وجرى تقويمها في ضوء قضايا منهجية قبل وبعد التحليل، وهي حجم العينة والبيانات المفقودة والاعتدالية والبرنامج المستخدم وطريقة التقدير، وتقدير المطابقة والمعالم المقدرة وقيمة R^2 وتحليل البواقي وتعديل النموذج.

وتوجد العديد من الدراسات في مجال تقويم نمذجة المعادلة البنائية في مجال دراسات التسويق، أهمها: تقويم Hulland, Chow, & Lam (1996) لاستخدام النماذج السببية في ١١ مجلة، ووجدوا ١٨٦ دراسة استخدمت ٣٤٣ نموذجًا سببيًّا في المدة من عام ١٩٨٠ حتى ١٩٩٤م.

وتم تقويم هذه النماذج في ضوء قضايا نظرية (بناء النموذج والهدف منه)، وقضايا المعاينة والقياس، وقضايا تقدير النموذج وتقويمه، وقضايا الملاءمة الوصفية. وكذلك أجرى Baumgartner & Homburg (١٩٩٦) تقييمًا لاستخدام تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية في أربعة مجالات في مجال التسويق والاستهلاك. ووجدا ١٤٩ تطبيقًا في المدة من عام ١٩٧٧م حتى ١٩٩٤م. وجرى التقويم في ضوء ثلاث قضايا، وهي: تخصيص النموذج، ومسح البيانات، وتقويم النموذج. وتوصلا إلى وجود عدد من الأخطاء وسوء استخدام لأسلوب SEM، فيما يتعلق بتخصيص النموذج ومسح البيانات وكذلك تقدير النموذج ومطابقة البيانات له.

وفي مجال الإدارة، قام Smith & Smith (2004) بمراجعة استخدام نمذجة المعادلة البنائية في ١٠ مجلات في المحاسبة الإدارية في المدة من عام ١٩٨٠م حتى ٢٠٠١م، وجدوا ٢٠ دراسة استخدمت SEM. وتم تقويم النماذج في ضوء طرائق التقدير ونوعية البيانات وحجم العينة ومؤشرات المطابقة والتحقق من الاعتدالية وقضايا أخرى، مثل: عرض النموذج بيانيًّا (توكيديًّا، معادلة بنائية).

وأجرى Shook, ketchen, Hult & kacmar (2004) تقويمًا لاستخدام نمذجة المعادلة البنائية في دراسات الإدارة الإستراتيجية في ثلاثة مجالات في المدة من عام ١٩٨٤م حتى ٢٠٠٢م، ووجدوا ٩٢ دراسة استخدمت SEM، وتم تقويم هذه الدراسات في ضوء عدة قضايا، مثل: خصائص توزيع البيانات والثبات والصدق ومطابقة النموذج وتعديل النموذج والنماذج المكافئة وكتابة التقرير، وتوصلوا إلى أن الباحثين يرتكبون أخطاءً عند استخدام SEM.

وأجرى Shah & Goldstien (2006) مسحًا لاستخدام نمذجة المعادلة البنائية في أربع مجلات في مجال الإدارة، ووجدوا أن ٩٣ دراسة استخدمت تطبيقات SEM في المدة من عام ١٩٨٤م حتى ٢٠٠٣م متضمنة تحليل عاملي توكيدي ومعادلة بنائية وتحليل مسارات وتم تقويمها في ضوء عدة قضايا، وهي قضايا مرتبطة بمرحلة ما قبل التحليل متضمنة قضايا نظرية وحجم العينة ودرجات الحرية وتحديد النموذج وتخصيص النموذج المقاس والبنائي، وقضايا مرتبطة بتحليل البيانات متضمنة: مسح البيانات ونوع المصفوفة المدخلة وطريقة التقدير، وأخيرًا القضايا المرتبطة بمرحلة ما بعد التحليل، وتتضمن: تقويم الحلول (مؤشرات حسن المطابقة) ومطابقة النموذج المقاس ومطابقة النموذج البنائي وتعديل النموذج. وتوصلا إلى أن الباحثين لا يتبعون أفضل الممارسات عند استخدام SEM.

وراجع Holbert & Stephenson (2002) استخدام تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية في دراسات الاتصال في المدة من عام ١٩٩٥م حتى ٢٠٠٠م في ٣٧ مجلة، ووجدوا ١١٨ نموذجًا وتم تقويمهم في ضوء تخصيص النموذج وتحديده وتقديره ومطابقته، وعرض تقديرات المعالم.

وقيم Nunkoo, Ramkisson & Gursoy (2013) استخدام نموذج المعادلة البنائية في مجال دراسات السياحة، وبلغ عدد الدراسات التي استخدمت SEM في المدة من ٢٠٠٠م حتى ٢٠٠٨م حوالي ١٠٩ دراسات، وفي المدة من ٢٠٠٩م حتى ٢٠١١م حوالي ١٠٠ دراسة، وجرى تقويمها في ضوء حجم العينة والبرنامج المستخدم وعرض النموذج بيانيًا وصياغة نماذج بديلة ومدخل إجراء SEM، وطريقة التقدير ومؤشرات المطابقة وتعديل النموذج وغيرها.

وفي ضـوء تراكـم الدراسـات التي تناولـت مراجعة وتقويم اسـتخدام تطبيقـات نمذجة المعادلـة البنائية في الأدبيات الأجنبيـة، وأيضًا نتيجة تزايد اسـتخدام هذه الإسـتراتيجية التحليلية في الدراسات النفسـية العربية، يرى المؤلـف ضرورة ملحـة لتقويم هذا الأسـلوب حتـى يكون الباحـث العربي عـلى وعي بكيفية الاسـتخدام الأفضل لمنهجيـة نمذجة المعادلـة البنائية.

٧ . ٣ المشـــكلة:

١ ـ مـا واقع اسـتخدام تطبيقات SEM في الدراسـات النفسـية للإرشـادات المتفـق عليهـا الخاصـة بمرحلـة ما قبـل التحليـل (عدد المـؤشرات لكل متغـير كامن، طبيعة المتغيرات المقاسـة (المـؤشرات)، تخصيص النموذج البنائـي، تحديـد النمـوذج، درجات الحريـة، صياغة نـماذج بديلة)؟

٢ ـ ما واقع اسـتخدام تطبيقات SEM في الدراسـات النفسـية للإرشـادات المتفـق عليهـا الخاصـة بمرحلة مسـح البيانـات (حجـم العينـة، نوعية المصفوفـة، التعامـل مـع البيانـات المفقـودة، التحقـق مـن مسـلمات الاعتداليـة، طريقـة التقدير، البرنامـج وإصداره، إجـراء تقدير نموذج المعادلـة البنائية)؟

٣ ـ ما واقع اسـتخدام تطبيقات SEM في الدراسـات النفسـية للإرشـادات المتفـق عليهـا الخاصـة بمرحلـة تقويـم النمـوذج وتعديلـه (مطابقـة النمـوذج العـام، مطابقـة النموذج المقـاس، مطابقـة النمـوذج البنائي، عـرض تقديـرات المعـالم، وتعديل النمـوذج)؟

٧ . ٤ الهدف

التعـرف على واقع اسـتخدام تطبيقـات نمذجة المعادلـة البنائية (تحليل عاملي توكيدي وتحليل المسـار و SEM) في الدراسـات النفسـية العربية.

٧ . ٥ الأهمية:

١ ـ الوقوف على واقع توظيف تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية في الدراسات النفسية.

٢ ـ توجيـه انتبـاه الباحثـين في مجـال العلـوم النفسـية إلى أهـم الأسـس والمبـادئ في ضـوء التوجهات المتفـق عليها والواجب اتباعها لتحسـين ممارسـات تطبيـق نمذجـة المعادلـة البنائيـة.

٧ . ٦ الطريقة

٧ . ٦ . ١ المنهج المستخدم

تم استخدام المنهج الوصفي اعتمادًا على أسلوب تحليل المحتوى.

٧ . ٦ . ٢ عينة الدراسات المنشورة

تضمنـت هـذه المراجعـة تطبيقـات نمذجـة المعادلـة البنائيـة وهـي: التحليـل العامـلي التوكيدي المسـتخدم في التحقـق من مصداقيـة المقاييس، وتحليـل المسـار بـين المتغـيرات المقاسـة (المقـدر مـن خـلال برامـج المعادلة البنائيـة)، ونمـوذج المعادلـة البنائيـة الـذي يجمـع بـين النمـوذج المقـاس والبنائـي معًـا. وتمـت هذه المراجعـة في المجلات النفسـية والتربويـة العربية مـن خـلال البحث في قواعـد البيانات المتاحة باسـتخدام إحـدى الكلمات: النمـوذج البنائـي، نمـوذج المعادلـة البنائيـة، التحليـل العامـلي التوكيـدي،

تحليـل المسـار، الصدق العامـلي، وكذلك تم الاطلاع على الأعـداد الصادرة مـن مجـلات كليـات التربيـة: المنيـا والمنوفيـة والزقازيـق وبنهـا والمنصـورة والإسـماعيلية والإسـكندرية، ومجلـة الجمعية المصرية للدراسـات النفسـية (مـصر)، واتحـاد الجامعـات العربيـة (سـوريا)، ورسـالة الخليـج العـربي (السـعودية)، ومجلـة البحـوث التربويـة والنفسـية (البحريـن)، وذلـك في المـدة مـن ٢٠٠٠م حتـى ٢٠١٣م، وتـم البحـث في هـذه المجـلات يدويًّـا واسـتغرق هـذا وقتًـا طويـلاً. وبعـد البحـث تـم العثـور عـلى ٢٨ دراسـة كان أغلبهـا في مجلـة كليـة التربيـة ببنها: سـت دراسـات (٤ , ٢١٪)، ومجلة كليـة تربيـة الزقازيـق خمـس دراسـات (٩ , ١٧٪)، وكل مـن كليـة تربيـة المنيـا والمجلـة المصرية للدراسـات النفسـية: أربع دراسـات (٣ , ١٤٪)، ثم توزعـت الدراسـات عـلى مجـلات كليـة تربيـة المنوفيـة وسـوهاج وغيرها. وفيـما يـلي الجـدول (١٣) يبـين توزيـع الدراسـات حسـب عـام النشر:

الجدول رقم (١٣) توزيع الدراسات حسب عام النشر

عام النشر	التكرار	٪
٢٠٠٤	٣	١٠,٧
٢٠٠٥	١	٣,٦
٢٠٠٨	١	٣,٦
٢٠٠٩	٥	١٧,٩
٢٠١٠	٤	١٤,٣
٢٠١١	٦	٢١,٤
٢٠١٢	٦	٢١,٤
٢٠١٣	٢	.٧
الإجمالي	٢٨	١٠٠

واتضح أن أكثر الدراسات في عامي ٢٠١١ و٢٠١٢ ست دراسات لكل منهما (١ , ٢١٪)، يليه عام ٢٠٠٩ خمس دراسات(٩ , ١٧٪)، وأما عام ٢٠١٣ فيتضمن دراستين (١ , ٧٪)، وقد ترجع هذه النسبة المنخفضة إلى عام ٢٠١٣م؛ نظرًا لأن الباحث لم يتمكن من الاطلاع على العدد الكافي من الدراسات؛ حيث لم تصل أعدادها إلى المكتبة أو لم تدون على قواعد البيانات الرقمية.

٧ . ٦ . ٣ وحدة التحليل في الدراسة

في الدراسة الواحدة يوجد أكثر من نموذج SEM، فيمكن استخدام التحليل العاملي التوكيدي، بالإضافة إلى نموذج SEM أو تحليل عاملي توكيدي، بالإضافة إلى تحليل المسار؛ لذلك فإن النموذج الواحد في الدراسة هو وحدة التحليل ويتم تحديده من خلال الآتي:

١ ـ التحقق من مصداقية أكثر من مقياس باستخدام CFA، فإن كل نموذج وحدة.

٢ ـ المقارنة بين عدة نماذج على العينة نفسها، واختيار أكثر النماذج مطابقة.

٣ ـ التحقق من نموذج مستهدف أجري تعديل عليه، يؤخذ النموذج المستهدف.

٤ ـ تقويم نموذج على عينات مختلفة (ذكور ـ إناث)، يتم التعامل مع كل نموذج على حدة، ولكن إذا تم التحقق من العينة الكلية يؤخذ نموذج العينة الكلية.

وفي ضوء ذلك، فإن الدراسة تضمنت أكثر من نموذج، وعلى ذلك فإن عدد النماذج التي تضمنتها الـ ٢٨ دراسة هي ٤٩ نموذجًا، توزعت إلى ٢٨ نموذج عاملي توكيدي (١ , ٢٧٪)، و١٣ نموذج تحليل مسار بين

متغيرات مقاسة (٥ ,٢٦٪)، وثمانية نماذج SEM (٣ ,١٦٪) بمتوسط عدد النماذج في الدراسة ١ ,٧٥ نموذج.

٧ . ٦ . ٤ قائمة تقويم استخدام نموذج المعادلة البنائية

وفي ضوء ما سبق من دراسات، سنتناول تقويم نمذجة المعادلة البنائية من خلال القائمة الآتية:

بيانات عامة:

ـ ما إستراتيجية تحليل نموذج SEM؟

أ ـ توكيدي صارم ب ـ مقارنة بين نماذج ج ـ بناء أو توليد نموذج.

ـ ما تصميم جمع البيانات؟

أ ـ عبر عرضية ب ـ طولية ج ـ تجريبية.

ـ ما نوع التطبيق المستخدم؟

أ ـ تحليل عاملي توكيدي ب ـ نموذج معادلة بنائية ج ـ تحليل مسار.

م	الخاصية	نعم	لا
أولاً: تخصيص النموذج			
١	هل تم بناء النموذج في ضوء نظرية متماسكة أو تراث من الدراسات السابقة؟		
٢	هل عرض النموذج النظري في شكل مسار؟		
٣	هل تم تمثيل المتغير الكامن بعدد مناسب من المؤشرات؟		
٤	ما عدد المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغيرات الكامنة؟		

٥	ما طبيعة المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغير الكامن؟ أ ـ الدرجة الكلية للبعد. ب ـ مجموعة فرعية للمفردات (حزم) ج ـ كل المفردات المكونة للمفهوم.		
٦	ما طبيعة العلاقات (التأثيرات) بين المتغيرات الكامنة؟ أ ـ نماذج أحادية الاتجاه. ب ـ نماذج تبادلية الاتجاه.		
٧	هل صاغ نماذج بديلة أو متنافسة للنموذج المستهدف؟		
ثانيًا: تحديد النموذج:			
٨	هل حدد عدد المعالم الحرة المراد تقديرها من المتغيرات المقاسة؟		
٩	هل عرض درجات الحرية للنموذج؟		
١٠	هل أشار إلى قضية تحديد للنموذج؟		
ثالثًا: مسح البيانات وتقدير النموذج:			
١١	هل حجم العينة مناسب لتقدير النموذج؟		
١٢	ما حجمها؟ أ ـ أقل من ١٠٠. ب ـ من ١٠٠ إلى ١٥٠. ج ـ ١٥٠ إلى ٢٠٠. د ـ > ٢٠٠.		
١٣	ما نسبة تمثيل المعلم في النموذج بعدد أفراد العينة؟		
١٤	هل تم التحقق من توافر مسلمة الاعتدالية للبيانات؟		
١٥	هل حدد نوع المصفوفة المحللة؟		
١٦	هل أشار إلى قضية البيانات المفقودة؟		
١٧	هل ذكر طريقة التقدير المستخدمة؟		
١٨	هل حدد البرنامج المستخدم في التحليل؟		

١٩	هل أشار إلى إصدار البرنامج؟		
٢٠	هل استخدم مدخل الخطوتين لتقدير معالم نموذج SEM؟		
رابعًا: تقويم النموذج:			
٢١	هل قدر مطابقة النموذج في ضوء المؤشرات المطلقة، مثل: (GFI و AGFI و χ^2 و RMSEA)؟		
٢٢	هل ذكر حدود الثقة الخاصة بمؤشر RMSEA؟		
٢٣	هل قدر مطابقة النموذج في ضوء المؤشرات المتلازمة، مثل: RFI, IFI, NFI NNFI CFI؟		
٢٤	هل أشار إلى حدود القطع الخاصة بمؤشرات المطابقة المستخدمة؟		
٢٥	عند المقارنة بين النماذج هل اعتمد على مؤشرات البساطة (AIC - PGFI - PNFI)؟		
٢٦	هل عرض مؤشر χ^2 المعيارية (χ^2 / df) ؟		
٢٧	هل قدر الثبات للنموذج المقاس؟		
٢٨	هل قدر الصدق التقاربي للنموذج المقاس؟		
٢٩	هل عرض حجم وإشارة ودلالة معاملات المسار بين المتغيرات الكامنة؟		
٣٠	هل ذكر مؤشر حجم التأثير R^2 لكل متغير كامن داخلي؟		
٣١	هل عرض تقديرات المعالم للنموذج (التشبعات ـ التأثيرات ـ الأخطاء المعيارية ـ الدلالة الإحصائية ـ تباينات الخطأ وغيرها)؟		
٣٢	هل عرض التأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية؟		
٣٣	هل عرض لمشكلة الحلول غير المناسبة؟		
٣٤	هل ناقش تحليل البواقي كمؤشر لمطابقة النموذج؟		

خامسًا: تعديل النموذج:			
٣٥	هل تم تعديل على النموذج المبدئي المفترض ؟		
٣٦	هل تم التعديل في ضوء إحصائية فقط ؟		
٣٧	هل تم تبرير نظري للتعديلات على النموذج ؟		
٣٨	هل تحقق من مصداقية النموذج المعدل على عينة أخرى ؟		
٣٩	هل حدد الإستراتيجية المستخدمة في التعديل ؟		

٧ . ٦ . ٥ تحليل البيانات

حللت البيانات باستخدام الإحصاء الوصفي والتكرارات والنسبة المئوية والمتوسطات والمدى والوسيط، وذلك بالنسبة إلى ٤٩ نموذجًا، وليس على مستوى الدراسة باستخدام برنامج SPSS.

٧ . ٧ نتائج الدراسة

عرضت نتائج الدراسة في ضوء عدة محاور كما تضمنتها قائمة التقويم:

٧ . ٧ . ١ البيانات العامة:

ـ إستراتيجية تحليل تطبيقات SEM: تبين أن ٤٠ نموذجًا (٦٧ , ٨١٪) تبنى مدخل التوكيد الصارم من النموذج المفترض و٩ نماذج (٤ , ١٨٪) اعتمدت على مدخل المقارنة بين نماذج مفترضة، وعلى ذلك، فإن استخدام إستراتيجية التأكد من نموذج مفترض مسبقًا هي الشائعة في تطبيقات SEM في الدراسات النفسية العربية، وهذا يتعارض مع ما توصل إليه MacCallum & Austin (2000) في البحث

النفسي الأجنبي؛ حيث تسيطر عليه إستراتيجية المقارنة بين النماذج.

- طبيعة البيانات المحللة: اتضح أن جميع تحليلات نماذج SEM اعتمدت على بيانات عرضية جراء تطبيق استبانات (١٠٠٪)، ولم تعتمد أيّ من تحليلات تطبيقات SEM على بيانات طولية أو تجريبية، وهذا يتفق جزئيًّا مع (Baumgartner & Homburg, 1996; Breckler, 1990).
- عرض النموذج المفترض بيانيًّا: من ٤٩ نموذجًا تم عرض شكل المسار لـ٤١ نموذجًا (٧, ٨٣٪)، وهذا يتفق مع (Holbert & Stephenson, 2002; Schreiber et al., 2006; Smith & Smith, 2004)، ولكن هذه النسبة تقل عما توصل إليه Nunkoo et al. (2013) في دراسات مجال السياحة (١, ٩٨٪).

٧ . ٧ . ٢ القضايا المرتبطة بمرحلة ما قبل التحليل لـ (N= 36: SEM & CFA)

عدد المتغيرات المقاسة لكل متغير كامن (لنماذج CFA و SEM فقط)

بلغ وسيط المتغيرات المقاسة ٥, ١٣ متغير مقاس، وتراوح مداها من ٢ إلى ٨٣ متغير مقاس لكل متغير كامن، في حين بلغ وسيط المتغيرات الكامنة ٥, ٣، وتراوح مداها من متغير واحد إلى ستة متغيرات، وبلغ وسيط المتغيرات المقاسة لكل متغير كامن ٠٠, ٥؛ أي أنه تم تمثيل المتغير الكامن بخمسة متغيرات مقاسة، وهذا يزيد على نسبة تمثيل المتغيرات المقاسة بالنسبة للكامنة في دراسات مجال الإدارة والتسويق (Baumgartner & Homburg, 1996; Shah & Goldstein, 2006).

طبيعة المتغيرات المقاسة (المؤشرات) للمتغيرات الكامنة (لنماذج CFA و SEM فقط، N=36)

تـم التعبـير عـن المتغـيرات المقاسـة إمـا في صـورة مفـردات المقيـاس مبـاشرة، وبلـغ عـدد النـماذج التـي اعتمـدت عـلى ذلـك ١٣ نموذجًـا (١ , ٣٦٪)، أو في صـورة مقاييـس فرعيـة أو حـزم كمـؤشرات للمتغيرات الكامنـة ٢٣ نموذجًـا (٩ , ٦٣٪)؛ لأن التعبـير عـن المتغـيرات المقاسـة في ضـوء أبعـاد أو تجمعـات العناصر أفضل مـن المفردات للمقيـاس؛ لأن هذا يزيـد مـن ثبـات المـؤشرات، ويجعـل النمـوذج أكثر بسـاطة.

طبيعة العلاقات السببية في النماذج (لنماذج PA و SEM فقط، N=21)

بلـغ عـدد النماذج التـي كانت التأثـيرات بـين متغيراتها أحاديـة الاتجاه ١٩ نموذجًـا (٥ , ٩٠٪)، وبلـغ عـدد النـماذج التـي درسـت التأثـيرات التبادليـة نموذجـين فقـط (٥ , ٩٪) وهـذا يتفـق مـع مـا توصـل إليـه (McDonald & Ho, 2002).

درجات الحرية وقضية تحديد النموذج

معظـم النـماذج ذكرت درجات الحريـة «٣٨ نموذجًـا» (٦ , ٧٧٪)، في حـين أن «١١ نموذجًـا» لم يذكـر درجـات الحريـة (٤٪ , ٢٢)، وهذه نسـبة عاليـة جـدًّا؛ حيـث إن معظـم الدراسـات تحـدد لـكل نماذجهـا درجـات الحرية. وبلغ وسـيط درجـات الحرية ٠٠ , ٣٥، وهذا يؤكـد أن النماذج التي تناولتهـا الدراسـات النفسـية التربويـة العربيـة هـي فـوق التحديـد، وهذا يتفـق مـع دراسـات مجـال الإدارة والاتصـال (Holbert & Stephenson, 2000; Shah & Goldstein, 2006)، ويـدل هـذا عـلى أن النـماذج تكـون محـددة تحديـدًا موضوعيًّـا في ضـوء أسـس نظرية سـليمة.

صياغة نماذج بديلة

تبين من ٤٩ نموذجًا وجود تسعة نماذج (٤ , ١٨٪) تم تحليلهم في ضوء المقارنة بين نماذج بديلة، في حين أن ٤٠ نموذجًا تم تحليلهم في ضوء عدم وجود نماذج بديلة (٠ , ٨١)، وهذا يتفق مع (Breckler, 1990; MacCallum & Austin, 2000; McDonald & Ho, 2002; Nunkoo etal., 2013) ويتناقض مع Martines (2005)؛ حيث إن ٦ , ٤٧٪ من الدراسات صاغت نماذج بديلة في علم النفس الإرشادي.

٧ . ٧ . ٣ القضايا المرتبطة بمرحلة مسح وإعداد البيانات

حجم العينة

لكل النماذج بلغ وسيط حجم العينة ٢٩٩ فردًا، وهذا يزيد على ما توصلت إليه الدراسات التقويمية لـ (Baumgartner & Homburg, 1996; Breckler, 1990; Shah & GoldStein, 2006)، ويقل عما توصل إليه Nunkoo et. al., (2013) في مجال أبحاث السياحة، وأن ٤ , ٢٠٪ من النماذج اعتمدت على عينة أقل من ١٠٠ فرد، وهذا يتفق مع MacCallum & Austin (2000)، وأن ٤ , ٧١٪من النماذج اعتمدت على عينة أكثر من ٢٠٠ فرد، وهذا يتفق مع توجيهات خبراء SEM.

وبلغ متوسط حجم العينة إلى معالم النموذج ٥ , ١٠؛ أي أن تمثيل المعلم بـ ٥ , ١٠ أفراد، وهذا يتفق مع توجيهات (Bentler & Chou, 1987; Muller, 1996).

المصفوفة المحللة

١ , ٥٣٪من تحليلات النماذج لم تذكر نوع المصفوفة المحللة، وهذا

يتفـق مـع (Holbert & Stephenson, 2002 ; McDonald & Ho, 2002; Shook et al., 2004)، و ٤٢,٩٪مـن التحليـلات التـي ذكـرت نـوع المصفوفـة، فقـد اعتمـدت عـلى مصفوفـة الارتبـاط، و ١ , ٤٪اعتمدت على مصفوفـة التغايـر؛ أي أن مصفوفـة الارتبـاط هي الأكثـر اسـتخدامًا، وهذا يتعـارض مـع (Shah & Goldstein, 2006; Shook et al., 2004) الذيـن توصلـوا إلى أن مصفوفـة التغايـر هـي الأكثـر اسـتخدامًا، ولكـن يبـدو أن معظـم الباحثـين اعتمـدوا عـلى برنامـج LISREL الـذي دائـمًا يسـتخدم الباحثـون في مدخلاتـه مصفوفـة الارتبـاط، وعـلى ذلـك يتوقـع الباحث أن عـددًا كبـيرًا مـن التحليـلات يزيد عـلى ٨٠٪يسـتخدم مصفوفـة الارتباط، وهـذا يتعـارض مـع MacCullum & Austin (2000) الـذي توصـل إلى أن ٥٠٪مـن الدراسـات في مجال علـم النفس اعتمدت على مصفوفـة الارتباط.

البيانات المفقودة

معظم الدراسـات (النـماذج) المحللة لم تشر إلى قضيـة البيانات المفقودة «٤٤ نموذجًـا» (٩٠٪)، وهـذا يتفق مـع (Holbert & Stephenson, 2002 McDonald & Ho, 2002)، في حـين تناولـت خمـس دراسـات (١٠٪) الإشـارة إلى قضيـة البيانـات المفقـودة في أثناء مناقشـة العينة، وتـم التعامل معهـا باسـتخدام المدخل المحافـظ Listwise.

الاعتداليـــــــة

يوجـد القليـل مـن النـماذج التـي ناقشـت قضيـة التحقـق مـن توافـر الاعتداليـة للمتغـيرات المتضمنة في النموذج، وبلغـت ٦ نماذج (٦ , ١٢٪)، وهـذا يتفـق جزئيًّـا مـع (Breckler, 1990; McDonald & Ho, 2002; Nunkoo et al., 2013; Schreiber et al., 2006)، وتزيـد عـلى مـا توصـل

إليه Holbert & Stephenson (2002) وهي (٠,١٪). وهذه النماذج الستة توصلت إلى توافر الاعتدالية للبيانات المحللة وتم استخدام مؤشرات الالتواء والتفرطح لمعرفة مدى توافر الاعتدالية.

طريقة التقدير

على الرغم من أن طريقة التقدير ML هي طريقة default لكل برامج SEM، إلا أن معظم تحليلات النماذج «٣٧ نموذجًا» (٥,٧٥٪) لم تحدد طريقة التقديرات المستخدمة، وهذا يتفق بل يزيد على ما توصل إليه (Holbert & Stephenson 2002; Nunkoo etal., 2013; Schreiber et al., 2006)، وأن ١٢ تحليلاً ذكر طريقة التقدير (٥,٤٢٪)، وأن معظمها اعتمد على طريقة ML (٧,٩١٪)، وتحليل واحد اعتمد على طريقة ULS (٣,٨٪)، ولكن يتوقع الباحث أن كل التحليلات التي لم تحدد طريقة التقدير استخدمت طريقة ML، وعلى هذا التوقع فإن طريقة ML استخدمت بنسبة (٩٨٪)، وهذا يتفق مع كل الدراسات التقويمية في جميع التخصصات.

البرنامج وإصداره

اعتمدت معظم تحليلات النماذج على برنامج الليزرال (٥,٧٥٪)، و١٢ تحليلاً على برنامج AMOS (٥,٢٤٪)، بينما لم يستخدم أي من البرامج الأخرى، مثل: EQS أو MPLUS أو RAMONA أو غيرها، وهذا يتفق جزئيًّا مع (Shah & Goldstein, 2006; Shook et al., 2004)، وتتفق تمامًا مع Nunkoo et al. (2013) في أن برنامج AMOS يلي الليزرال في الاستخدام.

إجراء تقدير نموذج المعادلة البنائية (فقط لنماذج SEM، N=8)

ثلاثة تحليلات اتبعت مدخل الخطوتين (٥ , ٣٧٪). و(٥ , ٦٢٪) من التحليلات اتبعت مدخل الخطوة الواحدة (النموذج المقاس والبنائي معًا). وهذا يتفق تمامًا مع (McDonald & Ho, 2002) ويقل عما توصل إليه (Nunkoo et al., 2013) ويزيد عما توصل إليه (2005) Martines.

٧ . ٧ . ٤ القضايا المرتبطة بما بعد التحليل (تقويم النموذج وتعديله)

المطابقة الكلية للنموذج

تتضمن مؤشرات حسن المطابقة وهي على النحو الآتي:

الجدول رقم (١٤) التكرارات والمتوسط والوسيط والمدى لمؤشرات حسن المطابقة

المؤشر	تكرار استخدامه	النسبة	المتوسط	الوسيط	المدى
المطلقة					
χ^2	42	85.7	215.9	55.1	(0.0 ’ 2276.5)
df/χ^2	22	44.9	1.93	1.38	(0.15 ’ 6.87)
GFI	40	81.6	0.93	0.95	(0.76 ’ 1.00)
AGFI	38	77.6	0.89	0.91	(0.62 ’ 1.00)
RMSEA	42	85.7	0.06	0.06	(0.00 ’ 0.89)
حدود الثقة RMSEA	1	2.4	-	-	-
RMR	14	28.6	0.06	0.06	(0.00 ’ 0.16)
المتلازمة					
CFI	32	65.3	0.92	0.96	(0.76 – 1.00)

(0.61 ’ 1.00)	0.99	0.92	73.5	36	NFI
(0.63 – 1.00)	0.92	0.89	55.1	27	NNFI
(0.75 – 1.00)	0.95	0.88	28.5	14	IFI
(0.82 – 0.99)	0.95	0.92	20.4	10	RFI (BL89)
-	-	-	8.1	4	AIC
-	-	-	18.3	9	ECVI

بالنسبة للمؤشرات المطلقة

يتضح من الجدول السابق أن مؤشر χ^2 الأكثر استخدامًا في الدراسات (٨٥,٧٪)، وهذا يتفق مع كل الدراسات التقويمية (Nunkoo et al., 2013; Shah & Goldstein, 2006)، وأن قيمة χ^2 لـ ٩,٢٧٪ من النماذج دالة إحصائيًا؛ أي أن هذه النماذج سيئة المطابقة مع البيانات. واتضح أن (٤٤,٩٪) من النماذج ذكرت مؤشر χ^2/df وهذه النسبة تقل عما توصل إليه (Baumgartner & Homburg, 1996; Shah & Goldstein, 2006)، ومدى هذا المؤشر (١٥,٠ ـ ٢٧,٦)، ووسيطه ٣٨,١، وهذا يفيد أن نماذج SEM في مجملها هي فوق التحديد (أقل من ٢)، وأنها متطابقة جيدًا مع البيانات.

وتم استخدام مؤشر RMSEA بنسبة عالية جدًّا مقارنة بالمؤشرات الأخرى (٨٥,٧٪)، وهذا يتفق مع Nunkoo et al. (2013) وتتعارض مع Shah & Goldstein (2006) وبالنسبة لحدود الثقة لمؤشر RMSEA تم ذكرها في تحليل نموذج واحد (دراسة واحدة فقط) (٠,٢٪) وهذه نسبة قليلة جدًّا. وتم استخدام مؤشر GFI بنسبة مرتفعة أيضًا (٦,٨١٪) ثم مؤشر AGFI (٦,٧٧٪)، وأخيرًا مؤشر RMR (٦,٢٨٪). وبلغ وسيط مؤشرات χ^2/df, GFI, AGFI, RMSEA, RMR كما يلي: ٣٨,١، ٩٦,٠،

٠,٩١ ، ٠,٠٦ ، ٠,٠٠ ، ٠ ، وهـذا يـدل عـلى أن نـماذج SEM الــ ٤٩ هـي في مجملهـا جيـدة المطابقة مـع البيانات. أما بالنسـبة للمـؤشرات المتلازمة تبين أن أكثـر المـؤشرات اسـتخدامًا هـو NFI، CFI، NNFI عـلى التـوالي، وأن مـؤشري IFI و RFI أقـل اسـتخدامًا وبلـغ وسـيط هذه المـؤشرات كما يلي: ٠,٩٤ ، ٠,٩٦ ، ٠,٩٢ ، ٠,٩٥ ، ٠,٩٥ ، ٠ عـلى التـوالي، وهذا يعطي انطباعًا أن النـماذج المحللـة تتطابـق بدرجة جيدة مـع البيانات.

ومـن الجـدول يتضـح أن مـؤشرات المطابقـة المطلقـة أكثر اسـتخدامًا مـن المـؤشرات المتلازمـة، وهـذا الترتيب يتفق تمامًـا مـع Baumgartner & Homburg (1996)، ويتعـارض مـع (Breckler, 1990; Martines, 2005; McDonald & Ho 2002; Nunkoo et al., 2013; Shah & Goldstein, 2006; Smith & Smith, 2004) هـذا التعـارض نتيجـة أن هذه الدراسـات توصلـت إلى أن المـؤشرات المتلازمـة أكثـر اسـتخدامًا مـن المطلقـة، حتـى إن Martines (2005) أشـار إلى قلـة الاعتـماد عـلى مـؤشري GFI و AGFI نتيجـة محدداتهـما، مثـل: تأثرهما بحجم العينـة والاعتدالية، وأشـار إلى أهمية اسـتخدام مؤشر CFI.

أما اسـتخدام مـؤشري AIC و ECVI فكان محدودًا نتيجة لاسـتخدامهما في أغـراض المقارنة بين النماذج، وكان اسـتخدام هذه الإسـتراتيجية محدودًا في الدراسـات. واعتمـدت ثلاثـة نـماذج (١ ,٦٪) على مؤشري البسـاطة وهما: PGFI و PNFI وهـذا يتفـق مع (Martines, 2005; Nunkoo et al., 2013).

مطابقة نموذج القياس (نماذج SEM و CFA، N= 36)

قـدرت كل نـماذج SEM و CFA الثبـات للمتغيرات المقاسـة للنموذج المقـاس مـن خلال معامل ألفـا (١٠٠٪)، وتم تقدير الثبات باسـتخدام ألفا

للأبعـاد، وهـذا يزيد عـلى مـا توصـل إليـه (Baumgartner & Homburg, 1996; Nunkoo et al., 2013; Shah & Goldstein, 2006)، أمـا تقديـر الثبـات في ضـوء مـؤشر نسـبة التبايـن المفـسر R^2 لـكل متغـير مقـاس، فإنه تـم ذكـره في تحليـل واحد فقـط، أمـا تقدير الصـدق للنمـوذج فلـم تتناول أي دراسـة قضيـة صدق النمـوذج المقاس، وهـذا يتفق مـع Nunkoo et al. (2013)، ويتعـارض مـع Shah & Goldstein (2006).

مطابقة النموذج البنائي (لنماذج SEM و PA، N=21)

قـدر مـؤشر R^2 للمتغـير الكامـن التابـع لثمانيـة نـماذج بــ(١ , ٣٨٪)، وهـذا يقـل عـما توصـل إليـه (Martines, 2005; Nunkoo et al., 2013; Shah & Goldstein, 2006).

عرض تقديرات المعالم:

الجدول رقم (١٥) التكرارات والنسب المئوية لتقديرات المعالم للتطبيقات الثلاثة

	CF = 28		SEM = 8		PA=13		الإجمالي	
	التكرار	٪	التكرار	٪	التكرار	٪	التكرار	٪
التأثير المباشر (B)	-	-	7	87.5	13	100	20	95.2
التشبع (Y)	24	85.7	6	75.0	-	-	30	83.3
الخطأ المعياري	10	35.7	1	12.5	7	53.8	18	36.7
قيمة T	12	42.9	2	25.00	10	76.9	34	49.0
خطأ التباين	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
التأثير غير المباشر	-	-	2	25	2	15.4	4	19.0

التأثرات الكلية	-	-	1	12.5	2	15.4	3	14.2
تحليل البواقي	+	2.0	0.0	0.0	1	2.0	2	4.0
حلول غير مناسبة	0.0	0.0	0.0	0.0	1	2.0	1	2.0

يتضح من الجدول السابق أن ٢ , ٩٥٪من دراسات SEM و PA قدرت التأثير المباشر، و ٣ , ٨٣٪من نماذج SEM و CFA قدرت تشبع المتغيرات المقاسة، وهذا يتفق مع (Breckler, 1990; Holbert & Stephenson, 2002)، بينما يوجد قليل من الدراسات التي ذكرت التأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية معًا تقريبًا ١٤٪، وهذا يتفق مع Holbert & Stephenson (2002)، وعمومًا، فإن النماذج التي ذكرت تقدير معلمين على الأقل (التأثير أو التشبع وقيمة T)، ٢٤ نموذجًا (٤٩٪)، وهذا يتفق مع (MacCullum & Austin, 2000; Martines, 2005; McDonald & Ho 2002)، بينما ذكرت دراسة واحدة وجود حلول غير مناسبة (٠ , ٢٪)، وعرضت دراستان تحليل البواقي ٠ , ٤٪، وهذا يتفق مع (MacCullum & Austin, 2000; Martines, 2005; Shook et al., 2004)، في أن معظم الدراسات لا تعطي تقريرًا كاملًا لتقديرات المعالم.

تعديل النموذج

من ٤٩ نموذجًا، ١٣ نموذجًا أجرى تعديلاً للنموذج المفترض (٥ , ٢٦٪)، وهذا يتفق مع ما توصل إليه Schreiber et al. (2006)، بينما قلت عما توصل إليه (Baumgartner & Homburg, 1996; Breckler, 1990; Martines, 2005; Shook et al., 2004) وزادت عما توصل إليه (Shah & Goldstein, 2006). و١٣ نموذجًا ١٠٠٪أجرت التعديلات

على أسس إمبريقية إحصائية، ودارستان من ١٣ أجرتا تعديلًا أيضًا مع تبريرات نظرية (١٥,١٪)، ودراسة واحدة أجرت التحقق من مصداقية النموذج المعدل على عينة أخرى (٧٤,٧٪)، وهذا يتفق تمامًا مع (Martines, 2005; Schreiber et al., 2006)، وتمت التعديلات إما بحذف مسارات غير دالة إحصائيًّا لنموذجين (١,٤٪)، أو بإضافة مسارات من خلال مؤشرات التعديل لخمسة نماذج (٥,٣٨٪)، أو بحذف وإضافة معًا لأربعة نماذج (٨,٣٠٪)، ولم تحدد دراستان كيفية إجراء تعديل النموذج (٤,١٥٪). وهذا يتفق (Breckler, 1990; Schreiber et al., 2006; Shah & Goldstein, 2006).

٧ . ٨ المناقشة

على الرغم من مميزات استخدام SEM في التعامل مع الظواهر النفسية، وتفوقها على أساليب التحليل الكلاسيكية، إلا أن استخدامها ما زال محدودًا في الدراسات النفسية العربية، وذلك مقارنة باستخدامها في مجال الدراسات الأجنبية. انظر: ٢٠٠٥ (MacCullum & Austin 2000; Martines, McDonald & Ho, 2002) وربما يرجع هذا إلى عدم وعي الباحثين بهذه الإستراتيجية التحليلية نتيجة حداثة توظيفها في الدراسات النفسية، وأيضًا إلى عدم تضمين المراجع الإحصائية لهذا الأسلوب، واعتمدت معظم الدراسات على إستراتيجية المدخل التوكيدي للنماذج، ويرجع هذا إلى أن معظم النماذج كانت عبارة عن تحليل عامل توكيدي لبنية مقاييس معروف أبعادها مسبقًا، ويحاول الباحثون التأكد من مصداقيتها.

وفيما يتعلق بتخصيص النموذج، يلاحظ أن معظم الدراسات

افترضت النماذج في ضوء أسس نظرية قوية، وكذلك عرض شكل المسار (النموذج) بيانيًّا، وفيما يخص تمثيل المتغير الكامن بالمتغيرات المقاسة يتضح أنها زادت عن توجيهات (Bentler & Chou, 1987; Bollen, 1989; Marsh et al., 2005)، وبالنسبة لطبيعة المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغيرات الكامنة، فإن أغلب الدراسات اعتمدت على الأبعاد الفرعية للمقياس، وهذا يقلل من تعقيد النموذج وبدوره انعكس على الحصول على مطابقة جيدة للنماذج، وأن البحث النفسي العربي لم يتناول النماذج ذات التأثيرات المتبادلة، التي تتناسب تمامًا مع الظاهرة النفسية، وربما يرجع هذا إلى حدوث مشكلات في أثناء تحليل وتقدير هذه النماذج؛ نظرًا لتعقيد هذه النماذج، وهذا سائد أيضًا في البحث النفسي الأجنبي، ولم تشر الدراسات النفسية إلى قضية التحديد للنماذج المحللة، ويرجع هذا إلى الخلط بين تخصيص النموذج وتحديد النموذج، وأيضًا إلى عدم معرفة مستخدمي SEM بإستراتيجيات وفنيات التعامل مع هذه القضية. ويوجد القليل من الدراسات التي صاغت نماذج بديلة لها تفسير نظري، مثل: النموذج المفترض، وهذا مخالف لتوجيهات الخبراء (Hoyle & Panter, 1995; MacCallum et al., 1993; MacCallum & Austin 2000) الذين أكدوا صياغة نماذج بديلة حتى لو أن إستراتيجية التحليل هي المدخل التوكيدي، وذلك لتجنب التحيز التوكيدي.

أما بالنسبة لقضايا مرحلة ما قبل تحليل البيانات يبدو أن حجم العينة في الدراسات النفسية العربية يفوق نظيرتها الأجنبية ويتفق مع توجيهات (Chou & Bentler, 1995; Kline, 2016; Muthen & Muthen, 2002) وأن مصفوفة الارتباط أكثر استخدامًا في تحليلات النماذج، وهذا يخالف توجيهات (Boomsma، 1983; MacCallum & Austin, 2000;

(McDonald & Ho, 2002; Schumacker & Lomax, 1996) بـأن الاعتماد عـلى مصفوفـة التغايـر أكثـر أمانًـا مـن مصفوفـة الارتبـاط، وأن طريقـة الاحتـمال الأقـصى هـي الأكثـر اسـتخدامًا، ولكنهـا تتطلـب الاعتداليـة، ولم يتـم التحقـق مـن مسـلمة الاعتداليـة في النـماذج المحللـة إلا نـادرًا، وهـذا يخالـف توجيهـات (Hoyle, 1995; Joreskog & Sorbom, 1988; McDonald & Ho, 2002; Quintana & Maxwell, 1999)، وتناولـت الدراسـات التعامل مـع قضية البيانـات المفقودة بدرجة محـدودة جدًّا وهذا يخالـف توجيهـات Raykov et al. (1991)، وكذلـك لم تتنـاول الدراسـات قضيـة القيـم المتطرفة، وهي تمثل خطـورة في أثناء تحليل نمـوذج SEM، فلو أن النمـوذج المفـترض صحيـح في ضـوء نظريـة ما، فـإن وجود نسـبة قليلة مـن البيانـات المتطرفة تـؤدي إلى تقديرات متحيـزة ودلالـة إحصائية لمؤشر χ^2، وهـذا بـدوره يـؤدي إلى اسـتنتاج خطـأ لتقويـم النمـوذج. وتـم إجراء تحليـل نمـوذج SEM لمعظـم التحليـلات في خطـوة واحـدة، وهـذا يخالف توجيهـات خـبراء SEM (Anderson & Gerbing, 1988; McDonald & Ho, 2002)، وأن البرنامـج الأكثـر اسـتخدامًا هـو الليـزرال، وهـذا يرجع إلى أن طبيعـة الدراسـات والكتابـات العربيـة في مجـال SEM اعتمـدت على برنامـج الليزرال.

وبالنسـبة لقضايـا مـا بعـد مرحلـة التحليـل، وفيـما يخـص مـؤشرات حسـن المطابقـة، تبـين أن المـؤشرات المطلقة أكثر اسـتخدامًا مـن المؤشرات المتلازمة، ومعظم الدراسـات اعتمدت على مؤشرات χ^2 و GFI و RMSEA و NFI وهـذا يتناقـض مع توجيهات خـبراء SEM (Hu & Bentler, 1995, 1998, 1999; MacCallum & Austin 2002; Weston & Gore, 2006). الذيـن أكدوا عـلى اسـتخدام مـؤشرات RMSEA, SRMR, CFI, NNFI.

وكذلك اعتمدت كل الدراسات على حدود القطع التقليدية وهي ٠,٩٠ كمعيار لمطابقة النموذج، ولم تعتمد أي دراسة على حدود القطع التي أشار إليها Hu & Bentler (1999) وهي ٠,٩٥ لمؤشرات CFI, NFI, GFI, IFI, RNI.

وبالنسبة لتقديرات المعالم، فإن نصف النماذج لم تذكر تقديرات المعالم كاملة، وهذا يتعارض مع توجيهات (Boomsma, 2000; Hoyle & Panter, 1995; MacCullum & Austin 2000; McDonald & Ho, 2002)، وفيما يتعلق بتعديل النموذج، فإن التعديل تم في مجمله في ضوء أسس إحصائية، وقليل في ضوء تفسير نظري، وقليل جدًّا تم التحقق من مصداقيته، وهذا يتعارض مع توجيهات خبراء SEM (Anderson & Gerbing, 1988; Hoyle & Panter, 1995; MacCullum et al., 1992, 1996; Quintana & Maxwell, 1999).

وفي ضوء هذه المناقشة، يتضح أنه ما زال الطريق أمامنا طويلاً حتى نمارس استخدام SEM أفضل ممارسة عما هو قائم، وإذا شبهنا وضع استخدام SEM في الدراسات النفسية العربية بكوب زجاجي ثلثه مملوء بالماء فقط. وهذا الثلث المملوء بالماء يتمثل في عرض النموذج بيانيًّا وحجم العينة المناسب وطريقة التقدير، بينما الثلثان الفارغان يتمثلان في عدم صياغة نماذج بديلة، وعدم التحقق من مسلمة الاعتدالية، وعدم التحقق من نموذج SEM من خطوة واحدة، وعدم الاعتماد على مؤشرات المطابقة الأكثر مناسبة، وكذلك عدم تبني الحدود المناسبة وإجراء التعديل للنموذج في ضوء أسس إحصائية من دون تفسير نظري، وعدم التحقق من مصداقية النموذج المعدل، وكذلك عدم عرض كل تقديرات المعالم، وهذا يخالف تشابه Martines (2005) لاستخدام SEM

في مجال علم النفس الإرشادي حين قال إن نصف الكوب فارغ ونصفه مملوء بالماء. هذه الدراسة أكدت قصور وسوء استخدام تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية في الدراسات النفسية العربية في ضوء الأسس والمبادئ المثلى لتطبيقها، وهذا مفاده أنه ما زال أمامنا الكثير لنتعلمه عن ممارسة هذه الإستراتيجية في البحث النفسي، فهل يهتم الباحثون بهذه الإستراتيجية الإحصائية في دراساتهم سواء في تناول منهجية هذه الإستراتيجية أو توظيفها في الدراسات النفسية؟!

٧ . ٩ إرشادات وتوصيات للاستخدام الأمثل لـ SEM

في ضوء الدراسات السابقة لمبادئ وأسس نمذجة المعادلة البنائية، وكذلك الدراسات التقويمية لهذه المنهجية في مختلف التخصصات يمكن عرض أهم الإرشادات والتوجيهات التي يجب أن يلتزم بها الباحثون قدر الإمكان وهي (Breckler, 1990; Hoyle & Panter, 1995; Hu & Bentler, 1999; Kline، 2016; MacCallun & Austin, 2000; McDonald & Ho, 2002; Raykov et al., 1991; Schumacker & Lomax, 2010، عامر،٢٠١٦، ٢٠٠٤) :

أولًا: مرحلة تخصيص النموذج:

- حدد مشكلة البحث التي تحاول عرضها عن طريق النموذج SEM.
- بناء النموذج في ضوء أسس نظرية قوية أو نتائج دراسات سابقة، وإن كان يفضل بناؤه في وجود نظرية.
- اعرض أو ارسم النموذج النظري في شكل مسار يظهر فيه طبيعة التأثيرات، ويفضل وضع إشارة المسار، وأيضًا توضيح ما إذا وجدت قيم معالم مثبتة أو مقيدة، وأن يلتزم الباحث بالقواعد المتعارف عليها

في عـرض الشـكل. وأعـطِ تفسـيرًا منطقيًّـا للقيـود والفروض عـلى معالم محـددة ومدى ارتباطهـا بمنهجية تحليلـه أو مدى تفسـيرها في ضوء نظرية أو دراسات.

- تمثيـل المتغـيرات الكامنـة بعـدد مناسـب مـن المـؤشرات وهنـا يجـب أن يمثـل المتغـير الكامـن بثلاثة مـؤشرات أو أربعة، وهذا هو العـدد الأمثل؛ وذلـك لأن تمثيـل المتغـير الكامـن بعـدد كبـير مـن المـؤشرات يـؤدي إلى تعقيـد النموذج.
- إذا كان عـدد المـؤشرات الممثلـة عن المتغير الكامن كبيرة جـدًّا (مثلًا عشرة مـؤشرات) يجـب التعبـير عنهـا في صورة تجمعـات أو حزم أقـل؛ لأنه من شـأنه أن يزيـد من الثبـات للحزم، ويجعـل البيانات أكثـر اتصالية، ويقلل من تعقيـد النموذج.
- كـن عـلى وعـي كامـل بطبيعـة النـماذج ذات العلاقـات التبادليـة بـين المتغـيرات الكامنـة، وتوخـى الحذر عنـد تقدير معـالم هذه النـماذج نتيجة ظهور إشـكالية الحلول غير المناسـبة ومشـكلات في أثناء تقدير النموذج، وإذا لم تضـف قيـود عـلى هـذه النـماذج، فإنهـا تكون غـير محددة.
- الإشـارة إلى عـدد المعـالم الحـرة في النمـوذج ومقارنتهـا بدرجـات الحرية؛ لتحديـد نوعيـة التحديـد للنموذج.
- فحـص قضيـة التحديـد للنموذج خاصـة للنـماذج المعقدة؛ وذلـك لمعرفة وجـود قضيـة قبـل التحديـد للنمـوذج، وتجنبها بقـدر الإمـكان، وتجنب تفسـير معـالم نمـوذج يعـاني مـن مشـكلة التحديـد؛ لأن ذلـك يعطـي تقديـرات غـير صادقـة، ويمكن أن تسـاعد درجـات الحريـة للنموذج في الكشـف عـن قضيـة التحديد، وكذلـك مخـرج البرنامج يعطي إشـارة إلى ذلك.

- تجنب النماذج ذات العلاقات التبادلية بقدر الإمكان.
- إذا كان النموذج يعاني من عدم التحديد، فإنه يمكن تثبيت مقياس للمتغيرات الكامنة بوضع تشبع أحد المتغيرات المقاسة على كل عامل بالواحد الصحيح.
- صياغة نماذج بديلة على أسس نظرية خاصة، إذا كان هدف الباحث هو المقارنة بين نماذج، وكذلك صياغتها في حالة اختبار نموذج توكيدي فقط؛ وذلك لأن صياغة نماذج بديلة يجنب الباحث من مشكلة التحيز التوكيدي في حالة اختبار نموذج واحد فقط، بالتالي يحد من القدرة التعميمية للنموذج في المجتمع.
- في تحليل العينات أو المجموعات المتعددة حدد أشكال التشابه للنموذج في المجموعتين (تشابه القياسات).

ثانيًا: قضايا مسح البيانات وإجراءات تقدير النموذج:

- لابد أن يتم تحليل نموذج SEM في ضوء حجم عينة مناسب، ولابد من تحديد عدد المعالم المقدرة حتى يتم تحديد حجم العينة في ضوئها، والمتفق عليه بين الباحثين أن حجم عينة أكبر من ١٠٠ فرد مقبول، ويفضل أن يكون ٢٠٠ فرد فأكثر، ويتوقف تحديد حجم العينة حسب حجم النموذج بمتغيراته المقاسة والكامنة وعوامل أخرى.
- تحديد نسبة حجم العينة في ضوء عدد المعالم الحرة، وأيضًا في ضوء عدد المتغيرات المقاسة.
- لابد من وصف مجتمع العينة وصفًا كاملًا بقدر الإمكان.
- بقدر الإمكان حاول تحديد حجم العينة في ضوء مستوى قوة إحصائية مرغوب فيه، يحاول الباحث تحقيقه.

- إذا وجدت عينة طبقية ممثلة للمجتمع الطبقي، يفضل إجراء تحليل نموذج المعادلة البنائية متعدد المجموعات.
- لابد من وصف مستوى القياس للمتغيرات وخصائص القياسات (المؤشرات) مثل: الثبات والصدق.
- لابد من تحديد كيفية التعامل مع البيانات الغائبة في ملف البيانات؛ حيث تسبب تحيزًا لتقديرات معالم النموذج، فإذا كانت العينة كبيرة فاستخدم المدخل المحافظ List-wise، وإذا كانت العينة صغيرة فاستخدم إحدى الطرائق التعويضية الحسابية، مثل: إحلالها بالمتوسط للمتغير.
- لابد من تحديد طريقة التقدير المستخدمة، مثل: ML و ULS و GLS و WLS و MLR وغيرها.
- التأكد من توافر خاصية الاعتدالية للبيانات الداخلة في تحليل نموذج المعادلة البنائية؛ وذلك لأن طرائق التقدير، مثل: ML و GLS تتطلب توافر مسلمة الاعتدالية.
- إذا توافرت عدم الاعتدالية بدرجة خفيفة أو متوسطة (تحديدها من خلال التفرطح والالتواء)، فإنه يمكن استخدام طرائق التقدير السابقة؛ لأنها تتميز بالضلاعة أو المناعة، وأما إذا كانت عدم الاعتدالية شديدة، فإنه إما أن يلجأ الباحث إلى إجراء تحوير للبيانات أو استخدام طريقة التقدير ADF.
- حدد كيف تحققت من وجود التلازمية الخطية بين المتغيرات، وإن وجدت فيجب معالجتها.
- تأكد من عدم وجود قيم متطرفة في البيانات، وإن وجدت فإذا كانت حقيقية فيجب التعامل معها بحذر، وإذا كانت نتيجة خطأ الإدخال

فيجب حذفها، ويرى آخرون تقدير نموذج SEM مرتين؛ الأولى في وجود القيم المتطرفة، والثانية في عدم وجودها.

- بقدر الإمكان اعتمد على مصفوفة التغاير كمدخل لتحليل نموذج المعادلة البنائية؛ وذلك لأن استخدام مصفوفة الارتباط يؤدي إلى تقديرات للمعالم غير متسقة، ولابد من عرض مصفوفة التغاير أو مصفوفة الارتباط مقرونة بالانحراف المعياري للحصول على تقديرات صحيحة للأخطاء المعيارية.
- حدد نوع البرنامج المستخدم في التحليل وإصداره، وأكثر البرامج تفضيلًا من حيث الاستخدام أو تفسير النتائج هي: LISREL و EQS و AMOS خاصة في العلوم الإنسانية.
- أذكر عدد المحاولات التي استغرقها البرنامج في الوصول إلى الحلول للمعالم، ويجب وصف العوائق والصعوبات التي واجهتها في أثناء عملية التقدير، مثل: الفشل في إجراء التحليل.
- كلما أمكن اعرض ملف المدخلات للبرنامج المستخدم متضمنًا تحديد المعادلات والمعالم للنموذج، وذلك في ملاحق الدراسة.
- تأكد أن محدد المصفوفة المراد تحليلها موجب؛ لأنه إذا كان سالبًا فلا داعي لإجراء التحليل، ويجب إعادة النظر في تحديد النموذج مرة أخرى أو فحص البيانات.
- يجب إجراء تحليل نموذج المعادلة البنائية على خطوتين، هما: تحليل النموذج المقاس، ثم تحليل النموذج البنائي، وخبراء SEM يفضلون هذا المدخل عن مدخل الخطوة الواحدة.
- لابد من تحديد طريقة التقدير المستخدمة، وكيفية التحقق من مسلمات

استخدامها، والطريقة الأكثر استخدامًا هي ML، ويفضل أن يذكر الباحث مبررات اختيارها.

ثالثًا: تقويم مطابقة النموذج:

- ضرورة عرض مؤشر χ^2 مقرونًا بدرجات الحرية ودلالتها الإحصائية، خاصة إذا كانت طريقة التقدير ML.
- أكد خبراء نمذجة المعادلة البنائية أهمية الاعتماد على مؤشر χ^2 بقدر الإمكان مقرونة بمؤشر يعتمد على تحليل البواقي، مثل: RMSEA أو SRMR أو كليهما، إضافة إلى المؤشرات المتزايدة CFI و NNFI وRNI؛ وذلك لأنهم أقل تأثرًا بحجم العينة، وأكثر حساسية لسوء تحديد النموذج.
- ضرورة الاعتماد على إستراتيجية ثنائية، تتمثل في الاعتماد على مؤشر SRMR بجانب أحد المؤشرات المتزايدة، مثل: CFI أو NNFI أو RNI.
- القبول بقاعدة ٠,٩٠ غير مناسبة لبعض المؤشرات، ويجب أن تكون ٠,٩٥ فأعلى على المؤشرات: NFI و NNFI و GFI و AGFI و CFI و RNI. ولكن يجب التأكيد على أن هذه القاعدة تكون للنماذج التي لا تتسم بالتعقيد وثبات مؤشراتها عالٍ.
- اعرض تحليل البواقي والقيم العليا والدنيا للبواقي، وكذلك اعرض شكل Q.Plot لتحديد مدى مطابقة النموذج.
- لا تعطِ توصيات بأن النموذج المفترض هو الوحيد الذي يتطابق مع البيانات؛ لذلك فمن الأفضل صياغة نماذج بديلة قبل تحليل مطابقة النموذج المفترض لتحديد أيها أكثر مقبولية في تفسير بيانات العينة.
- عند المقارنة بين نماذج بديلة، اعتمد على مؤشري البساطة PGFI و PNFI وكذلك مؤشر AIC.

ـ إضافة إلى تقويم مطابقة النموذج ككل، يجب تقويم مطابقة المعالم أو المعادلات البنائية المختلفة للنموذج، وذلك من خلال عرض مؤشرات χ^2 لكل معادلة بنائية.

ـ قيم النموذج ليس في ضوء مؤشرات المطابقة، ولكن في ضوء النظرية وتفسير معالمه الفرعية في ضوء المقبولية الواقعية.

ـ لا تعطِ توصيات بأن النموذج المفترض هو الوحيد الذي يتطابق مع البيانات.

رابعًا: تعديل النموذج:

ـ اعرض مؤشرات التعديل التي يعطيها البرنامج للنموذج المفترض لتحسين المطابقة.

ـ عدل النموذج المبدئي في أضيق الحدود كلما أمكن.

ـ قبل التعديل هل تمت المقارنة بين مطابقة النماذج البديلة أو المتكافئة.

ـ إن عدلت النموذج فلابد أن تعتمد على الأسس الإحصائية، ولابد أن تكون مستندة إلى التفسيرات النظرية القوية لإضافة مسار أو حذفه.

ـ تجنب تعميم النتائج للنموذج المعدل إلا إذا أجري له مصداقية من خلال عينات.

خامسًا: التقرير والنتائج:

ـ اعرض الوصف الإحصائي للمتغيرات المقاسة في مصفوفة التغاير.

ـ أذكر تقديرات المعالم للنموذج النهائي، مثل: التقديرات غير المعيارية، والأخطاء المعيارية، والتقديرات المعيارية.

ـ لا تشِرْ إلى الدلالة الإحصائية لتقديرات المعالم المعيارية.

- علِّقْ على مقدار إشارة تقديرات المعالم، مثل: التأثيرات السببية (معاملات المسار)، أو النتائج التي تثير الدهشة، مثل: تأثيرات الإخماد وغيرها.
- إذا قبلت مطابقة النموذج البنائي، فلا تدَّعِ السببية بصورة مطلقة أكيدة، خاصة إذا كانت البيانات تولدت من تصميمات غير تجريبية.
- إذا قبلت مطابقة النموذج قدم تطبيقات مرتبطة بالمتغيرات المرتبطة بالنموذج فقط، فهل هذا أفاد في قبول النظرية أم رفضها.
- لو أن عينتك كبيرة، فقسمها إلى نصفين، النصف الأول أجرِ عليه التحليل، والجزء الثاني لاختبار مصداقية النموذج، وإذا لم تجرِ ذلك فلا تعمم نتائج الدراسة.
- حدد ثبات مكونات نموذج القياس وكذلك الصدق التقاربي.
- أذكر كل معالم التقدير للنموذج، مثل: التشبعات ومعامل المسارات والأخطاء المعيارية والدلالة الإحصائية وتباينات الأخطاء وكذلك الحلول المعيارية.
- اعرض التأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية بين المتغيرات الكامنة، خاصة في وجود متغيرات وسيطة.
- ناقش تحليل البواقي كمؤشر لمطابقة النموذج، وحدد القيم الثلاثة لهذه البواقي الصغرى والمتوسطة والعليا.
- اعرض مؤشر حجم التأثير χ^2 لكل معادلة بنائية في النموذج البنائي.
- اعرض ما إذا وجدت مشكلات في أثناء تقدير النموذج أو نتائج غير منطقية سواء للتأثيرات أو التباينات؛ لأن ذلك من شأنه أن يحد من تفسير النتائج، وبالتالي تعميمها.

ـ وأخيرًا قدم Thompson (2000) عدة إرشادات وتوصيات عند تطبيق نمذجة المعادلة البنائية، وهي على النحو الآتي:

ـ لا تعتقد أن النموذج المفترض هو الوحيد المطابق للبيانات، فيجب صياغة نماذج أخرى بديلة، يمكن أن تفسر العلاقات بين متغيرات النموذج.

ـ استخدم مدخل الخطوتين لـ Anderson & Gerbing (1988) عند التحقق من النموذج المقاس أولًا (التحليل العاملي التوكيدي)، ثم تحقق من النموذج المقاس البنائي (نموذج العلاقات بين المتغيرات الكامنة) ثانيًا.

ـ قيِّم النماذج المفترضة في ضوء مؤشرات المطابقة والنظرية والاعتبارات العملية الأخرى.

ـ اعرض مؤشرات مطابقة من تصنيفات مختلفة.

ـ تحقق من المسلمات الواجب توافرها لتطبيق نمذجة المعادلة البنائية، مثل: الاعتدالية المتدرجة للبيانات.

ـ تحيز للنموذج الأكثر بساطة كلما أمكن.

ـ خذ في اعتبارك طبيعة مستوى القياس للمتغيرات (متصلة، منفصلة) وتوزيعها.

ـ لا تستخدم أحجام عينات صغيرة.

ـ تحقق من الصدق التعميمي من أي نموذج معدل تم إجراء تعديلات عليه في ضوء أسس إحصائية أو نظرية.

المراجـــــع

أولاً: المراجع العربية:

عامـر، عبـد النـاصر السـيد (٢٠٠٤). أداء مـؤشرات حسـن المطابقـة لتقويـم نمـوذج المعادلـة البنائيـة، المجلـة المصريـة للدراسـات النفسـية، مجلـد ١٤.

ـــــــــــ (٢٠٠٥). بنيـة نظرية توجه الهدف: اسـتقلالية أم ارتباطية، المجلة المصرية للدراسـات النفسـية، ١٥، ٢٧٨ ـ ٣٠٩.

ـــــــــــ (٢٠٠٧). حجـم العينة في تحليل الانحـدار المتعدد. المجلة المصرية للدراسـات النفسـية، المجلد ١٧.

ـــــــــــ (٢٠٠٨). الدقـة التنبؤيـة لدرجـة اختبار القبـول وتحصيل اللغـة الفرنسـية في الثانوية العامـة للتنبؤ بتحصيل الجامعة لشـعبة اللغـة الفرنسـية، مجلة كليـة التربية ببنهـا، ١٨، ٣٩-٤٩.

ـــــــــــ (٢٠١٤ a). تقويـم اسـتخدام تطبيقـات نمذجـة المعادلـة البنائيـة في البحـث النفـسي. مجلـة دراسـات عربيـة في علـم النفس(رانـم)، ١٣، ٧٠١- ٧٧٧.

ـــــــــــ (٢٠١٤ b). نمذجة المعادلة البنائية الاستكشـافية في مقابل التحليـل العامـلي التوكيـدي للبنيـة الداخليـة لأهـداف الإنجاز. المجلـة المصرية للدراسـات النفسـية، ٢٤،٤٠٤ -٤٣٠.

ـــــــــــ (٢٠١٥). فحـص تأثـيرات الطريقـة في مقيـاس تقديـر الـذات لروسـينبرج: نـماذج عامليـة متنافسـة. المجلـة المصريـة للدراسـات النفسـية،٢٥ ، ١- ٣١.

ـــــــــــ (٢٠١٦). نمذجـة المعادلة البنائية: بعـض القضايا المنهجية والتوصيات. المجلة المصرية للدراسـات النفسـية، ٢٦، ٣٧-٥٨.

ثانيًا: المراجع الأجنبية:

Algina, J., & Olejnik, S. (2000). Determining sample size for Accurate Estimation of the squared Multiple correlation coefficient. Multivariate Behavioral Research, 35, 119 – 137.

Anderson , J. C., & Gerbing, D. V. (1988). Structural equation modeling in practice: Areview and recommended two – step approach. Psychological Bulletin, 103, 411-423.

Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1992). Assumptions and comparative strength of the two – step approach: Comment on Fornell and YI. Sociological Methods & Research, 20, 321 – 333.

Arrindel, W. A., & Van der Ende. J. (1985). An Empirical test of the utility of the observations to variables ratio of factor and component analysis. Applied Psychological Measurement, 9, 165-178

Asparouhov, T., & Muthen, B. (2009). Exploratory Structural Equation Modeling. Structural Equation Modeling , 156, 397 – 438.

Azen, R., Budescu, B. V., & Reisr, B. (2001). Criticality of predictors in multiple regression. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 54, 201-225.

Bagozzi, R. P. (1993). Assessing construct validity in personality research : Applications to measure of self – esteem . Journal of Research in personality, 27, 49 – 87.

Bagozzi, R. P., & Heatherton, T. F. (1994). AGeneral approach to representing multifaceted personality constructs: Application to state self-esteem. Structural Equation Modeling, 1, 35-67.

Bartlett, M. S. (1954). A note on the multiplying factors for vari-

ous chi square approximations. Journal of the Royal Statistical Society, 16, 296-298.

Baumgartner, H., & Homburg, C. (1996). Applications of structural equation modeling in marketing and consumer Research: A review. International Journal of Research in Marketing, 13, 139-161.

Bentler , P . M. (2002). EQS 6: Structural equations program manual. Encino,CA: Multivariate Software , Inc..

Bentler, P. M., & Chou, C. P. (1987). Practical issues in structural modeling. Sociological Methods and Research, 16, 78-117.

Bollen, K. A. (1989). Structural equations with Latent variables. New York: Wiley.

Boomsma, A. (2000). Reporting analysis covariance structure. Structural Equation Modeling, 7, 461- 483.

Borkenau, P., & Ostendorf, F. (1990). Comparing exploratory and Confirmatory factor analysis : A study on the five factor model of personality . Personality and Individual Differences, 11 , 515-524 .

Breckler, S. T. (1990). Application of covariance structure modeling in psychology: Cause for concern? Psychological Bulletin, 107, 260 – 273.

Brown, T. A. (2006). Confirmatory factor analysis for applied research. New York: Guilford Press.

Browne, M.W. (1975). Comparison of single sample and cross-validation methods for estimating the mean squared error of prediction in multiple linear regression. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 28, 112–120.

Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. Multivariate Research, 1, 245-276.

Chou, C. P., & Bentler, P. M. (1995). Estimates and tests in structural equation modeling. In. R. H. Hoyle (Eds.), Structural equation modeling : concepts, issues, and applications (PP. 37- 59). Thousand Oaks, CA: Sage.

Cohen, J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences. Mahwah, NJ: Erlbaum

Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). Applied multiple regression / correlation analysis for behavioral sciences (3th.ed). Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.

Comery, A. L., & Lee, H. B. (1992). A First course in factor analysis (2nd .ed). Hillsadale, NJ: Erbaum.

Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Recommendations for getting the Most from your analysis. Practical Assessment, Research, and Evaluation, 10, 1-9.

Cote , J . A ., & Buckley , R . (1987). Estimating trait , method and erro variance: Generalizing across to construct validation studies. Journal of Marketing Research , 24 , 315-318

Cronbach, L. J. & Webb, N. (1979). Between class and within class effects in a reported aptitude and treatment interaction: A reanalysis of a study by G. L. Anderson . Journal of Educational Psychology , 79 , 717 – 724 .

Deweck, C., & Legget, E. (1988). Asocial cognitive approach to motivation and personality. Psychological Review, 95, 256 – 273.

Distefano, C., & Molt, R. W. (2006). Further investingation method effects associated with negatively worded items on self – reprot survey . Structures Equation Modeling , 123, 440 – 464.

Dyer, N. G., Hanges, P. J., & Hall, R. J. (2005). Applying multilevel confirmatory factor analysis techniques to the study of leadership. The leadership Quarterly, 16, 149 – 167.

Elliot, A., & Church, M. (1997). A hierarchical model of approach and avoidance achievement motivation. Journal of Personality and Social psychology, 72, 218 – 232.

Elliot, A., & McGregor, H. A. (2001). 2 ´ 2 achievement goal framework. Journal of Personality and Social Psychology, 80, 501 – 519.

Fabrigar, L. R.,Wegener, D. T., MacCullum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of factor analysis in psychological research. Psychological Methods,4 ,272-299.

Fava, J. L., & Velicer, W. F. (1992). The effects of over extraction on factor and component analysis. Multivariate Behavioral Research , 27,387-415.

Field, A. (2009). Discovering statistics using SPSS(3th.ed). London: Sage publications, LTD.

Green, S. B. (1991). How many subjects does it take to do regression analysis? Multivariate Behavioral Research, 27, 499-510.

Gorsuch, R. L. (1983). Factor Analysis (2nd ed.). Hillsdale, NJ Lawrence Erlbaum Associates.

Guadagnoli, E., & Velicer, W. F. (1988). Relation of sample size to the stability of component patterns. Psychological Bulletin, 103, 265-275.

Guilford,J. P. (1954). Psychometric methods(2nd ed.). New York: McGraw-Hill.

Hair Jr. J. H., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). Multivariate data analysis. New Jersey: Prentice- Hall.

Harris, R. J. (1975). A primer of multivariate statistics. New York: Academic.

Heck, R. (2001). Multilevel modeling with SEM. IN F . Marcoulides & R. Schumacher (Eds.), New developments and techniques in structural equation modeling (pp. 89 – 127). Mahwahg, NJ: Lawrence Erlbaum Associates , Inc .

Henson, R. K., & Roberts, J. K. (2006). Use of exploratory factor analysis in published research: Common errors and comment on improved. Educational and Psychological Measurement, 66,393-416.

Holbert, R. L., & Stephenson, M. T. (2002). Structural equation modeling in communication sciences(1995- 2000). Human Communication Research, 28, 531-551.

Howell, D. C. (2013). Statistics methods for psychology(8th.ed). Belmont: Wadsworth, Cengage Learning.

Hox, J . J. (2010). Multilevel analysis: Techniques and applications . New York and Hove : Routledge .

Hox, J . J ., & Kreft, I. G. G. (1994). Multilevel analysis models . Sociological Methods and Research , 22 , 283 – 299 .

Hox, J. J., & Mass , C. J. M. (2001). The a ccuracy of multilevel structural equation modeling with pseudobalnced groups and small samples. Journal of Educational and Behavioral Statistics , 8 , 157 – 174 .

Hoyle, R. H. (1995). Structural equation modeling: Basic concepts and fundamental issues .In R . H. Hoyle (Eds.),Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications (PP1-15). Thousand Oaks, CA: Sage.

Hoyle, R. H, & Panter, A. T. (1995). Writing about structural equation modeling. In R. H. Hoyle (Eds.), Structural Equation

Modeling: concepts, issues, and application (PP.158-175). thousand Oaks: Sage.

Hu, L., & Bentler, P. M. (1995). Evaluating model fit. In R. H. Hoyle (Eds.), Structural equation modeling: concepts, issues, and applications (PP. 76- 99). Thousand Oaks, CA: Sage.

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis. Conventional criteria versus new alternatives. Structural Equation Modeling, 6, 1- 55.

Hulland, J., Chow, Y. H., & Lam, S. (1996). Use of causal models in marketing research: A review. International. Journal. of Research in marketing, 13, 181-197.

Jolliffe, I. (1972). Discarding Variables in a Principal Component Analysis. I: Artificial Data. Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics), 21(2), 160-173.

Kaiser, H. F. (1960). An index of factorial simplicity. Psychometrika, 35, 401-415.

Kaplan, D., & Elliot, P. R. (1997). A model – based approach to validating educational indicators using multilevel structural equation modeling. Journal of Educational and Behavioral statistics , 22 , 323 – 347

Keith, T. Z. (2014). Multiple regression and beyond: An introduction to multiple regression and structural equation modeling (2nd ed). New York: Routeledge.

Kenny, D. A., & Kashy, D. A. Bolger (1998). Data analysis in social psychology. The Handbook of Social Psychology (4th Ed.). New York: McGraw-Hill.

Kline, R. K. (2011). Principles and practice of structural equation modeling (3th.ed). New York: Guilford publications, Inc.

Kline, R. K. (2016). Principles and practice of structural equation modeling (4th.ed). New York: Guilford publications, Inc.

Kromrey, J. D. & Hines, C. V. (1996). Estimation the coefficient of cross validity in multiple regression: A comparison of Analytical and Empirical Methods. The Journal of Experimental Education, 64, 240-266.

MacCallum, R. C, & Austin, J. T. (2000). Application of structural equation modeling in psychological research. Annual Review of Psychology, 51, 201-226.

Mallow, C. L. (1973). Some comments on Cp. Technometrics, 15, 661-675.

Marsh, H. W. (1983). Multi - dimensional ratings of teaching effectiveness by student from different academic settings and their relation to student instructor characteristics . Journal of Educational Psychology ,75 , 150-166.

Marsh, H. W. (1996). Positive and negative global self – esteem: A substantively meaningful distinction or art: factors ? Journal of Personality and Social Psychology , 70 , 810-819.

Marsh, H . W., Hau, T., & Grayson . D. (2005). Goodness of fit evaluation in structural equation modeling . In A. Mayday – Olivares & J . McCardle (eds.), Psychometrics : A festschrift to Roderick P. McDonald (PP. 275-340). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, INC.

Marsh, H. W., Liem, G. A. D, Martin, A . J., Morin, A. J. S., & Nagengast, B. (2011). Methodological measurement fruitfulness of exploratory structural equation modeling (ESEM) : New approaches to key substantive issues in motivation and engagement . Journal of Psychoeducational Assessment, 29 , 322 – 346 .

Marsh, H. W., Muthen, B., Asparouhov, T., Ludtke, O., Robitzsch, A., Morin, A. J. S., & Trautwein, U. (2009). Exploratory structural equation modeling : Integrating CFA and EFA : Applications to student's evaluations of university teaching . Structural Equation Modeling , 16 , 439 – 476 .

Martines, M. P. (2005). The use of structural equation modeling in counseling psychology research. The Counseling Psychologist, 33, 269- 298.

McCrae, R. R., Zonderman, A. B., Costa, P. T., Bond, M. H., & Paunonen, S. V. (1996). Evaluating replicaility of factors in the revised NEO personality inventory: Confirmatory factor analysis versus procrustean rotation. Journal of Personality and Social Psychology,70 , 552 – 566.

McDonald, R. P., & Ho, M. R. (2000). Principles and practice of reporting structural equation modeling. Psychological Methods, 7, 64- 82.

Middleton, M., & Midgley, C. (1997). Avoiding the demonstration of lack of ability: An under – explored aspect of goal theory. Journal of Educational Psychology, 89, 710- 718.

Moerbeek, M. (2004). The Consequence of ignoring a level of nesting in multilevel analysis. Multivariate Behavioral Research, 39, 129 – 149.

Mok, M. (1995) . Sample size requirements for level designs in educational research. Australia. Sydney: Macquarie university.

Morin, A. J., & Maiano, C. (2011). Cross – validation of the short form of the physical self – inventory (PSI- S) using exploratory Structural Equation Modeling(ESEM). Psychology of Sport and Exercise, 12, 540 – 554.

Mote,T. A. (1970). An artifact of the rotation of too few factors:

Study orientation VS. trait anxiety. Revista Interamericana De Psicologia,37,267-305.

Mulaik, S. A. (1990). Blurring the distinctions between component analysis and common factor analysis. Multivariate Behavioral Research, 25, 53-59.

Muthen. B. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical and continuous latent variable indicators. Psychometrika , 49, 15-132 .

Muthen, B. O. (1990). Mean and covariance structure analysis of hierarchical data . Paper presented at the Psychometric Society , New Jewsy : Princeton .

Muthen, B. O. (1991). Multilevel factor analysis of class and student achievemt components. Journal of Educational Measurement , 28 , 338 – 354.

Muthen, B. O. (1994). Multilevel covariance structure analysis. Sociological Methods and Research , 22, 376-398.

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. Structural Equation Modeling, 4, 599-620.

Muthén, L., & Muthen, B.O. (1998-2010). Mplus User's Guide, (6th Ed.).Muthén and Muthén, Los Angeles. CA, USA.

Myers, N. D. (2013). Coaching Competency and (exploratory) Structural equation modeling: A substantive – methodological synergy. Psychology of Sport and Exercise,14, 709 – 718.

Nunkoo, R., Ramkissom, H., & Gursoy, D. (2013). Use of structural equation modeling in tourism research: Past, present, and future. Journal of Travel Research, xxx, 1-13.

Nunnaly, J. C. (1978). Psychometric theory. New York: McGraw-Hill.

Olejnik, S., Mills, J., & Keselman, H. (2000). Using wherry's adjusted R^2 and Mallow's Cp for Model selection from all possible Regression. The Journal of Experimental Education, 68, 365-380.

Pedhazure, E. J. (1997). Multiple regressions in behavioral research: Explanation and prediction(3rd ed). Australia: Wadsworth.

Podsakoff, P. M., Mackenzie, S. B., lee, J. Y., & podsakoff , N. P. (2003).Common method biases in behavioral research: A critical review of literature and recommended remdies . Journal of Applied Psychology , 88, 879 – 903 .

Raju, N. S., Bilgic, R., Edwards, J. E., & Fleer, P. F. (1999). Accuracy of population validity and cross-validity Estimation: An empirical comparison of formula-based traditional empirical and Equal weights procedures. Applied Psychological Measurement, 23, 99-115.

Raykov, T., & Marcoulides, G. A. (2006). A first course in structural equation modeling (2nd. ed). New Jersey: Erlbaum.

Raykov, T., Tomer, A., & Nesselroade. J. R. (1991). Reporting structural equation modeling results in psychology and aging: some proposed guidelines. Psychology and Aging, 6, 499 – 503.

Rosenberg, M. (1965). Socity and adolescents self image. Princeton, N J: Prinction university.

Rosenberg, S. L. (2009). Multilevel validity : Assessing the validity of school – level inference from student Achievement test Data . A dissertation of Doctor philosophy , school of education , Chapel Hill , USA.

Sass, D. A., & Schmitt, T. A. (2010). A Comparative investigation of rotation criteria within exploratory factor analysis.

Multivariate Behavioral Research , 45, 73-103 .

Satorra, A., & Bentler, P. M. (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis. In A. Von Eye & C. C. Clogg (Eds.), Latent variable analysis: Applications for development research. Thousand Oaks, CA: Sage.

Schreiber, J. B., Stage, F. K., king, k., Nora, A., & Barlow, E.A. (2006). Reporting structural equation modeling and confirmatory factor analysis results: A Review. The Journal of Education Research, 99, 323-337.

Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (1996). Beginner's guide to structural equation modeling. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). Beginner's guide to structural equation modeling (3rd ed). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

Shah, R., & Goldstein, S. M. (2006). Use of structural equation modeling in operations management research: Looking back and forward. Journal of Operation Management, 24, 148-169.

Shook, C. L., Ketchen D. J., Hult, G. T. M., & Kacmar, K. M. (2004). An assessment of the use of structural equation modeling in strategic management Research. Strategic Management Journal, 25, 397 -404.

Smith, d., & Smith, K. L. (2004). Structural equation modeling in management accounting research: Critical analysis and opportunities. Journal Accounting Literature, 23, 49 – 86.

Snijders, T. A. B., & Bosker, R. J. (1999). Multilevel analysis : An introduction to basic and advanced multilevel modeling . London : Sage publications.

Spearman. C. (1904). General intelligence. Objectively determined and measured. American Journal of psychology, 15,201-293.

Stapleton, L. M. (2006). An assessment of practical solutions for structural equation modeling with complex sample data. Structural Equation Modeling , 13 , 28 – 58.

Steiger, J. H. (1990). Some additional thoughts on component , and factor indeterminacy. Multivariate Behavioral Research, 25,41-45.

Steven, J. P. (2009). Applied multivariate statistics for the social sciences. New York: Routledge.

Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). Using multivariate statistics (4 th.ed). Boston: Allyn & Bacon.

Tanaka, J. S. (1987). "How big is big enough?": Sample size and goodness of fit in structural equation modeling. Child Development, 58, 134-146.

Thompson, B. (1988). Program FACSTRAP: A Program that computes bootstrap estimates of factor structure. Educational and Psychological Measurement, 48, 681-686.

Thompson, B. (2004). Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications. Washington: American psychological Association.

Tomas, J. M., & Olives, A. (1999). Rosenberg's self esteem scale: Two factors or method effects. Structural Equation Modeling, 6, 84 – 98.

Vassend, O. & Skrondal, A. (1997). Validation of The NEO personality inventory and the five Factor Model: Can findings from exploratory and Confirmatory factor analysis reconciled?. European Journal of Personality, 11, 147 – 166 .

Velicr,W. F., & Jackson, D. N. (1990). Component analysis versus common factor analysis: Some further observations. Multivariate Behavioral Research. 25, 97-114.

Wherry, R. J. (1931). A new formula of predicting the shrinkage of the coefficient of multiple correlation coefficient. Annual of mathematical statistics, 2, 440-451.

Widman, K. F. (1990). Bias in pattern loadings represented by common factor analysis and component analysis. Multivariate Behavioral Research, 25, 89-95.

Wothke, W. (1993). Nonpositive definite matrices in structural equation modeling. In K. A. Bollen & J.S. Long(Eds.), Testing structural equation models(pp.256-293). Newbury park, CA:Sage.

WU. C. J. (2009). Factor analysis of the general self – efficacy scale and its relationship with Individualism / collectivism among twenty – five countries : Application of multilevel confirmatory factor analysis. Personality and Individual Differences , 46, 699 – 703.

Yin, P., & Fan, X. (2001). Estimating R shrinkage in Multiple Regression. Journal of Experimental Education, 69, 203-234.

Zwick, W. R., &Velicer,W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. Psychological Bulletin, 99, 432-442.

قائمة المصطلحات

Constructs	أبنية
Direction of Causality	اتجاه السببية
Smoothing Procedure	الإجراء الناعم أو التعويضي
One- Dimensional	أحادي البعد
Ridge Option	اختيار ريدج
Disturbance Variable	أخطاء القياس للمتغيرات
Standard Errors	الأخطاء المعيارية
Errors or Residuals or Disturbances	الأخطاء أو البواقي
Reciprocal Suppression	الإخماد التبادلي
Negative Suppression	الإخماد السالب
Classical Suppression	الإخماد الكلاسيكي
Suppression	الإخماد أو التناقضية
Forced Entry	الإدخال الإجباري
Sequential Entry	الإدخال التسلسلي
Simultaneous Entry	الإدخال التلازمي (معًا)
Hierarchical Entry	الإدخال الهرمي
Correlation	الارتباط
Autocorrelation	الارتباط الذاتي
Part – Whole Correlation	ارتباط الكل بالجزء

Model - Implied Covariance and Correlation	الارتباط أو التغايرات المشتقة من النموذج
Inter-Correlation	ارتباط داخلي
Causal Relationship	ارتباط سببي
Correlation Among Parameter Estimates	الارتباطات بين تقديرات المعالم
Temporal Precedence	الأسبقية الزمنية
Factor Extraction	استخلاص العوامل
Alternative Model Strategy or Model Comparison	إستراتيجية النماذج (البديلة) أو مقارنة النماذج
Model Development or Generating Strategy	إستراتيجية بناء أو تطوير النموذج أو توليد النموذج
Data Reduction Technique	أسلوب لتقليل البيانات
Multivariate Normality	الاعتدالية المتدرجة
Univariate normality	الاعتدالية لكل متغير على حدة
Linear Dependency	الاعتمادية الخطية
Data Preparation	إعداد البيانات للتحليل
Regression	الانحدار
Factor Scores Regression	انحدار الدرجات العاملية
Simple Regression	انحدار بسيط
Stepwise Regression	الانحدار خطوة خطوة (التدريجي)
Multiple Regression	انحدار متعدد

Deflation	انكماش
Specification Search	بحث التخصيص
Parsimony	البساطة
Model Parsimony	بساطة النموذج
Covariance Structure	بناء التغاير
Mean Structure	بناء المتوسط
Simple Structure	بناء بسيط
Factorial Suitability	بنية عاملية مناسبة
Correlation Residuals	بواقي الارتباط
Standardized residuals	البواقي المعيارية
Data Experimental	البيانات التجريبية
Longitudinal Data	البيانات الطولية
Missing Data	البيانات الغائبة أو المفقودة
Cross- Sectional Data	بيانات مستعرضة
Mediating Effect	تأثير المتغيرات الوسيطة
Interaction Effects	تأثيرات التفاعلات
Indirect Effects	التأثيرات غير المباشرة
Variance	التباين
Error Variance	تباين الأخطاء
Common Variance	التباين العام
Unique Variance	التباين الفريد

Shared Variance	التباين المشترك
Equal Error Variances	تباينات الأخطاء المتساوية
Homogeneity of Groups	تجانس المجموعات
Aggregation	التجميع الكلي
Under- Identification	تحت التحديد
Empirical Under Identification	تحت التحديد الإمبريقي
Under- Estimates	تحت التقدير
Identification	تحديد النموذج
Item Parceling	تحزيم المفردات
Canonical Correlation	تحليل الارتباط المتعدد
Regression Analysis	تحليل الانحدار
Standard Multiple Regression	تحليل الانحدار المتعدد المعياري
Residuals Analysis	تحليل البواقي
Secondary Analysis	التحليل الثانوي
Exploratory Factor Analysis	التحليل العاملي الاستكشافي
Confirmatory Factor ANALYSIS	التحليل العاملي التوكيدي
Two–Level Confirmatory Factor Analysis	التحليل العاملي التوكيدي المختلط ذو المستويين
Hierarchical Factor Analysis	التحليل العاملي الهرمي
Latent Class Analysis	تحليل الفئات الكامنة
Path Analysis	تحليل المسار

Parallel Analysis	التحليل الموازي
Primary Analysis	تحليل أولي
Transformations	التحويرات
Bias	التحيز
Statistical Bias	تحيز إحصائي
Upwardly	تحيز إيجابي
Downwardly	تحيز سلبي
Confirmation Biases	التحيزات التوكيدية
interpretational Confounding	التداخل التفسيري
Rotation	تدوير العوامل
Oblique Rotation	التدوير المائل
Orthogonal Rotation	التدوير المتعامد
Factorial Invariance	التشابه العاملي
Double Loading	تشبع ثنائي أو مزدوج
Factor Loadings	تشبعات العوامل
Sequential Design	تصميم تسلسلي
Inflation	تضخم
Forward Inclusion	التضمين الأمامي
Post hoc Modification	تعديل بعدي
Model Complexity	تعقيد النموذج
Error Variance and Covariance	تغايرات وتباينات الأخطاء

Kurtosis	التفرطح
Platy Kurtic	تفرطح سالب
Positive Kurtic (leptokurtic)	تفرطح موجب
Interpretation of Factors	تفسير العوامل
Iterative Estimation	التقدير التكراري المتعاقب
Overall Model Fit Assessment	تقدير مطابقة النموذج ككل
Measurement Invariance	تكافؤ القياس عبر مجموعات
Equivalence	تكافؤ المقياس
Simultaneous	تلازمية
Co-Linearity	التلازمية الخطية
Multi- Collinearity	التلازمية الخطية المتعددة
Negative Skeweness	التواء سالب
Positive Skewness	التواء موجب
Ridge Adjustment	توافق ريدج
Construct Reliability	ثبات المكون أو التجمع لعدد من المفردات
Double Loading	ثنائية التشبع
Sample Size	حجم العينة
Size of Group	حجم المجموعة
Backward Elimination	الحذف الخلفي
Scale Free	حرة القياس

Parcels	حزم
Mini -Scale or Composites	حزمة أو تجمع أو مقياس مصغر أو تكوينات
Standardized Solution	الحلول المعيارية
Inadmissible Solution	الحلول غير المنطقية
Improper Solution	حلول غير مناسبة
Out of Bounds	خارج الحدود المنطقية
Out of Range Parameter Estimates	خارج نطاق المدى المعروف
Specification Error	خطأ التخصيص
Linearity	الخطية
Individual Scores	الدرجات المفردة
Deviation Scores	درجات انحرافية
Direct Causal	سببية مباشرة
Badness of Fit	سوء مطابقة النموذج
Path Diagram	شكل المسار
Communalities	الشيوع
Construct Validity	صدق البناء أو المفهوم
Single Imputation Methods	الطرائق التعويضية الانفرادية
Maximum Likelihood (ML)	طريقة الاحتمال الأقصى
Full Information Maximum Likelihood (FIML)	طريقة الاحتمال الأقصى كاملة المعلومات

Available Case Method	طريقة الحالة المتاحة
Default	الطريقة الحرة
Generalized Least Squares (GLS)	طريقة المربعات الدنيا التعميمية
Generalized Least Squares (GLS)	طريقة المربعات الدنيا المعممة
Two–Stage Least Squares (TSLS)	طريقة المربعات الدنيا ذات المرحلتين
Un-weight Least Squares (ULS)	طريقة المربعات الدنيا غير الموزونة
Ordinary Least Squares (OLS)	طريقة المربعات الصغرى (الدنيا) الرتبية
Partial – Information Method	طريقة المعلومات الجزئية
Principal Component Analysis(PCA)	طريقة المكونات الرئيسة
Corrected Normal Theory Method	طريقة النظرية الاعتدالية المصححة
Principal Axis Factoring (PAF)	طريقة عوامل المحاور الرئيسة
Factor	عامل
Indicator Unreliability	عدم ثبات المؤشرات
Linear Structural Relationships (LISREL)	العلاقات البنائية الخطية
Linear Relationships	العلاقات الخطية
Unanalyzed Association	علاقة غير محللة
Image Factoring (IF)	العوامل التخيلية
Alpha factoring (AF)	عوامل ألفا
Uncorrelated Factors	العوامل غير المرتبطة
Large Sample Technique	العينات الكبيرة

Validation Sample	عينات مصداقية النتائج
Calibration Sample	عينة التحليل
Over- Identification	فوق التحديد
Overestimate Model	فوق التقدير
Tracing Rule	قاعدة الأثر
Count Rule	قاعدة العد
Model Strength	قوة النموذج
Multiple – Indicator Measurement	قياسات المؤشرات المتعددة
Equality Constraint	قيد متساوٍ أو مكافئ
Cross Group Equality Constraint	قيد متساوٍ عبر المجموعات
Staring Values	القيم البادئة (المبدئية)
Offending Estimates or Anomalies	القيم الشاذة
Outliers	القيم المتطرفة
Multivariate Quilter	القيم المتطرفة المتدرجة
Adjacent Values	القيم المصاحبة
Univariate Outlier	القيمة المتطرفة في متغير واحد
Extreme Value	القيمة شديدة التطرف
Proportionality Constraints	قيود نسبية
Parsimony Principle	مبدأ البساطة
Multidimensional	متعدد الأبعاد

Multi-Dimensionality	متعدد الأبعاد
Exogenous	المتغير الخارجي
Marker Variable	متغير مرجعي
Mediating Variable	متغير وسيط
Dependent or Endogenous Variables	المتغيرات التابعة أو الداخلية
Latent Variables	المتغيرات الكامنة
Independent, or Exogenous Variables	المتغيرات المستقلة أو الخارجية
Latent, Unobserved, Hypothetical Variables	متغيرات كامنة أو غير ملاحظة أو افتراضية
Observed Variables	متغيرات مقاسة
Measured, Observed, Manifest Variables	متغيرات مقاسة أو مشاهدة
Average Variance Extracted (AVE)	متوسط التباين المستخلص
Mean Squares Error (MSE)	متوسط مربعات الخطأ
Non – Positive Definite Covariance Matrix (NPD)	المحدد السالب لمصفوفة التغاير
Outcome or Criterion	المحك أو الناتج
One Step Approach	مدخل الخطوة الواحدة
Two– Step Approach	مدخل الخطوتين
Factorability	مدى قابلية المصفوفة للتحليل العاملي
Squared Multiple Correlation (SMC)	مربع معامل الارتباط
R2 Adjusted	مربع معامل الارتباط المتعدد المصحح

Weighted Least Squares	المربعات الدنيا الموزونة
Un-weighted Least Squares (ULS)	المربعات الدنيا غير الموزونة
Estimation	مرحلة التقدير
Matching Response Pattern	المزاوجة النمطية أو المستهدفة
Post hoc Path	مسارات بعدية
Local Independence Assumption	مسلمة الاستقلال الذاتي
Factor Correlation Matrix	مصفوفة ارتباطات العوامل
Rotated Factor Matrix	مصفوفة العوامل المدورة
Input Matrix	المصفوفة المدخلة
Pattern Matrix	المصفوفة المستهدفة
Exact Fit	المطابقة التامة
Variance Fit	مطابقة التباين
Covariance Fit	مطابقة التغاير
Close Fit	المطابقة التقاربية
Model Fit	مطابقة النموذج
Structural (Path) Model Fit	مطابقة النموذج البنائي أو نموذج المسار
Free Parameters	المعالم الحرة
Fixed Parameters	المعالم المثبتة
Constrained Parameters	المعالم المقيدة
Pearson Correlation Coefficient	معامل ارتباط بيرسون

Partial Correlation	معامل الارتباط الجزئي
Part Correlation or Semi-Partial	معامل الارتباط شبه أو نصف الجزئي
Coefficient of Alienation	معامل الاغتراب
Coefficient of Determination	معامل التحديد
Path Coefficient	معامل المسار
Un-standardized Residual Path Coefficient	معامل مسار البواقي غير المعياري
Correlation Coefficient	معاملات الارتباط
Factor Structure Coefficient	المعاملات البنائية للعوامل
Technical Information	معلومات فنية
Model Comparison	مقارنة النموذج
Plausibility	مقبولية
Single Indicator Measurement	مقياس المؤشر الوحيد
Adequacy or Fit of the Model	مناسبة أو مطابقة النموذج
Robust	مناعة أو ضلاعة
Predictor	منبئ
Continuous Categorical Variable Methodology	منهجية المتغيرات التصنيفية المتصلة
Modification Index	مؤشر التعديل
Causal Indicator	المؤشر السببي
Expected Cross-Validation Index (ECVI)	مؤشر الصدق التعميمي المتوقع

Expected Value of Cross Validation Index	مؤشر القيمة المتوقعة لمصداقية تعميم النتائج
Relative Non Centrality Index (RNI)	المؤشر اللامركزي النسبي
Incremental Fit Index (IFI)	مؤشر المطابقة التزايدي
Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	مؤشر المطابقة المعياري للبساطة
Comparative Fit Index (CFI)	مؤشر المطابقة المقارن
Non-Normed Fit Index (NNFI)	مؤشر المطابقة غير المعياري
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	مؤشر جذر متوسط مربع الخطأ للتقريب
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI)	مؤشر حسن المطابقة للبساطة
CP Mallow	مؤشر مالوي
Akaike Information Criterion (AIC)	مؤشر محك المعلومات الأكياكي
Modified Or Consistent AIC (CAIC)	مؤشر محك أو معيار المعلومات الأكياكي المتناسق
Normed Chi- Square (NC)	مؤشر مربع كا^{2} المعيارية
Pure Indicator	مؤشر نقي للعامل
Reflective Indicators	المؤشرات الانعكاسية
Parsimony Indexes	مؤشرات البساطة
Modification Indices	مؤشرات التعديل
Formative Indicator	المؤشرات التكوينية
Approximate Fit Indices (AFI)	مؤشرات المطابقة التقريبية
Predictive Fit Indexes	مؤشرات المطابقة التنبؤية

Incremental Fit Indexes	مؤشرات المطابقة المتزايدة
Relative, Comparative, or Incremental Fit Indexes	مؤشرات المطابقة المتزايدة أو المقارنة أو النسبية
Absolute Fit Indexes	مؤشرات المطابقة المطلقة
Goodness of Fit Indexes	مؤشرات حسن المطابقة
Critical Ratio	النسبة الحرجة
Classical Test Theory	نظرية الاختبار الكلاسيكية
Item Response Theory	نظرية الاستجابة للمفردة
Normality Theory	النظرية الاعتدالية
Unidirectional Causal Model or Recursive Models	نماذج أحادية التأثير بين المتغيرات الكامنة
Equivalent or Alternative Model	النماذج البديلة أو المكافئة
Lagged or Cross Causal Models	النماذج الطولية ذات التأثيرات التبادلية
Non-Recursive or Bidirectional Models	نماذج تبادلية التأثير بين المتغيرات الكامنة
Causal Models	نماذج سببية
Models Under-identified	نماذج غير محددة
Graphical Modeling	النمذجة البيانية
Confirmatory Modeling Strategy	النمذجة التوكيدية
Causal Modeling	النمذجة السببية
Mixture Modeling	النمذجة المختلطة
Simultaneous Equation Modeling	نمذجة المعادلات التلازمية

Structural Equation Modeling (SEM)	نمذجة المعادلة البنائية
Exploratory Structural Equation Modeling (ESEM)	نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية
Bayesian SEM	نمذجة المعادلة البنائية البيزانية
Multi- Group SEM	نمذجة المعادلة البنائية متعددة المجموعات
Multi-Level SEM	نمذجة المعادلة البنائية متعددة المستويات
Latent Growth Modeling	النمذجة النهائية الكامنة
Covariance Structure Modeling (CSM)	نمذجة بنية أو بناء التغاير
Model Structural	النموذج البنائي
Partial Aggregation Model	النموذج التجميعي الجزئي
Total Aggregation Model	النموذج التجميعي الكامل
Confirmatory Factor Analysis Model	نموذج التحليل العاملي التوكيدي
Latent Change Model (LCM)	نموذج التغيرات الكامنة
General Linear Model (GLM)	النموذج الخطي العام
Measurement Model	نموذج القياس
Latent Curve Model	نموذج المنحنى الكامن
Under-Identified	نموذج تحت التحديد
Path Analysis Model	نموذج تحليل المسارات بين المتغيرات المقاسة
True Causal Model	نموذج سببي حقيقي

Hypothesized Causal Model	نموذج سببي مفترض
Unrestricted Model	النموذج غير المقيد
Under-Identification Model	نموذج غير محدد
Over- Identified Model	نموذج فوق التحديد (مشبع)
Model Just Identification	نموذج محدد تمامًا
Fit Function	وظيفة التطابق أو التوافق
Discrepancy Function	الوظيفة التعارضية
Fit Function	وظيفة التطابق أو التوافق