جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية
Naif Arab University for Security Sciences

نمذجة المعادلة البنائية للعلوم النفسية والاجتماعية

الأسس والتطبيقات والقضايا

الجزء الأول

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

٣٧٢ ص ، ١٧ ـ ٢٤ سم

ردمك: ٢ ـ ١٠ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (مجموعة)

ردمك: ٩ ـ ١١ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (ج ١)

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: ٩ ـ ١١ ـ ٨٢٣٥ ـ ٦٠٣ ـ ٩٧٨ (ج ١)

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

بسم الله الرحمن الرحيم

المحتويـــات

المقـدمـــة.....٧

الفصل الأول: المفاهيم الأساسية.....١١

١ . ١ مفهوم نمذجة المعادلة البنائية.....١٦

١ . ٢ مميزات نمذجة المعادلة البنائية.....١٧

١ . ٣ أهداف نمذجة المعادلة البنائية.....٢٢

١ . ٤ إستراتيجيات نمذجة المعادلة البنائية.....٢٤

١ . ٥ المتغيرات حسب كينونة القياس.....٢٥

١ . ٦ أشكال نمذجة المعادلة البنائية.....٢٦

١ . ٧ قواعد تحديد معالم نموذج المعادلة البنائية.....٢٨

١ . ٨ أنواع معالم نمذجة المعادلة البنائية.....٣٣

١ . ٩ التطور التاريخي لنمذجة المعادلة البنائية.....٣٥

١ . ١٠ مكونات شكل أو مخطط المسارات.....٣٨

١ . ١١ البرامج الكمبيوترية لتحليل SEM.....٣٩

١ . ١٢ الانتقادات الموجهة إلى نمذجة المعادلة البنائية.....٤٥

الفصل الثاني: الارتباط.....٤٧

٢ . ١ هدف تحليل الارتباط.....٥١

٢ . ٢ معامل ارتباط بيرسون الخطي.....٥٣

٢ . ٣ العوامل المؤثرة في حجم معامل الارتباط.....٥٣

٢ . ٤ حساب معامل ارتباط بيرسون.....٥٩

٢ . ٥ تنفيذ معامل ارتباط بيرسون في برنامج SPSS.....٦٤

٢ . ٦ معامل الارتباط الجزئي.....٦٩

٢. ٧ قضية بحثية وتنفيذها في SPSS ٧١
٢. ٨ معامل الارتباط شبه الجزئي ٧٥
٢. ٩ المحدد السالب لمصفوفة التغاير أو الارتباط (DPN) ٧٥
٢. ١٠ التلازمية أو الاعتمادية الخطية ٧٨
الفصل الثالث: تخصيص نموذج المعادلة البنائية ٨٣
٣. ١ مرحلة تخصيص النموذج ٨٧
٣. ٢ طبيعة وديناميةنمذجة المعادلة البنائية ٩٠
٣. ٣ مكونات نموذج SEM ٩٧
٣. ٤ قضايا تخصيص نموذج القياس ٩٩
٣. ٥ تخصيص النموذج البنائي ١٠٣
٣. ٦ إشكالية السببية ١٠٥
٣. ٧ النماذج البديلة أو المكافئة ١٠٩
٣. ٨ العرض الرياضي لنموذج المعادلة البنائية ١١٦
٣. ٩ تعقيد النموذج ١٢١
الفصل الرابع: تحديد نموذج المعادلة البنائية ١٢٣
٤. ١ درجات الحرية للنموذج ١٢٦
٤. ٢ مقياسية المتغيرات الكامنة ١٢٩
٤. ٣ قضية التحديد وطبيعة النماذج ١٣٣
٤. ٤ قضية التحديد في نموذج التحليل العاملي التوكيدي ١٣٤
٤. ٥ عدم التحديد الإمبريقي ١٣٦
٤. ٦ تشخيص مشكلات التحديد ١٣٧
٤. ٧ تجنب حدوث قضية عدم التحديد للنموذج ١٣٨

الفصل الخامس: إعداد البيانات للتحليل.....١٣٩
٥. ١ طبيعة البيانات المتولدة من التصميم البحثي.....١٤١
٥. ٢ حجم العينة.....١٤٣
٥. ٣ أشكال البيانات المدخلة.....١٤٧
٥. ٤ البيانات الغائبة أو المفقودة.....١٥٢
٥. ٥ التحويـــــرات ١٥٩
٥. ٦ طرائق بناء حزم المفردات.....١٦٢
٥. ٧ القيم المتطرفة.....١٦٥
٥. ٨ الاعتدالية المتدرجة.....١٦٨
٥. ٩ الالتواء والتفرطح.....١٧١
٥. ١٠ التحقق من الاعتدالية والقيم المتطرفة في SSPS ١٧٥
الفصل السادس: أوامر LISREL بلغة SIMPLIS لنموذج المعادلة البنائية.....١٩٥
٦. ١ مثال لنموذج المعادلة البنائية.....١٩٧
٥. ٢ لغة أوامر SIMPLIS ١٩٩
٦. ٣ خط العنوان.....١٩٩
٦. ٤ مسمى المتغيرات المقاسة.....٢٠٠
٦. ٥ بيانات العينة.....٢٠٠
٦. ٦ حجم العينة.....٢٠١
٦. ٧ خط المتغيرات الكامنة.....٢٠٢
٦. ٨ العلاقات أو المعادلات.....٢٠٢
٦. ٩ مقياسية المتغيرات الكامنة.....٢٠٣
٦. ١٠ القيم البادئة (المبدئية).....٢٠٤

٦. ١١ تغايرات وتباينات الأخطاء..... ٢٠٥
٦. ١٢ تحديد العوامل غير المرتبطة..... ٢٠٦
٦. ١٣ القيود المتساوية..... ٢٠٧
٦. ١٤ الاختيارات..... ٢٠٨
٦. ١٥ النواتج..... ٢١٠
٦. ١٦ خط شكل المسار..... ٢١١
٦. ١٧ نهاية المشكلة..... ٢١١
الفصل السابع: تقدير نموذج المعادلة البنائية..... ٢١٣
٧. ١ طريقة الاحتمالية القصوى..... ٢١٥
٧. ٢ طريقة المربعات الدنيا غير الموزونة..... ٢١٨
٧. ٣ طريقة المربعات الدنيا التعميمية..... ٢١٨
٧. ٤ طرائق التعامل مع المتغيرات غير الاعتدالية..... ٢٢٠
٧. ٥ طرائق تحليل المتغيرات التصنيفية الرتبية..... ٢٢٢
٧. ٦ التقدير التكراري المتعاقب أو المتوالي..... ٢٢٥
٧. ٧ الحلول غير المنطقية..... ٢٢٦
٧. ٨ تقديرات معالم نموذج SEM ٢٢٨
٧. ٩ التأثيرات أو المسارات السببية المباشرة وغير المباشرة والكلية.... ٢٢٩
٧. ١٠ الثبات والتباين المستخلص..... ٢٣١
٧. ١١ تحليل البواقي..... ٢٣١
٧. ١٢ عرض وتفسير النتائج ٢٣٢

الفصل الثامن: مطابقة النموذج.....٢٣٧
٨. ١ تصنيفات مؤشرات حسن المطابقة.....٢٤١
٨. ٢ مؤشرات المطابقة المطلقة.....٢٤٤
٨. ٣ مؤشرات المطابقة المتزايدة أو المقارنة أو النسبية ٢٥٨
٨. ٤ مؤشرات البساطة.....٢٦٣
٨. ٥ تقدير المطابقة من خلال منحنى البواقي.....٢٦٧
٨. ٦ حدود القطع لتقويم مطابقة نموذج SEM ٢٦٨
٨. ٧ العوامل المؤثرة في أداء مؤشرات حسن المطابقة.....٢٧٠
٨. ٨ مطابقة نموذج القياس (التحليل العاملي التوكيدي).....٢٧٢
٨. ٩ مطابقة النموذج البنائي (نموذج المسار).....٢٧٥
٨. ١٠ توصيات لتقويم مطابقة النموذج.....٢٧٦
الفصل التاسع: تعديل النموذج ومداخل التحليل.....٢٧٩
٩. ١ مبررات تعديل النموذج.....٢٨١
٩. ٢ إستراتيجيات تعديل النموذج.....٢٨٧
٩. ٣ مداخل تحليل نموذج المعادلة البنائية.....٢٩١
٩. ٤ أمثلة تطبيقية لإجراء نموذج المعادلة البنائية.....٢٩٦
المراجـع.....٢٥٠

المقـدمـة

يقدم هذا الجزء من الكتاب أساسيات ومبادئ نمذجة المعادلة البنائية بوصفها أسلوبًا إحصائيًّا واسع الانتشار في الدراسات والبحوث في التخصصات كافة. وتعد نمذجة المعادلة البنائية مدخلًا لتصميم البحث ولتحليل البيانات. والهدف من هذا الكتاب مساعدة الباحثين على فهم أساسيات ومبادئ وتطبيقات وقضايا نمذجة المعادلة البنائية، وكيفية تنفيذها باستخدام برنامج LISREL. ويعد هذا العمل بمنزلة دليل مرشد للباحثين في البيئة العربية للاستخدام الأمثل لإستراتيجية نمذجة المعادلة البنائية للإجابة عن أسئلة الدراسة.

وتمثل نمذجة المعادلة البنائية إستراتيجية تحليلية متقدمة في العلوم النفسية والسلوكية والاجتماعية، وهذه الإستراتيجية تتضمن تحليل الانحدار وتحليل المسار والتحليل العاملي الاستكشافي والتحليل العاملي التوكيدي ونمذجة المعادلة البنائية وغيرها، وتسهم في التحقق من مصداقية النظريات النفسية والاجتماعية والتربوية، وكذلك تسهم في التحقق من النماذج السببية بين متغيرات الظاهرة بصورة أكثر شمولية، وهذا يناسب طبيعة الظواهر النفسية والاجتماعية والسلوكية.

وتهدف النمذجة البنائية إلى دراسة العلاقات السببية، وتستخدم بوصفها مرادفًا للنمذجة السببية، وعلى ذلك فإن تحليل الانحدار وتحليل المسار والتحليل العاملي في طبيعتها نمذجة بنائية.

ودعت الضرورة الملحة إلى إعداد هذا الكتاب لعدة أسباب، منها: مطالبة الباحثين لي بتوفير مرجع متخصص في النمذجة البنائية في البيئة العربية؛ نظرًا لافتقار المكتبة العربية إلى هذه النوعية من المراجع في ظل تراكم هائل من

المجلدات والمراجع الأجنبية في هذا المجال، وكذلك نتيجة للممارسات الخطأ في الدراسات النفسية والتربوية في البيئة العربية في استخدام نمذجة المعادلة البنائية وتطبيقاتها المختلفة، وكذلك لمسايرة الاتجاهات الحديثة في المنهجية البحثية في العلوم النفسية والاجتماعية.

ولا يحتاج فهم هذا الجزء من الكتاب إلى خلفية رياضية أو إحصائية قوية، فقد حاولت بقدر الإمكان الابتعاد عن التعقيدات الحسابية أو التعبير عن معادلات نمذجة المعادلة البنائية بلغة المصفوفات الجبرية، وقد حاولت أيضًا تبسيط عرض المفاهيم والأساليب حتى تتحقق أقصى درجة من الفهم للقارئ دون عناء، والتعبير عن نمذجة المعادلة البنائية في ضوء الرسومات والأشكال؛ لتيسير استيعاب مكونات هذه الإستراتيجية التحليلية.

واستعنت في هذا الجزء ببرنامج LISREL بوصفه من أكثر البرامج استخدامًا في هذا المجال، بجانب برامج أخرى مثل: AMOS وEQS و MPLUS و R وغيرها من البرامج.

واستعنت بالعديد من المراجع المتخصصة في إعداد هذا الجزء من الكتاب وخاصة مرجعين رئيسين هما: أساسيات وممارسات نمذجة المعادلة البنائية لـ Kline (٢٠١٦, ٢٠١١)، ونمذجة المعادلة البنائية للمبتدئين لـ Schumacher & Lomax (٢٠١٠) بوصفهما من أفضل المراجع التي تناولت إستراتيجية نمذجة المعادلة البنائية من حيث سهولة العرض والفهم، وكذلك استعنت بالعديد من المراجع التي سيأتي ذكرها في الكتاب، والأمثلة التطبيقية في هذا الكتاب مأخوذة من مراجع عديدة ولكن برؤية تحليلية مختلفة.

وقد وضعت كل خبراتي في هذا العمل وهو حصاد سنوات من الدراسة والبحث في مجال نمذجة المعادلة البنائية؛ حيث استخدمت هذا الأسلوب في

مرحلة الماجستير منذ ١٩٩٧م حتى هذه اللحظة على يدي أستاذي الفاضل الأستاذ الدكتور عبد العاطي الصياد، أستاذ القياس والتقويم والإحصاء ومناهج البحث، الذي تعلمت على يديه الكثير في هذا المجال.

وجاء هذا الجزء من الكتاب في تسعة فصول؛ تناول الفصل الأول مفهوم نمذجة المعادلة البنائية، أهدافها، إستراتيجيات توظيفها في التحليل، الأشكال المتعددة للنمذجة البنائية، التطور التاريخي لنشأة هذا الأسلوب. وتضمن الفصل الثاني الارتباط والعوامل التي تؤثر فيه، ومعامل ارتباط بيرسون وحسابه وكيفية تنفيذه في برنامج SPSS، وقضية محدد المصفوفة السالب وكذلك قضية التلازمية أو الاعتمادية الخطية Collinearity.

وتناول الفصل الثالث أولى مراحل بناء نموذج المعادلة البنائية وهو تخصيص أو تعيين النموذج، ويشمل مكونات نموذج المعادلة البنائية والقضايا المرتبطة بهذه المرحلة، مثل: عدد المؤشرات المناسب لتمثيل المتغير الكامن (المفهوم)، وأشكال المؤشرات، وقضية النماذج البديلة، وأهمية صياغتها وإشكالية السببية. وتضمن الفصل الرابع قضية التحديد لنموذج المعادلة البنائية ومفهومها وكيفية تقديرها ودرجات الحرية والعوامل التي تؤدي إلى ظهور قضية التحديد وتشخيصها وكيفية علاجها. وتناول الفصل الخامس قضايا مسح وإعداد البيانات وتهذيبها، وقضايا حجم العينة وطبيعة البيانات والاعتدالية والبيانات الغائبة وقضية التلازمية الخطية وغيرها من المسلمات التي يجب مراعاتها عند تطبيق إستراتيجية نمذجة المعادلة البنائية. وعرض الفصل السادس أوامر برنامج الليزرال وكيفية تنفيذ هذه الأوامر على مثال لنموذج المعادلة البنائية. وتضمن الفصل السابع طرائق تقدير نموذج المعادلة البنائية ومسلمات كل طريقة، وكذلك بعض القضايا، مثل: تقديرات النموذج وتفسيراتها والحلول غير المنطقية وتشخيصها، والتأثيرات المباشرة

وغير المباشرة وتحليل البواقي. وتضمن الفصل الثامن قضية تقويم أو تقدير مطابقة النموذج، وعرضت مؤشرات المطابقة مثل: كا٢(χ^2) والمؤشرات المطلقة وكذلك المتزايدة، وحدود القطع الخاصة بكل مؤشر والعوامل المؤثرة في مؤشرات حسن المطابقة، وأهم التوصيات لتقويم النموذج. وتضمن الفصل التاسع قضية تعديل النموذج ومبررات وأخطار إستراتيجيات تعديل النموذج، وكذلك مداخل تحليل نموذج المعادلة البنائية، مثل: مدخل الخطوة الواحدة، ومدخل الخطوتين ومدخل الأربع خطوات مع إعطاء أمثلة تطبيقية لكيفية تنفيذ مدخل الخطوتين ومدخل الخطوة الواحدة.

ويعد هذا العمل رحلة في مجال مبادئ وأساسيات النمذجة، فعلى القارئ أن يتحلى بالصبر والمثابرة، وأن يكون لديه الوقت الكافي لاستيعاب المفاهيم والتطبيقات التي يتضمنها الكتاب. وأتمنى أن أكون قد قدمت عملًا مفيدًا في مجال النمذجة البنائية للباحث السلوكي والنفسي والاجتماعي والتربوي في البيئة العربية.

الفصل الأول

المفاهيم الأساسية

١ . المفاهيم الأساسية

Basic Concept

يقدم هذا الفصل تمهيدًا لماهية نمذجة المعادلة البنائية؛ تسمياتها المختلفة، أسباب انتشارها، التطور التاريخي لنشأتها، لماذا نستخدمها؟، مصادر قوتها بالنسبة إلى الأساليب الإحصائية التقليدية، إستراتيجيات توظيفها، أشكالها المختلفة، وكذلك نظرة سريعة على أهم البرامج المستخدمة لتحليلها. وبعد قراءة هذا الفصل فمن المتوقع أن تتضح المفاهيم الأساسية عن إستراتيجية أو أسلوب نمذجة المعادلة البنائية؛ لتساعد القارئ على استيعاب الفصول القادمة من هذا الكتاب.

لقد أصبحت نمذجة المعادلة البنائية Structural Equation Modeling (SEM) مكونًا رئيسًا في التحليلات الإحصائية المتدرجة التي تعتمد في تحليلها على أكثر من متغير تابع، مثل: تحليل التباين المتدرج، والتحليل التمييزي، وتحليل التجمعات والتحليل العاملي وغيرها، وتستخدم بصورة متزايدة في العلوم التربوية والنفسية والاجتماعية والسلوكية وغيرها. وعلى الرغم من ظهورها في بدء سبعينيات القرن الماضي على يد Joreskog (١٩٦٩) وآخرين، إلا أنها أصبحت أكثر انتشارًا واستخدامًا لدى الباحثين منذ أواخر القرن الماضي، ومن أهم أسباب انتشارها:

١ ـ وجود برامج كمبيوترية متخصصة لـ SEM، مثل:

AMOS, LISREL, MPLUS, EQS, MX, R

٢ ـ توافر مراجع وكتابات متخصصة مثل: (Bollen, 1989; Hayduk, 1996; Hoyle, 1995; Joreskog & Sorbom, 1988, 1993, 1996; Kaplan,

2000; Kline, 2011, 2016; Loehlin, 2004; Muller, 1996; Raykov &
.(Marcoulides, 2006; Schumacher & Lomax, 1996, 2010

٣ ـ ظهور مجلات متخصصة تناولت تطبيقات وقضايا منهجية مرتبطة بها، مثل: مجلة Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal.

٤ ـ وجود مقررات تناولت هذه المنهجية الإحصائية وتدرس في مرحلتي الماجستير والدكتوراه في التخصصات كافة.

وأخذت تسميات عديدة في الأدبيات البحثية، منها: نمذجة المعادلة البنائية، نمذجة بنية أو بناء التغاير (Covariance Structure Modeling CSM)، تحليل بنية التغاير، النمذجة السببية بين المتغيرات الكامنة، تحليل المتغيرات الكامنة، نمذجة المعادلات التلازمية Simultaneous Equation Modeling، النمذجة البنائية Structural Modeling، وأحيانًا يطلق عليها البعض تحليل النموذج السببي، تحليل المعادلات البنائية، نمذجة المسارات.

وهي شائعة عند الباحثين وتمثلها برامج مثل: برنامج LISREL وهو اختصار للعلاقات البنائية الخطية Linear Structural Relationships، وبرنامج AMOS وهو اختصار لـ Analysis of Moment Structure، وبرنامج EQS وهو اختصار لـ Equation Systems، وبرنامج MPLUS، وهذه أهم أربعة برامج واسعة الاستخدام في العلوم الاجتماعية والسلوكية والنفسية. ولكن المصطلحين الأكثر استخدامًا في الأدبيات البحثية هما: نمذجة المعادلة البنائية، ونمذجة بنية التغاير.

ويفضل بعض المتخصصين تسميتها بـ «نمذجة المعادلات البنائية»؛ لأنها تتضمن بناء ونمذجة العديد من المعادلات التي تعبر عن علاقات بين

متغيرات داخلية (تابعة)، ومتغيرات خارجة أو بادئة (مستقلة)، والتحقق منها متلازمة معًا في الوقت نفسه.

وإستراتيجية SEM تعكس اتساعًا لمجموعة من الأساليب الإحصائية المرتبطة بالنموذج الخطي العام General Linear Model (GLM)، متضمنة تحليل المسار، التحليل العاملي، التحليل التمييزي، تحليل التباين المتدرج Multivariate ANOVA (MANOVA) (متعدد المتغيرات التابعة)، تحليل الانحدار المتعدد (متعدد المتغيرات المستقلة)، تحليل التغاير، تحليل السلاسل الزمنية، النمذجة النهائية الكامنة Latent Growth Modeling ، وبناء عليه فهي كالمظلة التي تجمع تحتها مجموعة من الأساليب الإحصائية المتدرجة التقليدية، وكذلك الأساليب الأكثر تطورًا (التحليل العاملي التوكيدي Quintana & Maxwell, 1999; Schumacher & Lomax, 1996;) Ullman, 2006)، وكل هذه الأساليب هي حالات خاصة من نمذجة المعادلة البنائية. وعلى ذلك تعد نمذجة المعادلة البنائية حالة عامة لتحليل الانحدار ولها مسلماته نفسها.

وعلى ذلك فهي مدخل إحصائي شامل يجمع بين تحليل الانحدار والتحليل العاملي التوكيدي (Schumacher & Lomax, 2010)، وهذه تطبيقات خاصة لنمذجة المعادلة البنائية قائمة على فنيات أسلوب تحليل الانحدار ومسلماته.

ونمذجة المعادلة البنائية تعطي تقديرًا لمدى قوة العلاقات المفترضة بين المتغيرات كما يفترضها نموذج محدد مسبقًا في ضوء نظرية متماسكة، وتمدنا بالمعلومات حول التأثيرات المفترضة سواء أكانت مباشرة من متغير إلى آخر أم غير مباشرة من متغير إلى آخر من خلال متغير ثالث وسيط Mediating variable.

١ . ١ مفهوم نمذجة المعادلة البنائية

تعد نمذجة المعادلة البنائية أحد الأساليب المستخدمة للتحقق من مقبولية أو منطقية نموذج يتضمن مجموعة من المتغيرات بينها علاقات أو تأثيرات سببية يطلق عليها النموذج السببي أو البنائي، وهي تبدأ من نموذج مشتق من نظرية تحدد طبيعة العلاقات بين مجموعة من المتغيرات التي تعكس ظاهرة ما.

وتعددت مفاهيم SEM فيعرفها Hoyle (1995) بأنها مدخل إحصائي متكامل وشامل لاختبار فروض حول علاقات بين متغيرات مقاسة ومتغيرات كامنة أو عوامل (بناء تحتي).

ويعرفها Hair, Anderson, Tatham, & Black (1998) بأنها تكنيك أو أسلوب إحصائي يسمح بتحليل مجموعة من المعادلات البنائية في الوقت نفسه؛ حيث يكون المتغير مستقلًا في معادلة وتابعًا في معادلة أخرى. ويعرفها Ullman & Bentler (2013) بأنها مجموعة من الأساليب الإحصائية التي تسمح بدراسة مجموعة من العلاقات بين متغير مستقل فأكثر «متصل أو منفصل»، ومتغير تابع فأكثر «متصل أو منفصل»، وكل من المستقل والتابع متغيرات مقاسة أو كامنة. ويرى Crockett (2012) أنها أسلوب تحليلي متدرج من الجيل الثاني يحدد إلى أي درجة تتطابق بيانات العينة مع النموذج النظري المفترض للظاهرة.

وهي تكنيك أو أسلوب إحصائي متقدم يسمح باختبار النظريات والنماذج والأبنية الكامنة أو التحتية لمفهوم أو لظاهرة نظرية مجردة، مثل: الاتجاهات والدافعية والانفعالات والأمن والجريمة وغيرها،

التي تقاس عن طريق مجموعة من المقاييس أو الاستبانات، ويرى (2010) Schumacker & Lomax أنها إستراتيجية تتضمن أنواعًا مختلفة من الأساليب الإحصائية لشرح وتفسير العلاقات بين المتغيرات المقاسة والكامنة (المفاهيم) من ناحية، وكذلك مدى ارتباط هذه المفاهيم (الأبنية التحتية) ببعضها البعض؛ لتحديد مدى مقبوليتها ومنطقيتها إمبريقيًّا.

وتعد نمذجة المعادلة البنائية أسلوبًا أو تكنيكًا إحصائيًّا لنمذجة علاقات مفترضة بين متغيرات باستخدام بيانات كمية غير تجريبية وتجريبية؛ ولذلك فإن هذه العلاقات المفترضة بين المتغيرات يطلق عليها نماذج سببية Causal models، وهذا الأسلوب لا يقتصر على بيانات غير تجريبية فقط، بل يتضمن التعامل مع بيانات تجريبية تتولد من تصميمات تجريبية وشبه تجريبية.

١ . ٢ مميزات نمذجة المعادلة البنائية

يتضمن الجيل الأول من النماذج الخطية العامة (مداخل النمذجة الخطية الكلاسيكية) أساليب إحصائية، مثل: تحليل التباين الأحادي، تحليل الانحدار، تحليل المسار بين المتغيرات المقاسة، التحليل التمييزي، تحليل التباين المتدرج، تحليل الارتباط المتعدد وغيرها، وهذه الأساليب تشترك في محددات من أهمها التعامل مع المتغيرات المقاسة، وكأنها من دون أخطاء قياس، وغالبًا تتناول نماذج سببية ذات تأثيرات أحادية الاتجاه، وللتغلب على هذه المحددات جرى استحداث الجيل الثاني من مداخل النمذجة الخطية، وهي نمذجة المعادلة البنائية التي تمتاز بالآتي:

١ـ تتعامل مع القياسات أو المتغيرات آخذة في الحسبان أخطاء القياس، عكس الأساليب الكلاسيكية التي تتعامل مع القياسات وكأنها من دون أخطاء، وعلى ذلك فإن تقديرات معالم SEM أكثر دقة من الأساليب

الكلاسيكية (Bollen, 1989; Martines, 2005; Schumacher & Lomax, 2010)، وعليه فهي تعطي نتائج غير متحيزة للمعالم المقدرة، وهنا تكمن قوة SEM في إظهار أخطاء القياس للمتغيرات خاصة إذا كانت القياسات منخفضة الثبات.

ولأن وجود أخطاء في عملية القياس يقلل التباين المفسر في المتغير التابع، ولا يعطي التقدير الحقيقي لمعاملات الانحدار المعيارية وتأثير هذه الأخطاء في المتغيرات المستقلة أشد خطورة؛ لأن معاملات المسار أو الانحدار تقدر من تباين المتغيرات المستقلة ووجود خطأ بها يؤدي إلى تقليل أثرها في المتغيرات التابعة (Maruyama, 1998). وعلى ذلك، فهي تستبعد أخطاء القياس من تقديرات العلاقات البنائية (Bollen, 1989)، من خلال نمذجتها وإدخالها في التحليل.

٢ ـ تمتاز إستراتيجية SEM عن الأساليب الكلاسيكية بقدرتها على دراسة الأبنية التحتية المفترضة للمفاهيم النفسية في علاقتها بالمتغيرات المقاسة المكونة لها، وهذا يتناسب مع الظاهرة الإنسانية والسلوكية عكس الأساليب الكلاسيكية التي تتعامل مع المتغيرات المقاسة دون التعامل مع البناء التحتي للظاهرة.

٣ ـ تتفوق إستراتيجية SEM عن الأساليب الكلاسيكية في قدرتها على دراسة التأثيرات أحادية الاتجاه والتأثيرات المتبادلة.

٤ ـ تمدنا إستراتيجية SEM بمؤشرات عديدة للمطابقة لتقدير قوة النموذج Model Strength، وليس مؤشرًا واحدًا فقط كما في تحليل الانحدار؛ حيث يمدنا بمؤشر مربع معامل الارتباط المتعدد (R^2) Squared Multiple correlation؛ لتقدير التباين المفسر في المتغير التابع(Hair et al., 1998)، بالإضافة إلى تقدير مطابقة النموذج ككل فإنها تمدنا

بمؤشرات لتقويم قوة العلاقات بين الأبنية التحتية كلاًّ على حدة (Hoyle, 1995)؛ بمعنى أنها تمدنا بالتباين المفسر (مربع معامل الارتباط المتعدد R^2) لكل معادلة بنائية على حدة.

٥ ـ تمتاز إستراتيجية SEM بأنها يمكن تنفيذها من خلال برامج كمبيوترية عديدة، وتمتلك إستراتيجيات للتغلب على عدم توافر الاعتدالية للبيانات، والتعامل مع البيانات الغائبة أو المفقودة والقيم المتطرفة.

٦ ـ قاعدة القرار في إستراتيجية SEM، تكون في ضوء الدلالة الإحصائية لمؤشر كا٢ χ^2، وأيضًا في ضوء مدى متصل من الصفر إلى الواحد الصحيح للمؤشرات الأخرى، في حين أن القرار في الأساليب التقليدية يكون في ضوء الدلالة الإحصائية وهو الفشل في رفض أو رفض الفرض الصفري، وأيضًا في ضوء فترات الثقة في الأساليب الكلاسيكية، وأيضًا في نمذجة المعادلة البنائية.

وعلى ذلك، فإن نمذجة المعادلة البنائية أقل اعتمادًا على الدلالة الإحصائية، وليس كما هو الحال في الأساليب الأخرى، مثل: ANOVA أو الانحدار المتعدد؛ وذلك لأنها تقيم النموذج ككل، ولأنها تعتمد على أحجام عينات كبيرة حتى إن اختبار χ^2 المستخدم لتقويم النموذج يعطي دلالة إحصائية في كل الأحوال، وعلى ذلك فلا يعتمد عليه اعتمادًا كليًّا في الحكم على مطابقة النموذج، فاختبارات الدلالة الإحصائية في SEM ليست على نفس الأهمية كما في اختبارات الإحصاء الكلاسيكية.

الدلالة الإحصائية في الاختبارات الكلاسيكية يجري تقديرها من خلال مقارنة القيمة α ألفا (الخطأ من النوع الأول) بقيمة P المطبوعة في مخرجات البرامج، مثل: SPSS وSAS وR وغيرها، بينما في SEM

يجري تقديرها من خلال قيمة اختبار T في برنامج LISREL أو Z في برنامج EQS، وإذا زادت قيمة T عن ١,٩٦ توجد دلالة إحصائية لاختبار ذي ذيلين ومستوى دلالة ٠,٠٥، أو عن ٢,٥٨ عند ٠,٠١.

٧ ـ تتفوق إستراتيجية SEM على الطرائق الكلاسيكية في دراسة المتغيرات الوسيطة التي تؤدي دور المتغير المستقل والتابع في الوقت نفسه، وكذلك تظهر التأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية (هذا يتوافر في تحليل المسار أيضًا).

٨ ـ في إستراتيجية SEM يمكن اختبار النموذج الواحد من خلال مجموعات أو عينات مختلفة في التحليل نفسه، ويطلق عليه نمذجة المعادلة البنائية متعددة المجموعات Multi- group SEM.

٩ ـ تمتاز إستراتيجية SEM عن الأساليب الكلاسيكية في قدرها على الكشف عن سوء التخصيص Misspecification في النموذج.

١٠ ـ تمتاز SEM بالتعامل مع تطبيقات متقدمة للتعامل مع النماذج المعقدة مثل تحليل البيانات الطولية من خلال النمذجة النمائية الكامنة latent growth modeling وكذلك تحليل البيانات متعددة المستويات من خلال نماذج المعادلة البنائية متعددة المستويات Multi-level SEM، وكذلك النمذجة المختلطة Mixture modeling.

١١ ـ مفيدة في البحوث التجريبية والمسحية والدراسات المستعرضة والطولية (Bagozzi& Yi, 2012).

١٢ ـ تقترح فروضًا جديدة تفتح مجالات جديدة للبحث.

١٣ ـ سهلة الاستخدام.

ويوضح الجدول رقم (١) فيما يلي مقارنة بين أسلوب SEM وبعض الأساليب الكلاسيكية:

الجدول رقم (١) مقارنة بين أساليب إحصائية متدرجة

م	الأسلوب	SEM	الانحدار	تحليل عاملي	تحليل تمييزي
١	تقيس مطابقة النموذج	√	√		
٢	تتضمن متغيرات كامنة	√		√	
٣	تقدر أخطاء القياس	√			
٤	تقويم النماذج البديلة	√	√		
٥	تحدد شبكة العلاقات التفاعلية بين الأبنية التحتية	√			
٦	تستخدم في بناء النموذج	√	√	√	√

وتشترك نمذجة المعادلة البنائية مع الأساليب الكلاسيكية في أنها تعتمد على النماذج الإحصائية الخطية التي تفترض توافر العلاقات الخطية Linear relationships، التي تفترض مسلمات معينة في البيانات مثل: الاعتدالية والخطية، وكذلك لا تكون مداخل معيارية لاختبار السببية الحقيقية (Hoyle, 1995)، حيث لا تتوافر السببية الحقيقية إلا من خلال تجربة.

ولكن يتساءل البعض، أيهما أفضل استخدام تحليل المسار أم نمذجة المعادلة البنائية؟ ويعتقد Martines (٢٠٠٥) أن القضية الأساسية ليست تفضيل أسلوب على آخر، ولكن الأسلوب الأفضل الذي يعطي إجابات فعالة ودقيقة لأسئلة الدراسة في ضوء خصوصيتها وتنوع قياساتها ومدى التعقيد النظري للظاهرة وطبيعة العلاقات بين متغيراتها ودرجة البساطة لها، وهنا يتساءل Betz (٢٠٠٥) ما إذا كان استخدام تحليل المسار الكلاسيكي

بين المتغيرات المقاسة أفضل من استخدام SEM؟، فأشار إلى أنه إذا كانت المتغيرات المقاسة عالية الجودة (الثبات > ٠,٩٠) والاهتمام بالبساطة Parsimony، فإن استخدام SEM غير ضروري.

١ . ٣ أهداف نمذجة المعادلة البنائية

تمدنا البيانات بمصفوفة التغاير أو الارتباط (S) أو (R) ثم تدخل التحليل، ويعطي التحليل مصفوفة التغاير المشتقة (المحللة) (∑) من النموذج، وتسمى مصفوفة التغاير المقدرة للمجتمع، وعلى ذلك فإن السؤال المهم لـ SEM، هل مصفوفة التغاير المشتقة من النموذج (المجتمع) تتقارب أو تتطابق مع مصفوفة تغاير العينة (المقاسة)؟، وبعد الحصول على هذا التناسق أو التقارب لمصفوفتي النموذج يتم تناول العديد من التساؤلات عن المظاهر العامة والفرعية للنموذج، وهي:

١ ـ مناسبة أو مطابقة النموذج Adequacy or fit of the model وفيه يتم الجواب عن مدى مطابقة النموذج لبيانات العينة المتولدة من تصميمات بحثية غير تجريبية، مثل: المنهج الارتباطي والسببي المقارن، وكذلك من تصميمات تجريبية أو شبه تجريبية. والسؤال هو: إلى أي درجة النموذج النظري يجري تدعيمه أو مطابقته مع بيانات العينة؟

٢ ـ بناء النظريات والتحقق من مقبوليتها ومطابقتها في الواقع في ضوء بيانات العينة وكذلك تطويرها.

٣ ـ اختبار مصداقية الأبنية النظرية من خلال تأكيد البنية العاملية على أدوات قياس جديدة أو التأكد من بناء موجود في مجتمعات جديدة.

٤ ـ المقارنة بين نماذج نظرية متنافسة أو بديلة لتحديد أيها أكثر مطابقة مع البيانات الإمبريقية (Joreskog & Sorbom, 1993; Kline, 2016).

٥ ـ اختبار أو التحقق من الظواهر النفسية المعقدة والمتفاعلة والمتعددة الأبعاد في تحليل تلازمي واحد، وهذا يتناسب مع طبيعة الظاهرة الإنسانية والاجتماعية.

٦ ـ تقدير معالم النموذج مثل: تشبعات المتغيرات أو المفردات بالعوامل والتأثيرات المباشرة وغير المباشرة، وكذلك الأخطاء المعيارية والدلالة الإحصائية لتقويم تفصيلات النموذج.

٧ ـ تقدير حجم التأثير لتحديد نسبة التباين المفسر في المتغير التابع الكامن (الداخلي) جراء المتغيرات الكامنة المستقلة (الخارجية)؛ أي تسمح بتقدير حجم التأثير لكل معادلة بنائية.

٨ ـ دراسة التأثيرات الوسيطة من خلال تقدير التأثيرات غير المباشرة لمتغير ما على آخر من خلال متغيرات أخرى بين المتغيرين.

٩ ـ دراسة الفروق بين مجموعات أو عينات مختلفة في مصفوفة تغاير واحدة وتقديرات المعالم والمطابقة. ويمكن استخدام نموذج المعادلة البنائية لتحليل مصفوفات التغاير لمجموعات مختلفة في تحليل واحد، ويطلق عليها تحليل SEM متعدد المجموعات.

١٠ ـ دراسة تأثيرات التفاعلات Interaction effects بين المتغيرات وهذا شائع في العلوم الإنسانية يمكن أن يحدث تفاعل بين متغيرين لتوليد متغير ثالث يؤثر في الظاهرة، وعليه فإن منهجية SEM توليد هذه التفاعلات ودراسة تأثيرها في المتغيرات التابعة.

١١ ـ دراسة الخصائص السيكومترية للبيانات المتولدة من المقاييس مثل: الثبات والصدق.

١ . ٤ إستراتيجيات نمذجة المعادلة البنائية

لابد من تحديد طبيعة المتغيرات وترتيبها فمنها مستقل وتابع مع ملاحظة طبيعة التأثيرات بينهما، وهذا التخصيص أو التعيين يعكس فروض الدراسة وعلى ذلك فإن إستراتيجية SEM ذات طبيعية توكيدية؛ أي أنها تتأكد من بناء محدد مسبقًا. وفي ضوء أهداف SEM يحدد Joreskog & Sorbom (١٩٩٣) ثلاث إستراتيجيات لاستخدامها، وهي:

١ ـ إستراتيجية النمذجة التوكيدية Confirmatory modeling strategy or strictly confirmation: وفيها يحدد الباحث نموذجًا واحدًا قائمًا على نظرية محددة مسبقًا، ثم يختبر النموذج لتحديد مدى مطابقته للبيانات. وهذه تعد إستراتيجية صارمة لتطبيق SEM، وفي هذه الإستراتيجية يقع الباحث في قضية التحيز التوكيدي Bias Confirmation؛ لأن الباحث يقبل النموذج في ضوء مؤشرات المطابقة في حين يوجد العديد من النماذج الأخرى البديلة التي ربما تعكس النظرية نفسها ولها مطابقة جيدة.

٢ ـ إستراتيجية النماذج (البديلة) أو مقارنة النماذج Alternative model strategy or model comparison: مطابقة نموذج لا تعني أنه الأفضل، فربما يوجد العديد من النماذج البديلة التي يكون لها مطابقة مساوية أو تفوق مطابقة النموذج المفترض. وفي هذه الإستراتيجية يختبر الباحث نماذج عديدة تختلف في العلاقات البنائية المفترضة للظاهرة نفسها، والهدف تحديد أي هذه النماذج أكثر مطابقة لبيانات العينة. ويتساءل بعض الباحثين كيف يتم صياغة مجموعة من النماذج البديلة؟، يتم في ضوء وجود تصورات أو صيغ بديلة للنظرية. فمثلًا يوجد تصور

أن X يسبق Y، بينما يوجد تصور آخر أن Y يسبق X، بالتالي يوجد نموذجان متنافسان.

٣ ـ إستراتيجية بناء أو تطوير النموذج أو توليد النموذج Model development or generating strategy: وفيها يبدأ الباحث بصياغة نموذج مبدئي قد يكون قائمًا على نظرية، ويهدف إلى دراسة مدى مطابقته، وإذا ثبت سوء مطابقته يبدأ الباحث بإجراء تعديلات على النموذج حتى يحصل على أفضل مطابقة؛ أي أن الهدف هو اكتشاف أفضل نموذج، وفي هذا الإطار يحدد Joreskog (1993) ثلاث خصائص للنموذج المتولد هو أن يكون له تبرير أو تفسير نظري، ويتميز بالبساطة، يتحقق من مصداقيته على عينات أخرى. وهذه الإستراتيجية تحول إستراتيجية SEM من الطبيعية التوكيدية إلى الاستكشافية.

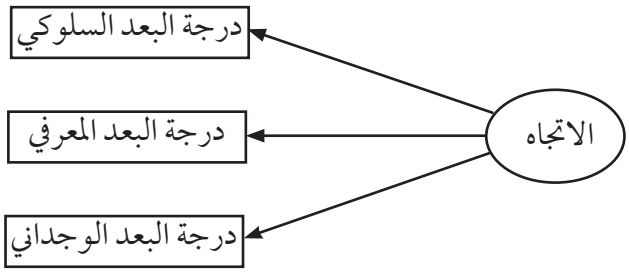
وتوصل MacCallum & Austin (٢٠٠٠) إلى أن ٢٠٪ من دراسات علم النفس في المجلات التابعة لـ APA اعتمدت على إستراتيجية التوكيد الصارم، و٢٥٪ على توليد النموذج، و٥٥٪ على مقارنة النماذج.

١ . ٥ المتغيرات حسب كينونة القياس

تصنف المتغيرات حسب كينونة القياس إلى:

١ ـ المتغيرات الملاحظة أو المشاهدة Observed variables: هذا ما يحدث في معظم المتغيرات التي يتم الاستدلال عليها مباشرة وتعكس الصفة مباشرة، مثل: الذكاء والدافعية؛ حيث إن الدرجة الكلية في اختبار الذكاء أو في مقياس الدافعية تسمى الدرجة المقاسة بغض النظر عن كون المقياس مكونًا من بعد واحد أو من أبعاد عديدة.

٢ ـ المتغيرات الكامنة Latent variables: يعكس البناء التحتي للسمة موضع القياس. وفي التحليل الإحصائي يعتمد الباحث على الدرجة الكلية للمقياس، وأحيانًا يتعامل الباحث مع درجة كل بعد على حدة. ولكن إذا تمكن الباحث من تجميع كل الأبعاد في مكون افتراضي تحتي فإنه يسمى «المتغير الكامن»، ويطلق عليه «عامل» ومثال ذلك: الاتجاه له ثلاثة أبعاد: البعد الانفعالي والبعد السلوكي والبعد المعرفي، فالباحث يتعامل مع الأبعاد الثلاثة في مكون واحد، ويوضح ذلك الشكل رقم (١) الآتي:



الشكل رقم (١): العلاقة بين الأبعاد الفرعية المقاسة والمتغير الكامن

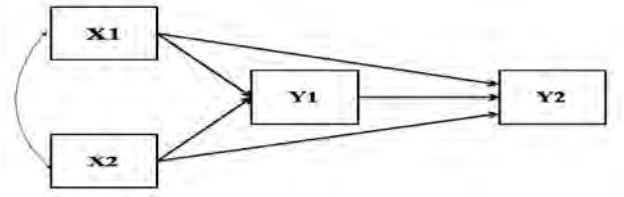
وتسمى الأبعاد الثلاثة (المعرفي والوجداني والسلوكي) متغيرات مشاهدة أو مقاسة، وهي كونت عاملًا آخر يسمى بـ «المتغير الكامن».

١ . ٦ أشكال نمذجة المعادلة البنائية

حدد Raykov & Marcoulides (٢٠٠٦) أربعة أنواع من تطبيقات نمذجة المعادلة البنائية، وهي:

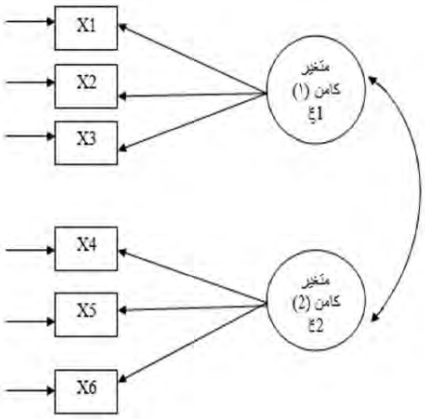
١ ـ نموذج تحليل المسارات بين المتغيرات المقاسة (الكلاسيكي) Path analysis model: يهدف إلى دراسة التأثيرات السببية بين المتغيرات المقاسة (الدرجة الكلية)، ولا يعده بعض الباحثين من أنواع SEM، ولكنه في الحقيقة هو جزء

مهم من التطور التاريخي لنشأة SEM، وكذلك يستخدم نفس مبادئها من مسلماتها وإجراءات تقدير ومطابقة النموذج.



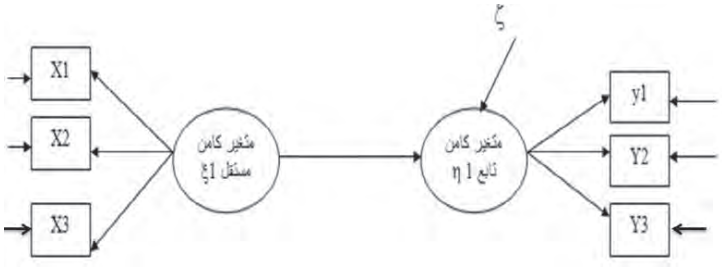
الشكل رقم (٢): نموذج تحليل المسارات بين X_1 و X_2 وY_1وY_2

٢ ـ نموذج التحليل العاملي التوكيدي Confirmatory factor analysis model: يهدف إلى تحديد طبيعة العلاقات الداخلية الارتباطية بين المتغيرات الكامنة (عوامل) بعضها مع بعض من ناحية، وبين المتغيرات المقاسة(المفردات) والكامنة من ناحية أخرى، ويتحدد كل متغير كامن بواسطة مجموعة من المتغيرات المقاسة (المؤشرات)، ولا توجد تأثيرات سببية بين المتغيرات الكامنة، ويستخدم في التأكد من مصداقية المقاييس المحددة سلفًا في ضوء أسس نظرية قوية.



الشكل رقم (٣): شكل المسار لنموذج التحليل العاملي التوكيدي

٣ـ نموذج المعادلة البنائية أو تحليل المسار بين المتغيرات الكامنة Structural Equation Model: يشبه التحليل العاملي التوكيدي، ولكنه يفترض وجود تأثيرات سببية بين المتغيرات الكامنة، ويستخدم في عدة أغراض؛ أهمها اختبار علاقات تفسيرية (سببية) بين مجموعة من الأبنية التحتية (المتغيرات الكامنة) أو اختبار نظريات معينة.



الشكل رقم (٤): شكل المسار لنموذج المعادلة البنائية

٤ ـ نموذج التغيرات الكامنة Latent change Model (LCM): هي منهجية تمدنا بإطار لدراسة التغيرات للأفراد أو المجموعات خلال الزمن للمتغيرات الكامنة، وتستخدم في الدراسات الطولية، وتأخذ تسميات عديدة مثل: النمذجة النمائية الكامنة latent growth modeling، ونموذج المنحنى الكامن latent curve model .

١ . ٧ قواعد تحديد معالم نموذج المعادلة البنائية

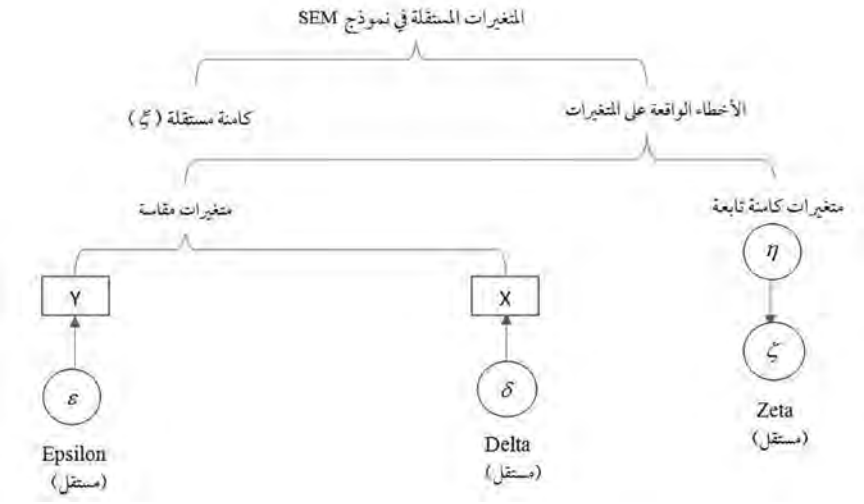
قبل التطرق لمعالم نموذج SEM، لابد من التمييز بين المتغيرات الكامنة والمتغيرات المقاسة، فالمتغير الكامن (العامل أو البناء) latent variable هو متغيرات لا تقاس مباشرة من خلال أدوات قياس، ولكنها تقاس عن طريق مجموعة من المتغيرات المقاسة (مفردات المقياس) أو الاستبانة كما في شكل (٦) مثل: (ξ_1, ξ_2, η_1)، بينما المتغير المقاس أو المؤشرات هي مجموعة من

المتغيرات قد تكون مفردات المقياس أو أبعاد المقياس، وتستخدم لتعريف أو تحديد المتغير الكامن أو المفهوم، مثل: ($X_1 - X_6$) و($Y_1 - Y_3$).

وحدد Raykov & Marcoulides (2006) قواعد لتحديد معالم النموذج، وهي:

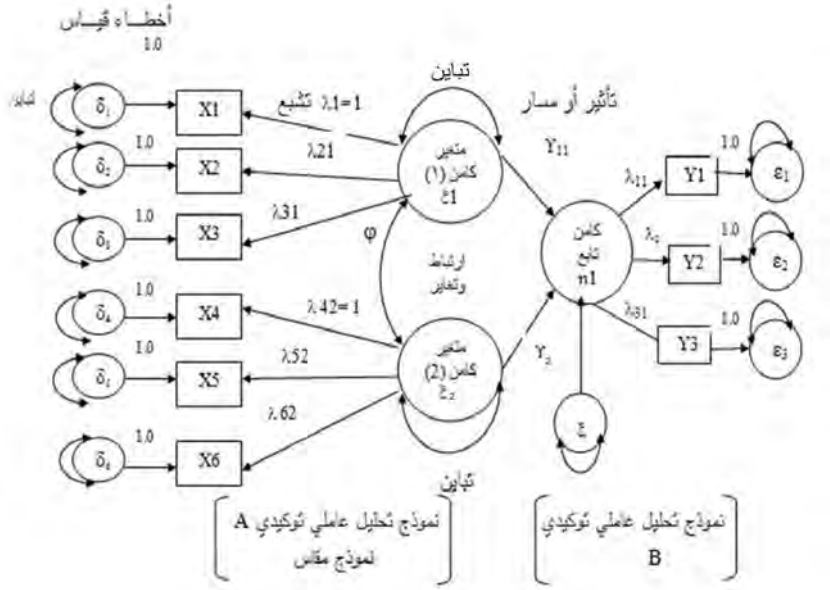
١ ـ تباينات المتغيرات المستقلة: وتتضمن:

ـ تباينات البواقي أو أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات: أخطاء القياس هي متغيرات مستقلة في النموذج، والمتغيرات المستقلة في SEM يوضحها الشكل(٥) الآتي:



الشكل رقم (٥): المتغيرات المستقلة في SEM

وفيما يلي شكل نموذج المعادلة البنائية:



الشكل رقم (٦): مثال لنموذج SEM بمعالمه

يتضح من الشكل (٦) أن أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات المقاسة المكونة للمتغيرات الكامنة المستقلة (X_1 حتى X_6) هي ستة أخطاء قياس دلتا δ (δ_1 حتى δ_6)، وكذلك أخطاء القياس (البواقي) الواقعة على المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغيرات الكامنة التابعة (Y_1 حتى Y_3) إبسيلون ε (ε_1, ε_2, ε_3) هي أخطاء قياس على المتغيرات المقاسة المكونة للمتغير الكامن التابع (η) وأيضا الخطأ الواقع على المتغير الكامن التابع زيتا ζ. وبالتالي فإن أخطاء القياس أو تباينات البواقي ٦ (δ دلتا) +3 (إبسيلون ε)+١ (زيتا ζ) = ١٠ أخطاء قياس.

وأخطاء القياس أو البواقي ε أو δ وهي كيانات افتراضية كامنة غير مقاسة، وتعد متغيرات مستقلة؛ لأنها لا تتأثر أو يؤثر فيها متغيرات

أخرى في النموذج. وعلى ذلك فإن كل تباينات البواقي(الأخطاء) هي معالم للنموذج، ولكن في بعض التحليلات يمكن تثبيت بعض تباينات البواقي عند قيمة معينة مثل الواحد الصحيح أو الصفر، في هذه الحالة لا تعد معلمًا.

ويطلق على أخطاء القياس «المتغيرات الاضطرابية أو المشوشة» Disturbance variables وهي تعكس نسبة التباين غير المفسر في المتغيرات المقاسة أو الكامنة، وهي تمثل أخطاء القياس المنتظمة وغير المنتظمة، ويفترض أنها لا ترتبط ببعضها البعض ، وكذلك لا ترتبط مع المتغيرات الخارجية (المستقلة) الكامنة، وإحصائيًّا يكون وضعها في النموذج بمنزلة متغيرات كامنة مستقلة.

وفي نماذج SEM لا توجد علاقات بين الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة، مثل: δ_1 وδ_2، ولكن إذا حدث وأضاف الباحث علاقة بين δ_1 وδ_2، وذلك في ضوء مؤشرات تعديل النموذج لتحسين المطابقة، ففي هذه الحالة تعتبر معلمًا.

- **تباينات المتغيرات الكامنة المستقلة إكساي** (ξ_1 ، ξ_2) وهذه المتغيرات لا يفسر تباينها من خلال أي متغير آخر في النموذج؛ لأنها تكون بمنزلة مستقلة للمتغيرات الكامنة التابعة، وكذلك مستقلة للمتغيرات المقاسة (X)؛ ولذلك يوضع عليها سهم ( ). وعلى ذلك يوجد تباينان للمتغيرين المستقلين الكامنين ξ_1 ، ξ_2 ولكن أحيانًا لا تضاف إلى معالم النموذج على أساس أنها معامل ارتباط المتغير بنفسه.

٢ ـ **التغايرات أو الارتباطات بين المتغيرات الكامنة المستقلة فاي (φ):** تعد معالم للنموذج، ولكن إذا كانت العلاقة بينهما مستقلة كما يفترض الإطار النظري، فإنه يجري تثبيتها عند الصفر، مثل: تحليل عاملي مع تدوير متعامد؛ حيث استقلالية بين العوامل، وبالتالي لا تعد معلمًا. ولكن في الشكل (رقم ٦) يوجد تغاير أو ارتباط واحد في النموذج السابق بين ξ_2 ، ξ_1 وهو معامل ارتباط φ (فاي) هذا مشابه للتحليل العاملي الاستكشافي مع تدوير مائل؛ حيث يفترض وجود علاقات بين العوامل.

٣ ـ **كل تشبعات العوامل التي تربط بين المتغيرات الكامنة ومؤشراتها (لامدا λ)** تعد معالمًا للنموذج ما لم يتم تثبيت أحد هذه التشبعات عند الصفر أو الواحد الصحيح. وفي الشكل رقم (٦) فإن نموذج SEM يتضمن تسعة تشبعات (Y_1-Y_3, X_1-X_6) وهي معاملات انحدار معيارية، وتعكس مقدار التباين المفسر في المتغير المقاس (المؤشر) نتيجة العامل، وعلى ذلك يوجد تسعة تشبعات.

٤ ـ **كل معاملات الانحدار (المسار) من المتغيرات الكامنة المستقلة إلى المتغيرات الكامنة التابعة جاما (ϒ)**، ومن المتغيرات الكامنة التابعة (η) إلى المتغيرات الكامنة التابعة الأخرى بيتا (β) تعد معالمًا للنموذج، وفي الشكل رقم (٦) فإن معاملات الانحدار جاما من المتغيرات الكامنة (ξ_1 ، ξ_2) إلى المتغير الكامن التابع η هي اثنان.

٥ ـ **تباينات المتغيرات التابعة والعلاقات (التغايرات)** بين المتغيرات التابعة والمستقلة الكامنة لا تعد معالمًا للنموذج؛ لأن هذه التباينات أو التغايرات نفسها تفسر في ضوء معالم النموذج.

٦ ـ **التشبعات من أخطاء القياس إلى المتغيرات المقاسة** X ← (δ) لا تعد معلمًا؛ لأن كل برامج SEM تثبت هذه التشبعات عند الواحد الصحيح.

وعلى ذلك فإن عدد معالم النموذج المعياري SEM في الشكل رقم (٦) = ١٠ (تباين أخطاء) +١ (تغاير أو علاقة) + ٩ (تشبعات) + ٢ (معاملات الانحدار) =٢٢ معلمًا.

ويحدث دائمًا أن يتم تشبع المتغير المقاس الأول الممثل للمتغير الكامن بالواحد الصحيح؛ لتجنب حدوث قضية عدم التحديد، وعلى ذلك يطلق على نموذج المعادلة البنائية باللامعياري (الحلول غير المعيارية) وعدد معالم نموذج SEM غير المعياري (تثبيت تشبعات ثلاثة متغيرات مقاسة وهي: X_1 وX_4 وY_1 على العوامل بالواحد الصحيح) = ١٠ تباين أخطاء + ١ ارتباط أو تغاير + ٦ تشبعات + ٢ معاملات انحدار = ١٩ معلمًا.

لاحظ في النموذج المعياري يتم تثبيت تباينات المتغيرات الكامنة المستقلة عند الواحد الصحيح.

أما عدد المعالم لنموذج القياس وهو نموذج التحليل العاملي التوكيدي المعياري للمتغيرات X على العاملين ξ_1 ، ξ_2 (عدم تثبيت أي من التشبعات) = ٦ (تباين أخطاء) + ١ (تغاير) + ٦ (تشبعات) = ١٣ وفيه يتم تثبيت تباين المتغيرات الكامنة المستقلة عند الواحد الصحيح.

أما عدد المعالم للنموذج غير المعياري = ٦ (تباين أخطاء قياس) + ٤ تشبعات + ٢ تباين متغير كامن + ١ تغاير أو ارتباط بين المتغيرات الكامنة المستقلة = ١٣ معلمًا.

١ . ٨ أنواع معالم نمذجة المعادلة البنائية

هناك ثلاثة أنواع من معالم النموذج وهي ضرورية لإجراء تحليل SEM (Mulaik, 2009; Raykov & Marcoulides, 2006):

- **المعالم الحرة Free Parameters**: هي المعالم غير المعروفة ونريد تقديرها، وأحيانًا يطلق عليها المعالم المقدرة، وهي المعالم التي تم عرضها في أثناء تناول قواعد تحديد معالم النموذج، مثل: تباينات البواقي وتشبعات العوامل والتغايرات أو الارتباطات بين المتغيرات الكامنة المستقلة ومعاملات الانحدار أو المسار، وهي تترك حرة في أثناء مراحل عملية تقدير النموذج حتى نحصل على أقصى وظيفة توافقية لمصفوفة البيانات.
- **المعالم المثبتة Fixed Parameters**: هي المعالم غير الحرة وتثبت عند قيمة معينة غالبًا تكون صفرًا أو واحدًا صحيحًا، وهي ثابتة؛ لأنها لا تتغير في أثناء عملية تقدير النموذج ومطابقته. ففي الشكل (٦) الارتباطات بين الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة (δ_1 حتى δ_6) مثبتة كلها عند الصفر. وهذا هو السبب أن النموذج لا يتضمن أسهمًا (↷) تشير إلى العلاقات بينهما، ومثال آخر للمعلم المثبت وهو وضع تشبع أحد المتغيرات المقاسة على كل متغير كامن مستقل بالواحد صحيح (λ_{11}=1)، ويسمى بالمتغير المرجعي Reference variable، وذلك لتجنب حدوث قضية عدم التحديد في أثناء تقدير النموذج.
- **المعالم المقيدة Constrained Parameters**: تسمى أيضًا بـ Restricted Parameters، ويفترض أن أحد المعالم يساوي معلمًا آخر، ولكن لم تحدد قيمته مثل: Set: $\lambda_{11(X1)} = \lambda_{21(X2)} = \lambda_{31(X3)}$

وهذه المؤشرات من X_1 حتى X_3 يشار إليها في التراث السيكومتري بالقياسات التكافؤية تاو Tau–equivalent measures، ويتم اختبار مقبولية النموذج تحت شروط وضع هذا القيد، ويطلق عليه قيدًا متساويًا أو مكافئًا Equality constraint. وفي حالة استخدام النمذجة البنائية لمجموعات متعددة يتم وضع قيد لمعلم أو أكثر عبر كل المجموعات، ويطلق عليه قيد

متساوٍ عبر المجموعات Cross – group equality constraint، أو يمكن وضع قيمة معلم مساوٍ لثلاثة أضعاف معلم آخر $\lambda_{21} = 3\lambda_{31}$ ولا يستخدم هذا إلا نادرًا. ويتم وضع القيود إذا افترضت النظرية وجود هذه القيود، وعلى ذلك فإن المعلم المقيد هو حالة وسط بين المعلم الحر والمعلم المثبت؛ ولذلك فإن المعلم المقيد يعد من معالم النموذج، واستخدام هذا المعلم يحدث في حالة اختبار تشابه القياسات(التكافؤ العاملي) عبر مجموعات مختلفة من خلال التحليل العاملي التوكيدي عبر المجموعات.

١ . ٩ التطور التاريخي لنمذجة المعادلة البنائية

يعود التطور التاريخي لـ SEM إلى بداية القرن العشرين مع ظهور التحليل العاملي الاستكشافي على يد Spearman (1904)، وبعدها بسنوات قليلة طور العالم البيولوجي Wright (1920) أساسيات أسلوب تحليل المسار، وذلك عند دراسة أثر الأسباب (جينات الأب) على النواتج (سمات السلالات)، وهذه السببية تكون في اتجاه واحد من دون وجود علاقة تبادلية، وأراد من ذلك تقدير حجم هذه التأثيرات من الأب إلى السلالة (الولد)، ووضح كيفية توظيف الارتباطات بين المتغيرات لعرض التأثيرات المباشرة وغير المباشرة، وكيف يمكن تقدير هذه التأثيرات السببية من البيانات الخام، وعبر عن نموذج تحليل المسار في ضوء شكل أو مخطط المسارات Path diagram وهو عرض بياني للتأثيرات المباشرة بين المتغيرات في النموذج. وتم توظيف تحليل المسار في مجال العلوم السلوكية والاجتماعية على يد Duncan (1966)؛ حيث قام Duncan وآخرون بدراسة أثر متغيرات مثل: الحالة الاجتماعية للأسرة والخبرة السابقة والتحصيل الأكاديمي السابق والدعم الاجتماعي بوصفها منبئات بالنجاح الأكاديمي. وعمومًا فإن تحليل المسار خلال هذه المدة طبق

الانحدار المتعدد باستخدام طريقة تحليل المربعات الدنيا الترتيبية، وذلك لبناء نماذج سببية أحادية، ولكن ظهرت محددات لتحليل المسار خاصة لطرائق المربعات الدنيا المستخدمة في تقدير معالم تحليل المسار؛ وذلك لأن تحليل المسار يعتمد على متغيرات نظرية مقاسة وهي غير تامة الثبات نتيجة لعدم الدقة في إجرائية قياسها لوجود الأخطاء المرتبطة ببناء أدوات القياس وإجراءات تطبيقها، وأيضًا ماذا لو أن نموذج تحليل المسار تضمن تأثيرات سببية تبادلية، وفي هذه الحالة فإن النموذج لا يمكن تقديره باستخدام أساليب الانحدار.

وجرى التكامل أو الدمج بين التحليل العاملي وتحليل المسار في مطلع ١٩٧٠م على يد ثلاثة علماء، هم: Joreskog (1973) و(Keesling, 1972) و Wiley (1973). فالمحددات السابقة لتحليل المسار حفزت هؤلاء الباحثين على هذا العمل المشترك، الذي أطلق عليه نموذج (JWK) وهدف إلى تطوير مدخل النمذجة الخطية العامة. وطور Joreskog (1969) أول برنامج كمبيوتر لتحليل هذا النموذج وهو برنامج LISREL، وخلال المدة من ١٩٨٥م حتى ١٩٩٥م جرى تطوير العديد من البرامج الكمبيوترية لتحليل نموذج SEM مثل: MPLUS, R, AMOS, EQS.

وأيضًا بدا توظيف إستراتيجية SEM في الدراسات السلوكية والنفسية بصورة متزايدة مع ظهور مجلدات مهمة مثل: Bollen (1989) و Hoyle (1995) تناولت أسس ومبادئ نمذجة المعادلة البنائية. ومنذ ١٩٩٠م بدأت تطورات وتوجهات حديثة لـ SEM مثل: تقدير التغيرات عبر الزمن من خلال المتغيرات الكامنة، وأطلق عليها نمذجة المنحنى النمائي الكامن latent Growth Curve Modeling، وكذلك تقدير تأثيرات التفاعلات بين المتغيرات الكامنة المستقلة وتقدير أثرها في المتغيرات الكامنة التابعة، وكذلك نمذجة المعادلة البنائية متعددة المستويات.

وللنمذجة السببية تطور تاريخي، يوضحه الجدول رقم (٢) الآتي:

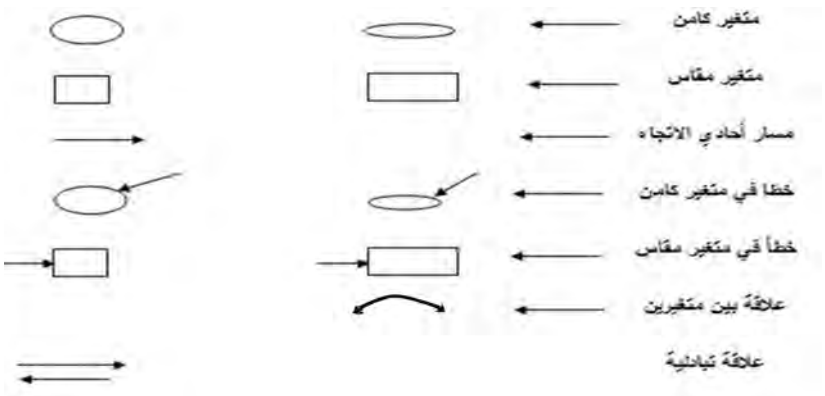
الجدول رقم (٢): التطور التاريخي لأشكال النمذجة السببية

النموذج	العام	المطور	المجال	الحدث الذي استخدم فيه	استخدامه
تحليل الانحدار	1983	Galton	الأنثروبولوجي	تأثير طول الأب على طول الطفل	التنبؤ ونسبة التباين المفسر
تحليل عاملي	1904	Spearman	علم النفس	العلاقة بين الخصائص الطبيعية والنفسية	العلاقة بين المتغيرات المقاسة والعوامل
تحليل المسار	1920	Wright	الجينات	تأثير الوارثة والبيئة في ألوان الأفراد	المسارات والتأثيرات المباشرة
تحليل التباين	1926	Fisher	الزراعة	أثر التسميد في وزن النبات	دراسة فروق متوسطات المجموعات
نمذجة المعادلة البنائية	1973	Jöreskog	العلوم الاجتماعية	العلاقات البنائية بين المتغيرات الكامنة	دراسة السببية بين المتغيرات الكامنة

وفي حين أن معظم الأساليب الارتباطية (الانحدار، التحليل العاملي الاستكشافي) التي تستخدم في البحوث الاجتماعية والنفسية في الواقع الحالي ذات طبيعة استكشافية وتولد فروضًا، فإن منهجية نمذجة المعادلة البنائية تعود بالباحثين إلى التحقق من فروض سببية واختبارها بكلمات أخرى ذات طبيعة توكيدية.

١٠.١ مكونات شكل أو مخطط المسارات

لفهم نمذجة المعادلة البنائية لابد من التعبير عنها في شكل مسارات، وشكل المسار هو تمثيل أو عرض بياني بصري يوضح طبيعة العلاقات في النموذج. ويتكون شكل المسار من أسهم بين المتغيرات تسمى المسارات السببية، وتعد بعض المتغيرات مدخلات في المنظومة، ولا يوجد مسبب لها من متغيرات أخرى، وتسمى المتغيرات الخارجية أو الخارجة أو البادئة Exogenous variable، وبعض المتغيرات تعتمد على متغيرات أخرى في المنظومة، وتسمى متغيرات داخلية أو تابعة Endogenous variable، ويتم ترجمة التأثيرات أو المسارات بين المتغيرات إلى رسومات، ثم إلى مجموعة من المعادلات التي تحدد النموذج، وبهذا يعرض النموذج بصريًّا. وشكل المسار يساعد على التواصل مع الباحثين الذين لديهم خلفيات مختلفة، ويوضح الشكل رقم (٧) أهم الأشكال المستخدمة لوصف شكل المسار لـ SEM:



الشكل رقم (٧): أهم الأشكال المستخدمة لوصف شكل المسار لـ SEM

١١ . ١ البرامج الكمبيوترية لتحليل SEM

تنوعت البرامج الإحصائية لتحليل نموذج المعادلة البنائية، واختلفت هذه البرامج من حيث مدخلاتها ومخرجاتها، وكذلك من حيث قدرتها على عرض النموذج بيانيًّا في ضوء مربعات ومستطيلات وأسهم، ومدى قدرتها على تحديد مصادر سوء تحديد النموذج ومحاولة معالجتها أو إعطاء رسالة تفيد بوجود خلل في النموذج أو في مصفوفة الارتباط وغيرها، وللتعامل مع برامج SEM يجب تحديد الآتي:

- مدخلات ولغة البرنامج Syntax وخطوط تكويد الإدخال التي تصف النموذج والبيانات والتحليل والنواتج.
- معرفة مجموعة من الرسومات يستخدمها المحلل لتحديد النموذج في ضوء مربعات ودوائر وأسهم.

وتوجد العديد من البرامج الكمبيوتر لتنفيذ نموذج SEM، أهمها: MX, CAILS(SAS), MPLUS, R, AMOS, SEPATH, LISREL, RAMONA (SYSTAT), EQS، وتوجد نسخ أو إصدارات مجانية وتسمى Student Versions من برامج MPLUS, LISREL, AMOS وغيرها؛ حيث لا تحلل إلا عددًا محدودًا من المتغيرات، وغالبًا لا تزيد على ١٢متغيرًا، ويعد مصدرًا جيدًا للتدريب عليها. وأحد هذه البرامج متاح مجانًا وهو MX؛ لأنه ليس منتجًا تجاريًّا، ويوجد برامج أخرى ولكنها غير شائعة الاستخدام، مثل: برنامج R أو برنامج SeM. ومعظم هذه البرامج تحلل النماذج لعينات أو مجموعات متعددة، ولكن يتم تحليل النماذج الهرمية (متعددة المستويات) باستخدام برامج MPLUS, EQS, LISREL . وأهم برامج SEM هي:

١ ـ **برنامج AMOS**: يوجد منه الإصدار ٢٤، وهو اختصار لـ Analysis of Moment Structures لـ Arbuckle (١٩٩٥ـ ٢٠٠٩). وهو برنامج يتعامل مع بيئة Microsoft windows، ويباع عن طريق برنامج الحزمة الإحصائية SPSS . وهذا البرنامج يتكون من جزأين: الرسومات البيانية Amos graphics والأساسيات AMOS Basic، فالأول يسمح للمستخدم بتحديد النموذج عن طريق الرسومات على الشاشة والتحكم في مظاهر التحليل، وهذه الرسومات يعطيها البرنامج أتوماتيكيًّا، وتحديد المسارات وتسميات المتغيرات على النموذج يكون مرسومًا ويتم طباعة المسارات على شكل المسار.

أما Basic AMOS فيتم عن طريق كتابة الأوامر من خلال لوحة المفاتيح ومن خلال قواعد محددة للبرنامج Syntax. ومن أهم مصادر قوة هذا البرنامج هو إعطاء تقديرات لإستراتيجية Bootstrapping (تعتمد على توليد بيانات من قاعدة بيانات فعلية جمعها الباحث لمتغيرات ما) للأخطاء المعيارية وفترات الثقة لكل تقديرات المعالم، ويمتلك إستراتيجيات للتعامل مع البيانات الغائبة والتعامل مع المتغيرات التصنيفية كمتغيرات تابعة، ويعطي تقدير Bayesian estimation لمعالم النموذج. والنسخة المجانية متاحة للبرنامج، ولا تقبل سوى ثمانية متغيرات ولا تعطي إلا ٥٤ معلمًا للنموذج (www . SPSS. Com / AMOS) .

٢ ـ **برنامج PROC CALIS**: هو جزء من الحزمة الإحصائية SAS وهو اختصار لـ Covariance Analysis and Linear Structural Equation، وهو يحلل نماذج متنوعة من SEM ويقدر معالم عدد من التحليلات مثل: الانحدار المتعدد، الانحدار المتدرج، النماذج عبر مجموعات متعددة، ويعرض شكل المسارات للنموذج. ومتاح من خلال الموقع الإلكتروني (www.SAS.com) .

٣ ـ برنامج **EQS**: النسخة ٦ لـ Bentler (٢٠٠٢)، هي اختصار لـ Equation Systems، ويستخدم في تحليل البيانات والتأكد من مسلماتها مثل: الاعتدالية وإجراء التحليلات المعقدة من SEM، ويتضمن تحوير البيانات، وأيضًا التحليلات الإحصائية الاستكشافية، مثل: تحليل التباين ANOVA وتحليل التغاير ANCOVA والتحليل العاملي، وتوجد خيارات لتحليل البيانات الغائبة وإستراتيجيات معالجتها بالطرائق التعويضية. ويتم التعامل معه من خلال ملف المدخلات أو من خلال عرض معالم النموذج على شكل المسار سواء لنماذج تحليل المسار أو لنموذج التغيرات النهائية الكامنة. ويتضمن طرائق تقدير عديدة للتعامل مع البيانات الغائبة، كما يعطي تقديرات Bootstrapping وإمكانية تحليل مصفوفة الارتباط من دون الانحرافات المعيارية. والنسخة الأخيرة من البرنامج تتضمن معالجة النماذج متعددة المستويات ونماذج نظرية الاستجابة المفردة والنمذجة المختلطة، ومتاح من خلال الموقع الإلكتروني (www.mvsoft.com).

٤ ـ برنامج **LISREL**: النسخة ٩,٢ هي اختصار لـ Linear Structural Relationships لـ Joreskog & Sorbom (٢٠٠٦)، وهو يعد الأب لكل برامج SEM، وهو يصلح لكل مراحل التحليل من مسح البيانات حتى أعقد نماذج SEM. والبرنامج الفرعي المصاحب PRELIS يجهز ملفات البيانات الخام والمصفوفات لتحليلها في برنامج LISREL، ويسمح بالتعامل مع البيانات الغائبة، ويسمح برنامج PRELIS بإعطاء تقديرات Bootstrapping، وكذلك إجراء دراسات المحاكاة وحساب معاملات الارتباط Tetrachoric, Polyserial, Polychoric. ويتم التعامل مع البرنامج من خلال ملف المدخلات أو من خلال رسم النموذج وتحديد

معالمه ويتم إدارته من خلال الفارة، ولو وضع اختيار Path diagram في نهاية ملف المدخلات، فإن البرنامج يعطي شكل المسارات بمعالمه. ولغة البرمجة للبرنامج من خلال SIMPLIS تتطلب تحديد تسميات المتغيرات المقاسة والكامنة وتحديد طبيعة العلاقات في النموذج، ويسمح بإجراء التحليلات متعددة المستويات، ويمكن التعامل مع النسخة المجانية التي تتعامل مع ١٢ متغيرًا، ولكنها لا تصلح بعد ١٥ يومًا.

٥ ـ **برنامج MPLUS**: النسخة 7 لـ (Muthen & Muthen,1998- 2010)، وهو من أفضل البرامج من حيث إمكاناته التحليلية؛ إذ إنه يسمح بتحليل نماذج المتغيرات التصنيفية، ويمكن تحليل متغيرات تابعة متصلة وتصنيفية ورتبية، كما أنه البرنامج الوحيد الذي يحلل نمذجة المعادلة البنائية الاستكشافية (تحليل عاملي استكشافي وتوكيدي معًا) (Exploratory Structural Equation Modeling ESEM). ويسمح بإجراء التحليلات متعددة المستويات لتحليل الانحدار والتحليل العاملي ونمذجة المعادلة البنائية وكذلك التحليل العاملي التوكيدي ذي المستويين Two–level confirmatory factor analysis.

ومن وجهة نظر مُعد هذا الكتاب فإنه يعد من أفضل برامج SEM من حيث إمكاناته وسهولة استخدامه؛ إذ يسمح بتحليل المفردات باستخدام نظرية الاستجابة للمفردة Item Response Theory، والنسخة المجانية له تسمح بتحليل ثمانية متغيرات مقاسة، وهي متاحة من خلال الموقع الإلكتروني التالي: (www.statmodel.com).

٦ ـ **برنامج MX**: النسخة ١,٦٦ لـ Neale (1997)، وهي اختصار لـ Matrix وهو برنامج يتميز بالمرونة، ويحلل نماذج SEM، إضافة إلى نماذج إحصائية متدرجة وهو متاح مجانًا من خلال الإنترنت ويتم تحديد

النموذج من خلال MX Graph أو من خلال ملف المدخلات Syntax وهو يصف البيانات والنموذج ويقدر فترات الثقة والقوة الإحصائية لكل معلم (www.vcu.edu/mx/examples.html).

٧ ـ **برنامج RAMONA**: يصدر من خلال الحزمة الإحصائية (SystatSoftware, 2009) وطوره Browne، وهو اختصار لـ Reticular Action Model or Near Approximation وهو برنامج شامل ومن خلاله يتم وصف النموذج والبيانات من خلال أوامر، ويمكن تحديد النموذج من خلال عرض شكل المسارات أيضًا، ويتميز بقدرته على تقدير مطابقة النموذج عند استخدام مصفوفة الارتباط، ولكنه لا يستطيع إجراء نماذج SEM من خلال عينات متعددة. والنسخة المجانية من خلال SYSTAT وتسمى MYSTAT، ويمكن تحميل النسخة المجانية للبرنامج لمدة ٣٠ يومًا من الموقع الإلكتروني التالي: (www.systat.com/downloads asp).

٨ ـ **برنامج SEPATH**: الإصدار الرابع عشر متاح من خلال الحزمة الإحصائية (Statsoft, 2009 STATISTICA) وطوره Steiger، وهو اختصار لـ Modeling and Path Analysis Structural Equation، ويتم تحديد النموذج من خلال رسم شكل المسارات أو من خلال استخدام كود PATH، ويتميز بقدرته على تحليل مصفوفة الارتباط من دون الانحراف المعياري، وكذلك إجراء دراسات المحاكاة ويسمح بتقدير القوة الإحصائية لمطابقة النموذج. النسخة الكاملة للبرنامج يمكن تحمليها من الموقع (www. statsoft.com).

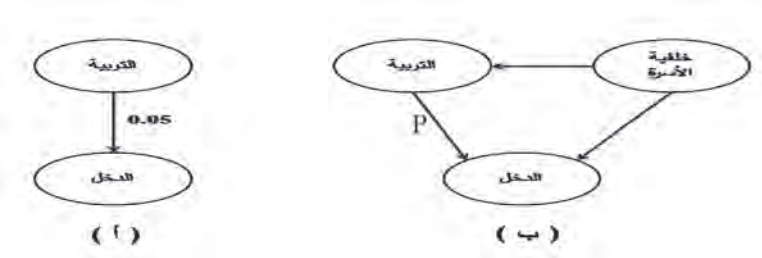
هناك أيضًا برامج أخرى لإجراء نمذجة المعادلة البنائية، منها: برنامج R وكذلك برنامج MATLAB (Matrix Laboratory)، ويعرض الجدول رقم (٣) مقارنة بين تقديرات المطابقة لمعظم البرامج السابقة:

الجدول رقم (٣): مقارنة بين البرامج المختلفة من حيث قدرتها على إعطاء مؤشرات حسن المطابقة

المؤشر	AMOS	EQS	LISREL	MX	RAMONA	MPLUS	SEPEATH
χ^2	√	√	√	√	√	√	√
Wls (χ^2)		√	√			√	
RMSEA	√	√	√	√	√	√	√
RMSEA (P-values)			√		√	√	
ECVI	√		√		√	√	
AIC	√	√	√			√	
CAIC	√	√	√			√	
NFI	√	√	√	√	√	√	√
NNFI	√	√	√	√	√	√	√
PNFI			√	√	√	√	√
CFI	√	√	√		√	√	√
IFI (BL89)	√		√		√		√
RFI (BL86)	√		√		√		√
CN			√				
RMR	√	√	√		√	√	√
SRMR		√	√		√	√	√
GFI	√		√		√		√
AGFI	√		√		√		√
PGFI	√		√		√		

١٢ . ١ الانتقادات الموجهة إلى نمذجة المعادلة البنائية

انتقد Freedman (1987) إستراتيجية SEM، وكانت القضية الأساسية لانتقاده هي أن الباحثين يفسرون نتائج المطابقة للنموذج كما لو أنهم أخضعوا بحثهم للتجريب، ولكن في الحقيقة لم تحدث تجربة، فمثلًا لو كانت قيمة المسار من التربية إلى الدخل ٠٫٠٥ فماذا نستنتج؟؛ أي أن إرسال الأفراد إلى المدرسة لسنة أخرى يزيد الدخل بمقدار ٥٪ (مثلًا)، كما في الشكل رقم (٨) التالي:



الشكل رقم (٨): نموذج SEM للعلاقات بين متغيرين

ولكن هذا يبدو غير مقبول؛ لأن تأثير التربية في الدخل أثر فيه متغيرات أخرى مثل خلفية الأسرة الذي بدوره يؤثر في الدخل والتربية معًا، وهذا بدوره يغير من قيمة المسار P. والمسار P يعكس أثر التربية في الدخل، وأيضًا تأثير خلفية الأسرة في التربية، وعلى ذلك فليس من السهل القول بأن أثر التربية في الدخل = ٠٫٠٥؛ لأنه توجد متغيرات عديدة (منها: العمر والجنس) تؤثر في التربية، إذًا فكيف ندعي ذلك من دون عمل تجربة وعزل المتغيرات الأخرى الدخيلة. وعليه فإن Freedman يؤكد قضية جوهرية وهي أن ادعاء السببية لا يكون إلا من خلال تجريب حقيقي؛ بمعنى أن استخدام SEM ليس ضمانة أكيدة لادعاء السببية. وقدم Cliff (1983) مبادئ للاستدلال العلمي حيث لا يراعيها الباحثون في أثناء التعامل مع

نمذجة المعادلة البنائية، أهمها أن البيانات لا تقدم تأكيدًا أو تدعيمًا للنموذج فهي فقط تدعمه إحصائيًّا، أو لا تدعمه، وفي هذه الحالة يوجد نماذج أخرى بديلة يمكن أن تتطابق مع البيانات وحتى الحصول على مطابقة النموذج في ضوء مؤشرات إحصائية لا يعني أنه مقبول وواقعي ومناسب للحقيقة، وهذا ما أكده Bollen (1989).

وتناول Breckler (1990) خمس قضايا أو مشكلات شائعة في تراث استخدام SEM، وهي عدم تحقق مسلمة الاعتدالية لبيانات المتغيرات المقاسة، وقضايا مرتبطة بالنماذج البديلة التي يجب صياغتها قبل تحليل النموذج المفترض، وقضايا الوصول إلى استنتاجات وتعميمات للنموذج من خلال التحقق منه على عينة وحيدة أو مجموعة وحيدة من البيانات من دون إجراء مصداقية لهذه النتائج على عينات أخرى مماثلة، وكذلك قضايا تعديل النموذج التي تحول إستراتيجية SEM من المدخل التوكيدي إلى المدخل الاستكشافي، خاصة عند إجراء تعديل للنموذج دون التحقق من مصداقيته وواقعيته في الواقع أو المجتمع.

ولكن كل المحاذير التي أشار إليها Breckler (1990) يمكن تجنبها من خلال الممارسات السليمة لإجراء إستراتيجية SEM، كما أوصى بها خبراء نمذجة المعادلة البنائية. ولكن يمكن القول إنها أداة لإثبات السببية في التصميمات غير التجريبية، وفي هذا الشأن يؤكد Kline (2016) أن إستراتيجية SEM تستخدم في إجراءات المقارنة بين المجموعات من حيث طبيعة البناء، وهو ما يطلق عليه بالتكافؤ أو التشابه العاملي، فإنها تعد خليطًا من ملامح التجريبية، وأيضًا المنهجية غير التجريبية، ويعد الادعاء بأن SEM ليست دليلًا لإثبات السببية هي نظرة ضيقة.

الفصل الثاني

الارتباط Correlation

٢. الارتباط Correlation

لكي نبدأ الرحلة الممتعة لتعلم أساسيات SEM يستلزم أن نكون على دراية كبيرة بأهم المفاهيم والأساليب الإحصائية الأساسية، ومن أهم هذه الأساسيات هو الارتباط ومسلماته، وإذا كنت معتقدًا أنك تعرف هذه الموضوعات معرفة دقيقة، فلا تتعمق كثيرًا في هذا الفصل، ولكن نصيحتي لك هو تصفح هذا الفصل لأن به أفكارًا ومعلومات يمكن أن تُفيدك كثيرًا في فهم محتوى هذا الكتاب؛ ولذلك فإني أتوقع بعد قراءة هذا الفصل أن تكون ملمًّا بأساسيات معامل الارتباط، وكذلك أن تحاول بقدر الإمكان تجنب محدد مصفوفة الارتباط السالب، وكذلك قضية التلازمية الخطية.

يمكن للباحث استيعاب إستراتيجية SEM بسهولة، لو كان لديه خلفية مسبقة عن بعض الأساسيات الإحصائية لأساليب الارتباط وتحليل الانحدار؛ ولذلك سنتناول هذه الأساليب بشيء من التفصيل.

الارتباط هو أسلوب إحصائي يستخدم لقياس ووصف العلاقة بين متغيرين، وقياسات هذين المتغيرين موجودة بالفعل، ولا يوجد أي محاولة لضبط أو معالجة المتغيرات، وبيانات هذا الأسلوب تنبع من تصميم البحث الارتباطي، والإحصاء المستخدم لقياس الارتباط يسمى معامل الارتباط Correlation coefficient، وهو قياس كمي لتحديد قوة واتجاه العلاقة الخطية أو الارتباط بين متغيرين أو عاملين، وقيمته تتراوح من ١,٠٠ - إلى ١,٠٠ +، ويسمى معامل الارتباط بين متغيرين بـ Bivariate correlation، ويتبع إحصاء النموذج البسيط (إحصاء المتغيرين)، وإذا وجدت علاقة Association بين متغيرين يقال إنهما

مرتبطـان، وهذا يعنـي وجود تغير بينهـما Co-vary بمعنى تغـير الدرجات عـلى أحـد المتغيريـن يتبعـه تغـير عـلى المتغـير الآخـر، بمعنـى آخـر أي أن المتغيريـن معتمـدان بعضهـما عـلى بعض.

وبجانب أهمية مقاييس الارتباط في تقدير العلاقة بين المتغيرين، فإنه مفيد جدًّا لإجراء التنبؤ Prediction، فإذا وجدت علاقة ارتباطية بين متغيرين، فمن المحتمل أن يكون أحدهما سببًا للآخر، ولكن الارتباط بين المتغيرين ليس أساسًا كافيًا لإثبات أو وجود السببية، ولكنه يعد الخطوة الأولى للبرهنة على أن المتغيرين مرتبطان سببيًّا.

الارتباط والانحدار مرتبطان تمامًا، فالاستفادة من الارتباط هي استخدامه في التنبؤ، فلا انحدار من دون ارتباط، فالارتباط يحدد ما إذا كانت هناك علاقة بين المتغيرين، ويحدد حجمها واتجاهها، في حين أن الانحدار يهتم أساسًا باستخدام الارتباط للتنبؤ بحدث ما في المستقبل.

والاستخدام الآخر للارتباط هو استخدامه لتقدير معاملات الثبات سواء معامل الاستقرار الناتج من الاختبار وإعادته Test–Retest ومعامل التكافؤ الناتج من الاختبار مكافئه Test– Equivalence؛ حيث هو مؤشر لمدى اتساق الدرجات خلال مرات التطبيق لنفس الأداة أو الأداة ومكافئها.

ويعد معامل الارتباط على درجة كبيرة من الأهمية في عالم الإحصاء المتدرج، سواء كان في الانحدار المتعدد أو التحليل العاملي أو تحليل المسار ونمذجة المعادلة البنائية؛ لأن كل هذه الأساليب قائمة على الارتباط.

ويستخدم معامل الارتباط لتقدير أدلة الصدق Validity في مظاهر عديدة، سواء أكان الصدق المحكي من خلال معامل الارتباط بين قياسات الذكاء للمقياس الذي قمت بإعداده ومقياس ذكاء معياري آخر، أم الصدق

التمييزي من خلال معامل الارتباط بين بنائين مختلفين، أم الصدق البنائي من خلال التحليل العاملي سواء الاستكشافي أو التوكيدي؛ حيث يعد معامل الارتباط هو البداية لهذه الأساليب الإحصائية.

٢. ١ هدف تحليل الارتباط

الهدف من تحليل الارتباط هو اكتشاف وجود علاقات ذات دلالة معنوية بين المتغيرات، ويساعدنا تحليل الارتباط على تحديد الآتي:

أولًا: اتجاه العلاقة Direction of the relation

فإشارة الارتباط سواء كانت:

- موجبة Positive: تشير إلى أن المتغيرين يتغيران في الاتجاه نفسه، فكلما زادت قيم المتغير X فإن قيم المتغير Y تزيد أيضًا، وكلما انخفضت قيم X تنخفض قيم Y؛ أي أن هناك علاقة طردية بين المتغيرين.
- سالبة Negative: تشير إلى أن المتغيرين في اتجاه معاكس، فكلما زادت قيم X تنخفض أو تنقص قيم Y؛ أي أن هناك علاقة عكسية بين المتغيرين.
- صفرية Zero : عدم وجود علاقة خطية (عدم وجود خط تتجمع حوله النقاط) بين المتغيرين.

ثانيًا: مقدار أو حجم أو اتساق العلاقة

تتراوح قيمة معامل الارتباط من – ١,٠ إلى +١,٠، فإشارة معامل الارتباط تحدد ما إذا كان الارتباط موجبًا أو سالبًا، ولكن قيمته تصف مقدار حجم الارتباط، فالقيمة العالية تشير إلى ارتباط قوي، فمثلًا إذا كانت القيمة +١,٠ فإنها تشير إلى معامل ارتباط موجب تام، وإذا كانت القيمة –١,٠ فإنها تشير إلى معامل ارتباط سالب تام.

وفيما يلي يوضح الجدول رقم (٤) إطارًا لتحديد حجم قيمة معامل الارتباط Dancy& Reidy (2011):

الجدول رقم (٤) إطار لتحديد حجم قيمة معامل الارتباط كما وضعها Dancy& Reidy (2011)

تام	+1	-1
قوي	0.9	-0.9
	0.8	-0.8
	0.7	-0.7
متوسط	0.6	-0.6
	0.5	-0.5
	0.4	-0.4
ضعيف	0.3	-0.3
	0.2	-0.2
	0.1	-0.1
صفر	0	0

وهذا يتعارض مع الإطار الذى وضعه كل من Hinkle, Wi- (1994) ersma, & Jurs لمعايير لمعامل الارتباط r وهي: ٠,٣٠ ضعيف و٠,٥٠ متوسط و٠,٩٠ فأكثر قوي. في حين اعتبر Cohen (1988) أقل من ٠,٣٠ ضعيفًا، ومن ٠,٣٠ حتى ٠,٤٩ متوسطًا و٠,٥٠ فأكثر مرتفعًا.

٢ . ٢ معامل ارتباط بيرسون الخطي Pearson correlation coefficient

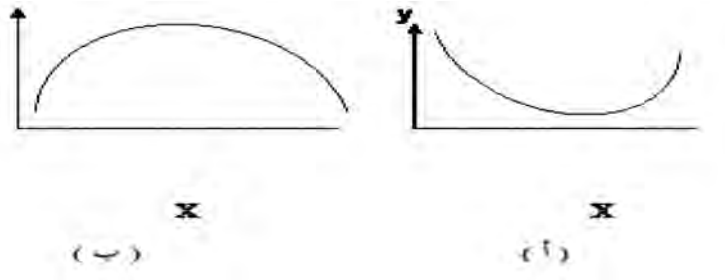
الهدف: يعد من أكثر الأساليب الإحصائية استخدامًا لتحديد العلاقة بين المتغيرات في العلوم النفسية والاجتماعية والسلوكية، ويستخدم لتحديد مقدار واتجاه العلاقة بين متغيرين متصلين (فتري على الأقل)، ويفترض أن تكون العلاقة بينهما خطية، ويعتبر حالة خاصة من معامل الانحدار فهو معامل انحدار بين متغيرين كلاهما يعبر عنه بالدرجات المعيارية ويرمز له بالرمز (r). فلو اعتبرنا أن المتغيرين y, x فإن معامل الارتباط بينهما يعبر عنه بـ R_{XY}.

وفي هذا الفصل نعرض دور الارتباط والتغاير في تحليل نمذجة المعادلة البنائية والعوامل التي تؤثر في معامل الارتباط وقضية محدد المصفوفة السالب.

٢ . ٣ العوامل المؤثرة في حجم معامل الارتباط

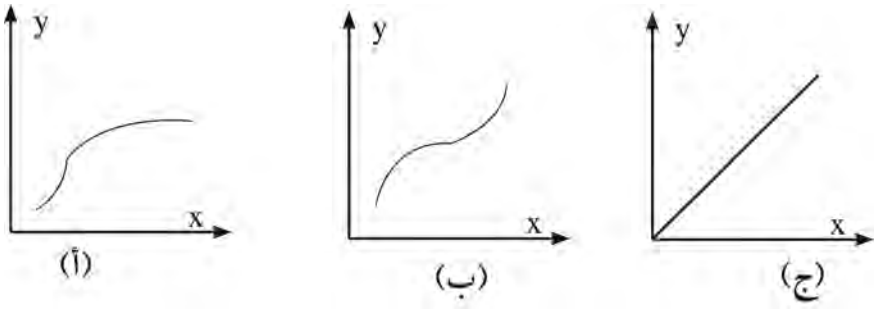
يؤدي معامل الارتباط دورًا أساسيًّا في تحليل نموذج المعادلة البنائية؛ ولذلك فمن الضروري فهم العوامل المؤثرة فيه، وهي:

- الخطية Linearity: يشير معامل ارتباط بيرسون إلى درجة الارتباط الخطي بين متغيرين ومدى ابتعاد أحد المتغيرين عن هذه العلاقة الخطية يؤثر في حجم معامل الارتباط، ويتطلب استخدام معامل ارتباط بيرسون توافر العلاقة الخطية بين المتغيرين، ويوضح الشكل رقم (٩) العلاقة غير الخطية (المنحنية) بين المتغيرين y,x:



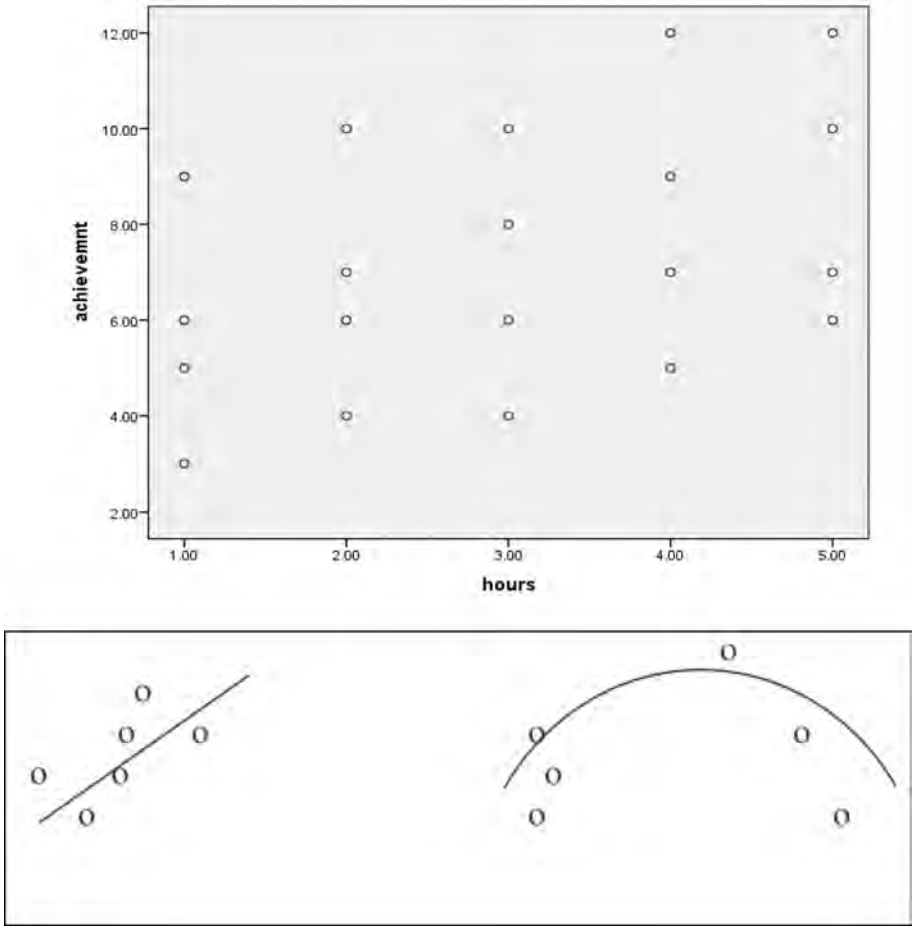
الشكل رقم (٩): أمثلة للعلاقة غير الخطية (المنحنية) الشديدة

وهذا النمط من العلاقة يطلق عليه علاقة منحنية؛ إما أن تكون علاقة منحنية مقعرة (أ)، أو محدبة (ب)، وهذه الأشكال يطلق عليها علاقة منحنية خطية Curvilinear relationship. ويمكن أن تكون العلاقة منحنية خفيفة، لا تؤثر في اتجاه معامل الارتباط، بل تؤثر في قيمته، كما في الشكل رقم (١٠):



الشكل رقم (١٠): أمثلة العلاقة الخطية وغير الخطية الخفيفة

هذا الشكل يوضح العلاقة بين المتغيرين y,x فالعلاقة الموجبة تعني إذا زادت قيم **x** تزداد قيم **y**، والشكلان (أ) و(ب) يطلق عليهما S-shaped، أما الشكل (ج) فهو مثال للعلاقة الخطية التامة، وتعد العلاقة الخطية مؤشرًا على وجود الاعتدالية، وعليه يجب أن يكون توزيع المتغيرات اعتداليًّا. وعلى ذلك لابد من التحقق من توافر الخطية من خلال العرض البياني أو شكل الانتشار، كما يوضح ذلك الشكل رقم (١١):



الشكل رقم (١١): شكل الانتشار المحتمل بين عدد الساعات والتحصيل

الثبات للقياسات: القياسات في العلوم الاجتماعية والسلوكية دائمًا غير تامة الثبات، وذلك لوجود أخطاء قياس واقعة على المتغيرات. ويمكن التعبير عن العلاقة بين الدرجة الحقيقية والمقاسة من خلال المعادلة التالية:

$$T = X \pm E$$

T هي الدرجة الحقيقية، X الدرجة المشاهدة (المقاسة)، E أخطاء القياس.

وكلما كانت T قريبة جدًّا من X، فإن أخطاء القياس أقل ما يمكن. ويعرف الثبات بمدى تطابق الدرجة المقاسة مع الدرجة الحقيقية، فإذا كانت E=0 فإن T=X، ولكن هذا صعب المنال في قياسات العلوم الإنسانية، وعليه فإن قياساتها تتضمن أخطاء، فإذا كان الثبات = ٨٠ , ٠، فإن هذا يفيد بأن ٢٠٪ من تباين المتغير (الاختبار) تعزى إلى الخطأ. وعليه فإن الثبات المنخفض للقياسات (أخطاء قياس كبيرة) وتؤثر في حجم معامل الارتباط وكذلك فى قيم معاملات الانحدار، ويحدث لمعامل الارتباط تقلص لقيمته (Attenuation Kenny, 1987).

- التجميع الكلي Aggregation: عندما يتم التعبير عن الدرجة في ضوء المتوسط أو تجميع لعدد من المفردات في متغير واحد، فإنها تسمى Aggregate data، وعمومًا فإن الارتباط المقدر من الدرجة الكلية (التجميعية) أكبر من الارتباط المقدر للدرجات المفردة، وعلى ذلك فإن تجميع الدرجات المفردة في درجة كلية يؤدي إلى تضخم Inflation لقيمة معامل الارتباط؛ لأن ثبات مجموع المفردات معًا اكبر من ثبات كل مفردة على حدة، وتبدو هذه القضية واضحة في تحليل البيانات الهرمية (متعددة المستويات) باستخدام النمذجة متعددة المستويات؛ حيث يتم تحليل المتغيرات خلال مستويات مختلفة وهي عبر الأفراد وعبر المجموعات على حدة ومعًا. وفي نمذجة المعادلة البنائية يتم التعامل مع تجمعات أو حزم المفردات، وأيضًا مع مفردات المقياس على حدة بوصفها مؤشرات للمتغيرات الكامنة.
- ارتباط الكل بالجزء Part–Whole Correlation: الارتباط يتضمن متغيرين، ولكن في بعض الأحيان يكون أحد المتغيرين مشتقًّا من الآخر أو متضمنًا في الآخر، وعلى ذلك يوجد تباين مشترك كبير بينهما.

الجدول رقم (٥): ارتباط الكل بالجزء

المتغير الأول	المتغير الثاني	تحيز r
X	X+ Y	موجب
X	Y-X	سالب
X+Z	X+ Y	موجب
X + Z	Y – X	سالب
Y / X	W / X	موجب

وفي نمذجة SEM غالبًا يتم التعامل مع المتغيرات خالصة نقية من دون التداخل مع متغيرات أخرى؛ حيث يؤدي هذا إلى ارتباطات عالية جدًّا بين المتغيرات المستقلة، وهو ما ينشأ عنه قضية التلازمية الخطية Collinearity.

- مستوى القياس للمتغيرات: يوجد أربعة مستويات قياس شائعة، وهي الاسمي، الرتبي، الفتري، والنسبي. وفي تحليل نموذج SEM يمكن استخدام أي من المستويات الأربعة، ولكن لا ينصح بالتعامل مع مصفوفة ارتباط أو تغاير بها خليط من مستويات القياس.

وتتنوع معاملات الارتباط حسب مستوى القياس الذي تتعامل معه، كما في الجدول رقم (٦):

الجدول رقم (٦): أنواع معامل الارتباط حسب مستوى القياس

م	معامل الارتباط	مستوى القياس
١	بيرسون (r)	كلا المتغيرين فتري على الأقل
٢	سبيرمان rs– كندل تاو	كلا المتغيرين رتبي
٣	فاي (φ)	كلا المتغيرين اسمي بمستويين
٤	Point bi-serial الثنائي السلسل (r_{pb})	أحد المتغيرات فتري (التابع) والآخر المستقل تصنيفي بمستويين ذات بناء تحتي متصل

م	معامل الارتباط	مستوى القياس
٥	التسلسلي الرتبي (جاما) Gamma Rank bi-serial	أحد المتغيرين رتبي والآخر اسمي
٦	معامل كرامير(v)	كلا المتغيرين اسمي (مثل: فاي) ويكون أحدهما بأكثر من مستويين.
٧	Poly-serial	أحد المتغيرين فتري والآخر رتبي مع بناء تحتي متصل
٨	الرباعي Tetra- choric	كلا المتغيرين تصنيفي بمستويين (0,1) مع بناء تحتي متصل وتوزيع اعتدالي
٩	Poly-choric	كلا المتغيرين رتبي مع بناء تحتي متصل

حساب معامل الارتباط الرباعي وPoly-choric عملية معقدة ويحتاج إلى برامج متخصصة، مثل: برنامج PRELIS المصاحب لبرنامج LISREL.

- **مدى المتغيرات Range**: لابد أن تكون المتغيرات لها مدى معقول؛ لأنه لو كان مدى الدرجات مقيدًا (صغيرًا)، فإن مقدار قيمة الارتباط تتقلص deflation؛ وذلك لأن وجود تجانس بين الدرجات، يؤدي إلى تباين أقل بدوره يؤثر في الارتباط، ويحدث ذلك للمتغيرات التصنيفية وأحيانًا الرتبية. وتقلص المدى يؤثر بدرجة كبيرة في معاملات الارتباط؛ ولذلك فإنه يفضل استخدام معاملات الانحدار كبديل لمعاملات الارتباط في هذه الحالة؛ لأن معاملات الانحدار لا تتأثر بتقلص المدى، وهذا ينطبق على المتغيرات التصنيفية ذات البناء التحتي المتصل، وهذا يرتبط بقضية تجانس المجموعات Homogeneity of groups؛ حيث يؤدي إلى نقصان التباينات للدرجات.
- **القيم المتطرفة Outliers**: القيمة المتطرفة هي التي تبتعد بدرجة كبيرة عن المتوسط والوسيط، ووجود القيم المتطرفة في البيانات يؤدي إلى تشويه حجم الارتباط. ويوضح ذلك الجدول التالي:

الجدول رقم (٧): مجموعات بيانات تتضمن قيمة متطرفة (Kenny, 1987)

المتغير / الحالة	1	2	3	4	5
X	2	3	1	4	10
Y	3	2	1	4	1

في الجدول توجد قيمة متطرفة في المتغير X وهي 10، وعلى ذلك تكون قيمة معامل ارتباط بيرسون (r = −0.271)، ولكن إذا تغيرت القيمة 10 وأصبحت 3 مثلًا، فإن (r=0.572)، ونلاحظ هذا التغير الدراماتيكي من 0.27- (X=10) إلى 0.572 (X=3)، وعلى ذلك فإن القيم المتطرفة تؤدي إلى تقلص قيمة معامل الارتباط، وكذلك تغير إشارته والعكس أحيانًا (Kenney, 1987).

- **حجم المجموعة Size of group**: عدد أفراد المجموعة لا يؤثر في حجم معامل الارتباط، ولكن يؤثر في دلالته الإحصائية.

٢. ٤ حساب معامل ارتباط بيرسون

معامل الارتباط بين المتغيرين x, y يرمز له بـ r_{xy}، وتقع قيمته في المدى من +١,٠٠ إلى -١,٠٠، فالقيمة +١,٠٠ تشير إلى معامل ارتباط موجب تام (طردية تامة)، والقيمة -١,٠٠ تشير إلى معامل ارتباط سالب تام، والقيم بينهما تشير إلى درجات متفاوتة من العلاقة ويمكن تقدير معامل الارتباط من خلال الصيغة الآتية:

$$r_{xy} = \frac{\sum(y - \bar{y})(\chi - \bar{\chi})}{\sqrt{\sum (y - \bar{y})^2 - \sum (\chi - \bar{\chi})^2}}$$

ويقدر من التغاير من خلال الصيغة الآتية:

$$r_{xy} = \frac{cov\ (\chi, y)}{SD_x SD_y}$$

حيث cov (x,y) التغاير بين x,y و SD_x ، SD_x الانحراف المعياري لكل من x,y على حدة.

ولكن الصيغة الأكثر استخدامًا هي من الدرجات الخام، وهي:

$$r_{xy} = \frac{N\sum\chi y - N\sum\chi \sum y}{[\sqrt{N(\sum \chi^2 - "\sum \chi"^2)}\ \sqrt{N(\sum y^2 - "\sum y"^2)}]}$$

حيث $\sum xy$ مجموع حاصل ضرب X في Y، $\sum x$ مجموعة قيم x ، $\sum y$ مجموعة قيم y، $\sum x^2$ مجموع مربعات X، $(\sum x)^2$ مربع مجموع X، $\sum y^2$ مجموع مربعات y، $(\sum y)^2$ مربع مجموع y ، N حجم العينة.

وتفسير قيمة r كما وضحها Cohen (1988) في ضوء حجم التأثير، فإذا كانت 0.1 فإنه حجم تأثير ضعيف، وإذا كانت $0.29 < r < 0.5$ فإنه حجم تأثير متوسط، وإذا كانت $r \geq 0.5$ فإنه حجم تأثير كبير أو يفسر من خلال مربع قيمة r (r^2)، ويطلق عليه معامل التحديد Coefficient of determination، وعلى ذلك يكون مربع معامل الارتباط ضعيفًا إذا كانت $r^2 = 0.01$، والمتوسط $r^2 = 0.09$، والكبير $r^2 = 0.25$.

قضية بحثية (في: Hinkle et al., 1994)

أراد باحث دراسة العلاقة بين درجات اختبار الاستعدادات ودرجات الامتحان النهائية لعينة مكونة من ١٥ فردًا، وكانت البيانات كما يلي:

الطالب	X SAT	Y التحصيل
1	595	68
2	520	55
3	715	65
4	405	42
5	680	64
6	490	45
7	564	56
8	580	59
9	615	56
10	435	42
11	440	38
12	515	50
13	380	37
14	510	42
15	564	53
	$\bar{X}$= 534.00	$\bar{Y}$ =51.49
	S_x= 96.53	S_y=10.11

الحسابات:

يمكن حساب معامل ارتباط بيرسون من الدرجات الخام:

	X	Y	XY	X^2	Y^2
	595	68	40.460	354025	4624
	520	55	28.600	270400	3025
	715	65	46.475	511225	4225
	405	42	17.010	164025	1764
	680	64	43.520	462400	4096
	490	45	22.050	240100	2025
	565	65	31640	319225	3136
	580	59	34220	336400	3481
	615	56	34440	378255	3136
	435	42	18270	189255	1.764
	440	38	16720	193600	1444
	515	50	25750	265225	2500
	380	37	14060	144400	1369
	510	42	21420	260100	1764
	565	53	29945	319225	2809
Σ	8010	772	424580	4407800	41162

وتطبق الصيغة الآتية:

$$r_{xy} = \frac{N\sum\chi y - N\sum\chi \sum y}{[\sqrt{N(\sum \chi^2 - "\sum \chi"^2)}\ \sqrt{N(\sum y^2 - "\sum y"^2)}]}$$

حيث إن:

$$= \frac{15\,(424.590) - (8.010)(772)}{\sqrt{(15(4.407.800) - (8.010)^2\ 15(41.162)(772))}}$$

وكذلك يتم تقدير معامل ارتباط بيرسون من خلال التغاير كالآتي:

$$\mathrm{Cov} = \frac{\sum xy}{n-1} = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{n-1}$$

وعليه لابد من حساب مجموع حاصل ضرب انحرافات القيم X عن متوسطها في انحرافات القيم y عن متوسطها، وبعد حسابه كان ناتجه:

$$\sum (x - \bar{x})\,(y-\bar{y}) = 12.332$$

$$\mathrm{Cov} = 880.86 = \frac{12.332}{15 - 1}$$

إذا : $r = \dfrac{\mathrm{Cov}_{(x,y)}}{SD_x \times SD_y}$

sx , sy الانحراف المعياري لـ x ، y إذًا:

$$r = 0.90 = \frac{880.66}{(96.53)(10.11)}$$

حجم التأثير: لحساب نسبة التباين المفسر يتم تربيع معامل الارتباط، ويسمى معامل التحديد Coefficient of determination وقيمته تنحصر بين ٠,٠ و١,٠ وعليه فإن حجم التأثير للبيانات في المثال السابق هي: r^2 = (٠,٩٠)^2 = ٠,٨١.

وعليه فإن درجات الاستعداد فسرت ٨١٪ من تباين التحصيل، وعلى ذلك فإن مؤشر r^2 هو مقياس لقوة العلاقة. ومنه يمكن حساب معامل التباين غير المفسر ويطلق عليه معامل الاغتراب Coefficient of alienation :

$$= 1 - r^2$$

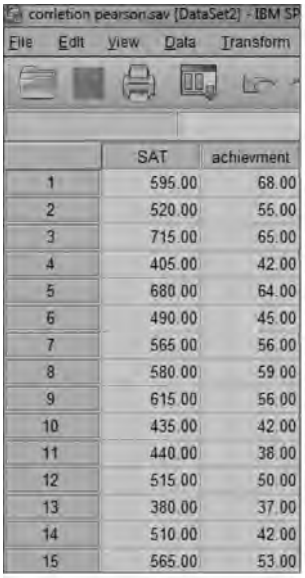
٢. ٥ تنفيذ معامل ارتباط بيرسون في برنامج SPSS

أولًا: إدخال البيانات:

١ ـ اضغط variable view.

٢ ـ اكتب مسمى المتغيرات تحت عمود Name: الصف الأول: الاستعداد SAT والصف الثاني: التحصيل achievment

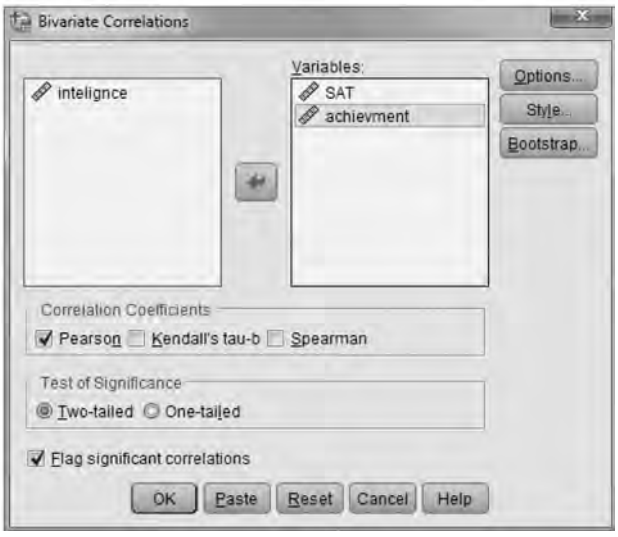
٣ ـ اضغط data view وأدخل المتغيرين في عمودين.



	SAT	achievment
1	595.00	68.00
2	520.00	55.00
3	715.00	65.00
4	405.00	42.00
5	680.00	64.00
6	490.00	45.00
7	565.00	56.00
8	580.00	59.00
9	615.00	56.00
10	435.00	42.00
11	440.00	38.00
12	515.00	50.00
13	380.00	37.00
14	510.00	42.00
15	565.00	53.00

ثانيًا: تنفيذ الأمر: لحساب معامل ارتباط بيرسون اتبع الخطوات الآتية:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Correlate ثم اضغط Bivariate تظهر الشاشة الآتية:



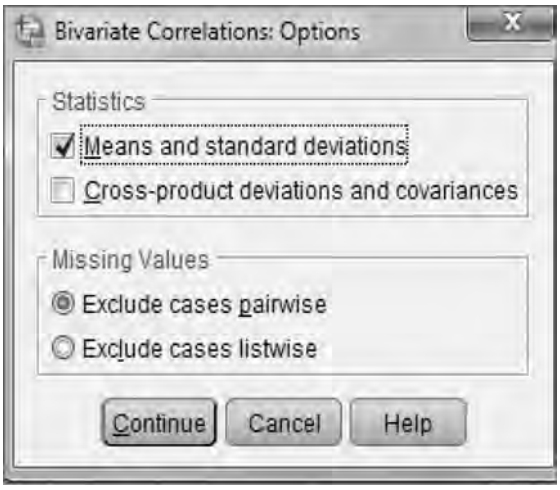
٢ ـ اضغط المتغيرين achievment, SAT معًا (اضغط Ctrl) أو انقل كل متغير على حدة ثم اضغط السهم ⟵ لتنقلهما إلى المربع Variables.

٣ ـ يوجد تحت معاملات الارتباط Correlation Coefficient ثلاث معاملات ارتباط اضغط .Pearson

٤ ـ تحت مربع Test of Significance ثم اضغط اختيار – Two tailed، وإذا كان فرضك ذا اتجاه واحد علاقة ارتباطية موجبة أو سالبة اضغط One – tailed.

٥ ـ تأكد أن الاختيار Flag significance نشط.

٦ ـ اضغط اختيار Options يعطي شاشة فرعية كالآتي:



٧ـ اضغط في مربع Statistics، اضغط اختيار Means and Standard؛ ليعطي المتوسطات والانحرافات المعيارية لكل متغير في التحليل.

٨ ـ في مربع Missing values حدد الإستراتيجية التي تتعامل بها مع البيانات المفقودة سواء Pairwise أو listwise واختر Pairwise.

٩ ـ اضغط Continue ثم اضغط OK .

ثالثًا: تفسير المخرج: أعطى المخرج: المتوسطات والانحرافات المعيارية:

```
CORRELATIONS
  /VARIABLES=SAT achievment
  /PRINT=TWOTAIL NOSIG
  /STATISTICS DESCRIPTIVES
  /MISSING=PAIRWISE.
```

Correlations

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
SAT	534.0000	96.53275	15
achievment	51.4667	10.10563	15

ـ أعطى مصفوفة الارتباط بين المتغيرين:

Correlations			
		SAT	achievement
SAT	Pearson Correlation	1	.903**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	15	15
achievment	Pearson Correlation	.903**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	15	15

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

هي مصفوفة قطرها الواحد الصحيح وهو معامل ارتباط المتغير بنفسه والقيم فوق القطر هي نفسها تحت القطر؛ ولذلك يفضل عرض القيم أسفل القطر، وتكونت كل خلية في المصفوفة من ثلاث قيم:

- قيمة معامل الارتباط، وهي r = 0.903.
- قيمة p لتحديد الدلالة الإحصائية لمعامل الارتباط وهي p = 0.000 وبما أن ∝ = 0.01 ، إذًا 0.00 : 0.01 > ، وعليه فهي علاقة ارتباطية دالة إحصائيًّا عند 0.01، وبالتالي فهي دالة عند 0.05.
- حجم العينة ١٥ فردًا.

وعليه، فإنه توجد علاقة ارتباطية دالة إحصائيًّا بين التحصيل والاستعدادات، وبالتالي نرفض الفرض الصفري H0، وأعطى البرنامج العلامة (**) تعني دالة عند 0.01، كما أوضحها البرنامج أسفل الجدول، وذلك لاختيار ذي ذيلين وأحيانًا يضع (*) يعني دالة عند مستوى دالة إحصائية 0.05.

ويرى كل من Green & Salkind (2014) أنه إذا تم تقدير معامل الارتباط بين ثلاثة متغيرات في تحليل واحد، فيجب تصحيح مستوى

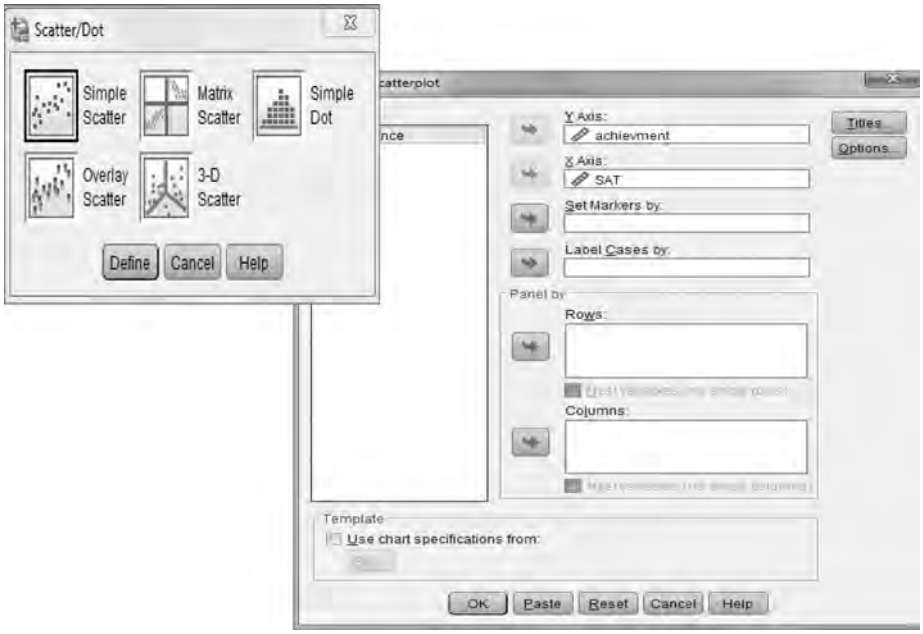
الدلالة الإحصائية باستخدام تصحيح بونيفروني Bonferroni؛ حيث يتطلب قسمة مستوى الدلالة الإحصائية (0.05 مثلًا) على عدد معاملات الارتباطات، فإذا وجدت مصفوفة تتضمن خمسة متغيرات وعليه يوجد ١٠ معاملات ارتباط، وبالتالي تصحح مستوى الدلالة الإحصائية كالآتي:
$\alpha = \frac{0.05}{10} = 0.005$، وبالتالي يجب مقارنة القيمة P بـ 0.005.

العرض البياني لعرض العلاقة الخطية

لعرض شكل الانتشار للعلاقة بين المتغيرين، اتبع الخطوات الآتية:

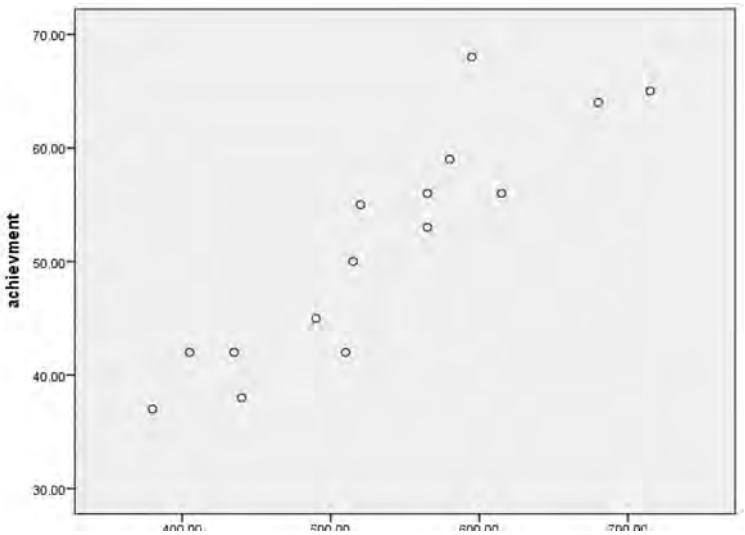
١ ـ اضغط Graphs ثم اختر Legacy Dialogs ثم اضغط اختيار Scatter dot تظهر الشاشة:

٢ ـ اضغط Simple Scatter ثم اضغط Define تظهر الشاشة الآتية:



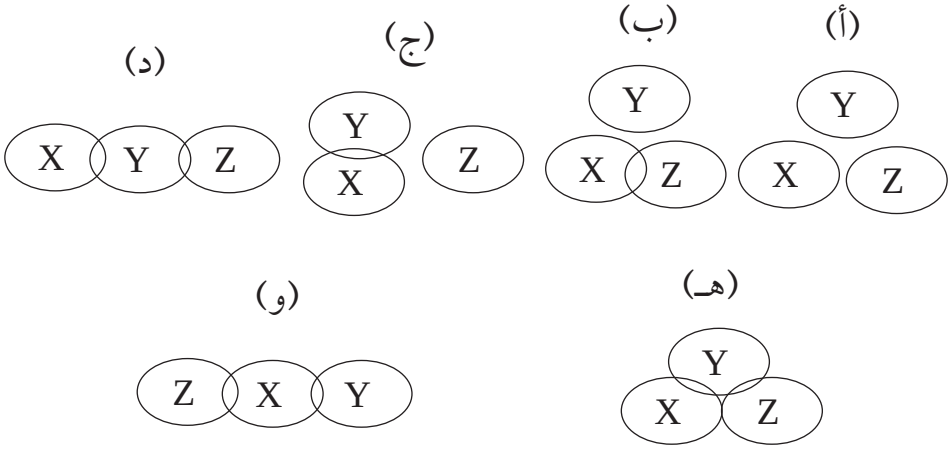
٣ ـ انقل SAt إلى مربع X- Axis وachievment إلى مربع Y- Axis

٤ ـ اضغط OK يظهر المخرج الآتي:



٦ . ٢ معامل الارتباط الجزئي Partial Correlation

يعبر معامل ارتباط بيرسون عن علاقة بين متغيرين وتسمى Bivariate، وعندما يجري دراسة العلاقة بين متغيرين عند ضبط أثر متغير ثالث يؤثر في المتغيرين، فإن معامل الارتباط يشار إليه بالجزئي Partial، وفيما يلي حالات مختلفة للعلاقة بين المتغيرات (Schumacker & Lomax, 1996): فالحالة (أ) كل المتغيرات غير مرتبطة، والحالة (ب)، (ج) فقط متغيران مرتبطان، والحالة (د)، (و) كل زوج من المتغيرات يرتبط معًا، والحالة (هـ) كل المتغيرات مرتبطة معًا.



شكل رقم (١٢): كل حالات الارتباط الممكنة بين المتغيرات X, Y, Z.

ولتوضيح طبيعة معامل الارتباط الجزئي Partial، اعتبر أن العلاقات بين Y و X_1 وX_2 كالآتي (Kline, 2016):

$r_{YX1} = 0.50$, $r_{YX2} = 0.60$, $r_{X1X2} = 0.80$

فعلى الرغم من أن معامل الارتباط بين تحصيل القراءة، مثلًا: X_1 والميل Y= 0.50 وهي ليست علاقة خالصة أو نقية لوجود تأثير متغير ثالث (العمر) X_2 يؤثر في المتغيرين Y, X_1؛ ولذلك فإن الصيغة التي من خلالها تقدر معامل ارتباط نقي خالص بين القراءة والميل مع حذف تأثير العمر X_2 على Y, X_1 هي كالآتي:

$$r_{YX1x2} = \frac{r_{YX1} - r_{YX2}\, r_{X1X2}}{\sqrt{(1 - r^2_{X1x2})(1 - r^2_{Yx2})}}$$

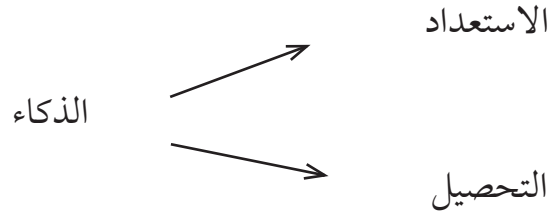
ويتضح أن التباين بين Y وX_1 نقي من أي تداخل مع X_2، وعلى ذلك فإن معامل الارتباط الجزئي $r_{Yx1.x2} = 0.04$ ونلاحظ هذا الانخفاض الشديد

من 0.50 إلى 0.04 بعد عزل تأثير X_2 ؛ أي أن $r_{YX1} = 0.50$ هو معامل ارتباط زائف أو خادع Spurious .

وحجم التأثير لمعامل الارتباط الجزئي هو نفسه مربع معامل الارتباط الجزئي كما هو الحال مع معامل ارتباط بيرسون.

٢ . ٧ قضية بحثية وتنفيذها في SPSS

في مثال معامل الارتباط بيرسون السابق نفترض أنه تم إضافة متغير ثالث وهو الذكاء، وعلى ذلك:



وعليه هل توجد علاقة بين الاستعداد والتحصيل بعد عزل أثر الذكاء؟

تنفيذ معامل الارتباط الجزئي في برنامج SPSS، اتبع الآتي:

أولًا: إدخال البيانات:

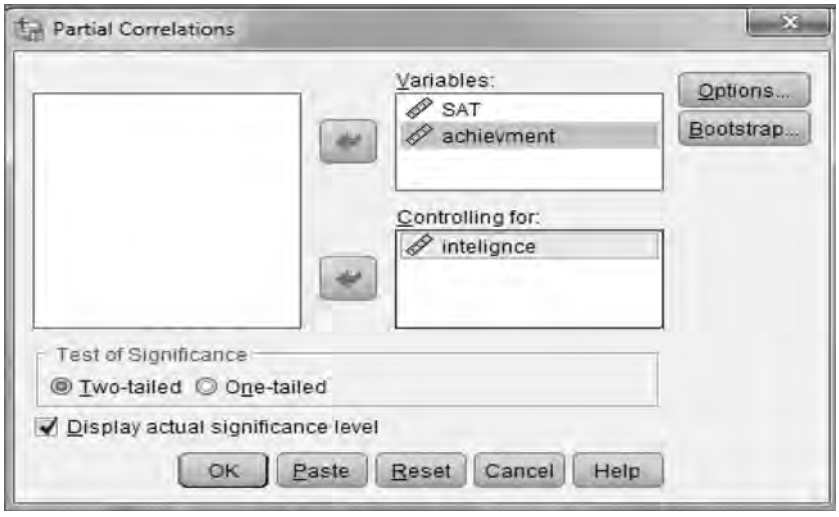
١ ـ اضغط **variable view**.

٢ ـ اكتب مسمى المتغيرات تحت عمود Name: الصف الأول: الاستعداد Sat والصف الثاني: التحصيل achievement ، الصف الثالث Intelligence.

٣ ـ اضغط data view وأدخل المتغيرين في ثلاثة أعمدة.

ثانيًا: تنفيذ الأمر:

١ ـ اضغط Anlayze ثم Correlate، ثم اضغط Partial تظهر الشاشة:



٢ ـ انقل متغيرات التحصيل والاستعداد معًا أو كلًّا على حدة، ثم اضغط السهم لتنقلهما إلى مربع Variables.

٣ ـ اضغط المتغير المراد ضبطه وهو intelligence ثم انقله إلى مربع Controlling for.

٤ ـ تأكد أن الاختيار Two- tailed إذا كان الفرض ذا اتجاهين أو One-tailed إذا كان الفرض ذا اتجاه واحد، وذو اتجاهين نشطة من دون الضغط عليها؛ لأنها default البرنامج (يحددها إذا لم تحدد طريقة أخرى).

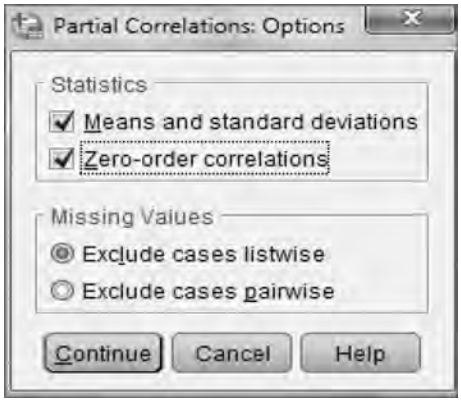
٥ ـ تأكد أن الاختيار Display actual significance نشط.

٦ ـ اضغط Options تظهر الشاشة الآتية:

٧ ـ اضغط مربع Statistics، ثم اختر Means and Standard

deviations ليعطي المتوسطات والانحرافات المعيارية لكل متغير في التحليل، واختر أيضًا Zero- order correlation وهي معامل الارتباط بين achievment, SAT

٨. اضغط Continue ثم اضغط .OK



ثالثًا: تفسير المخرج

أعطى المخرج الإحصاء الوصفي لكل المتغيرات كالآتي:

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
SAT	534.0000	96.53275	15
achievment	51.4667	10.10563	15
intelignce	118.2000	11.32128	15

ـ مصفوفة الارتباط وهي مكونة من جزأين على النحو الآتي:

Correlations

Control Variables			SAT	achievment	intelligence
-none-[a]	SAT	Correlation	1.000	.903	.240
		Significance (2-tailed)	.	.000	.388
		df	0	13	13
	achievment	Correlation	.903	1.000	.188
		Significance (2-tailed)	.000	.	.503
		df	13	0	13
	intelligence	Correlation	.240	.188	1.000
		Significance (2-tailed)	.388	.503	.
		df	13	13	0
intelligence	SAT	Correlation	1.000	.900	
		Significance (2-tailed)	.	.000	
		df	0	12	
	achievment	Correlation	.900	1.000	
		Significance (2-tailed)	.000	.	
		df	12	0	

a. Cells contain zero-order (Pearson) correlations.

أ ـ الجزء الأعلى: يعرض مصفوفة معامل ارتباط بيرسون من دون ضبط بين المتغيرات، واتضح أن العلاقة بين الاستعداد والتحصيل هي ٠,٩٠٣، وهي دالة عند ٠,٠١.

ب ـ الجزء الأسفل: يعرض معامل الارتباط الجزئي بين الاستعدادات والتحصيل بعد عزل أثر الذكاء في كل من الاستعدادات والتحصيل، واتضح أن قيمته ٠,٩٠٠؛ أي أنه انخفض من ٠,٩٠٣ إلى٠,٩٠٠ وأيضًا معامل الارتباط الجزئي دال إحصائيًّا عند ٠,٠٥، وكذلك عند ٠,٠١، وإذا اعتمد الباحث على معامل ارتباط بيرسون بين المتغيرين، فإن التباين المفسر في التحصيل جراء الاستعدادات هو تقريبًا ٠,٨١٠، في حين أن التباين المفسر للتحصيل جراء الاستعدادات بعد استبعاد المتغير الثالث (الذكاء)، هو: ٠,٨١٥ تقريبًا.

٢. ٨ معامل الارتباط شبه الجزئي Part Correlation

هو حذف تأثير متغيرات خارجية تؤثر في العلاقة بين متغيرين ما من خلال حذف تأثيرها في أحد المتغيرين وليس في كليهما كما في حالة Partial. والصيغة لتقدير معامل الارتباط بين Y و X_1 مع حذف تأثير X_2 في X_1 فقط، هي كالآتي:

$$r_{Y}(\chi_1,\chi_2) = \frac{r_{y\chi1} - r_{y\chi1}\, r_{\chi1\chi2}}{\sqrt{1 - r^2_{\chi1\chi2}}}$$

وهذه المعادلة تعطي التباين الكلي بين Y و X_1 منقحًا من التداخل المشترك بين X_1 وX_2، وليس من تداخل X_1 مع .Y وعلى ذلك فإن العلاقة بين X_1 و Y مع عزل تأثير X_2 في X_1 فقط هي: ry (X_1, X_2) في حين أن معامل الارتباط الجزئي هو عزل تأثير X_2 في كل من Y وX_1 (Kline, 2016; Schumacker & Lomax, 2010)، وعلى ذلك، عندما ترتبط المنبئات ببعضها، فإن أوزان بيتا والارتباطات الجزئية هي البديل لمعرفة القوة التفسيرية لكل متغير منبئ مع ضبط المتغيرات الأخرى.

٢. ٩ المحدد السالب لمصفوفة التغاير أو الارتباط (NPD)

Non – Positive Definite Covariance Matrix

تظهر هذه الرسالة في مخرج الكمبيوتر في أثناء تحليل نموذج SEM، ولا يعطي البرنامج سببًا لحدوث هذه المشكلة أو كيفية معالجتها.

ومن المسلمات الأساسية لطرائق تقدير نمذجة المعادلة البنائية، مثل: الاحتمال الأقصى وطريقة المربعات الدنيا الموزونة (ML, GLS) هو أن محدد مصفوفة التغاير أو الارتباط موجب لبيانات العينة، وكذلك مصفوفات

التغاير للمعالم المرتبطة بالمتغيرات المقاسة والكامنة يكون محددها موجبًا. وتحدث مشكلة المحدد السالب للمصفوفة إذا كان محدد المصفوفة صفرًا، وتعرف المصفوفة حينئذ بـ Singular، وهذا مفاده أن مقلوب مصفوفة التغاير غير موجود، وهو متطلب أساسي لمجموعة من العمليات الجبرية الخطية عند إجراء SEM، وهذا يعني عدم إتمام التحليل، وبلغة إحصائية يكون محدد المصفوفة موجبًا إذا كان كل القيم الذاتية Eigenvalues أكبر من الصفر، والقيمة الكامنة هي تباين المتجه الذاتي Eigenvector، وعلى ذلك فإن كل قيمة كامنة لها متجه كامن، وإن عدد أزواج القيم الكامنة وقرينتها المتجهات الكامنة تساوي عدد المتغيرات المقاسة، فإذا كان عدد المتغيرات المقاسة عشرة فإن عدد أزواج القيم الكامنة والمتجهات الكامنة هي عشرة.

ويمكن الاستدلال على هذه القضية من نتائج التحليل، مثل: التباينات السالبة Negative Variances وتسمى حالات Heywoods، وكذلك تكون قيم بعض المعالم خارج الحدود المسموح بها؛ حيث تزيد قيمة التشبع عن الواحد الصحيح مثلًا.

أسباب حدوث هذه المشكلة

١ ـ تحدث عند استخدام طريق الحذف Pairwise (المدخل الليبرالي) للتعامل مع البيانات الغائبة أو المفقودة ويؤدي ذلك إلى أن تتولد مصفوفة التغاير من أحجام عينات مختلفة للمتغيرات في المصفوفة.

٢ ـ تظهر إذا كانت قيم أحد الارتباطات خارج الحدود المنطقية لها Out of Bounds.

٣ ـ وجود القيم المتطرفة في البيانات؛ لأنها تؤدي إلى وجود ارتباطات عالية أو منخفضة.

٤ ـ وجود أخطاء في ملف المدخلات للبرنامج؛ فمثلًا إذا كانت قيمة التغاير بين متغيرين ١٥,٠٠ وجرى إدخالها بطريق الخطأ ١٥٠، وفي هذا الشأن لابد من التدقيق الجيد في البيانات أو مصفوفة التغاير.

٥ ـ عدم تمثيل العينة تمثيلًا جيدًا للمجتمع.

٦ ـ التعامل مع معاملات الارتباط مثل: Tetrachoric أو Polychoric المشتقة من بيانات تصنيفية أو رتبية؛ حيث يوجد تقلص شديد لمعاملات الارتباط، وتكون قيمته قريبة من الصفر.

وتوجد إستراتيجيات للتعامل مع قضية محدد المصفوفة السالب أهمها (Schumaker & Lomax, 2010):

١ ـ استخدام طرائق أخرى للتعامل مع البيانات الغائبة: مثل مدخل List-wise، وهي حذف الحالة كلها من التحليل أو استخدام إحدى الطرائق التعويضية للتعامل مع البيانات الغائبة، مثل: إحلالها بالمتوسط.

٢ ـ استخدام الإجراء الناعم أو التعويضي Smoothing Procedure: وهذا يتضمن تغيير أو تعديل مصفوفة تغاير البيانات حتى يصبح محددها موجبًا. ويمكن إجراء هذا في برنامج LISREL من خلال إضافة اختيار ريدج Ridge Option أو توافق ريدج Ridge Adjustment. وفي هذا الاختيار تضاف قيم ثابتة للقيم القطرية في المصفوفة عن طريق البرنامج من خلال أمر في خط النواتج OU مثل: OU: RC = 0.01RO or RC = 0.001RO، ثم يعاد تقدير معالم النموذج، وإذا ظل محدد المصفوفة سالبًا، يوضع اختيار آخر مثل: RO 10 = RC ، وهكذا حتى نصل إلى المحدد الموجب للمصفوفة.

ويوجد القليل من الدراسات حول مدى فعالية هذه الإستراتيجية، وكذلك مدى تفسير تقديرات معالم النموذج، ولكن القضية هنا هو مدى موثوقية النتائج وتقديرات النموذج التي نحصل عليها جراء تطبيق هذه الإستراتيجية، ومدى قابليتها للتعميم من خلال عينات أخرى؛ وذلك لأن الحلول تكون متحيزة وليس لها أخطاء معيارية أو دلالة إحصائية لتقديرات المعالم، وأن التباين المستخلص يحدث له انكماش أو تقلص، وقد تزيد معاملات الانحدار المعيارية عن الواحد الصحيح، ولها إشارة مختلفة عن معامل الارتباط المستخدم، وعلى ذلك توجد عدم ثقة في دقة النتائج المتحصل عليها من هذه الإستراتيجية.

٣ ـ استبعاد القيم المتطرفة.

٤ ـ تقليل عدد المتغيرات المقاسة أو زيادة حجم العينة.

٥ ـ استخدام طريقتي التقدير ULS, WLS لانهما لا يتطلبوا محدد مصفوفة موجب.

٢. ١٠ التلازمية أو الاعتمادية الخطية

من أسباب حدوث مشكلة محدد المصفوفة السالب وجود الاعتمادية الخطية Linear dependency، ويطلق عليها التلازمية الخطية المتعددة Multi-collinearity بين المتغيرات المقاسة في المصفوفة، وتعرف بالموقف الذي توجد فيه علاقات ارتباطية قوية بين المتغيرات المنبئة (المستقلة) (1998,Maruyama)، وهذا يعني وجود قياسات تقيس تقريبًا السمة نفسها، كأن يوجد بعدان في مقياس «وكسلر بليفو» للذكاء يقيسان الشيء نفسه. وفي SEM تعرف بالارتباطات المرتفعة بين المتغيرات الخارجية

الكامنة (المستقلة) (Grewal, Cote, & Baumgartner, 2004). ويمكن توضيحها من خلال الجدول الآتي:

الجدول رقم (٧): مصفوفة ارتباطات تتضمن الارتباطات المرتفعة بين المتغيرات

X_5	X_4	X_3	X_2	X_1	
				1.00	X_1
			1.00	0.60	X_2
		1.00	0.32	0.70	X_3
	1.00	0.21	0.21	0.70	X_4
1.00	0.22	0.35	0.13	0.95	X_5

ويتضح من الجدول السابق وجود ارتباطات مرتفعة بين X_1 وبقية المتغيرات الأخرى، وخاصة مع المتغير X_5 وهذا يسبب ظهور مشكلة الاعتمادية أو التلازمية الخطية، وعلى ذلك يمكن اختصار X_1 و X_5 في متغير واحد.

وتظهر التلازمية الخطية المتعددة نتيجة عدة أسباب أهمها الآتي:

- تجميع لمجموعة من المفردات في درجة واحدة.
- وجود القيم المتطرفة في بيانات المتغيرات.
- حجم العينة أقل من عدد المتغيرات في المصفوفة.

ويمكن تشخيص مشكلة التلازمية الخطية في الآتي (Kline, 2016; Maruyama, 1998; Schumacker & Lomax, 2010; Tabachnik & Fidell, 2007):

١ ـ تجميع القيم الكامنة والمتجهات الكامنة لمصفوفة التغاير للعينة (محدد

مصفوفة الارتباط للمتغيرات المنبئة)، فإذا كانت صفرًا أو قريبًا منه فهذا دليل على وجود التلازمية الخطية.

٢ ـ مؤشر عوامل تضخم التباين (VIF) Variance inflation factors وهو يساوي ($1/1-R^2_{smc}$)، ويقيس القيم الكامنة لمصفوفة البيانات، وإذا كانت VIF>10.0 للمتغير، فإن هذا المتغير يجب حذفه ويسبب الازدواجية الخطية المتدرجة، وهو متوافر في برنامج SPSS.

٣ ـ إحصاء Tolerance ويساوي $1- R^2_{smc}$، ويقيس أثر أحد المتغيرات المستقلة على بقية المتغيرات المستقلة الأخرى، فإذا كانت قيمته 0.10 >، فإن هذا يدل على وجود الاعتمادية الخطية المتدرجة، وهذا الإحصاء موجود في تحليل الانحدار في برنامج SPSS:

Collinearity Statistics	
Tolerance	VIF
.669	1.494
.681	1.468
.524	1.908
.469	2.130

لاحظ أن القيم الصغيرة لإحصاء Tolerance والقيم الكبيرة لإحصاء VIF تشير إلى وجود التلازمية الخطية.

٤ ـ حساب مربع معامل الارتباط المتعدد Squared Multiple correlation (R^2smc) بين أي متغير وبقية المتغيرات الأخرى في النموذج، فإذا كانت $R^2 > 0.90$ فإن هذا يعني وجود تلازمية خطية متدرجة.

٥ ـ عندما تكون الأخطاء المعيارية المرتبطة بأوزان معاملات الانحدار المعيارية كبيرة جدًّا.

٦ ـ عندما تكون إشارة أوزان بيتا غير متسقة مع الإطار النظري.

٧ ـ عندما تزيد الارتباطات بين المنبئات(المتغيرات المستقلة) عن ٠,٨٥ أو ٠,٩٠.

٨ ـ عندما يكون الارتباط بين متغيرين منبئين أكبر من قيمة مربع معامل الارتباط المتعدد R^2 لكل المنبئات مع المتغير التابع.

٩ ـ عندما تتغير معاملات الانحدار بصورة جوهرية نتيجة حذف أو إضافة متغير للنموذج.

ووجود هذه القضية يسبب مشكلات إحصائية في الإحصاء المتدرج (التحليل العاملي وتحليل المكونات الرئيسة ونمذجة المعادلة البنائية)، فيؤدي إلى تقديرات غير دقيقة للمعالم وللأخطاء المعيارية، وبما أن نمذجة المعادلة البنائية تتضمن أخطاء القياس في التحليل، فإنه من الصعب تقدير أو دراسة تأثير الاعتمادية الخطية على معالم التقدير (Bollen, 1989)؛ ولذلك لم يتناولها تراث نمذجة المعادلة البنائية بالدراسة والبحث الكافي للمزيد انظر: (Grewal et al., 2004; Kline, 2016).

ولعلاج هذه القضية في النماذج السببية إما أن يدمج المتغيران ذوا العلاقة الارتباطية المرتفعة (متوسطهما) أو يتم استبعاد أحدهما، وفي نماذج SEM فإن المتغيرين يتم استخدامهما بوصفهما مؤشرين لمتغير كامن واحد، وعلى ذلك يعد أسلوب SEM حلًّا لهذه القضية، وذلك من خلال تضمين المتغيرات ذات العلاقات المرتفعة لتمثيل متغير كامن واحد.

الفصل الثالث

تخصيص نموذج المعادلة البنائية

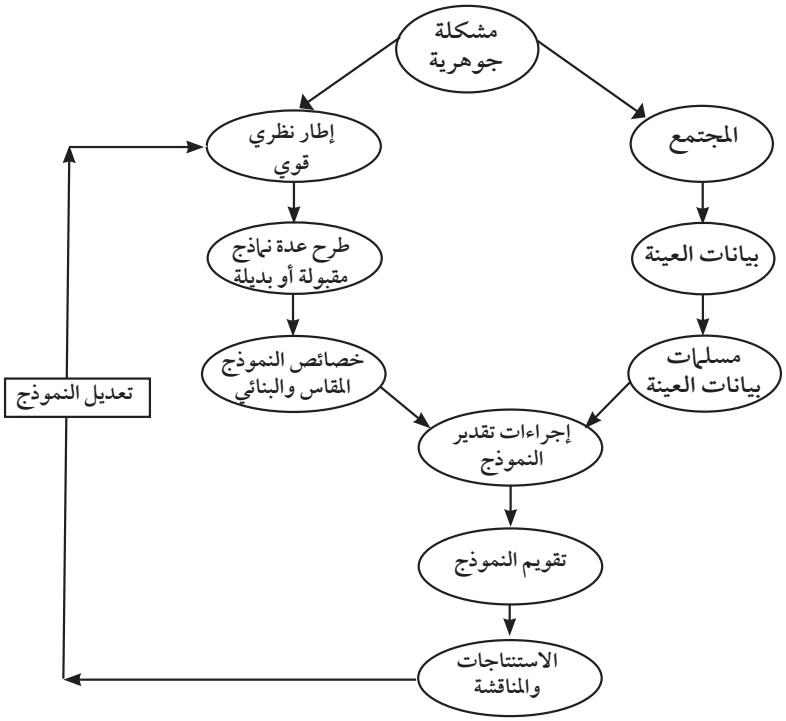
٣. تخصيص نموذج المعادلة البنائية

Model Specification

يتناول هذا الفصل أولى مراحل بناء نموذج المعادلة البنائية، وهي تخصيص أو تعيين النموذج، وهو متطلب أساسي لكل تطبيقات SEM سواء لتحليل المسار أو التحليل العاملي التوكيدي. إضافة إلى العرض البياني أو شكل المسار لنموذج SEM ومكوناته المختلفة سواء أكان لنموذج القياس أم النموذج البنائي، وطبيعة المتغيرات، ومكونات نموذج SEM، كما يتناول هذا الفصل أيضًا قضايا خاصة بهذه المرحلة وسوء عدد المؤشرات لكل عامل وصياغة النماذج البديلة. وبعد قراءة هذا الفصل من المتوقع أن يحدد الباحث كيفية التعبير عن نموذج SEM بيانيًّا وإجراءات تخصيصه.

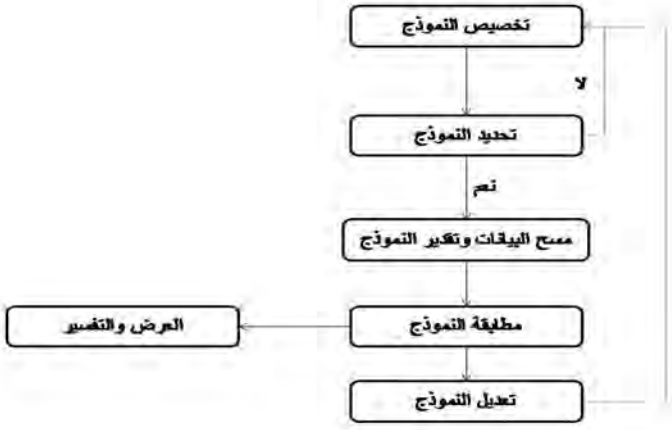
وضع خبراء نمذجة المعادلة البنائية تصورات عديدة فيما يخص مراحل بناء نموذج SEM، فيرى Ullman & Bentler (2013) أنها أربع مراحل هي: التخصيص، والتقدير، والتقويم، والتعديل، في حين يرى معظم الخبراء (Bollen, 1989; Kline, 2016; Schumacker & Lomax, 2010; Weston & Gore, 2006)، أنه لبناء نموذج المعادلة البنائية يستلزم خمس مراحل هي: التخصيص أو التعيين والتحديد والتقدير وتقدير المطابقة والتعديل(إعادة التخصيص)، في حين يرى Hoyle (1995) أنها تتكون من خمس مراحل هي: التخصيص والتقدير وتقويم المطابقة والتعديل.

وعرض Boomsma (2000) خطوات تنفيذ نمذجة المعادلة البنائية كما يأتي:



الشكل رقم (١٣): عرض تخطيطي لعملية SEM

كما يمكن عرضها من خلال الشكل الآتي:



الشكل رقم (١٤): مراحل بناء نموذج SEM

٣. ١ مرحلة تخصيص النموذج Specification Stage

وفيها يتم تحديد النموذج النظري المبدئي في ضوء النظرية أو الأدبيات البحثية لنتائج الدراسات السابقة، وتحدد فيه المتغيرات المستقلة والتابعة، وطبيعة العلاقات بين المتغيرات المقاسة والمتغيرات الكامنة من ناحية، وطبيعة التأثيرات أو العلاقات السببية بين المتغيرات الكامنة من ناحية أخرى، ويفضل أن يتم بناء النموذج المفترض في ضوء نظرية متماسكة توضح طبيعة ديناميات العلاقات والتأثيرات بين متغيراتها. ولتخصيص أو تعيين النموذج لابد من عرض النموذج بيانيًّا في شكل مسار Path Diagram وهو ترجمة بيانية أو عرض بصري للنموذج النظري يوضح العلاقات المقترحة بين المتغيرات الكامنة والمتغيرات المقاسة، وكذلك التأثيرات السببية بين المتغيرات الكامنة. وقبل التعرض لشكل المسارات لابد من عرض بعض الرموز والأشكال من خلال الجدول التالي:

الجدول رقم (٨): أهم المصطلحات والرموز في SEM

المصطلح	مرادفه	التعريف	الرمز	مسماه
المتغير الكامن	بناء أو عامل أو متغير كامن	متغير افتراضي غير مقاس	أو	بيضاوي أو دائري
مؤشر	متغير مقاس أو ملاحظ أو مشاهد	متغيرات مقاسة من خلال أدوات قياس	أو	مربع أو مستطيل
التشبع بالعامل	التشبع بالعامل	التأثير أو العلاقة بين المتغير الكامن والمقاس (التأثير البنائي)	λ	لامدا LA

المصطلح	مرادفه	التعريف	الرمز	مسماه
تأثير مباشر Υ	معامل المسار (المعامل البنائي)	التأثير بين متغير كامن مستقل وكامن تابع (معاملات الانحدار)	$\Upsilon \rightarrow$	جاما Gamma ومصفوفتها Υ
الثابت في المعادلة البنائية	الثابت (المتوسط)		$\propto$	ألفا
تأثير مباشر β	معامل المسار (معامل الانحدار المعياري)	التأثير البنائي بين متغيرين كامنين تابعين	$\beta \rightarrow$	بيتا Beta ومصفوفاتها β
علاقة ارتباطية	تغاير أو علاقة	الارتباط بين متغيرين كامنين مستقلين	φ	فاي φ
تباين المتغير الكامن		ارتباط المتغير بنفسه		فاي φ
الخطأ الواقع على المتغير المقاس المكون للمتغير الكامن المستقل	خطأ القياس أو البواقي أو تباين الخطأ أو التباين غير المفسر	الخطأ الواقع على المتغير المقاس لا يفسره المتغير الكامن المستقل ويعد متغيرًا كامنًا	δ	دلتا Delta ومصفوفتها theta – Delta
الخطأ الواقع على المتغير المقاس الممثل للكامن التابع	خطأ القياس أو البواقي	الخطأ الواقع على المتغير المقاس لا يفسره المتغير الكامن التابع	ε	إبسيلون Epsilon ومصفوفتها Theta Epsilon

المصطلح	مرادفه	التعريف	الرمز	مسماه
الخطأ المرتبط بالمتغير الكامن التابع Disturbance	خطأ التنبؤ (التباين غير المفسر)	الخطأ المرتبط بالمتغير الكامن التابع	ζ	زيتا Zeta
العلاقة بين الأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة	تغاير أو ارتباط	التغاير بين الأخطاء المرتبطة بالمتغيرات الكامنة التابعة	ψ	إبساي (Psi)
المتغير الكامن المستقل	المتغير الخارجي أو المنبئ	هو متغير سبب لا يؤثر فيه متغير آخر	ξ	إكساي (ksi)
المتغير الكامن التابع	متغير داخلي	هو المتغير المتنبأ به من متغيرات كامنة أخرى أو متغيرات مقاسة	η	إيتا (Eta)
علاقة أو تأثير تبادلي	المسار أو التأثير	التأثير بين متغيرين في اتجاهين	⇄	تأثير متبادل
معلم	علاقة أو مسار	علاقة أو مسار مفترض بين متغيرين	⟶، ⇆	الأسهم في النموذج
مصفوفة تغاير	مصفوفة تغاير	علاقات غير معيارية بين متغيرات مقاسة	Σ	
مصفوفة ارتباط	مصفوفة	علاقة معيارية بين متغيرين	S	
تباين مفسر	حجم التأثير	نسبة التباين المفسر في المتغير الكامن التابع نتيجة المتغيرات المستقلة	R^2	

المصطلح	مرادفه	التعريف	الرمز	مسماه
مصفوفة تغاير المشتقة من النموذج	مصفوفة	المشتقة من النموذج	$\sum(\Theta)$	
معلم حر	معلم مقدر	معالم غير مثبتة أو مقيدة ويتم تقديرها من بيانات العينة		Free parameter
معلم مثبت أو مقيد	–	هو المعلم الذي يوضع له قيمة ثابتة ولا يتم تقديره		Fixed or constrained parameter

٣. ٢ طبيعة وديناميكية نمذجة المعادلة البنائية

توصف المتغيرات في نموذج SEM على النحو التالي:

١ ـ كينونتها أو قياسها: وتنقسم إلى:

أ ـ متغيرات مقاسة أو مشاهدة Measured ,Observed, Manifest Variables or Indicators: هي عبارة عن استجابات الأفراد على فقرات المقياس أو مجموع درجات عدد من المفردات في تجمع أو حزمة، وهي بيانات موجودة في ملف البيانات، ويمكن أن تكون تصنيفية أو رتبية أو متصلة، وتستخدم بوصفها مقياسًا للبناء التحتي للظاهرة أو المفهوم، ويرمز لها في النموذج بالمربع أو المستطيل (□ ، ▭)، والمتغيرات المقاسة في الشكل (١٦) الآتي لاحقًا وهي من X1 حتى X_6 ممثلة للمتغيرات الكامنة المستقلة، ومن Y_1 حتى Y_6 ممثلة للمتغيرات الكامنة التابعة. ولاحظ أن المتغيرات المقاسة (Y,X) يدخل إليها أسهم من المتغيرات الكامنة سواء الداخلية (التابعة)

أو الخارجية (المستقلة)؛ لذلك فهي تؤدي دور المتغيرات التابعة في شكل المسار لنموذج SEM.

ب ـ متغيرات كامنة أو غير ملاحظة أو افتراضية أو عوامل Latent, Unobserved, Hypothetical Variables or Factors: هي متغيرات افتراضية تمثل البناء التحتي للظاهرة أو المفهوم، ويجري تخليقها من المتغيرات المقاسة، وبالتالي فهي متغيرات استكشافية لا تقاس مباشرة. فمفهوم الذات متغير كامن؛ لأنه يقاس عن طريق أبعاده أو مظاهره المتعددة، مثل: مفهوم الذات الجسمي والاجتماعي والأكاديمي؛ ولذلك فالمتغير الكامن يعكس مدى أوسع من الظاهرة، ويرمز له بالدائرة أو الشكل البيضاوي (◯ ، ⬭). وهذه المتغيرات لا يعبر عنها بدرجات في ملف البيانات، وهي مثل: مفهوم الذات والدافعية وكفاية الذات والتحصيل في الشكل رقم (١٦)، والمتغيرات الكامنة في نمذجة المعادلة البنائية غالبًا تكون متصلة.

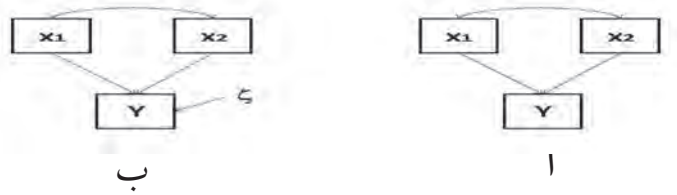
ج ـ الأخطاء أو البواقي Errors, Residuals or disturbances: وهي تناظر الأخطاء أو البواقي المرتبطة بالمتغيرات المقاسة وبالمتغيرات الكامنة التابعة، وهي تعكس أخطاء القياس أو الأخطاء العشوائية، وهي تناظر أخطاء القياس في نظرية الاختبار الكلاسيكية Classical test theory، في حين أن المتغيرات المستقلة الكامنة ليس عليها أسهم للبواقي، والأخطاء هي:

δ : دلتا خطأ القياس المرتبط بالمتغير المقاس X.

ε : إبسيلون خطأ القياس المرتبط بالمتغير المقاس Y.

ζ : زيتا خطأ التباين المرتبط بالمتغير الكامن التابع.

وللعرض الكامل لشكل المسار يتطلب وضع أسهم البواقي أو الأخطاء على المتغيرات المقاسة (المؤشرات) الممثلة للمتغيرات الكامنة، وعلى المتغيرات الكامنة الداخلة (التابعة). وفي الممارسة العملية يتم عرض شكل المسار للنموذج من دون تضمين الأخطاء الواقعة على المتغيرات، وهذا غير مرغوب فيه؛ لأن هذا يقود إلى غموض في تفسير النتائج (Loehlin, 2004).



ب ا

الشكل رقم (١٥): شكل المسار لتوضيح تضمين أو حذف البواقي

الشكل (١٥أ) يوضح عدم تضمين البواقي على المتغير التابع (Y)، وهذا يشير إلى أن تباين المتغير Y يمكن تفسيره كاملًا عن طريق X_1، X_2، وهذه مسلمة يصعب الحصول عليها في العلوم الإنسانية، في حين أن شكل (ب) يعكس أن X_1، X_2 غير كافيين لتفسير تباين Y، وربما هناك مصادر أخرى، مثل: أخطاء قياس (ζ) أو التفاعل بين X_1، X_2 وغيرها.

وهذا الخطأ يعكس التباين غير المفسر، فالخطأ الواقع على المتغير المقاس يعكس التباين غير المفسر عن طريق العوامل، وإظهار هذا الخطأ يرجع إلى خطأ القياس العشوائي والثبات المنخفض ونمذجته في التحليل هو مصدر قوة أسلوب SEM. وهذه المتغيرات (الأخطاء) لا يعبر عنها بدرجات في ملف البيانات؛ ولذلك يأخذ رمز (⬭)، على ذلك فهي متغيرات كامنة والبعض يعتبرها متغيرات البواقي Residuals، ولكن Muliak (2009) يرى أن متغيرات البواقي هي نتيجة لعمليات حسابية بينما الأخطاء هي نتيجة لأخطاء قياس إجرائية.

وفي النماذج السببية الخطية لا ترتبط البواقي مع المتغيرات المنبئة (المستقلة)؛ ولذلك يتم وضع قيود على الأخطاء؛ لجعلها لا ترتبط مع بعضها البعض ومع المتغيرات الخارجية.

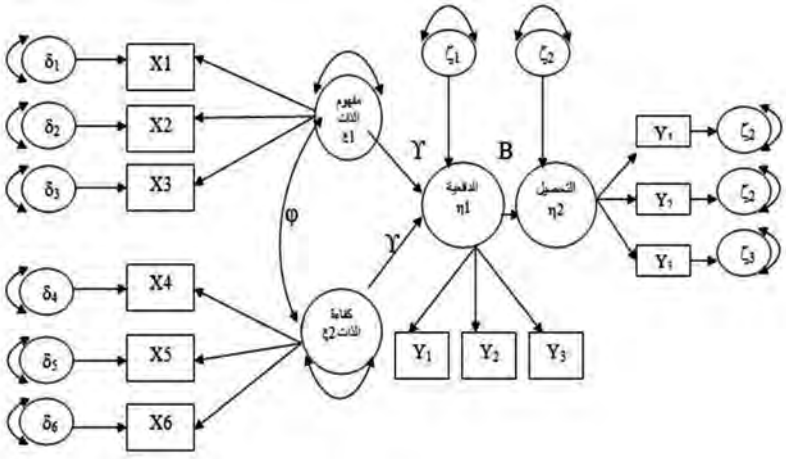
٢ ـ في ضوء وظيفتها في النموذج: المتغيرات الكامنة في النموذج هي:

ـ متغيرات المصدر أو المستقلة أو البادئة أو الخارجة Source, Independent, Exogenous Variables: هي المتغيرات التي يخرج منها مسارات أو أسهم؛ أي أنها متغيرات السبب، ولا يؤثر فيها متغيرات أخرى، وهي تسبق في الحدوث المتغيرات التابعة، وربما ترتبط مع بعضها البعض، وعلى ذلك فهي متغيرات لا تستلم مدخلات سببية من أي متغير آخر. وأطلق عليها خارجية؛ لأن مصادر تفسير تباينها يقع خارج شكل المسارات أو النموذج. وهذه المتغيرات تعكس مصادر السببية في شكل المسار أو النموذج. وفي الشكل (١٦) فإن المتغيرات الخارجة أو متغيرات المصدر هي متغيرات مفهوم الذات ξ_1 (إكساي) وكفاية الذات ξ_2.

ـ المتغيرات التابعة أو الداخلية Dependent or Endogenous variables: هي المتغيرات التي تعتمد على متغير كامن مستقل فأكثر في النموذج؛ أي يأتي لها مسارات، مثل: متغير التحصيل يأتي له مسار من الدافعية. وفي الشكل رقم (١٦) تعد إيتا η_1 وη_2 متغيرات كامنة تابعة.

ـ متغيرات وسيطة Mediator: حيث يؤدي المتغير دورين هما: المستقل والتابع في الوقت نفسه. فمتغير الدافعية هو متغير وسيط يمكن أن ينقل أثر المتغيرات الكامنة المستقلة (مفهوم الذات وكفاية الذات) إلى التحصيل، ويسمى تأثيرًا غير مباشر. والمتغيرات الوسيطة هي

متغيرات داخلية. فيما يلي نموذج معادلة بنائية مفترض بين متغيرات مفهوم الذات الأكاديمية وكفاية الذات والتحصيل:

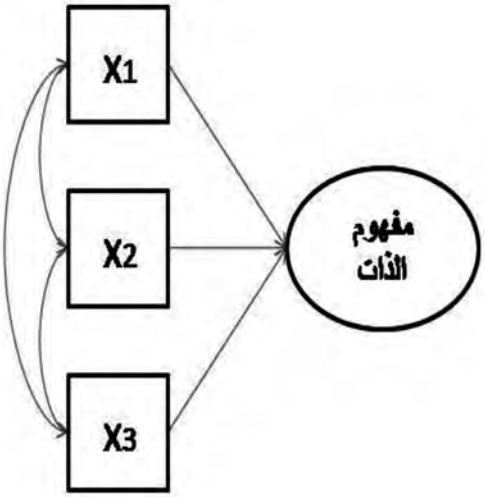


الشكل رقم (١٦): نموذج SEM بين مفهوم الذات وكفاية الذات والدافعية والتحصيل

يحتوي الشكل السابق على مستطيلات ودوائر وأسهم بين المتغيرات، وهذا يمثل شكل المسارات، ونلاحظ وجود سهم ↜ بين المتغير الكامن المستقل الأول مفهوم الذات (ξ_1)، والمتغير الكامن المستقل الثاني كفاية الذات (ξ_2)، وهو يمثل علاقة أو تغاير، ويطلق عليه علاقة غير محللة Unanalyzed Association نتيجة حسابها عن طريق البرنامج، ولا يمكن تقديرها يدويًّا لعدم وجود درجات لها. وفي حالات معينة يمكن حذف هذا السهم، وهذا يعني عدم وجود علاقة بين المتغيرين (استقلالية)، إذا تم افتراضه في ضوء الإطار النظري للظاهرة. بينما المتغيرات الداخلية التابعة (التحصيل والدافعية) لا ترتبط عن طريق هذا السهم. والسهم ↜ على المتغير المستقل الكامن نفسه والذي يعكس تباين المتغير الكامن المستقل؛

لأن مسببات المتغير الكامن المستقل (ξ) غير محددة في النموذج؛ ولذلك فإن ارتباطه (تغايره) أو تبانيه يعد معلمًا حرًّا، والسهم يعني ارتباط متغير كامن مستقل مع كامن مستقل آخر $\xi_2 \leftarrow \xi_1$ السهم ارتباط كل متغير مقاس أو كامن مستقل مع نفسه وهذا السهم لا يوضع على المتغير الكامن التابع؛ لأن مسببات حدوثه بمعنى المتغيرات غير المؤثرة عليه موجودة في النموذج.

أما السهم (←) فيسمى تأثير أحادي الاتجاه أو مباشر، والمسلمة الأساسية لهذا السهم أن التغير الذي يحدث للمتغير في ذيل السهم ينتج عنه تغير في المتغير الذي في رأس السهم، ويشير إلى وجود علاقة خطية بين المتغيرات المستقلة والتابعة من ناحية، وبين المتغيرات الكامنة بعضها ببعض من ناحية أخرى، وتسمى علاقة سببية مباشرة، ويفترض أن يكون هذا السهم موجودًا في نموذج SEM بين المتغيرات الكامنة والمقاسة من ناحية، وبين الكامنة بعضها ببعض. وعمومًا فإن المتغير الكامن مسبب للمتغيرات المقاسة. فالسهم يخرج من مفهوم الذات إلى المؤشرات الثلاثة الممثلة له (X_1، X_2، X_3) وتسمى في هذه الحالة بالمؤشرات الانعكاسية Reflective indicators، وفي هذه الحالة فإن $X_1 - X_3$ هي مؤشرات لمفهوم الذات، وهذا يمثل نموذج التحليل العاملي التوكيدي. ولكن في بعض الأحيان يكون المتغير المقاس مسببًا للمتغير الكامن، وتسمى النماذج البنائية التي تتضمن هذا التأثير نماذج المؤشر السببي Causal indicator، وفي هذه الحالة فإن X_1–X_3 هي مستقلة ومسببة لمفهوم الذات، الشكل رقم (١٦). ويمكن ملاحظة أن مفهوم الذات في الشكل رقم (١٧) لا تقع عليه بواقٍ، ويطلق على X_1–X_3 بالمؤشرات التكوينة Formative indicator:



الشكل رقم (١٧): مثال لنماذج المؤشر السببي أو SEM المختلطة

والتأثيرات أحادية الاتجاه موجودة بين المتغيرات الكامنة المستقلة والمتغيرات الكامنة التابعة، مثل: تأثيرات جاما وبيتا، وبين الأخطاء الواقعة على الكامنة التابعة وعلى المتغيرات المقاسة مثل: أخطاء دلتا وإبسيلون.

والتأثير من المتغير المستقل الخارجي (ξ) إلى المتغير الداخلي التابع (μ) (ξ)→(μ) يسمى جاما، وهو يسمى المعامل البنائي وهو معامل الانحدار المعياري الذي يرتبط بالسهم أو التأثير المباشر من X إلى Y. وهذا يعكس كم وحدة تتغير في ξ ينتج عنها تغير في μ.

وعلى ذلك، فإن نموذج المعادلة البنائية يعرض في ضوء رسم أو شكل مسارات مكون من مستطيلات ودوائر ترتبط بأسهم أو مسارات، وتوضع فيه المتغيرات الخارجية أو المستقلة أو المسببات على الشمال، والمتغيرات التابعة (الداخلية) على اليمين كما في الشكل رقم (١٦). وشكل المسار يعطي تفسيرًا

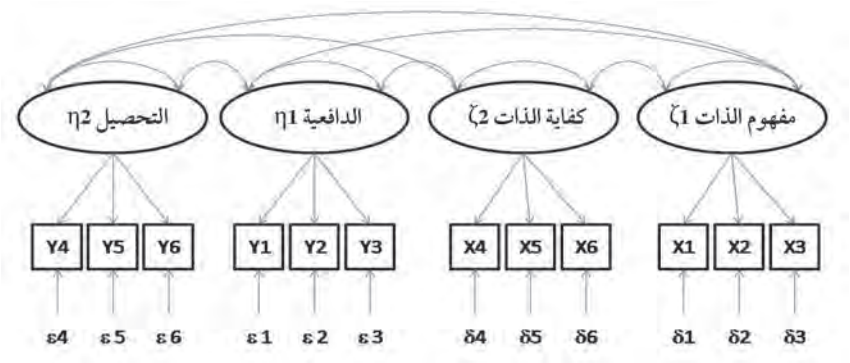
مبسطًا لسلوكيات وديناميات المتغيرات المتضمنة في النموذج، ويقدم طريقة لعرض الظاهرة بصورة واضحة ومبسطة ومباشرة (Loehlin, 2004)، وأكدت الدراسات التقويمية أن أغلب الدراسات التي تناولت نموذج المعادلة البنائية عرضت شكل المسار، وذلك في مجال علم النفس والتربية وعلم النفس (McDonald & Ho, 2002; Schreiber et al., 2006).

٣. ٣ مكونات نموذج SEM

يتكون نموذج المعادلة البنائية من جزءين وضحهما (Hoyle, 1995; Joreskog & Sorbom, 1993; Ullman & Bentler, 2013) على النحو الآتي:

أولاً: نموذج القياس Measurement Model: يهتم بالعلاقات بين المتغيرات المقاسة والمتغيرات الكامنة، أو كيف يتم التعبير عن المتغيرات الكامنة في ضوء المتغيرات المقاسة. وهذا النموذج يعكس أسلوب التحليل العاملي التوكيدي الذي يستخدم في التحقق من مصداقيته بنية المقاييس (Ullman, 2006)؛ أي أنه نموذج عاملي يتشبع فيه المتغير الواحد المقاس على عامل واحد (متغير كامن) يسمى في هذه الحالة بناء بسيط Simple structure، ويطلق عليه McDonald & Ho (2002) مؤشر نقي للعامل Pure indicator، والأسهم أحادية الاتجاه من المتغيرات الكامنة إلى المقاسة تعني أن المتغير الكامن مسؤول عن الدرجات على المتغيرات المقاسة. والسهم (↷) يعني الارتباط أو التغاير بين المتغيرات الكامنة المستقلة، وهذا الإجراء يتشابه مع التحليل العاملي الاستكشافي عندما يستخدم طرائق التدوير المائل التي تسمح بالعلاقات بين العوامل،

ويفترض أن العلاقة بين المتغيرات المقاسة والكامنة خطية. ويمكن عرض نموذج القياس على النحو الآتي:



الشكل رقم (١٨): نموذج القياس المشتق من نموذج SEM السابق

ويمكن عرضه مع وضع السهم العلاقات ⟷ بين المتغيرات الكامنة الأربعة إذا كانت توجد ارتباطية بينها.

ثانيًا: النموذج البنائي Structural Model: يعكس المظهر الأساسي لـ SEM، وفيه توضح العلاقات أو التأثيرات السببية بين المتغيرات الخارجة الكامنة والمتغيرات الداخلة الكامنة، وهذا النموذج يعكس تحليل المسار بين المتغيرات الكامنة كما في الشكل رقم (١٦). وعليه فإن نموذج SEM هو تكامل بين نموذج القياس (تحليل عاملي توكيدي) ونموذج بنائي (تحليل مسار بين متغيرات كامنة).

وفي نمذجة المعادلة البنائية وتحليل المسار الكلاسيكي يسمى المتغير المستقل بالمتغير الخارجي أو البادئ وهو المتغير الذي يخرج منه مسارات ولا يؤثر فيه أي متغير آخر، بينما يطلق على المتغير التابع حيث يدخل إليه مسار على الأقل ويمكن أن تخرج منه تأثيرات أو مسارات إلى متغيرات داخلية أخرى

(Bollen, 1989)، بينما في تحليل الانحدار يطلق على المتغيرات بالمستقلة والتابعة؛ وذلك لأن تحليل الانحدار لا يتعامل مع المتغيرات الوسيطة.

٣. ٤ قضايا تخصيص نموذج القياس

- عدد المتغيرات المقاسة لكل متغير كامن: في هذا الجانب يظهر اعتبار هام عند التخطيط أو بناء النموذج، وهو كم عدد المتغيرات المقاسة التي تمثل المتغير الكامن والمبدأ العام هو أن الأكثر أفضل؛ حيث كلما زاد تمثيل المتغير الكامن بعدد أكثر من المتغيرات المقاسة أدى ذلك إلى مصداقية البناء أو المفهوم (المتغير الكامن)، وأحد الاعتبارات أو المميزات الإحصائية جراء ذلك هو محاولة تجنب التحيز Bias نتيجة استخدام مؤشر واحد فقط لتمثيل المتغير الكامن (Quintana & Maxwell, 1999)، وتوجد ميزة أخرى لتعدد المؤشرات يحددها Bollen (1989) وهو احتمالية تقدير خطأ القياس المرتبط بكل مؤشر، وهذه التقديرات يمكن أن تستخدم في تصحيح معاملات المسار من أخطاء القياس. على ذلك فالقاعدة العامة هي تمثيل المتغير الكامن بالعديد من المؤشرات. ولكن القضية هنا هي ما عدد المؤشرات الأمثل الذي يجب أن يستخدم؟، فهذا غير واضح في الأدبيات البحثية (Baumgartner & Homburg, 1996). فيرى Nunnly & Bernstein (1994) بأنه يجب تمثيل المتغير الكامن بثلاثة مفردات أو مؤشرات؛ لكي يعطي حلولاً وتقديرات متسقة. وأشار العديد من الخبراء بأنه يجب تمثيل المتغير الكامن بثلاثة مؤشرات على الأقل أو أربعة، وذلك لإعطاء نتائج ذات معنى (Bentler & Chou, 1987; Bollen, 1989)؛ وذلك لأن تمثيل المتغير الكامن بمؤشرين أو أقل يؤدي إلى أن يصير النموذج غير محدد (Bentler & Chou, 1987).

ويرى بعضهم أنه يجب ألا يزيد عدد المؤشرات عن أربع (Quintana & Maxwell.,1999). في حين يرى Mulaik & Millsap (2000) أنه لضمان مصداقية أي بناء كامن، فإنه يجب تمثيل البناء أو المتغير الكامن بأربعة مؤشرات على الأقل.

ولكن على الجانب الآخر، فإن تمثيل المتغير الكامن بعدد كبير من المؤشرات يؤدي إلى أن يكون النموذج أقل تحديدًا، وكذلك يؤدي إلى ظهور مشكلات في أثناء تقدير النموذج، مثل: ظهور حلول غير مناسبة (Anderson & Gerbing, 1988). وتظهر هذه المشكلات نتيجة تعقيد النموذج Model complexity، وهذا يؤدي إلى عدم مطابقة النموذج للبيانات، وتمثيل المتغير الكامن بعدد كبير من المتغيرات يؤدي إلى تقدير معالم كثيرة، وهذا يتطلب أحجام عينات كبيرة لتحقيق مستوى قوة مناسبة (Shah & Goldstein, 2006)، وأن تمثيل المتغير الكامن بعدد كافٍ من المؤشرات يؤدي إلى حلول مناسبة وتقديرات معالم أكثر دقة وثبات عالٍ لنموذج القياس وقوة إحصائية عالية لنموذج المعادلة البنائية (MacCallum, Browne & Sugawara, 1996).

ـ طبيعة المتغيرات المقاسة (المؤشرات) للمتغيرات الكامنة: حدد Bagozzi (Bagozzi & Heatherton, 1994; Baumgartner & Homburg, 1996) ثلاثة أشكال من النماذج في ضوء كيفية التعبير عن المتغيرات المقاسة، وهي:

أ ـ النموذج التجميعي الكامل Total aggregation model: هو تجميع جميع المفردات أو القياسات التي تمثل المتغير الكامن أو المفهوم، وهذا يعني أن المفهوم يُمثل بمتغير أو مؤشر واحد فقط، وأطلق عليها kline (2011) قياس المؤشر الوحيد Single indicator measurement؛ حيث يمثل كل متغير كامن بمؤشر واحد فقط

في النموذج، ويعتبر من أشد المتحمسين لهذا المدخل Hayduk (1996)، وأوصى باختيار أفضل مؤشر Single best indicator، ومع تثبيت معامل الانحدار على المتغير الكامن بالواحد الصحيح. وهذا المدخل يؤدي إلى أن النموذج يكون محدد تحديدًا تامًّا -Just identification وأكثر بساطة. ولكن يجب أن يكون ثبات هذا المؤشر الوحيد أعلى من ثبات المفردات المكونة له (الثبات باستخدام ألفا)، ويمكن تضمين ثبات هذا المجموع الكلي من المفردات في التحليل عن طريق تثبيت تباين الخطأ للمؤشر بـ(reliability - 1) . ولابد من توخي الحذر عند التعامل مع الدرجة الكلية للمفردات، فيجب أن تكون المفردات أحادية البعد، ويرى Bentler & Chou (1987) أن استخدام مؤشر واحد للمتغير الكامن يمثل إشكالية؛ لأنه يتجاهل ثبات القياسات الفرعية. وأشار Shah & Goldstein (2006) إلى أن استخدام مؤشر واحد فقط يحدث إذا كان المفهوم ممثل بقياس واحد وهذا نادر الحدوث. وعمومًا عند استخدام مؤشر وحيد يجب التعامل مع المتغير المقاس مباشرة، وليس كمتغير كامن، ويفضل استخدام تحليل المسار الكلاسيكي وليس نمذجة المعادلة البنائية.

ب ـ النموذج التجميعي الجزئي وغير التجميعي الجزئي Partial aggregation and partial disaggregation model: وهي مجموعة فرعية من المفردات المكونة للمفهوم يجري جمعها في تكوينات أو مقاييس فرعية عديدة (أبعاد)، وهذه المقاييس الفرعية يجري التعامل معها بوصفها مؤشرات للمتغير الكامن أو المفهوم، وهذا يقلل من تعقيد النموذج خاصة إذا كان المفهوم

يمثل بمؤشرات أو بمفردات كثيرة (٣٠ مثلًا)، وهذه التجمعات تسمى حزمًا Parcels. وتوجد إستراتيجيات عديدة لتكوين حزم المفردات (يمكن الرجوع إلى: عامر، 2005a)، ولكن يقوم بعضهم بتكوين الحزم اعتباطيًّا (Quintana & Maxwell, 1999)، ويطلق McDonald & Ho (2002) على هذا النموذج Independent Cluster Basis، وفيه يتم تمثيل كل متغير كامن بمؤشرين إذا كانت العوامل مرتبطة، أو ثلاثة على الأقل إذا كانت العوامل غير مرتبطة، ويسميها Kline (2016) بقياسات المؤشرات المتعددة – Multiple indicator measurement.

ج ـ النموذج غير التجميعي الجزئي Total disaggregation model: حيث يجري تمثيل المتغير الكامن أو المفهوم بكل المؤشرات الممثلة له، ولكن يصعب إجراء ذلك إذا كان المتغير الكامن يمثل بعدد كبير من المؤشرات، وهذا التمثيل للنموذج المقاس غير شائع الاستخدام، وذلك لحدوث مشكلات عديدة في أثناء تقدير هذا النموذج.

ـ أخطاء القياس المرتبطة

يجب تضمن العلاقات بين أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات المقاسة في النموذج، خاصة في الدراسات الطولية عندما يقاس المتغير نفسه خلال فترات زمنية مختلفة (Bollen, 1989)، وذلك لأن إضافة العلاقات بين أخطاء القياس تحسن من مطابقة النموذج، ودائمًا يتم إضافة هذه العلاقات عند إجراء تعديل للنموذج، ولا تؤدي إلى تحسن جوهري في تفسير النموذج.

ويضيف الباحث العلاقة بين أخطاء القياس لتحسين المطابقة، ولكن هذا لن يفيد في تفسير النموذج. ويؤكد Fornell (1983) على ضرورة

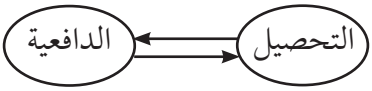
إضافة العلاقة بين الأخطاء على أسس نظرية أو منهجية. وتتعامل برامج SEM مع أخطاء المقياس الواقعة على المتغيرات على أساس أنها غير مرتبطة، ولكن يضاف الارتباط بين أخطاء القياس إذا كان المتغير المقاس يتشبع على أكثر من متغير كامن، ويسمى في هذه الحالة تشبعًا ثنائيًّا Double loading (Quintan & Maxweel, 1999)، وعمومًا يُوصي بعدم تضمين العلاقات بين أخطاء القياس في النموذج؛ لأنه يصعب تفسير النتائج، وغالبًا ليس لها تبرير نظري أو مفاهيمي (Joreskog, 1993). وأشار Shah & Goldstein (2006) إلى أن القليل من الدراسات أشار إلى وجود تضمين أخطاء القياس المرتبطة بالمتغيرات المقاسة.

٣. ٥ تخصيص النموذج البنائي

الأساس في تخصيص النموذج البنائي مشابه لتحليل المسار، وهو أن العلاقات بين المتغيرات الكامنة يجب تحديد طبيعتها، فيمكن أن تكون ارتباطية كما في نموذج التحليل العاملي التوكيدي أو سببية بين المتغيرات الكامنة الخارجية والكامنة الداخلية في نموذج المعادلة البنائية، وتكون هذه العلاقة في ضوء تأصيل واعتبارات نظرية أو منهجية. والاعتبار الأساسي في تخصيص النموذج البنائي هو تحديد طبيعة العلاقات بين المتغيرات الكامنة، وفي ضوء ذلك فإن طبيعة التأثيرات في النموذج البنائي تكون على النحو الآتي:

١ ـ نماذج أحادية التأثير بين المتغيرات **الكامنة** Unidirectional causal model or Recursive models: هي نماذج تحتوي على علاقات أو تأثيرات سببية أحادية الاتجاه (←)، ومعظم النماذج في الدراسات النفسية أو غيرها في هذا الاتجاه نماذج أحادية التأثير في اتجاه واحد.

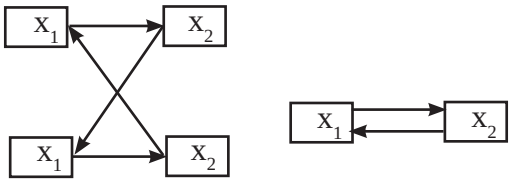
٢ ـ نماذج تبادلية التأثير بين المتغيرات الكامنة Non-recursive or bidirectional models: هي النماذج التي تتضمن علاقات تأثيرية تبادلية Reciprocal أو Feedback loop؛ بمعنى وجود تأثيرات في اتجاهين (⇄). وفي هذه الحالة تكون النماذج أكثر تعقيدًا وهذا يقود في كثير من الأحيان إلى نماذج غير متطابقة مع البيانات.



الشكل رقم (١٩): العلاقة التبادلية بين التحصيل والدافعية

ففي الشكل رقم (١٩) يوجد تأثير سببي تبادلي بين التحصيل والدافعية كل منهما يؤثر في الآخر، ويوصي Baumgartner & Homburg (1996) بأنه في حالة النماذج التي تتضمن علاقات تبادلية يجب تحديدها تحديدًا دقيقًا؛ لأن هذه النماذج تعاني من قضية عدم التحديد Non-identification. ويتناسب وجود تأثيرات تبادلية بين المتغيرات الكامنة في حالة تصميم الدراسات الطولية وتصميم الدراسات عبر عرضية أو المسحية أيضًا (Quintana & Maxwell, 1999). والخبرة العملية تقول بأن تحليل النماذج التبادلية يؤدي إلى ظهور مشكلات في أثناء تقدير النموذج وظهور حلول غير مناسبة ومحدد مصفوفة سالب وغيرها.

وعلى الرغم من أن النماذج ذات التأثيرات التبادلية أكثر شيوعًا في العلوم الاجتماعية إلا أن الباحثين يتجاهلون استخدام هذه النماذج. ولبناء هذه النماذج يوجد مبدأ جوهري وهو أي متغير يؤثر في متغير آخر، وهكذا بالنسبة للمتغير الآخر له تأثير في المتغير الأول.



(أ) تبادلي (ب) Lagged

الشكل رقم (٢٠): نموذج تبادلي في البحث الارتباطي وفي الدراسات الطولية

وتسمى النماذج الطولية ذات التأثيرات التبادلية الشكل (٢٠) أحيانًا بـ Lagged or cross Causal Models، وغالبًا يطلق عليها Cross Lag panel Model. ومن دون منطق العلاقات التبادلية، فإن نماذج المسار تصبح مداخل منهجية ضعيفة خاصة في العلـوم الاجتماعية (Maruyama, 1998).

٦ .٣ إشكالية السببية Causality

السببية مفهوم حيوي في منهجية العلوم الإنسانية والتطبيقية. والهدف من النظرية العلمية هو فهم السببية، وباستبعاد كلمة السبب فإننا نعود بالعلوم النفسية والسلوكية إلى العصور الوسطى.

وكما نعلم أن الجذور الأولى لنمذجة المعادلة البنائية تولد من علم الجينات على يد Wright (1920) في تحليل المسار، وتم ترسيخ أعماله في علم الاجتماع على يد Duncan (1966)، ثم أتت إسهامات Joreskog بتضمين السببية بين المتغيرات الكامنة، وفي هذا الشأن جرى الوصول إلى فكرة تصور علاقات سببية من بيانات وبحوث ارتباطية. ولكن القضية أن Wright افترض السببية في ضوء تصور عن اتجاهها مسبقًا، بينما العلاقة

ليست كذلك؛ بمعنى أن الارتباطية لا تعني سببية ولا تقدم تصورًا عن طبيعة وديناميةهذه السببية.

الارتباط والسببية

إذا وجدت علاقة خطية دالة إحصائيًّا بين متغيرين، فيمكن افتراض وجود حد أدنى للسببية بينهما، ولكن تفسير الارتباط ليس سببيًّا، ولكننا لا نعرف اتجاه السببية بينهما Direction of causality، ويوجد ثلاثة احتمالات ممكنة لاتجاه السببية بين Y, X هي:

١ ـ أن المتغير X (مفهوم الذات) يسبب المتغير Y (التحصيل).

٢ ـ كلما زاد التحصيل (Y) يسبب زيادة في مفهوم الذات.

٣ ـ وجود متغير ثالث مثل المناخ المدرس، وهو ما يعرف بمشكلة المتغير الثالث Third variable problem وتوصف أيضًا بالمتغير الوسيط.

وعمومًا الارتباط لا يعني سببية:

Correlation does not imply causation

Correlation does not prove causality effect relationship between the two variables

وادعاء السببية من خلال الارتباط فيه مخاطرة كبيرة؛ لأن السببية الحقيقية لا يمكن إثباتها إلا من خلال تجريب، ولكن يمكن القول بأن ادعاء السببية من خلال الارتباطات هو الحد الأدنى لادعاء السببية.

وهذا الأمر ينطبق على كل الأساليب الإحصائية التي تتحقق من العلاقات السببية من خلال الارتباطات، كما في تحليل الانحدار وتحليل المسار ونمذجة المعادلة البنائية.

وفي تحديد طبيعة الاتجاهية Directionality بين المتغيرات لابد من شروط معينة للعلاقة السببية يحددها Pearl (2000) بالآتي:

١ ـ المتغير السبب (X) يجب أن يحدث زمنيًّا قبل المتغير النتيجة (Y)، وتسمى الأسبقية الزمنية Temporal precedence .

٢ ـ توجد علاقة أو تغاير وتسمى شرط الارتباطية.

٣ ـ العلاقة بين X و Y لا تدخل فيها متغيرات أخرى خارجية دخيلة في تفسير هذه العلاقة ويسمى شرط العزل Isolation .

٤ ـ اتجاه العلاقة السببية محددًا تحديدًا دقيقًا؛ فإن X سبب لـ (X ⟶ Y) بدلاً من Y سبب لـ X (Y ⟶ X) أو أن كلاهما مسبب للآخر (X ⟷ Y) وتسمى تحديد أفضلية التأثير.

٥ ـ توافر التوزيعات الاعتدالية للمتغيرات.

وبالنسبة إلى الأسبقية الزمنية يمكن تحقيقها بدقة في حالة استخدام التصميمات التجريبية أو شبه التجريبية، عندما تكون المعالجة أولاً (X) ثم لاحقًا يحدث التغير في المتغير التابع (Y). ولكن في التصميمات غير التجريبية (المنهج الارتباطي مثلاً) لا نمتلك هذا الترتيب، فإذا كان X سببًا لـ Y، ولكن أحيانًا يجري القياس لـ Y أولًا قبل X، أو في المدة الزمنية نفسها. ولكن هذا يعالج عن طريق وجود نظرية قوية تبرر التأثيرات السببية بين X و Y كما في الشرط (٤).

ولذلك إذا تحقق الباحث من هذه الشروط عند تحديد طبيعة العلاقات السببية في النماذج البنائية، فيمكن الادعاء على استحياء بوجود السببية، وإن كانت النماذج البنائية التي تتعامل مع بيانات غير تجريبية، فإن ادعاء السببية

غير مؤكد، وغالبًا لا تفسر النتائج تفسيرًا سببيًّا؛ ولذلك أشار Mulaik (2000) إلى أن ادعاء السببية في النماذج البنائية، يكون تحت شروط أهمها:

١ ـ دراسة مصداقية النموذج من خلال عينات أخرى من المجتمع نفسه Cross – Validation.

٢ ـ اختبار كل النماذج البديلة المحتملة (المكافئة) كلما أمكن.

٣ ـ وجود أدلة من دراسات إمبريقية لتحديد التأثيرات بين المتغيرات في النموذج.

٤ ـ استبعاد كل المتغيرات الدخيلة في النموذج.

وعلى الرغم من المسلمة السائدة القائلة بأن «الارتباطية ليست دليلاً للسببية» فإن الباحثين عند استخدام SEM يفسرون نتائج دراساتهم تفسيرًا سببيًّا، وإذا كان الباحث غير متأكد من ادعاء السببية عند استخدام SEM، فإن Kline (2011) يحدد ثلاثة اختيارات أساسية للتقليل من عدم التأكد وهي:

١ ـ تحديد طبيعة نموذج المعادلة البنائية من دون تحديد تأثيرات سببية بين المتغيرات الكامنة المستقلة، ويكون بينهما علاقة أو تغاير.

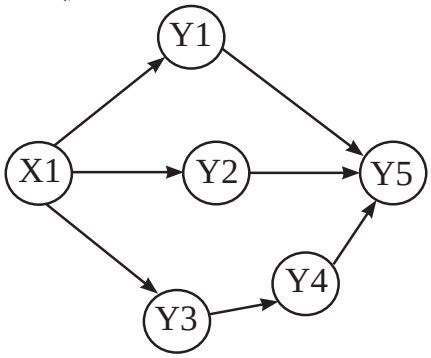
٢ ـ اختبار النماذج البديلة كلما أمكن مع وجود تأثيرات سببية مختلفة الاتجاه.

٣ ـ تضمين العلاقات السببية التبادلية بين المتغيرات الكامنة (⇄).

ويتم عرض الشكل السببي في ضوء تصورات عديدة كما وضعها Muliak (2009)، ومنها الخطوط المنتظمة بين المثيرات، مثل: سلسلة ماركوف Markov Chain كما في الشكل الآتي:

الشكل رقم (٢١): شكل مبسط لسلسلة ماركوف لمجموعة من المتغيرات

ويمكن أن يأخذ شكل بناء مثل الشجرة كما في الشكل الآتي:



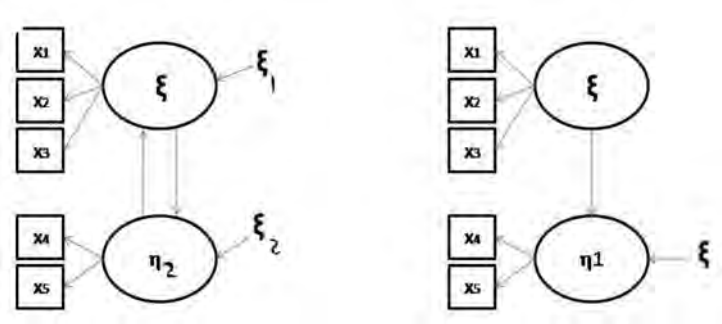
الشكل رقم (٢٢): عرض لشكل مسار لمجموعة متغيرات

٣. ٧ النماذج البديلة أو المكافئة Equivalent or Alternative Models

يبدأ الباحث بصياغة نموذج مستهدف في ضوء أسس نظرية، ويعتقد أنه يشرح ويفسر العلاقات أو التأثيرات بين مجموعة من المتغيرات، ويمكن القول بأن النموذج متولد Nested عندما يكون أحد النماذج المتولدة لها المعالم الحرة نفسها لنموذج آخر، إضافة لمعالم حرة أخرى غير موجودة في النموذج الأخير. بكلمات أخرى فإن النموذجين متكافئان ما عدا مجموعة فرعية من المعالم الحرة الموجودة في أحدهما ومثبتة أو مقيدة في الآخر.

ولكن بغض النظر عن هذا النموذج المفترض، فإنه توجد قضية أخرى يجب أن تؤخذ في الحسبان عند تخصيص أو تحديد نموذج SEM، وهي أن

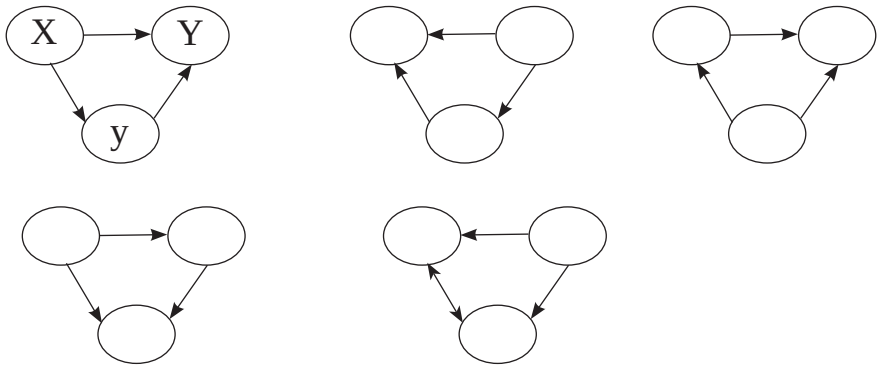
النموذج المفترض ربما لا يكون هو الأفضل في تمثيل الظاهرة. وفي حالة وجود مجموعة كبيرة من المتغيرات التي يتناولها الإحصاء المتدرج بالتحليل، فإنه يوجد احتمالية كبيرة لوجود أكثر من نموذج بديل، وله مقبولية وقدرة تفسيرية لمجموعة المتغيرات نفسها.



(B) (A)

الشكل رقم (٢٣): مثال لنموذج SEM والنموذج المتولد يمكن استخدامه كنموذج بديل (B) متولد من نموذج (A)

ويعد Stelzl (1986) أول من صاغ نماذج بديلة في نمذجة المعادلة البنائية، وافترض أن مصفوفة تغاير «S» لمجموعة من المتغيرات، ويوجد نموذجان A,B مع معالم حرة ومقيدة تتطابق مع «S» عن طريق المصفوفة المتطابقة للمعالم المشتقة من النموذج باستخدام إحدى طرائق التقدير مثل: ML، بالتالي توجد مصفوفتان $\sum B$ و $\sum A$ ويمكن القول إن النموذج A مكافئ للنموذج B، وإذا كان $\sum A = \sum B$ بالتالي فإن، يكون لهما درجات الحرية نفسها؛ لأن مصفوفة المتغيرات المقاسة واحدة. عمومًا فإن تساوي درجات الحرية لا يعني أن مصفوفات التغاير المشتقة من البيانات عن طريق المعالم للنماذج المتكافئة واحدة. ففي بعض الحالات يوجد نموذجان لهما درجات الحرية نفسها، ولكن ليسا متكافئين $\sum A \neq \sum B$. ويمكن عرض النماذج البديلة لثلاثة متغيرات على النحو الآتي:



الشكل رقم (٢٤): نماذج بديلة لثلاثة متغيرات

ويؤكد MacCallum, Wagener, Uchino, & Fabrigar (1993) أن صياغة نماذج بديلة قبل التحليل أفضل وأكثر أمانًا من إجراء تعديل في النموذج، خاصة إذا كان التعديل على أسس إحصائية إمبريقية.

ويرى Martines (2005) أن صياغة النماذج البديلة لابد أن تكون على أسس نظرية ودراسات سابقة، وذلك لأن صياغتها من دون منطقية نظرية تؤدي إلى صعوبة في التفسير وهي مضيعة للوقت. وتوجد ميزة في صياغة نماذج بديلة قبل التحليل للنموذج المستهدف، وهو تجنب التحيزات التوكيدية Confirmation biases؛ حيث يبدي الباحث درجة من التعصب للقبول بالنموذج المستهدف في ضوء النظرية من دون النظر إلى وجود تفسيرات أخرى للمتغيرات التي تحكم الظاهرة موضع الدراسة (MacCallum & Austin, 2000; Martines, 2005). ويوجد نقص وعدم وعي بصياغة النماذج البديلة عند اختبار نموذج المعادلة البنائية في التراث النفسي؛ حيث يوجد القليل من الدراسات التي صاغت نماذج بديلة في مجال علم النفس قبل التحليل (Breckler, 1990; MacCallum & Austin, 2000;

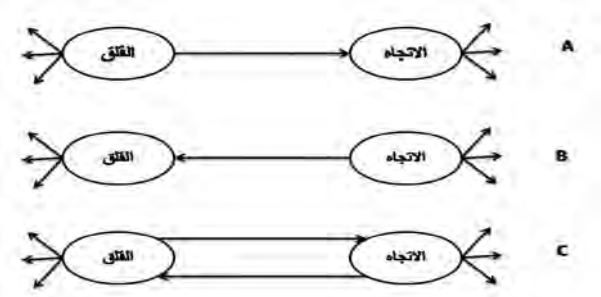
McDonald & HO, 2002; MacCallum et al., 1993)، ولكن توصل Martines (2005) إلى أن ٦٪ , ٤٧ من الدراسات صاغت نماذج بديلة في مجال علم النفس الإرشادي.

والنماذج البديلة تأخذ أشكالًا عديدة ويمكن أن تصاغ قبل التحليل في ضوء أسس نظرية مختلفة، فمثلاً يوضح المثال الآتي النماذج البديلة الممكنة للمعادلة البنائية للعلاقة بين الاتجاه والقلق، وهي على النحو الآتي (عامر، ٢٠٠٨):

النموذج الأول: القلق سبب لحدوث الاتجاه (A).

النموذج الثاني: الاتجاه سبب لحدوث القلق (B).

النموذج الثالث: كلاهما سبب للآخر (C).



الشكل رقم (٢٥): نماذج معادلة بنائية بديلة للعلاقة بين الاتجاه والقلق

وكذلك افترض الباحث أن الاتجاه نحو الحاسب الآلي (الكمبيوتر) يتكون من أربعة أبعاد هي: الاهتمام والمتعة والاستفادة الفعلية والسلوك، وافترض أربعة نماذج عاملية توكيدية بديلة تعكس العلاقة بين الأبعاد الأربعة على النحو الآتي:

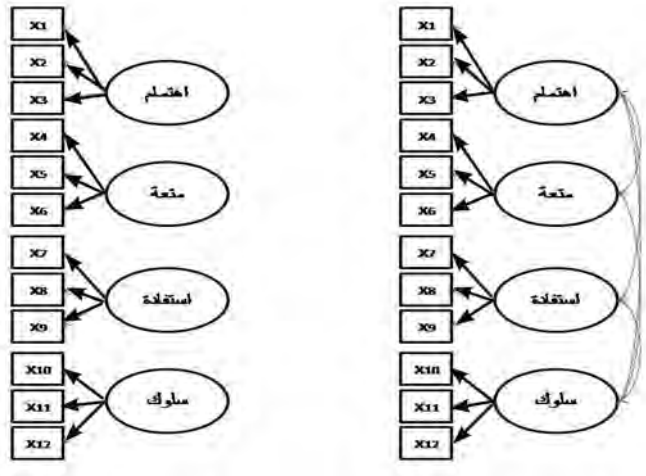
ـ نموذج العوامل الأربعة المرتبطة حيث توجد ارتباطات بين العوامل الأربعة (نموذج A).

ـ نموذج العوامل الأربعة المستقلة حيث لا توجد ارتباطات بين العوامل الأربعة (نموذج B).

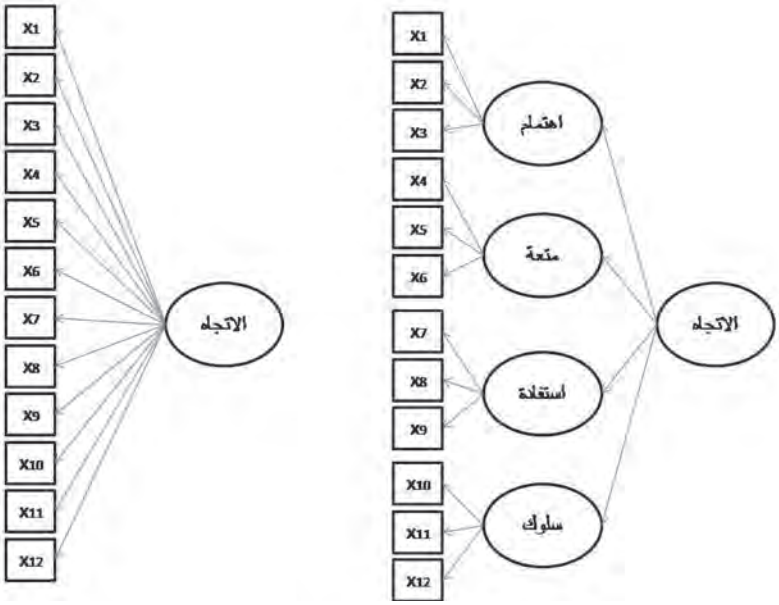
ـ النموذج الهرمي: تحليل عاملي توكيدي ثنائي الرتبة (عامل عام للعوامل الأربعة) (نموذج D).

ـ نموذج العامل العام حيث كل مفردات المقياس تتشبع على عامل عام (نموذج C).

وهذه النماذج يمكن عرضها على النحو الآتي:



(A): نموذج العوامل المرتبطة (B) : نموذج العوامل المستقلة



(D) نموذج التحليل العاملي التوكيدي ثنائي الرتبة (C) نموذج العامل العام

الشكل رقم (٢٦): نماذج عاملية توكيدية مختلفة للاتجاه نحو الحاسب الآلي (الكمبيوتر)

وعلى ذلك تم صياغة نماذج بديلة قبل إجراء التحليل العاملي التوكيدي لمعرفة أيهما أكثر مطابقة، وهنا تستخدم إستراتيجية المقارنة بين النماذج.

والنماذج المتكافئة أو البديلة تقوم على مصفوفة التغاير نفسها، ولكن بوجود تصورات مختلفة للمسارات بين المتغيرات المقاسة نفسها، وعليه فإن لكل نموذج معادلة بنائية العديد من النماذج المكافئة. ويؤكد Boomsma (2000)أن الباحثين في العلوم الاجتماعية لا يختبرون نماذج بديلة للنموذج المفترض. ويتم تقويم مطابقة النموذج البديل بمقارنته بالنموذج المفترض بثلاثة طرائق كما أشار Weston & Gore (2006) :

١ ـ تقويم المسار وذلك بفحص الدلالة الإحصائية لتقديرات المعالم.

٢ ـ التغير في التباين المفسر للمعادلات البنائية للمتغيرات الكامنة الداخلية.

٣ ـ اختبار التحسن في مطابقة النموذج من خلال اختبار فروق كا٢ $\chi^2 diff$ وكذلك مؤشرات المطابقة الأخرى.

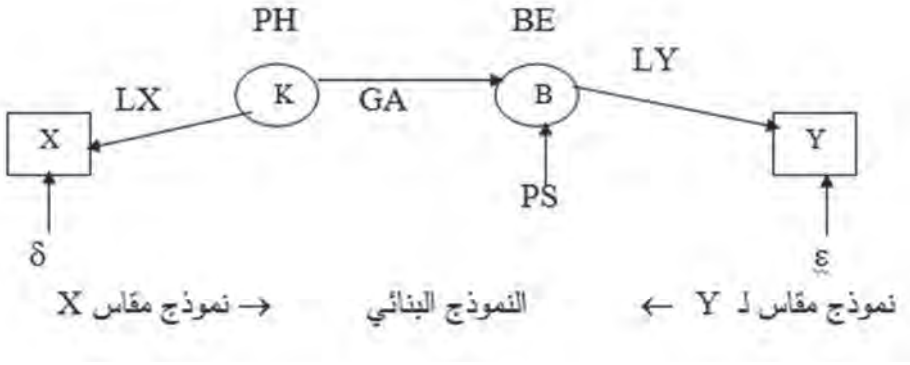
وعلى ذلك فلابد من صياغة نماذج بديلة قبل التحليل قائمة على أسس نظرية بقدر الإمكان، وذلك حتى نعالج أهم محددات SEM وهي الادعاء بوجود سببية محتملة؛ لأن صياغتها تتيح للباحثين أكبر قدر من الاحتمالات؛ للتحقق من السببية الموجودة بين متغيرات الظاهرة موضوع الدراسة.

وكذلك تفيد صياغة النماذج البديلة للأطر النظرية التي تتضمن رؤى مختلفة لتفسير العلاقات بين المتغيرات، وهذا سائد في العلوم الاجتماعية؛ حيث يحدث غالبًا تعارض بين نتائج الدراسات السابقة. وهذا يعد مدعاة إلى صياغة العديد من النماذج البديلة لاختبارها في ضوء نتائج هذه الدراسات. وتتم صياغة نماذج بديلة في ضوء أسس إحصائية، وذلك من خلال ما تمدنا به مؤشرات التعديل Modification indices من إضافة مسارات ويحدث ذلك بعد إجراء تقدير النموذج. ولكن صياغة نماذج بديلة قبل التحليل أفضل وأكثر أمانًا من صياغتها بعد التحليل؛ حيث صياغتها قبل تكون لها معقولية نظرية وتفسيرية، ولكن صياغتها بعد التحليل تكون على أسس إحصائية يمدنا بها البرنامج، ولكن يمكن أن تكون النماذج البديلة بعد التحليل مقبولة بدرجة كبيرة مثل صياغتها قبل التحليل إذا توافر تفسير وتبرير نظري قوي للمسارات التي اقترح البرنامج إضافتها.

ويوجد نقص وعدم وضوح وعي بصياغة النماذج البديلة عند اختبار نموذج المعادلة البنائية في التراث النفسي؛ حيث يوجد القليل من الدراسات التي صاغت نماذج بديلة في مجال علم النفس قبل التحليل، كما توصل إلى ذلك (MacCallum & Austin, 2000; McDonald & HO, 2002; MacCallum et al., 1993)، ولكن Martines (2005) وجد أن ٦ , ٤٧٪ من الدراسات صاغت نماذج بديلة في مجال علم النفس الإرشادي.

٣. ٨ العرض الرياضي لنموذج المعادلة البنائية

يميز برنامج LISREL بين المتغيرات المستقلة والتابعة، وأيضًا بين المتغيرات المقاسة والكامنة؛ لذلك فإن المتغيرات الكامنة هي نوعان: المتغيرات الخارجية (المستقلة) إكساي (KSI) والمتغيرات الداخلية (التابعة) إيتا (Eta). ويتكون النموذج المقاس من نموذجين فرعيين، هما: نموذج خاص لـ X الممثل للمتغير الكامن المستقل (إكساي)، ولـY الممثل للبعد أو المتغير الكامن التابع (إيتا)، وفيما يلي شكل يوضح مصفوفات المعالم فيLISREL :



الشكل رقم (٢٧): ملخص لمصفوفات المعالم في LISREL

النموذجان على الشمال واليمين هما نموذجان مقاسان، وفي الوسط نموذج بنائي، ويجري التعبير الرياضي عن النموذج المقاس والنموذج البنائي للنموذج في الشكل (٢٧) في ضوء المعادلات التي اعتمد عليها برنامج الليزرال وأن العرض يكون للمعالم الحرة في النموذج.

أولاً : العرض الرياضي للنموذج المقاس: يتم ترجمة النموذج المقاس (التحليل العاملي التوكيدي) من خلال الصيغة الآتية:

$$X = \lambda\ \xi + \delta$$

$$Y = \lambda\ \eta + \varepsilon$$

حيث λ (لامدا) تمثل التشبعات بالعامل، ξ تمثل المتغير الكامن المستقل، η المتغير الكامن التابع، ε وδ تمثل الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة (البواقي). ويتكون نموذج القياس من أربع مصفوفات وهي على النحو الآتي:

١ـ Lambda x (لامدا x): هي تأثير المتغير الكامن المستقل في المتغير المقاس x، وهي بمنزلة معاملات الانحدار، وهي على النحو الآتي:

الجدول رقم (٩): مصفوفة تشبعات X بالمتغيرات الكامنة المستقلة

X	KSI_1 (ξ_1)	KSI_2 (ξ_2)
X_1	1	0
X_2	LX_{21}	0
X_3	LX_{31}	0
X_4	0	1
X_5	0	LX_{52}
X_6	0	LX_{62}

٢ ـ مصفوفة أخطاء القياس دلتا (δ):

الجدول رقم (١٠): مصفوفة أخطاء القياس (δ) الواقعة بالمتغيرات المقاسة (X)

X	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
X_1	δ_{11}					
X_2	0	δ_{22}				
X_3	0	0	δ_{33}			
X_4	0	0	0	δ_{44}		
X_5	0	0	0	0	δ_{55}	
X_6	0	0	0	0	0	δ_{66}

٣ ـ مصفوفة تشبعات المتغيرات المقاسة Y على المتغيرات الكامنة التابعة (إيتا)، على النحو الآتي:

الجدول رقم (١١): مصفوفة تشبعات Y على المتغيرات الكامنة التابعة lambda

Y	ETA_1	ETA_2
Y_1	1	0
Y_2	LY_{21}	0
Y3	LY_{31}	0
Y_4	0	1
Y_5	0	LY_{52}
Y_6	0	LY_{62}

٤ ـ مصفوفة أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات المقاسة Y الممثلة للمتغيرات الكامنة التابعة هي إبسيلون (ε):

الجدول رقم (١٢): مصفوفة أخطاء القياس الواقعة على المتغيرات المقاسة Y (إبسيلون)

Y	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6
Y_1	ε_{11}					
Y_2	0	ε_{22}				
Y_3	0	0	ε_{33}			
Y_4	0	0	0	ε_{44}		
Y_5	0	0	0	0	ε_{55}	
Y_6	0	0	0	0	0	ε_{66}

ونلاحظ في مصفوفة LX وLY وضع قيمة ١,٠ يعني أن المعلم مثبت Fixed؛ ولأن المتغير الكامن غير مقاس فبالتالي فليس له وحدة قياس؛ ولذلك فمن الضروري وضع وحدة قياس للمتغيرات الكامنة؛ لكي تكون محددة مثل $LY_{11}=1$، $LX_{42}=1$ وهذا يحدث دائمًا في التحليل التوكيدي بافتراض أن العوامل هي في صورة غير معيارية، وتسمى المتغيرات المقاسة في هذه الحالة مثل X_1 و X_4 بالمتغيرات المرجعية، وجرى تثبيت تشبعها بالواحد الصحيح لتجنب مشكلة عدم التحديد للنموذج.

ثانيًا: العرض الرياضي للنموذج البنائي:

وفيما يلي معادلات النموذج البنائي الشكل (١١):

$$\eta_1 = \Upsilon_{11}\,\xi_1 + \Upsilon_{21}\,\xi_2 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\,\eta_1 + \zeta_2$$

وتمثل بأربع مصفوفات على النحو الآتي:

الجدول رقم (١٣): مصفوفات معالم النموذج البنائي

مصفوفة فاي	KSI_1	KSI_1
KSI_1	φ_{11} (phi)	
KSI_2	φ_{21}	φ_{22}

مصفوفة جاما Gamma (Υ)

	KSI_1	KSI_1
EIA_1	Υ_{11} (GA)	Υ_{12}
EIA_2	0	0

مصفوفة بيتا Beta (B)

	ETA_1	ETA_2
ETA_1	0	0
ETA_2	$B_{21\ (BE)}$	0

مصفوفة إبساي (ξ) PSI

	ETA_1	ETA_2
ETA_1	ξ_{11}	0
ETA_2	0	ξ_{22}

ونلاحظ في النموذج البنائي أن مصفوفة فاي (φ) تعكس التغايرات (الارتباطات) بين المتغيرات الكامنة المستقلة، وكذلك تباينات المتغيرات الكامنة المستقلة (ارتباطها بنفسها)، وهي معالم حرة في النموذج، وتعد جزءًا من نموذج القياس.

والنموذج البنائي يسمح بدراسة التأثيرات بين المتغيرات الكامنة، فتوجد ثلاثة مصفوفات: الأولى هي جاما التي تمثل التأثيرات من المتغيرات

الكامنة المستقلة إلى الكامنة التابعة، والثانية هي مصفوفة بيتا (β) التي تعكس التأثيرات بين المتغيرات الكامنة التابعة، والثالثة هي مصفوفة إبساي (PSI) التي تعكس التغايرات أو الارتباطات بين الأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة وهما ζ_{11}، ζ_{22}، وهما يعكسان التباين غير المفسر في المتغيرات الكامنة التابعة.

٣. ٩ تعقيد النموذج Model complexity

هذا مظهر من مظاهر تخصيص النموذج، وهو عدد المعالم الكلية الحرة المراد تقديرها، ويطلق عليها تعقيد النموذج، وهذه المعالم تكون محددة بعدد الملحوظات Observations المتاحة للتحليل، وهي هنا ليست حجم العينة، بل هي عدد المدخلات(المتغيرات) في مصفوفة التغاير للعينة (S) في أسفل القطر في المصفوفة (معاملات الارتباطات أو التغايرات) (Kline, 2011) ويطلق عليها أحيانًا عدد النقاط في المصفوفة وتقدر على النحو الآتي:

$$p = \frac{V(V+1)}{2}$$

حيث V عدد المتغيرات المقاسة، فإذا كانت V=10، فإن عدد معاملات التغاير في المصفوفة:

$$P = \frac{10(11)}{2} = 55$$

وهي تساوي العدد الكلي لتباينات الخلايا القطرية (١٠)، وبالإضافة إلى التغايرات (أسفل القطر) ٤٥. وعليه، فإن أقصى عدد من المعالم الحرة المراد تقديرها من خلال المصفوفة؛ لكي يكون النموذج محددًا من خلال

البرنامج هو ٥٥ معلمًا. وإذا كان عدد المعالم المراد تقديرها في النموذج أقل من ٥٥، يقال إن النموذج يتسم بالبساطة أو نموذج أكثر بساطة. والفرق بين عدد الملحوظات في المصفوفة وعدد المعالم المراد تقديرها عن طريق النموذج يطلق عليه درجات الحرية للنموذج:

$$df = P - q$$

q عدد المعالم المراد تقديرها، وP عدد النقاط أو معاملات الارتباط (التغايرات) في المصفوفة المدخلة.

والمتطلب الأساسي لإجراء التحليل هو $df \geq 0$ وعلى ذلك، فإنه من المتوقع أن النموذج الذي له درجات حرية كبيرة يتم رفضه لعدم تطابقه مع البيانات. وفي حالة المقارنة بين نموذجين لهما نفس المطابقة فمن الأفضل القبول بأكثر النموذجين بساطة تطبيقًا لمبدأ البساطة Parsimony principle على افتراض أنه نموذج أكثر قبولًا نظريًّا وتطبيقيًّا وواقعيًّا. وعلى ذلك فإن تعقيد النموذج يرتبط بالمقام الأول بعدد المتغيرات المقاسة فيه وعدد المعالم الحرة المراد تقديرها، ولا يرتبط تعقيد النموذج بإضافة حالات أو عينات كبيرة، ولكن بإضافة متغيرات للنموذج.

الفصل الرابع

تحديد نموذج المعادلة البنائية

٤ . تحديد نموذج المعادلة البنائية
Identification

يتناول هذا الفصل الخطوة الثانية من مراحل بناء نموذج SEM، وهي قضية التحديد؛ وذلك لمعرفة هل إمكانات المصفوفة المدخلة لها قدرة إنتاج تقديرات معالم نموذج SEM، وسنتعرف على تحديد قواعد التحديد لأشكال SEM مثل: تحليل المسار ونموذج التحليل العاملي التوكيدي. وفي هذا الفصل تم تقديم العديد من الأمثلة للنماذج المحددة تحديدًا تامًّا، وللنماذج فوق التحديد، والنماذج تحت التحديد (غير المحددة). وبعد قراءة هذا الفصل يستطيع القارئ تحديد النماذج التي يصعب تحليلها نتيجة عدم تحديدها، وكذلك ما إذا كانت إمكانات مصفوفة التغاير قادرة على إنتاج تقديرات المعالم للنموذج المحلل، وكذلك تشخيص وتجنب حدوث عدم التحديد للنماذج.

ومن أهم القضايا التي تواجه تحليل نموذج SEM هي قضية تحديد النموذج، والنموذج يكون محددًا إذا كان البرنامج قادرًا على اشتقاق تقديرات كل معالم النموذج من مصفوفة التغاير.

ومفهوم التحديد يشير إلى فكرة وجود على الأقل حل فريد ووحيد لكل معلم غير معروف في النموذج باستخدام البيانات المجمعة والقيود التي توضع على بعض المعالم، وحتى إذا لم توجد قيم مؤكدة للمعالم الحرة، فإن القيم يجب الحصول عليها، ويعاد إنتاج مصفوفة التغاير ـ التباين Σ للنموذج المفترض حتى يمكن مقارنتها بمصفوفة التغاير للعينة s.

ويوجد اعتباران أساسان لتحديد نموذج المعادلة البنائية، هما:

١ ـ درجات الحرية للنموذج يجب أن تكون على الأقل صفر ($df \geq 0$).

٢ ـ أي متغير كامن لابد أن تحدد له وحدة قياسية مترية.

٤ . ١ درجات الحرية للنموذج

يسمي بعض الباحثين شرط $df \geq 0$ بقاعدة العد Count Rule، والنموذج الذي لم يتوافر له القاعدة السابقة، يطلق عليه نموذج غير محدد Under-identification، وفيما يلي مثال توضيحي:

اعتبر المعادلة الآتية:

$$a + b = 6$$

a، b معالم، 6 ملاحظة أو قياس، وعلى ذلك فإن المعادلة السابقة تمتلك معلمين، بينما القياسات واحدة؛ ولذلك فمن غير الممكن الحصول على حلول وحيدة للمعالم مع وجود عدد لا نهائي لهذه الحلول فمثلًا: 6 = 4 + 2 (حل)، 6 =3+3 (حل ثانٍ)، 6 = 1+5 (حل ثالث) وهكذا، وهذه مشابهة عندما يحاول البرنامج اشتقاق أو الحصول على مجموعة وحيدة أو فريدة من التقديرات لمعالم نموذج المعادلة البنائية. وعندما تمتلك النماذج حلاً وحيدًا محتملاً لكل معلم مقدر، فإن هذه النماذج تكون محددة تمامًا Just- identification.

والقضية الأساسية في تحديد النموذج هي تحديد درجات الحرية، وتقدر من المعادلة الآتية:

درجات الحرية = عدد التغايرات في مصفوفة البيانات (P) – عدد المعالم الحرة المراد تقديرها (q).

وحيث df = p – q، وعليه فإن درجات الحرية دالة وظيفية لعدد المتغيرات المقاسة في النموذج وعدد المعالم المراد تقديرها.

والشرط الضروري لتحديد النموذج هو ما إذا كان عدد المعالم الحرة المراد تقديرها للنموذج (تشبعات العوامل، تباينات الأخطاء، العلاقات بين المتغيرات الكامنة، معاملات الانحدار، وغيرها) لا تزيد على عدد معاملات الارتباطات (المعادلات) في مصفوفة التغاير أو مصفوفة الارتباط (Baumgartner & Homburg, 1996; Bollen, 1989; Ullman, 2006).

وتهتم مرحلة تحديد النموذج بتقدير قيم المعالم الحرة للنموذج المفترض من مصفوفة التغاير، ففي بعض الحالات لا يتم التحليل أو يصل لحلول بعد ١٠٠ محاولة تدوير Iteration مثلًا؛ لأن النموذج يعاني من سوء تحديد (Schumacker & Lomax, 2010) .

وعندما يكون عدد المعالم الحرة المراد تقديره في النموذج مساوٍ لعدد المعاملات في مصفوفة التغاير أو الارتباط، فإن درجات الحرية تساوي صفرًا (df= 0)؛ ولذلك يقال إن النموذج محدد تمامًا أو متشبع، وهذا يمدنا بحلول وحيدة وفريدة للمعالم (Hoyle, 1995; Schumacker & Lomax, 2010).

وعندما يكون عدد المعالم المراد تقديرها أكبر من عدد المعادلات المشتقة من مصفوفة التغاير أو الارتباط (df < 0)، يكون النموذج تحت التحديد Under- identification وتكون درجات الحرية سالبة (Hoyle, 1995, Shah & Goldstein, 2006)، في هذه الحالة فإن معالم النموذج لا يمكن تقديرها إلا إذا تم تثبيت بعض المعالم أو وضع قيود معينة في النموذج. وتظهر مشكلات عند تقدير هذا النموذج فلا تستطيع برامج SEM إنجاز تحليل المصفوفة، وتظهر رسائل تحذيرية عديدة منها محدد المصفوفة السالب،

أو وجود خطأ ما، وحتى إذا تم التحليل فإن تقديرات المعالم والمطابقة غير موثوق بها، ولا نستطيع تفسيرها (Chou &Bentler, 1995; Holbert & Stephenson, 2002).

وتظهر قضية عدم التحديد للنموذج ليس لعيوب في تخصيص النموذج فقط، ولكن نتيجة عيوب في البيانات أو في المصفوفة المحللة (Hoyle, 1995)، أو نتيجة إعداد ملف المدخلات للبرنامج؛ حيث يحدث خطأ في وصف ملف المدخلات. وإذا استمر البرنامج في إعطاء إفادة بعدم القدرة على تقدير معالم النموذج، فيجب إعادة تخصيص أو وصف النموذج وصفًا له معنى (MacCalum,1995). وغالبًا يحدث عدم التحديد للنموذج في النماذج التي تتناول دراسة تأثيرات تبادلية بين المتغيرات الكامنة (Kline, 2016).

وعندما يكون عدد المعالم المراد تقديرها للنموذج أقل من عدد المعاملات في مصفوفة التغاير أو الارتباط، يقال إن النموذج فوق التحديد Over-identification (درجات الحرية تكون واحدًا فأكثر)، وهذا النموذج مفضل ومرغوب لوجود أكثر من معادلة مستخدمة لتقدير المعالم، وهذا يؤدي إلى الحصول على تقديرات دقيقة ومتسقة (Bollen, 1989; Shah & Goldstein, 2006)، وعلى ذلك فإن تقدير درجات الحرية شيء أساسي لفهم النموذج وتحديده ومطابقته. وينصح Shah & Goldstein (2006) بأهمية تقدير درجات الحرية لكل نموذج يرغب الباحث في التحقق منه.

ونمذجة المعادلة البنائية تتطلب أن يكون النموذج فوق التحديد أو على الأقل محددًا تمامًا. وعملية التحديد لأي نموذج مفترض يجب أن تتبع الخطوات الآتية:

١ ـ تحديد المصفوفة المدخلة وطريقة التقدير.

٢ ـ تقدير قضية لتحديد النموذج.

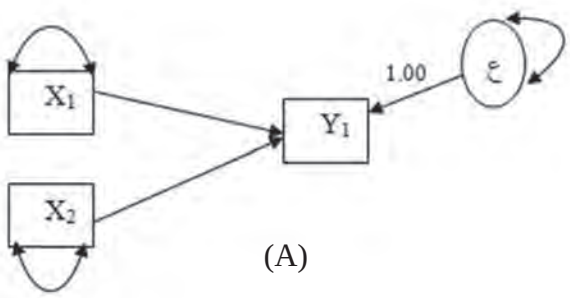
٣ ـ تقويم مطابقة النموذج.

٤ ـ إعادة تخصيص أو تعديل النموذج وتقويم مطابقته مرة أخرى.

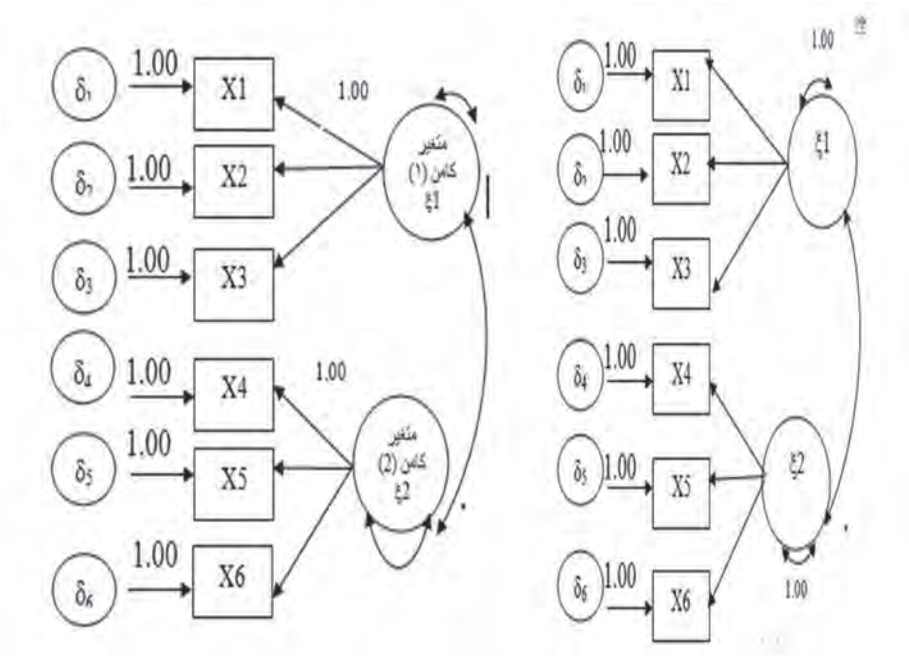
٤ . ٢ مقياسية المتغيرات الكامنة Scaling latent Variable

من أهم الإجراءات لتجنب قضية عدم التحديد تثبيت أحد التشبعات للمتغيرات المقاسة على المتغير الكامن بالواحد الصحيح، ويسمى مؤشر معياري. ونلاحظ أن البواقي (الأخطاء) في نموذج المعادلة البنائية يتم عرضها في شكل المسارات بوصفها متغيرات كامنة، ويجب أن يتم وضع مقياسية لكل متغير كامن في النموذج. والمتغيرات الكامنة في النموذج تكون:

١ ـ الأخطاء (البواقي): يجب وضع وحدة قياسية للبواقي أو أخطاء القياس لنماذج القياس في نموذج SEM (نموذج التحليل العاملي التوكيدي) من خلال تحديد التشبع بالوحدة Unit Loading identification، وتسمى في هذه الحالة بالمعلم المثبت، وهذا يعني أن التأثير المباشر من أحد الأخطاء (δ أو ε) بالمتغير الكامن (يسمى معامل مسار البواقي غير المعياري) دائمًا يكون مثبتًا عند الواحد الصحيح، ويمكن عرض ذلك من خلال الأشكال الآتية:



(A)



(B) (C)

الشكل رقم (٢٨): (A) تحليل مسار، (B): تحليل عاملي توكيدي غير معياري، (C): تحليل عاملي توكيدي معياري

ففي شكل (A) لنموذج تحليل المسار يتم وضع وحدة قياس لخطأ القياس زيتا (ζ) الواقع على المتغير التابع Y من خلال:

$$\zeta \xrightarrow{1.00} Y1$$

ونموذج التحليل العاملي التوكيدي في شكل (B) يتم تثبيت وحدة قياس لكل الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة، مثل:

٢ ـ العوامل: توجد طريقتان شائعتان لمقياسية العوامل:

الطريقة الأولى: هي كما سبق عرضه في مقياسية أخطاء القياس، وذلك بتثبيت تشبعات أحد المتغيرات المقاسة بالعامل بالواحد الصحيح ويسمى بالتشبع غير المعياري والواحد الصحيح يعتبر Default في معظم برامج SEM. وتسمى أحيانًا بمتغير العلامة Marker variable، فعلى سبيل المثال في شكل (B) نلاحظ أن:

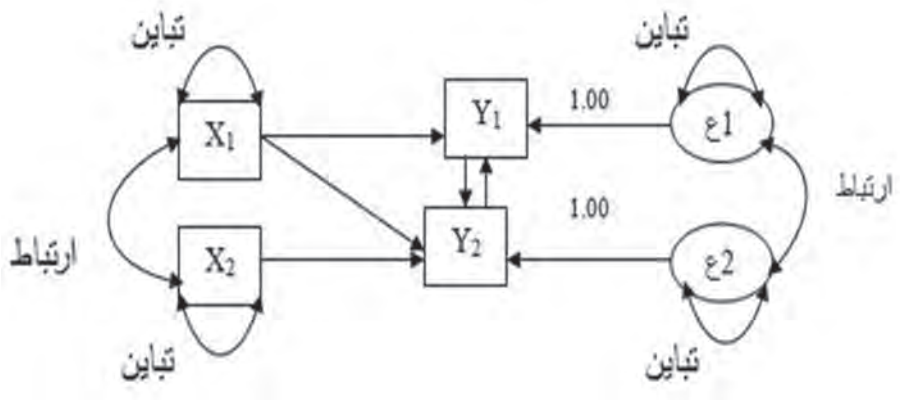
وبافتراض أن المتغيرات الممثلة للمتغير الكامن متساوية الثبات، فإن اختيار أي متغير مقاس كمتغير مرجعي لا يمثل مشكلة، ولكن غالبًا يتم اختيار أول متغير ممثل للمتغير الكامن مثل X_1 للمتغير الكامن ξ_1 وX_4 للمتغير الكامن ξ_2. ويمكن اختيار المتغير المرجعي اعتباطيًّا (عشوائيًّا)، فيمكن أن تكون X_2 للمتغير الكامـن ξ_2 أو X_6 للمتغير الكامـن ξ_2. وفي هذه الحالة يسمى نموذج التحليل العاملي التوكيدي ذات العوامل غير المعيارية.

وفي حالة عدم إعطاء وحدة قياسية للعوامل، وثبات تباين المتغيرات الكامنة المستقلة عند الواحد الصحيح كما في شكل (C) يسمى نموذج تحليل عاملي توكيدي ذات العوامل المعيارية.

الطريقة الثانية لمقياسية العوامل: هي تثبيت تباينها وتسمى Unit variance identification (UVI) وهذا التثبيت يساوي الواحد الصحيح، وعلى ذلك تصبح تشبعات كل المتغيرات المقاسة في النموذج حرة، ويتم تمثيل ذلك في شكل (C) بالسهم (↷) على المتغيرات الكامنة المستقلة، وكلاً من طريقتي مقياسية العوامل تعطي تقريبًا المطابقة نفسها للنموذج، خاصة عندما تتم دراسة مطابقة نموذج CFA للعينة نفسها، فإن كلاً من الطريقتين مقبولتان، وتثبيت تباينات العوامل لها ميزة، وهي البساطة للنموذج، ولكن من محددات هذه الطريقة اقتصارها فقط على المتغيرات الكامنة المستقلة، وذلك لأن معظم برامج SEM تسمح بوضع قيود على أي معلم للنموذج، ولكن تباينات المتغيرات الكامنة الداخلية (التابعة) لا تعد معلمًا للنموذج وكل البرامج مثل LISREL و SEPATH وRAMONA لا تعد تباين المتغيرات الكامنة التابعة معالم للنموذج. وهذه لا تعد مشكلة في حالة نماذج CFA على أساس أن كل المتغيرات الكامنة مستقلة. وتوجد حالات لا تفضل معيارية العوامل، منها: تحليل نموذج المعادلة البنائية من خلال عينات أو مجموعات متعددة حيث تختلف العوامل في تباينها، وكذلك في تحليل نماذج SEM للدراسات الطولية حيث توجد تباينات من خلال الزمن.

٤ . ٣ قضية التحديد وطبيعة النماذج

النماذج ذات التأثيرات الأحادية دائمًا تكون محددة، وذلك لنماذج تحليل المسار الكلاسيكي (PA) ونموذج (Bollen, 1989) SEM، وفي حالة النماذج تبادلية التأثير، فإن تحديد النموذج عملية معقدة، ودائمًا تكون هذه النماذج غير محددة، وإذا اتضح أن النموذج التبادلي يعاني من قضية عدم التحديد كما في الشكل الآتي:



الشكل رقم (٢٩): نموذج تحليل المسار التبادلي غير المحدد

في الشكل (٢٩) نموذج تحليل مسار ذي تأثيرات تبادلية وقبل جمع البيانات وتحليلها، لابد من تشخيص قضية التحديد، وذلك بحساب عدد التغايرات (الملاحظات) في المصفوفة مساوٍ ($0.5 (5 X_4$) = 10والمعالم الحرة المراد تقديرها = ٥ تأثيرات + ٢ ارتباط + ٤ تباينات (٢ تباين الخطأ + ٢ تباين متغيرات مستقلة) = ١١ معلمًا.

وينصح أن تكون عدد المعالم المقدرة أقل من عدد الملاحظات في المصفوفة وبتقدير درجات الحرية: df = 11-10 =-1 ،وعليه فإن النموذج

غير محدد، وهنا يجب إعادة تخصيص النموذج إما بحذف تأثير أو معلم أو بإضافة متغير خارجي مستقل آخر.

أو يمكن وضع قيود نسبية Proportionality Constraints على أحد التأثيرات أحادية الاتجاه بين Y_1 و Y_2، وهذا يقلل معالم النموذج من دون حذف متغيرات من النموذج، مثل:

$$\text{Set } \beta Y_1 Y_2 = \beta Y_2 Y_1$$

٤ . ٤ قضية التحديد في نموذج التحليل العاملي التوكيدي

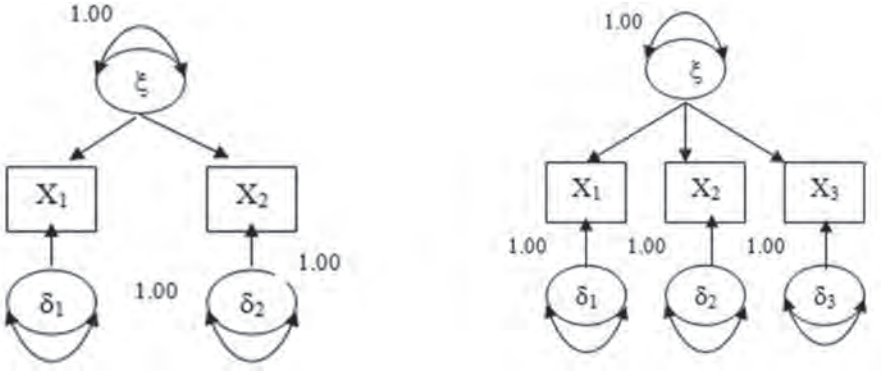
يمكن تجنب قضية التحديد في نماذج CFA؛ حيث تتشبع المفردة على عامل وحيد (Kline, 2011) من خلال الآتي:

أولاً: نموذج CFA المعياري؛ حيث يتشبع المؤشر أو المفردة على عامل وحيد، ولا توجد ارتباطات بين أخطاء القياس:

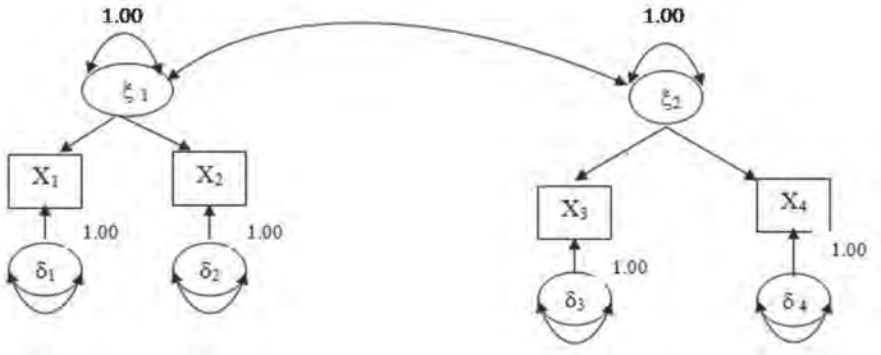
أ ـ إذا كانت نماذج التحليل العاملي التوكيدي تمتلك متغيرًا كامنًا واحدًا، فيجب أن يمثل بثلاثة مؤشرات على الأقل؛ لكي يكون النموذج محددًا.

ب ـ إذا كان نموذج CFA المعياري يمتلك عاملين فأكثر، فيجب تمثيل العامل بمؤشرين على الأقل؛ لكي يكون النموذج محددًا.

وكما سبق تناوله في أثناء الحديث عن العدد المناسب من المؤشرات الممثلة للمتغير الكامن، فيفضل أن تكون ثلاثة مؤشرات أو أربعة، وتمثيله بمؤشرين يكون أكثر عرضة لجعل النموذج غير محدد. وفيما يلي نماذج للتحليل العاملي التوكيدي المعياري:



(B): عامل واحد وثلاثة مؤشرات (A): عامل واحد ومؤشرين



(C): عاملان ومؤشران

الشكل رقم (٣٠): قضية التحديد لنماذج عاملية توكيدية معيارية

فإذا طبقنا هذه القواعد على نماذج CFA في الشكل السابق:

ففي شكل (A) يوجد عامل واحد بمؤشرين، عدد معالم هذا النموذج أربعة (٢ تشبع + ٢ تباين أخطاء قياس)، وعدد العناصر أو التغاير في المصفوفة ثلاثة تغايرات، وعليه فإن df=-1، وعلى ذلك يكون النموذج غير محدد أو تحت التحديد، ولكن وضع تثبيت أحد التشبعات وهو $\lambda_{11}=1$ يمكن أن يجعل النموذج محددًا؛ لأن df = 3-3 = 0.

وفي شكل (B) يوجد ثلاثة متغيرات مقاسة للعامل، وعليه فإن عدد المعالم في النموذج يساوي ستة وعدد التغايرات في المصفوفة يساوي ٦، وعلى ذلك فإن df=0 والنموذج في هذه الحالة يكون محددًا تمامًا.

وفي شكل (C) عدد التغايرات ١٠، وعدد المعالم تسعة (٤ تشبعات + ٤ تباينات + ١ تغاير)، وعلى ذلك فإن df=1، وبالتالي فإن النموذج فوق التحديد.

قضية التحديد لنماذج التحليل العاملي التوكيدي غير المعيارية

في نموذج CFA غير المعياري يكون البناء متعدد الأبعاد؛ حيث يسمح بتقدير تباينات العوامل ويسمح بتشبع أحد المؤشرات أو المتغيرات المقاسة على العامل بالواحد الصحيح. ويوجد معيار مهم حدده Kenny, Kashy & Bolger (1998) لكل عامل، وهو ثلاثة مؤشرات على الأقل تمثل للعامل حيث لا ترتبط الأخطاء الواقعة عليها بعضها ببعض.

٤. ٥ عدم التحديد الإمبريقي

يمكن أن تحدث قضية عدم التحديد للنموذج، ليس لوجود خلل في تخصيص أو بناء النموذج، أو نتيجة البناء غير الفعال لمكونات النموذج، بل لوجود مشكلات مرتبطة بالبيانات أو القياسات للمتغيرات المقاسة. ومن أهم هذه الإشكالات التي تؤدي إلى ظهور قضية عدم التحديد للنموذج هي قضية الاعتمادية أو التلازمية الخطية الشديدة، وأطلق عليها Kenny (1987) تحت التحديد الإمبريقي Empirical Under identification، وتحدث نتيجة وجود ارتباط عالٍ بين متغيرين (rx_1x_2 = 0.90)، وعلى ذلك فإن المتغيرين يعدان متغيرًا واحدًا، وهذا يقلل من فاعلية عدد التغايرات أو الارتباطات بين المتغيرات وبدوره يقلص القيمة الفعلية لدرجات الحرية

للنموذج، وربما تكون أقل من الصفر، ويمكن تجنب ذلك من خلال الفحص الجيد للبيانات والارتباطات.

ويمكن حدوث عدم التحديد الإمبريقي عندما تكون قيمة التأثير بين متغير كامن مستقل (ξ) إلى متغير كامن تابع (η)، خاصة في النماذج التبادلية، صغيرة جدًّا (قريبة من الصفر) أو عالية جدًّا ٠,٩٩.

تؤثر قضية التحديد الإمبريقي في نماذج CFA و SEM. فافترض أن قيمة تشبع X_2 بالعامل ξ في نموذج العامل الواحد (شكل ٣٠ـ B) قريبة من الصفر، فإن هذا النموذج يشابه نموذج العامل الواحد (شكل ٣٠ـ A)، وعلى ذلك يكون النموذج تحت التحديد $df < 0$. وحتى نموذج العاملين (شكل ٣٠ـ C) ربما يعاني من عدم التحديد الإمبريقي لو أن الارتباط بين العاملين ξ_1, ξ_2 قريب من الصفر (استقلالية)، وهذا يحول النموذج إلى نموذجين كلًّا منهما له عامل واحد، وكلًّا منهما يكون غير محدد.

ومن الأسباب الأخرى لحدوث عدم التحديد الإمبريقي للنموذج الابتعاد الشديد عن الاعتدالية أو الخطية، خاصة عند استخدام طريقة تقدير الاحتمال الأقصى (ML)، وأيضًا أخطاء التخصيص (استبعاد متغيرات جوهرية من النموذج).

٤. ٦ تشخيص مشكلات التحديد

يجب أن يتم تشخيص التحديد للنموذج بعد تخصيص أو بناء النموذج، وقبل جمع البيانات وليس بعد تقدير النموذج. ولكن بعد التحليل توجد مؤشرات تساعدنا على تشخيص قضية التحديد من خلال الرسائل التي تمدنا بها برامج SEM ، مثل:

Warning: TE2.2 may not be identified

Standard Errors, T – values, Modification indices not printed

أو الرسالة الآتية: Matrix is not positive definite.

أو الرسالة الآتية: Fatal Error: Degrees of Freedom are negative.

ولو تأكدت أن النموذج محدد تمامًا قبل التحليل، ثم فشل البرنامج في تقدير النموذج، فإن مصدر المشكلة قد يكون أن النموذج تحت التحديد أو أخطاء في كتابة مدخلات البرنامج، ولو أن البرنامج أعطى رسالة مفاداها الفشل في إجراء التقدير، فربما تكون القيم المبدئية للتقديرات غير مناسبة. وتفيد التقديرات غير المنطقية للمعالم مثل: التباين السالب والتأثيرات أو التشبعات التي تزيد على الواحد الصحيح بوجود مشكلة التحديد للنموذج.

٤ . ٧ تجنب حدوث قضية عدم التحديد للنموذج

يمكن تجنب قضية عدم التحديد لنماذج SEM من خلال الآتي:

١ ـ وضع معيارية أو وحدة قياس للمتغيرات الكامنة أو أخطاء القياس.

٢ ـ تجنب تعقيد النماذج التبادلية بقدر الإمكان؛ لأنها مصدر لحدوث قضية التحديد، وفي هذه الحالة يجب عدم استخدام طريقة التقدير OLS.

٣ ـ النصيحة الجيدة هي البدء بالنموذج البسيط (البساطة) كلما أمكن؛ حيث يوجد أقل عدد من المعالم المراد تقديرها.

الفصل الخامس

إعداد البيانات للتحليل

٥. إعداد البيانات للتحليل

Data preparation

يتناول هذا الفصل إجراءات مسح البيانات وإعدادها لتحليل نموذج المعادلة البنائية. كما يتناول قضية حجم العينة المناسب لتحليل SEM؛ ولأن طرائق تقدير نموذج SEM (مثل: ML) تتطلب توافر عدة مسلمات لاستخدامها؛ لذا سيعرض هذا الفصل التحقق من الاعتدالية وتشخيصها وكيفية معالجة البيانات غير الاعتدالية، وكذلك التعامل مع القيم المتطرفة. وسيجري أيضًا عرض إشكالية البيانات الغائبة في أثناء التحليل وكيفية التعامل معها هل نحذفها أم نبقي عليها؟. وأخيرًا بعد قراءة هذا الفصل يتوقع أن يكون القارئ قادرًا على التحقق الفعلي من مسلمات SEM وكيفية إجراء مسح للبيانات.

بعد تخصيص النموذج ورسم شكل المسارات يتم تقدير معالم النموذج من خلال البيانات الخام أو مصفوفة الارتباط أو التغاير بين المتغيرات المقاسة، وتتضمن هذه المرحلة إجراءات مسح البيانات، وتتضمن عدة قضايا أساسية أهمها:

٥. ١ طبيعة البيانات المتولدة من التصميم البحثي

في تخصصات الإدارة والتسويق وعلم النفس اعتمدت أغلب الدراسات التي استخدمت نمذجة المعادلة البنائية على بيانات مستعرضة، وزادت عن ٩٠٪ والنسبة الباقية تناولت بيانات تجريبية وطولية (Baumgartner &

.Homburg, 1996; Breckler, 1990; Smith & Smith, 2004)
وتنقسم البيانات إلى:

١ ـ بيانات مستعرضة Cross- sectional data: هي بيانات للمتغيرات التي تجمع من تطبيق المقاييس أو الاستبانات على الأفراد في مناسبة أو في مدة زمنية معينة، وهذه البيانات سائدة في البحث النفسي. والقضية الجوهرية للنماذج التي تستخدم هذه البيانات كيفية تحديد طبيعة التأثيرات السببية الأحادية أو التبادلية بين المتغيرات (MacCallum & Austin, 2000)، وكذلك تفسير العلاقات التأثيرية بين المتغيرات تفسيرًا سببيًّا من دون تجريب حقيقي.

٢ ـ البيانات الطولية Longitudinal data: يحدد& MacCallum Austin (2000) نوعين من تصميم الدراسات الطولية. النوع الأول يتضمن متغيرات مختلفة تقاس خلال مناسبات متتالية، والنموذج يحدد تأثير المتغيرات في مناسبة ما على المتغيرات الأخرى في مناسبات لاحقة، ويسمى تصميمًا تسلسليًّا Sequen- tial Design. والآخر هو تصميم القياسات المتكررة؛ حيث تقاس المتغيرات نفسها خلال الزمن، ويكون الاهتمام هنا بدراسة التغيرات خلال الزمن، وتستخدم أحد أشكال تطبيقات SEM وهو النموذج النمائي الكامن.

٣ ـ البيانات التجريبية data Experimental: النظرة الضيقة لـ SEM، هي أنها تصلح للتعامل مع بيانات غير تجريبية فقط، وهذا ما انتهجته معظم دراسات SEM، ودائمًا يتم تحليل البيانات المتولدة من التصميمات التجريبية في ضوء اختبارات-ANO، MAVOVA، T

VA، ANCOVA وغيرها. وفي معظم التصميمات التجريبية يكون المتغير المستقل تصنيفيًّا بمستويين (تجريبة ـ ضابطة)، بينما المتغير التابع متصل، فمثلاً تصميم المجموعتين يمكن استخدام اختبار (ت) أو اختبار مان ـ ويتني، ولكن يمكن استخدام SEM للتعامل مع البيانات التجريبية، وذلك في ضوء التعبير عن المتغيرات المقاسة في صورة متغيرات كامنة (للمزيد انظر: Bagozzi, 1977).

٥. ٢ حجم العينة Sample size

يؤثر حجم العينة تأثيرًا كبيرًا على ثبات تقديرات معالم النموذج ومطابقته وقوته الإحصائية (MacCallum et al., 1996). فكلما زاد حجم العينة زادت دقة التغايرات بين المتغيرات، وبدوره يؤدي إلى الحصول على نتائج ثابتة وصادقة. ويعد حجم العينة من القضايا الجوهرية في مجال تحليل SEM، ويقال إن إستراتيجية نمذجة المعادلة البنائية قائمة على أحجام العينات الكبيرة Large sample technique؛ حيث إن كل طرائق التقدير لاختبارها قائمة على نظرية Asymptotic theory، وذلك للحصول على تقديرات صادقة (Baumgartner & Homburg, 1996).

وتوصل Jackson(٢٠٠٣) باستخدام إستراتيجية المحاكاة إلى أن العينات الصغيرة غالبًا تؤدي إلى تقديرات معالم منخفضة الثبات وتحيز عالٍ لقيم مؤشري المطابقة χ^2 ,RMSEA وعدم التأكد (الشك) في إعادة النتائج مستقبلًا. وأن استخدام أحجام عينات صغيرة يؤدي إلى قوة إحصائية (الحصول على دلالة إحصائية على مستوى العينة وهي موجودة بالفعل في المجتمع) منخفضة للحصول على دلالة إحصائية لتقديرات المعالم، ويؤدي إلى تقلص قيم مؤشرات المطابقة. وقضية تحديد حجم العينة تؤثر فيها عوامل

عديدة، مثل: عدد المتغيرات المقاسة لكل متغير كامن، وخصائص التوزيع، فإذا كانت المتغيرات متصلة وذات توزيع اعتدالي، والعلاقة بينها خطية، فيمكن الاعتماد على أحجام عينات معقولة نسبيًّا، وكذلك طريقة التقدير؛ حيث تتطلب معظم طرائق التقدير (ML, GLS) حجم عينة كبيرًا نسبيًّا، أما طريقة ADF فتتطلب أحجام عينات كبيرة جدًّا ٥٠٠ فرد على الأقل. ومن العوامل المهمة التي تؤثر في تحديد حجم العينة تعقيد النموذج، فتحليل النماذج المعقدة يتطلب أحجام عينات أكبر من تحليل النماذج البسيطة؛ وذلك لأن النماذج المعقدة لها معالم كثيرة، هذا بدوره يحتاج إلى تقديرات كثيرة. وأيضًا يعتمد حجم العينة على قوة العلاقة بين المتغيرات المقاسة وثباتها وكذلك البيانات الغائبة.

وتوجد آراء متعارضة فيما يخص تحديد حجم العينة لإجراء تحليل نمذجة المعادلة البنائية، فالبعض يحدد حجم العينة في ضوء عدد المتغيرات المقاسة، والبعض يحددها في ضوء عدد المعالم الحرة المراد تقديرها في النموذج (Bentler & Chou, 1987, Bollen, 1989). وتحديد حجم العينة تؤثر فيها متغيرات عديدة، مثل: اعتدالية البيانات وعدد المؤشرات لكل متغير كامن (Velicer & Fava, 1992; West et al., 1995)، والبعض يحدد حجم العينة من خلال إجراء تحليل القوة الإحصائية القبلي (MacCallum et al., 1996). وأشار Quintana & Maxwell (1999) إلى أنه في ضوء النماذج المعقدة، فإن حجم العينة المرغوب فيه لتحقيق قوة ٠,٨ هو ٢٠٠ على الأقل. ويوجد القليل من التوجهات لتحديد حجم العينة في ضوء مستوى القوة الإحصائية المناسبة.

وأشار Brown (2006) إلى أن الباحثين اعتمدوا على القواعد المتعارف عليها Rules of Thumb لتحديد حجم العينة في ضوء عدد المعالم الحرة

المراد تقديرها. ويرى Iacobucci (2010) أن هذه القواعد هي تبسيط لا داعي له، وتقوم على خبرة عملية وليست على أسس إحصائية، وتوصل Jackson (2001) إلى عدم تدعيم لهذه القواعد، ولكنه أعاد الدراسة نفسها (٢٠٠٣) بتصميم مختلف وتوصل إلى تدعيم لهذه القواعد.

ويرى بعض الباحثين أن يمثل كل معلم في النموذج من ٥ إلى ١٠ أفراد، إذا كان توزيع المتغيرات اعتداليًّا (Bentler & Chou, 1987) أو بعشرة أفراد (Mueller, 1996) أو من ١٠ إلى ٢٠ فردًا (Kline, 2011) أو من ثلاثة إلى خمسة (Bollen, 1989) أو كحد أدنى ٢٠ فردًا (Chou & Bentler, 1995; Costello & Osbrne, 2005). وينبغي تأكيد أن هذه القواعد تحت شرط مسلمة الاعتدالية للبيانات. وفي الحقيقة لا يوجد قاعدة معينة تطبق في كل النماذج (Muthen & Muthen, 2002). وأوصى Quintana & Maxwell (1999) باستخدام قاعدة Bentler & Chou (1987). والممارسة العملية تقول إن تمثيل المعلم بخمسة أفراد مقبول، وبعشرة أفراد واقعي، وبعشرين فردًا مثالي.

ويمكن أن نعتمد على قاعدة Kline (2016) بأن الوضع الأمثل لتمثيل المعلم في النموذج عشرين فردًا. وعلى ذلك فإذا كانت عدد المعالم المقدرة في النموذج عشرة معالم، فإن حجم العينة المناسب 200=10×20، والوضع الأقل مثالية هو تمثيل المعلم بعشرة أفراد وعلى ذلك يكون حجم العينة 100 = 10×10.

وأوصى العديد من الباحثين بالحد الأدنى لحجم العينة الإجمالي اللازم لإجراء نمذجة المعادلة البنائية بـ ٥٠فردًا على الأقل (Iacobucci, 2010)، أو ١٥٠ فردًا (Anderson & Gerbing, 1988)، أو ١٠٠ فرد (Bollen,

1989)، أو ٢٠٠ فرد (Boomsma, 2000; Chou & Bentler, 1995; Jackson, 2003, 2001; Kline, 2011; Muthen & Muthen, 2002) وكل ذلك مع توافر الاعتدالية للبيانات، وأشار Hu, Bentler & Kano (1992) أن حجم عينة ٥٠٠٠ قد يكون غير كافٍ في بعض المواقف التحليلية.

ويرى بعض المتخصصين أن أي تحليل لنموذج المعادلة البنائية قائم على عينة أقل من ٢٠٠ فرد يجب أن لا يقبل للنشر إلا إذا كان المجتمع الإجمالي للعينة صغيرًا (Barrett, 2007). وأشار Du (2009) إلى أن حجم العينة الشائع في التراث من ٢٠٠ إلى ٤٠٠ فرد، ويمثل المتغير المقاس بـ ١٥ فردًا. وينصح باستخدام حجم العينة من ٣٠٠ إلى ١٠٠٠ فرد عند التعامل مع نماذج معقدة وتبتعد البيانات عن الاعتدالية (West, Finch & Curran, 1995). ومن خلال الاطلاع على العديد من الدراسات المنشورة، وجد Schumacker & Lomax (1996) أن أحجام العينات تراوحت من ٢٥٠ إلى ٥٠٠ فرد في الدراسات النفسية. وتحليل نموذج SEM لحجم عينة أقل من ١٠٠ يكون من الصعب الدفاع عنه إلا إذا كان النموذج بسيطًا، ولكن أحيانًا استخدام عينات كبيرة في تحليل SEM يؤدي إلى الحصول على تقديرات للأخطاء المعيارية غير حقيقية.

وأكد Jackson (2003) أنه من الصعب أن نعمم الحد الأدنى للعينة في تحليل SEM على كل النماذج، نتيجة وجود عوامل عديدة تؤدي دورًا في تحديد العدد الكافي من العينة.

وتظهر إشكالية أخرى في قضية حجم العينة وهي اختيارها؛ حيث تؤدي دورًا في الحصول على تقديرات صادقة، فمثلاً طريقة ML تتطلب أن تكون البيانات متولدة من عينة عشوائية بسيطة؛ وذلك لأن اختيار عينة من طبقات

متعددة تحتاج إلى معالجة إحصائية مختلفة، وهي تحليل نمذجة المعادلة البنائية متعددة المجموعات، وأن العشوائية تؤثر في تباينات المتغيرات وبدورها تؤثر في تشبعات العوامل مطابقة النموذج.

وفي دراسات الإدارة والاتصال والتسويق وعلم النفس زاد متوسط حجم العينة عن ٢٠٠ واقترب وسيطها من ٢٠٠ (Baumagrtner & Homburg, 1996; Breckler, 1990; Shah & Goldstein, 2006)، بينما توصل MacCallum & Austin (2002) إلى أن ١٨٪ من الدراسات في مجال علم النفس استخدمت عينة أقل من ١٠٠ فرد، وتوصل Smith & Smith (2004) في دراسات الإدارة إلى أن ٥٥٪ من الدراسات استخدمت عينة أقل من ٢٠٠، وتوصل Breckler (1990) إلى أن ٥٠٪ من الدراسات في مجال علم النفس استخدمت عينة أكثر من ٥٠٠.

٥. ٣ أشكال البيانات المدخلة

يعتمد معظم الباحثين على البيانات الخام التي يحصلون عليها من تطبيق مقاييس الدراسة، وتحليل هذه البيانات الخام يسمى تحليلًا أوليًّا Primary analysis. وكذلك في تحليل نموذج SEM يعتمد الباحثون على مصفوفة الارتباط والتغاير والمتوسطات والانحرافات المعيارية وحجم العينة، وهذا ليس مقصورًا على تحليل SEM، بل يحدث أيضًا في الأساليب الإحصائية التقليدية. فمثلاً عند تحليل نموذج الانحدار المتعدد في برنامج SPSS نحتاج إلى مصفوفة الارتباط والمتوسطات والانحرافات المعيارية كملف مدخلات، والتحليل الذي يعتمد على ملخص الإحصاءات كمصفوفة الارتباط ومؤشرات الإحصاء الوصفي

يسمح لباحثين آخرين بإعادة التحليل نفسه ويطلق عليه التحليل الثانوي Secondary analysis. يرى البعض أن أسلوب ما وراء التحليل Meta analysis تحليلاً ثانويًا؛ حيث يسمح بتحليل ملخص الإحصاءات من دراسات أولية مختلفة معًا. وعلى ذلك، فإن معظم دراسات SEM لابد أن تتضمن عرض مصفوفة الارتباط والانحراف المعياري، وهذا يسمح لباحثين آخرين بإعادة التحليلات الأصلية للدراسة لاختبار نماذج بديلة أخرى لم يختبرها صاحب الدراسة الأصلية (Kline, 2016). وعليه، فإن كل برامج SEM تقوم بإجراء التحليلات في ضوء البيانات الخام أو في ضوء ملخص مصفوفة البيانات (الارتباط أو التغاير). على الرغم من أن Cudeck (1989) يرى أن تقدير نمذجة المعادلة البنائية لابد أن يقوم على مصفوفة التغاير وليس الارتباط.

لابد من اعتبارات معينة عند الاختيار بين التعامل مع البيانات أو مع ملخص مصفوفة البيانات؛ منها أن بعض التحليلات تحتاج إلى البيانات خاصة عند استخدام البيانات غير الاعتدالية مع طريقة تقدير تفترض الاعتدالية، مثل: طريقة ML، وملف مدخلات المصفوفة يوفر جهدًا كبيرًا في أثناء كتابة ملف المدخلات، فعند التعامل مع ١٠٠٠ حالة لعشرة متغيرات فإن ملف البيانات الخام يحتاج إلى ١٠٠٠ خط أو أكثر، ولكن مصفوفة الارتباط مثلاً تحتاج إلى عشرة خطوط فقط، وإذا لم تتضمن المتوسطات في التحليل، فيفضل استخدام مصفوفة التغاير أو مصفوفة الارتباط مقرونة بالانحرافات المعيارية.

المصفوفة المدخلة Input Matrix: يمكن التعامل مع البيانات الخام كمدخل لتحليل نمذجة المعادلة البنائية إلا أن أغلب الباحثين يستخدمون

مصفوفة التغاير (∑) أو مصفوفة الارتباط (R) أو (S). وفيما يلي شكل مصفوفة الارتباط ومصفوفة التغاير:

الجدول رقم (١٤): ملخص لمصفوفات الارتباط والتغاير

المتغيرات			المتغيرات		
Y_1	X_2	X_1	Y_1	X_2	X_1
ملخص المصفوفة مع SD					
التغاير			**الارتباط مع SD**		
		38.5000			1.0000
	212.500	42.5000		1.0000	0.4699
22.0000	51.5000	17.5000	1.0000	0.7496	0.6013
			4.6904	14.5773	6.2048
المصفوفات مع SD والمتوسط					
التغاير والمتوسط			**الارتباط و SD والمتوسط**		
		38.5000			1.0000
	22.5000	42.5000		1.0000	0.4699
22.0000	51.2500	17.5000	1.000	0.7496	0.6013
25.0000	60.0000	11.0000	4.6904	14.5773	6.2048
			25.0000	60.0000	11.0000

ويفضل وضع أربعة قيم بعد العلامة العشرية 0.0000، وهذا بدوره يقلل الخطأ في التحليل. ويفضل أن تكون في هذا الشكل أسفل القطر Lower diagonal from. ومعظم برامج SEM تقبل المصفوفة بهذا الشكل بدلاً من إدخالها أعلى القطر؛ لأن الإحصاء الأساسي لتحليل النموذج SEM هو التغاير، ويتم تقديره لمتغيرين متصلين X و Y على النحو الآتي:

$$COV_{xy} = r_{xy} \; SD_x \; SD_y$$

حيث r_{xy} معامل ارتباط بيرسون، SD_x، SD_y الانحراف المعياري لـ X، Y و COV_{xy} قوة العلاقة بين X و Y وتباينها.

ولأنه إحصاء غير معياري، فإن قيمته ليس لها حدود صغرى أو عظمى، فمثلاً يمكن أن يكون ١,٨٠٠ أو ١٩,٤٧. وتحليل مصفوفة الارتباط من دون الانحراف المعياري يعطي نتائج غير دقيقة (Kline,2016)، وأن تحليل نموذج SEM يعكس فروضًا حول تباينات وتغايرات؛ ولذلك يطلق عليه بناء التغاير Covariance Structure.

وبعض الباحثين يعتقدون أن تحليل SEM مهتم فقط بالتغايرات، وعندما يتم تحليل التغايرات بجانب المتوسطات، فإن النموذج يمتلك بناء التغايرات والمتوسطات Covarians and Mean Structure. في بعض الأحيان يهتم الباحثون بتقدير العوامل من خلال تحليل التغايرات بين المتغيرات، وأيضًا يريد اختبار ما إذا كانت متوسطات العوامل (المتغيرات الكامنة) متساوية من خلال مجموعات مختلفة، وتستخدم عند دراسة التشابه العاملي Factorial invariance. ويستخدم الانحراف المعياري لتحويل مصفوفة الارتباط إلى مصفوفة تغاير. ويرى Quintana & Maxwell (1999) أنه على الرغم من أنه من المرغوب أو في بعض المواقف الضرورية لابد من استخدام مصفوفة التغاير إلا أنه من الممكن إجراء تحليل SEM باستخدام مصفوفة الارتباط في معظم البرامج.

ويرى MacCallum & Austin (2000) أنه في بعض التصميمات البحثية مثل: تصميم القياسات المتكررة أو معالجة بيانات متعددة المجموعات Multi-groups، فمن الضروري استخدام مصفوفة التغاير، وذلك للحصول على معلومات عن تباينات المتغيرات عبر المجموعات أو عبر الزمن. ويحذر Cudeck (1989) من استخدام مصفوفة الارتباط؛ لأن النتائج أحيانًا تكون

غير دقيقة مثل: الأخطاء المعيارية وحدود الثقة وإحصاءات الدلالة ومؤشرات المطابقة. وتقوم معظم البرامج بتحويل مصفوفة الارتباط إلى مصفوفة التغاير باستخدام المتوسطات والانحرافات المعيارية، ويرى Boomsma (1983) أن تحليل مصفوفة الارتباط يؤدي إلى تقديرات غير دقيقة لتقديرات معالم SEM، وتحيز لتقديرات الأخطاء المعيارية المقابلة للمعالم.

وتتعامل برامج الكمبيوتر مع هذه القضية بوضوح، فبرامج SEPATH وEQS و RAMONA تعطي تقديرات صحيحة للمعالم عند استخدام مصفوفة الارتباط، كذلك يستخدم برنامج الليزرال LISREL وبرنامج MX مصفوفة الارتباط.

وأن قيمة التغاير بين متغيرين X وY هي:

$$Cov_{xy} = \frac{\Sigma(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{n - 1}$$

$$r_{xy} = \frac{Cov_{xy}}{SD_X SD_y}$$

وعلى ذلك، فالتغاير يتضمن معلومات عن قوة العلاقة بين متغيرين ومدى تباينها في العينة المقدر منها. وينصح باستخدام مصفوفة التغاير لتحليل نمذجة المعادلة البنائية للحصول على نتائج صحيحة (MacCallum & Austin, 2000; Schumacker & Lomax, 2010)، وأن النظرية الإحصائية لطريقتي التقدير GLS أو ML قائمة على مصفوفات التغاير؛ وذلك لأنها تتعامل مع درجات خام (غير معيارية)، إلا أن الباحثين يفضلون في الممارسات البحثية استخدام مصفوفة الارتباط عن مصفوفة التغاير في معظم التحليلات لـ SEM (Baumgrtner & Homburg, 1996).

عمومًا، فإن مطابقة النموذج في ضوء مصفوفة التغاير إحصائيًّا هو الإجراء المعياري، ولكن الاستعاضة بمصفوفة الارتباط غالبًا ما تكون صحيحة وممكنة. ولكن في حالة المقارنة بين المجموعات وتساوي المعالم من خلال هذه المجموعات، وكذلك من خلال الزمن، فالباحث يجب أن لا يستخدم مصفوفة الارتباط.

وتوصلت الدراسات التقويمية إلى أن مصفوفة الارتباط الأكثر استخدامًا في دراسات علم النفس والتسويق (Baumgrtner & Homburg, 1996; McDonald & Ho , 2002)، ولكن توصل Shah & Goldstein (2006) إلى أن مصفوفة التغاير الأكثر استخدامًا ٨ , ٣٠٪ في مقابل مصفوفة الارتباط ٢ , ٢٥٪ وذلك في مجال الإدارة، وكذلك أوضحت الدراسات أن عددًا ليس بقليل لم يحدد نوع المصفوفة المحللة (Holbert & Stephenson, 2002; McDonald & HO, 2002)، وتوصل MacCallum & Austin (2000) إلى أن ٥٠٪ من الدراسات في مجال علم النفس اعتمدت على مصفوفة الارتباط.

٥. ٤ البيانات الغائبة أو المفقودة Missing data

تعد قضية البيانات الغائبة من أهم المشكلات في تحليل البيانات، وتحدث عندما يرفض أو ينسى المفحوص الاستجابة على مفردة أو أكثر، وهذا يؤثر في تعميم النتائج. والإجراءات الإحصائية لـ SEM تتطلب أن تكون وحدة التحليل تامة أو كاملة البيانات. ويتعامل الباحثون دائمًا مع البيانات الكاملة، ويرى Raykov, Tomer, & Nesserlroade (1991) أن نتائج SEM تتأثر بالبيانات الغائبة والمشكلة التي تواجه الباحثين في أثناء التحليل الإحصائي هي كيفية معالجة البيانات المفقودة (غياب بيانات على متغير واحد فأكثر لفرد واحد فأكثر)، وتظهر البيانات المفقودة نتيجة أخطاء

الإدخال أو مشكلات في أثناء جمع البيانات أو الرفض للاستجابة على مفردة ما فأكثر، وتعد عملية تحليل قواعد البيانات، التي بها درجات غائبة، معقدة.

وتوجد عدة إستراتيجيات للتعامل مع البيانات الغائبة، وهي أربعة تصنيفات كما ذكرها (Hair et al., 1998; Kline, 2016; Schumacher & Lomax, 2010) على النحو التالي:

- طريقة الحالة المتاحة Available case method: هي تحليل البيانات المتاحة، وهذا يتضمن نوعين أساسيين هما:

١ ـ طريقة الحذف List-wise deletion: الحالات التي لها درجات غائبة على أي متغير تستبعد من كل التحليلات، وهذه الطريقة تتعامل مع الحالات كاملة البيانات في التحليل Complete case analysis، وعلى ذلك يحدث نقص لحجم العينة، وهي من الإجراءات البسيطة والمباشرة، ويمثل هذا بالاتجاه المحافظ، ويطلق على البيانات في هذه الحالة Complete data only. ومن المتوقع أن تكون الأخطاء المعيارية بعد تطبيق هذه الإستراتيجية أكبر من مثيلاتها على قاعدة البيانات الكلية قبل الحذف، ولكنها تعطي تقديرات دقيقة لمعالم النموذج. ومن أهم مميزاتها هي أن كل التحليلات تكون للعدد نفسه من الحالات، وعلى ذلك تقدر مصفوفة التغاير (الارتباط) للحالات كاملة البيانات فقط.

٢ ـ طريقة الحذف Pair-wise deletion: وتسمى أيضًا تحليل الحالات المتاحة Available case analysis، ففي الطريقة السابقة يستبعد الفرد الذي لديه بيانات غائبة على أحد المتغيرات من التحليل، ولكن في طريقة Pair-wise يبقى الفرد في التحليل للاستفادة منه

بالبيانات الموجودة له على بقية المتغيرات، وربما يكون هذا حل فعال، ولا يسبب فقد الحالة كلها، ولكن إذا كانت البيانات الغائبة على المتغير التابع، فإن الحالة كلها تحذف من التحليل، وهذه الطريقة تعطي معالجات إحصائية بأحجام عينات مختلفة من تحليل إلى آخر. ولا يوصي Schmacker & Lomax (2010); Schreiber et al. (2006) باستخدامها في تحليل SEM؛ حيث إن من شأنها أن تسبب حدوث المحدد السالب للمصفوفة.

بافتراض أن حجم العينة = ٣٠٠، وتتضمن حالات غائبة، إذًا ٢٨٠ حالة من دون درجات غائبة على المتغيرات، فأحيانًا يتم تقدير معامل الارتباط (rx_1x_2= 0.30, N = 290)، وأحيانًا (rx_1y = 0.85, N = 255)، وأحيانًا (rx_2y = 0.43, N = 280)؛ أي تختلف حجم العينة من تحليل إلى آخر، وهذا يقود إلى عدم الاتساق الرياضي.

وإذا كان حجم العينة كبيرًا بدرجة كافية، ويوجد عدد قليل من المفردات به بيانات غائبة، فلا توجد فروق عملية بين الطريقين، ولكن إذا وجد عدد كبير من أفراد العينة لديهم بيانات مفقودة على مفردات المقياس، ففي هذه الحالة فإن الطريقة المفضلة هي Pair- wise.

وفيما يلي مثال لهذا كما في الجدول رقم (١٥) وبتقدير مصفوفة التغاير لهذه البيانات يظهر أن لها محددًا سالبًا.

الجدول رقم (١٥): مثال لمجموعة بيانات غير كاملة

CN	X1	X2	Y
1	42	8	13
2	34	10	12
3	22	12	10
4	مفقود	14	8
5	24	16	7
6	16	مفقود	10
7	30	مفقود	10

ـ الطرائق التعويضية الانفرادية Single imputation Methods:
وعلى الرغم من انتشار طريقتي pairwise وlistwise إلا أنه توجد بعض الطرائق التعويضية للتعامل مع البيانات الغائبة، وأهمها:

١ ـ استبدال المتوسط العام لاستجابات الأفراد على المتغير بالبيانات الغائبة، وعلى ذلك تستخدم العينة كاملة العدد في التحليل group – mean substitution.

فمثلاً في الجدول رقم (١٥) نلاحظ أن المتغير X_1 به الحالة ٤ ليس لها قيمة على هذا المتغير، وبتقدير المتوسط لـ X_1 يتبين أن $X_1 = \frac{148}{7} = 21.14$ بذلك تكون القيمة الغائبة للحالة ٤ على المتغير X_1 هي ٢١,١٤، ولكن استبدال المتوسط بالبيانات الغائبة يغير أو يشوه خصائص توزيع البيانات؛ وذلك لأنه يقلل من التباينات للمتغيرات التي لها بيانات غائبة. ويفضل عدم استخدامها إذا كانت البيانات الغائبة كثيرة، وتستخدم إذا كان حجم البيانات الغائبة محدودًا.

٢ ـ التعويض عن طريق حساب الانحدار Regression: تستبدل بالبيانات الغائبة الدرجة المنبئة عن طريق حساب الانحدار المتعدد لدرجات المتغير الذي يتضمن بيانات غائبة من خلال المتغيرات الأخرى في ملف البيانات، ففي البيانات الموضحة بالجدول السابق يعد كلاً من X_1 و X_2 منبئين بالمتغير y: $\hat{y} = b_1 X_1 + b_2 X_1 + a$.

وهكذا إذا كان المتغير X1 تابعًا والمتغيرات الأخرى مستقلة، فإن معادلة التنبؤ: $X_1 = b_1 y + b_2 x_2 + a$

واستخدام هذه الطريقة يتطلب معلومات أكثر من طريقة التعويض عن البيانات الغائبة بقيمة لمتوسط درجات المتغير.

ويمكن استخدام الانحدار اللوجيستك Logistic regression إذا كان المتغير التابع تصنيفيًّا.

٣ ـ المزاوجة النمطية أو المستهدفة Matching response pattern: هذه الطريقة أكثر تعقيدًا وتتم عن طريق البرنامج حيث يجري الاستبدال للقيمة الغائبة من الحالة مع بروفيل الدرجات عبر كل المتغيرات، ويقوم برنامج Prelis المقترن بالليزرال بتنفيذ هذه الإستراتيجية.

وإذا وجد ٥ ٪ أو أقل من البيانات غائبة في قواعد البيانات الكبيرة، فإن المشكلة تكون أقل حدة، ويمكن استخدام أي إجراء للتعامل مع البيانات الغائبة.

وإذا وجدت البيانات الغائبة لدى عدد معين من الأفراد، فإنه يمكن حذفهم من قاعدة البيانات (Tabachnick & Fidell, 2007)، ويفضل إذا استخدمت إحدى الطرائق التعويضية للتعامل مع

البيانات الغائبة وتعاملت مع مصفوفة الارتباط أن تعيد التحليل مرة أخرى مع مصفوفة الارتباطات من دون استخدام الطرائق التعويضية بمعنى أن تكون البيانات كاملة.

وإذا كانت النتائج متماثلة فتوجد ثقة في الطريقة المستخدمة لمعالجة البيانات الغائبة، ولو حدث اختلاف فالباحث بحاجة إلى معرفة أسباب هذا التناقض، ويجب عرض نتائج التحليلين (قبل وبعد) معالجة البيانات الغائبة.

ويمكن التعويض عن البيانات الغائبة من أقرب قيمة للحالة في ملف البيانات قبله أو بعده.

الجدول رقم (١٦): ملف بيانات في برنامج SPSS يتضمن قيمة غائبة

CNO	X_1	X2	X_3	
1	1	2	3	
2	0	(-) ←	2	القيمة الغائبة
3	2	1	1	

ويمكن للقيمة الغائبة (–) أن تأخذ القيمة ٢ قبلها، أو القيمة ١ بعدها، وأحيانًا متوسطهما.

كل الطرائق التعويضية أو التقديرية تقلص تباين الدرجات خاصة إذا كانت البيانات الغائبة موجودة بنسبة كبيرة.

وتوجد طرائق أخرى، مثل:

- التعويض في ضوء نموذج Model based imputation هذه الطريقة أفضل من طرائق التعويض الانفرادية، فتقوم بإيجاد أكثر من درجة مقدرة لكل درجة غائبة. وأحد النماذج التي تستخدم هي Expectation Maximization Algorithm (EM)، وتقوم

على خطوتين، هما: الخطوة E (Expectatin) وفيها تقدر البيانات الغائبة عن طريق الدرجات في سلسلة من المعادلات الانحدارية للمتغير غير تام البيانات؛ حيث كل متغير غير كامل البيانات هو تابع للمتغيرات الأخرى الباقية لحالة معينة، والخطوة الثانية هي (M) ثم تستخدم طريقة ML لتقدير النموذج SEM. وتكرر الخطوتين حتى نحصل على حلول مستقرة أو متسقة. وهذه الطريقة متاحة في برامج مثل: EQS، و LISREL، و SPSS. وأثبتت دراسات المحاكاة أن تقديرات معالم SEM باستخدام طريقة EM متحيزة تحيزًا موجبًا مقارنة بالطرائق الكلاسيكية؛ لأن الدرجات الغائبة المقدرة لا تتضمن أخطاء قياس؛ لذلك فإن التحليلات المترتبة على هذه الدرجات ليس لها أخطاء معيارية دقيقة لاختبار الفروض، ولكن البيانات المتولدة بهذه الطريقة يفضل أن تستخدم للتحليلات الاستكشافية وليس للإحصاء الاستدلالي (Tabachnick & Fidell, 2007)، وتتضمن برامج المعادلة البنائية، مثل: AMOS, EQS, LISREL, MPLUS هذه الإستراتيجية.

- طريقة الاحتمال الأقصى كاملة المعلومات Full Information Maximum Likelihood (FIML)، وهي متاحة في برامج LISREL، وتحدث المطابقة للنموذج في ضوء البيانات الخام، وليست في ضوء مصفوفة التغاير، وهذه الطريقة تسمح باستخدام كل البيانات، وهذا يعكس مصطلح Full Information وهي تتعامل مع ملفات البيانات فقط ولا تحذف حالات.
- استخدام إستراتيجية توليد بيانات من قاعة بيانات فعلية Bootstrapping: تعتمد على اختيار العينة من خلال المحاكاة في ضوء

قاعدة البيانات المتاحة. وهي إستراتيجية تطبق في تحليل SEM لتقدير الأخطاء المعيارية لبيانات تصنيفية أو غير اعتدالية في وجود بيانات مفقودة. ويمكن تنفيذها من خلال برامج، مثل: EQS, AMOS, MPLUS, LISREL.

ويرى Browne (1994) أن البيانات الغائبة تؤدي إلى فشل في تدوير المصفوفة، وتعطي تقديرات متحيزة المعالم وتضخم لمؤشرات حسن المطابقة. ويوجد القليل من الدراسات في مجال الاتصال والتسويق وعلم النفس تناولت مناقشة قضية البيانات الغائبة (Holbert & Stephenson, 2002; McDonald & HO, 2002).

٥. ٥ التحويرات Transformations

تعد بمثابة البروفيل للدرجات من خلال التعبير عنها بصيغة أخرى. ولتحويل البيانات غير الاعتدالية إلى بيانات اعتدالية تقريبية يلجأ الباحثون إلى إستراتيجيات عديدة، أهمها الآتي:

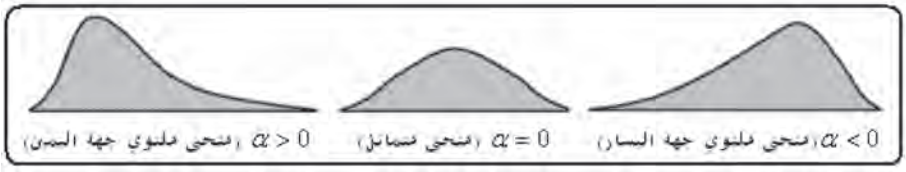
٥. ٥. ١ تحوير البيانات Transformation

إحدى الطرائق لتحويل البيانات غير الاعتدالية (البيانات الأصلية) إلى بيانات جديدة من خلال إجراء عمليات أو معادلات رياضية، وعلى ذلك فالتحوير ربما يغير من شكل توزيع البيانات ويوصف التحوير هنا بـ Monotonic Transformation. وتوجد طريقة أخرى هو لوغاريتم القيمة مثلاً ١٠٢ = ١٠٠ وللدرجات شديدة الالتواء، فإن مقلوب X هو (1/x)، ولكن مقلوب الدرجة يجعل الدرجات الصغيرة كبيرة جدًّا

والدرجات الكبيرة صغيرة جدًّا، وعلى ذلك فإنه يغير من ترتيب الدرجات، ويكون التحوير لثلاثة أشكال من البيانات أو التوزيعات غير الاعتدالية، وهي على النحو الآتي:

أ ـ التوزيع الملتوي التواء موجبًا Positive skeweness.

ب ـ التوزيع الملتوي التواء سالبًا Negative Skeweness.



ج ـ التوزيع المتفرطح

يلجأ الباحثون إلى إستراتيجيات لتحويل البيانات غير الاعتدالية إلى اعتدالية التوزيع لخلق متغير جديد بتوزيع اعتدالي (Bollen, 1989; West et al., 1995)، ولكن تحدث هنا إشكالية في التفسير، فماذا يعني الجذر التربيعي لمفهوم الذات مثلًا، وقد لا تؤدي عملية التحوير إلى توافر الاعتدالية، وكما أن بعض الصفات مثل: استخدام المخدرات وغيرها تتميز بتوزيع غير اعتدالي (Ullman, 2006)، كما أن التحوير يفقد البيانات وحدة قياسها الأصلية، وأن نتائج التحليلات الإحصائية للدرجات المحورة لا تطبق مباشرة للدرجات الأصلية. واقترح Bollen & Arminger (1991) التعامل مع القيم المتطرفة أو التوزيع غير الاعتدالي بأن تحل محلها الدرجات العاملية.

٥. ٥. ٢ إستراتيجية تحزيم المفردات Item parceling

لتجنب تأثير التصنيفية وعدم الاعتدالية للمتغيرات في تحليل نمذجة المعادلة البنائية، اقترح العديد من الباحثين إعادة التعبير عن هذه المفردات؛ لتنتج متغيرات جديدة تتميز بالاعتدالية. ومن صور إعادة التعبير تحزيم المفردات وهي ممارسة شائعة في مجال تحليل SEM و.CFA والحزمة هي تجميع بسيط لعدد من المفردات تقيس المفهوم نفسه، وينتج عن هذا التجميع متغير جديد يطلق عليه حزمة أو تجمع أو مقياس مصغر أو تكوينات Mini-scale or Composites. وعلى هذا يتم تمثيل المتغير الكامن بعدد قليل من المؤشرات (الحزم) بدلاً من عدد كبير من المفردات (عامر، ٢٠٠٥).

فالتعامل مع الحزم أكثر اقتصادية لبرامج SEM؛ حيث تختصر عدد المحاولات اللازمة للحصول على الحلول المناسبة، ولكن هذه الميزة ليس لها قيمة في عالم التطورات المتلاحقة في برامج SEM. الحزم أكثر اتصالية واعتدالية من المفردات، وهذه المسلمات تتطلبها طريقة ML لتقدير معالم SEM وCFA. واستخدام الحزم يقلل عدد المؤشرات اللازمة لتمثيل المتغير الكامن وبدوره يقلل عدد المعالم المراد تقديرها في النموذج، وبالتالي يكون النموذج أكثر بساطة خاصة عندما يكون حجم العينة صغيرًا. كما أن استخدام الحزم يعالج إشكالية صغر قيم معاملات الارتباط التي تحدث عندما تكون المتغيرات تصنيفية ثنائية (٠ , ١). والاعتماد على الحزم في تحليل SEM يعطي حلولاً أكثر منطقية وثباتًا واستقرارًا في مقابل الاعتماد على المفردات، وهذا بدوره يجعل نموذج الحزم أكثر مطابقة للبيانات في مقابل نموذج المفردات.

وعلى الرغم من مميزات استخدام الحزم كمؤشرات للمتغيرات الكامنة إلا أن المعارضين لاستخدام هذه الإستراتيجية يحذرون من استخدامها إذا

لم تتوافر مسلمة أحادية البعد؛ بمعنى توافر العامل العام للمفردات الممثلة للحزمة حتى لا نفقد المعلومات المتوافرة في المفردات وعدم توافر الأحادية يؤدي إلى تقديرات متحيزة لمعالم النموذج. واستخدام إستراتيجية التخريم يخفي سوء التحديد في النموذج، فربما يعاني النموذج من سوء تحديد، ولكن باستخدام حزم المفردات نحصل على مطابقة جيدة، وهذا يؤدي إلى زيادة الخطأ من النوع الثاني (β)، وهو الفشل في رفض النموذج وهو مرفوض في الحقيقة. ويرى المعارضون أن هذه الإستراتيجية ممارسة يشوبها الشك في أحسن الأحوال وتشويه للحقيقة أو حالة من الغش في نموذج SEM.

٥. ٦ طرائق بناء حزم المفردات

تعددت التوجهات التي تساعد الباحثين على تكوين الحزم، وعندما لا توجد نظرية يتم في ضوئها بناء الحزم، فإنه تزداد احتمالية سوء تمثيل المتغيرات الكامنة. وتوجد أسس معينة عند بناء الحزمة؛ أهمها توافر الأحادية في ضوء التأصيل النظري لمحتوى المفردات، وفي ضوء توافر العامل العام لمفردات الحزمة في ضوء التحليل العاملي الاستكشافي، وتوجد طرائق عديدة لتكوين الحزم أهمها:

الجدول رقم (١٧): ملخص لطرائق بناء الحزمة

	الطريقة	الوصف
١	العامل الوحيد (العام)	يوضع كل زوج من المفردات في حزمة أحدهما في أعلى التشبعات، والآخر في أقل التشبعات في ضوء حل العامل العام في التحليل العاملي الاستكشافي
٢	الارتباط	يوضع كل زوج من المفردات من أعلى الارتباطات كحزمة أولى ثم يستمر هكذا
٣	عشوائي	اختيار مفردات الحزمة عشوائيًّا
٤	المحتوى	يتم اختيار مفردات الحزمة في ضوء تحليل المحتوى للمفردات (تشابه محتوى المفردات)
٥	التحليل العاملي الاستكشافي	بناء الحزم في ضوء نتائج التحليل العاملي الاستكشافي (مفردات كل عامل في حزمة)
٦	التكافؤ الإمبريقي	بناء الحزم في ضوء مدى التساوي أو التقارب للمتوسطات أو التباينات أو الثبات أو معامل الصعوبة أو معامل التميز أو الالتواء أو التفرطح وغيرها من المؤشرات

للمزيد انظر (عامر، ٢٠٠٥).

وفيما يلي توضيح لهذه الطرائق لبناء مكون من ست مفردات، ففي الطريقة الأولى العامل الوحيد (العام).

وفيما يلي تشبعات المفردات على العامل العام قبل التدوير:

الجدول رقم (١٨): بناء الحزم في ضوء التحليل العاملي الاستكشافي

المفردات	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
التشبع	0.8	0.30	0.32	0.7	0.40	.90

على ذلك يتم تكوين ثلاث حزم على النحو الآتي: (X_6، X_2) و(X_1، X_3) و(X_4 وX_5).

وفي الطريقة الخامسة (التحليل العاملي الاستكشافي)، وفيما يلي تشبعات المفردات على عاملين بعد التدوير:

الجدول رقم (١٩): مثال افتراضي لتشبع ست مفردات على عاملين

Item	F_1	F_2
X_1	0.80	
X_2	0.30	
X_3	0.72	
X_4		0.70
X_5		.0.40
X_6		0.40

وبالتالي يتم بناء حزمتين، الحزمة الأولى تضم X_1، X_2، X_3، والحزمة الثانية تضم X_4، X_5، X_6.

وفي الطريقة السادسة فيما يلي متوسطات المفردات الستة:

الجدول رقم (٢٠): متوسطات المفردات الست

X_6	X_5	X_4	X_3	X_2	X_1	المفردة
3.5	2.2	5.3	4.7	3.1	5.2	المتوسط

وبالتالي يتم بناء حزمتين في ضوء مدى تقارب متوسطات مفردات كل حزمة على النحو الآتي: الحزمة الأولى تتضمن X_1، X_4، X_3 والحزمة الثانية X_6، X_2 والحزمة الثالثة X_2، X_5 X_6,.

وإذا أراد الباحث بناء ثلاث حزم تكون على النحو الآتي: الحزمة الأولى تضم X_1، X_4، والحزمة الثانية تضم X_3، X_6، والحزمة الثالثة تضم X_2، X_5 كما

هو واضح وجود اختلاف مفردات الحزمة باختلاف طريقة البناء، وبالتالي ينعكس هذا على تقديرات معالم النموذج ومطابقته؛ بحيث تختلف بين الطرائق المختلفة.

وهناك خلاف بين الباحثين بشأن عدد المفردات في الحزمة؛ حيث لا توجد قاعدة جوهرية لتحديد العدد المناسب من المفردات في الحزمة، ولكن التراث أشار إلى أن الحد الأدنى من المفردات في الحزمة مفردتان.

٥. ٧ القيم المتطرفة Outliers

في بعض الأحيان تتضمن بيانات العينة قيمة متطرفة أو أكثر على متغير واحد وهي Univariate outlier؛ حيث تختلف تمامًا عن بقية البيانات وبدورها تؤثر في قيمة العلاقات بين المتغيرات، وهذا ينعكس سلبًا على تقديرات معالم نموذج المعادلة البنائية، نتيجة تأثيرها في العلاقات بين المتغيرات، وكذلك على مؤشرات الالتواء والتفرطح. ويقترح Kline (2011) باستبعاد هذه القيم؛ لأن إستراتيجية SEM تتعامل مع عينات كبيرة، فالاستبعاد لا يسبب مشكلات جوهرية لتحيز تقديرات المعالم والأخطاء المعيارية ومؤشرات المطابقة.

وتوجد القيم المتطرفة نتيجة عدة أسباب أهمها وجود أخطاء إدخال أو ترميز أو وجودها بصورة طبيعية. وإذا كانت القيم المتطرفة موجودة بصورة خطأ تُحذف، أما إذا كانت حقيقية فيجب التعامل معها، مثل: إدخال عمر شخص ٢١٠ أعوام، وهذا خطأ إدخال، فعمره الحقيقي ٢١ عامًا. ويطلق على القيمة المتطرفة في متغير واحد بـ Univariate outlier. ولا يوجد تعريف واحد للقيمة المتطرفة، ولكن القاعدة هي الدرجات التي لها أكثر من ثلاثة أضعاف الانحرافات المعيارية عن المتوسط. ويمكن تشخيصها

من خلال فحص التوزيعات التكرارية للدرجات المعيارية Z، فإذا كانت lZl > 3.0 فإن هذا يشير إلى وجود قيم متطرفة، بينما القيم المتطرفة المتدرجة Multivariate outlier وهي درجات متطرفة على متغيرين فأكثر، وهذا بدوره يزيد من الوقوع في الخطأ من النوع الأول أو الخطأ من النوع الثاني، وهذا مثال على متغير يتضمن درجة متطرفة (1, 2, 5, 5, 7, 11, 50)، وتعد ٥٠ قيمة متطرفة، ويوجد عدة طرائق لتشخيص القيم المتطرفة المتدرجة أهمها:

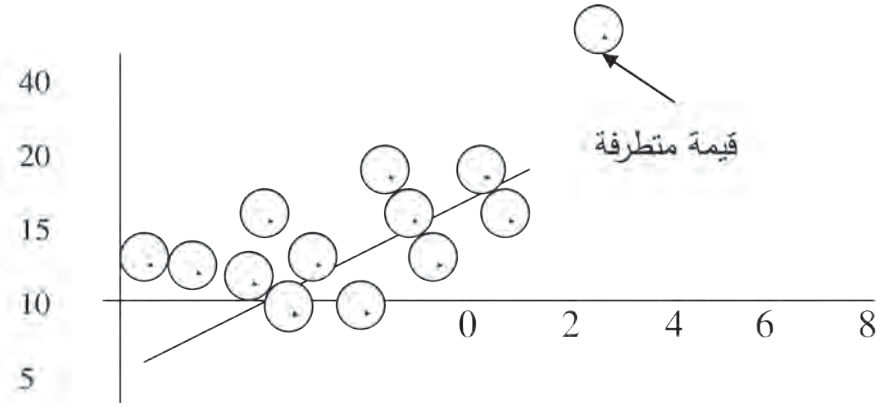
١ ـ بعض برامج SEM، مثل: EQS وAMOS تشخص القيم المتطرفة من خلال مؤشر أو اختبار Mardia (1970)، وإذا كانت قيمته أكبر من ٣,٠، فإن التوزيع يتسم بعدم الاعتدالية (2006,Ullman). ولتحديد هذه القيم فلابد من تحليل البيانات الخام وليس مصفوفة البيانات (مصفوفة الارتباط أو التغاير).

٢ ـ إحصاء Mahalanobis distance (D): حيث يشير إلى المسافة بوحدات الانحراف المعياري بين مجموعة من الدرجات للحالة الواحدة ومتوسطات كل المتغيرات، وفي العينات الكبيرة ذات التوزيعات الاعتدالية، فإن توزيع مؤشر D^2 يعامل مثل توزيع χ^2. فقيمة D^2 مع القيمة المنخفضة لمستوى الدلالة الإحصائية (P) يؤدي إلى رفض الفرض الصفري، وعلى ذلك يوجد تطرف في التوزيع، وينصح دائمًا باستخدام مستوى دلالة إحصائية (α) عند أدنى قيم مثل: α= ٠,٠٠١ وتقوم بعض البرامج مثل: SPSS وSAS بطباعة مؤشر D^2.

٣ ـ إذا كانت الدرجات المعيارية كبيرة جدًّا على متغير واحد فأكثر؛ حيث المتغيرات التي لها درجات معيارية تزيد على ٣,٢٩ (اختبار ذي ذيلين P<0.001)، فيدل هذا على وجود قيم متطرفة.

٤ ـ العرض البياني لبيانات المتغير مثل: المدرج التكراري.

وإحدى الطرائق للتعامل مع الدرجات المتطرفة هي إجراء تحوير للمتغير الذي يتضمن القيم المتطرفة؛ حيث تؤدي هذه الإستراتيجية إلى جعل توزيع المتغير أكثر اعتدالية. ويمكن استخدام فلسفة تهذيب البيانات وذلك باستبعاد ٥٪ أو ١٠ ٪ من طرفي التوزيع بعد ترتيب البيانات وحساب المتوسط المهذب Trimmed mean(Wilcox, 2009). ولكن يبدو أن التحوير لا يعمل جيدًا في حالة الاعتدالية المتدرجة (القيم المتطرفة في حالة اتحاد المتغيرين معًا)، وتؤدي القيم المتطرفة إلى الحصول على حلول غير مقبولة للنموذج، وينصح بإجراء التحليل للبيانات مرة في وجود القيم المتطرفة، ومرة أخرى بعد حذفها. ويجري تشخيصها من خلال شكل الانتشار على النحو الآتي:



الشكل رقم (٣١): شكل الانتشار لبيانات بها قيمة متطرفة

٥ . ٨ الاعتدالية المتدرجة Multivariate Normality

هي الاعتدالية لخليط أو لاتحاد متغيرين فأكثر معًا، ومعظم طرائق تقدير نمذجة المعادلة البنائية وخاصة طريقة ML تتطلب توافر الاعتدالية المتدرجة للمتغيرات. ويرى Kaplan (2000) أن المسلمة الأساسية لـ

SEM هي أن البيانات متصلة واعتدالية حتى تعطي نتائج صادقة. وترى Micceri (1989) أن بيانات العلوم الاجتماعية والسلوكية تفشل في أن تحقق مسلمة الاعتدالية. ويظهر تأثير عدم الاعتدالية للبيانات على تقديرات المعالم والأخطاء المعيارية؛ حيث تكون متحيزة ويحدث تضخم لمؤشرات حسن المطابقة خاصة لمؤشر χ^2 وزيادة درجات الحرية وقيمة T، والخطأ من النوع الأول (Bollen, 1989; Chou, Bentler & Satorra, 1991; West et al., 1995). ويرى McDonald & HO (2002) أن التعامل مع بيانات تصنيفية يؤدي إلى ظهور عدم الاعتدالية للبيانات. ولتحويل البيانات غير الاعتدالية إلى بيانات تقريبًا اعتدالية يلجأ الباحثون إلى إستراتيجيات عديدة. والاعتدالية المتدرجة تعني (Kline, 2016):

١ ـ أن توزيعات المتغيرات على حدة اعتدالية.

٢ ـ التوزيع المتلازم لكل زوج من المتغيرات اعتدالي.

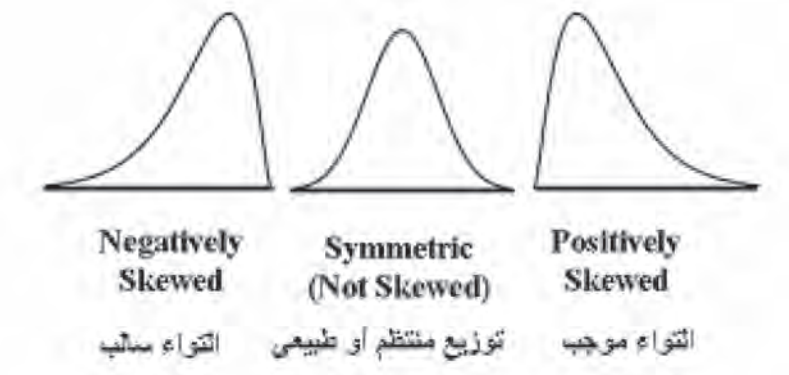
٣ ـ شكل الانتشار Scatter plots لكل متغير مع الآخر في علاقة خطية وتوزيع البواقي اعتدالي.

ومن الصعب فحص كل التوزيعات التكرارية المتلازمة (كل متغيرين معًا) لتحديد الاعتدالية المتدرجة. وتوجد اختبارات لتشخيص الاعتدالية المتدرجة أهمها اختبار Maradia's (1970). ويمكن فحص الاعتدالية لكل متغير على حدة Univariate normality من خلال مؤشري الالتواء والتفرطح.

فالالتواء يعني أن المتوسط لا يقع في منتصف التوزيع، والتفرطح هو وجود مسافة مستوية في قمة المنحنى.

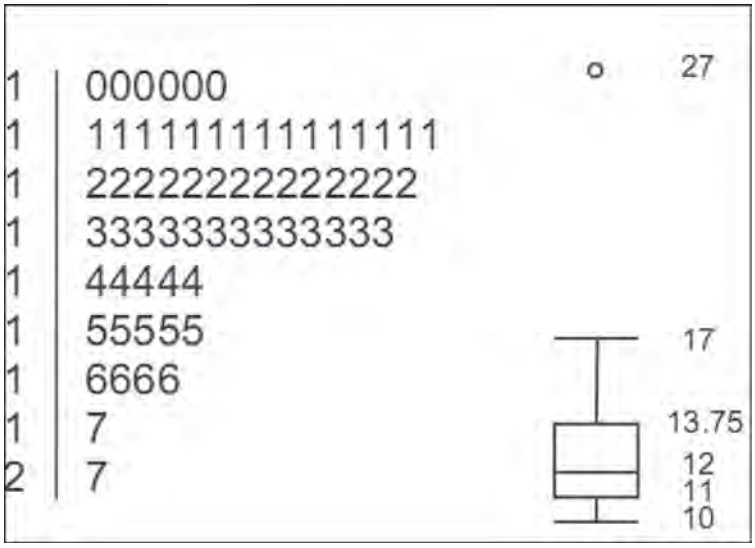
والالتواء هو تراكم التوزيع على جانبي المنحنى، وقد يكون الالتواء موجبًا، وهو أن معظم درجات الأفراد تقع على الجانب الأيسر من المنحنى الاعتدالي، وعليه، فإن معظم درجات الأفراد تقع تحت المتوسط، بينما الالتواء السالب يشير إلى أن معظم درجات الأفراد تقع على الجانب الأيمن من المنحنى الاعتدالي، وعليه، فإن معظم درجات الأفراد تقع فوق المتوسط.

والتفرطح Kurtosis قد يكون موجبًا Positive kurt. ويطلق عليه leptokurtic، وهو قمة عالية ومدببة أعلى المنحنى الاعتدالي، بينما التفرطح السالب Playtykurtic العكس. ولاحظ أن التوزيعات الملتوية هي في طبيعتها تقترب من التفرطح الموجب بمعنى أن وجود الالتواء يعني وجود التفرطح في التوزيع.



ويمكن فحص الالتواء من خلال فحص التوزيعات التكرارية البيانية أو المدرج التكراري.

ويوجد عرضان بيانيان مثل: Stem and leaf plots و(Kline,2016 :Boxplots)



(A) (B)

الشكل رقم (٣٢): (A): Steam and leaf، (B): Boxplots (Kline,2016)

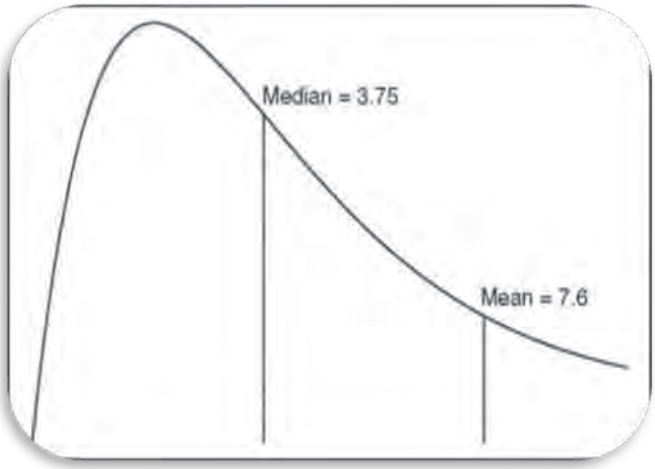
ففي شكل (A) نجد توزيع Steam and leaf لـ ٦٤ درجة، فالدرجة الدنيا هي ١٠، والعظمى هي ٢٧ والأرقام التي على يسار تسمى Stem وهي تعكس العلامة العشرية لكل درجة، وأي رقم على اليمين يعكس الأعداد، والشكل يشير إلى التواء موجب.

بينما الشكل (B) هو Boxplot للتوزيع نفسه، فالخط الأسفل من المستطيل ▭ يمثل الأرباعي أو المئيني ٢٥ (١١)، والخط الأعلى يمثل الأرباعي الأعلى أو المئيني ٧٥ (١٣,٧٥)، والخط داخل المستطيل يمثل قيمة الوسيط (المئيني ٥٠) (١٢)، القيم على الخط الرأسي تعكس القيم العليا (١٠) والدنيا (٢٧). ويحدث الالتواء إذا كان خط الوسيط لا يتوسط (في منتصف) المستطيل؛ أي توجد مسافات غير متساوية داخل المستطيل، والقيم ٢٧ تم تمثيلها في الشكل كدائرة وحيدة فوق الخط T، وعلى ذلك فالقيمة ٢٧ تعد متطرفة، وعلى ذلك فإن الشكل يشير إلى التواء موجب.

٩ . ٥ الالتواء والتفرطح Skweness and Kurtosis

لإعطاء وصف كامل للتوزيع فنحن نحتاج إلى مؤشرين، هما: الالتواء والتفرطح؛

فالالتواء يشير إلى عدم الانتظام Asymmetry للتوزيع على النحو الآتي:



والتفرطح يشير إلى التدبب Flatness أو القمة العالية Peakedness.

وتوجد صيغ عديدة لتقدير الالتواء أهمها الصيغة الآتية:

$$SK = \frac{\frac{\sum(x-\bar{X})^3}{n}}{S^3}$$

وعبر عنها Kline (2016) على النحو الآتي:

$$SK = \frac{S^3}{(S^2)^{\frac{3}{2}}}$$

حيث:

$$S^2 = \frac{\sum(X-M)^2}{N}$$

$$S^3 = \frac{\sum(X-M)^3}{N}$$

حيث S الانحراف المعياري، M المتوسط ولو كان التوزيع منتظمًا Symmerrical، فإن SK= 0 ولو كان ملتويًا التواء موجبًا SK> 0، ولو كان ملتويًا التواء سالبًا SK < 0.

مثال:

X	$X-\bar{X}$	$(X-\bar{X})^2$	$(X-\bar{X})^3$	$(X-\bar{X})^4$
6	2	4	8	16
5	1	1	1	1
5	1	1	1	1
5	1	1	1	1
5	1	1	1	1
4	0	0	0	0
3	-1	1	-1	1
2	-2	4	-8	16
1	-3	9	-27	81
∑X= 36	$\bar{X}$)=0 ∑(X–	$\sum(X-\bar{X})^2=22$	$\sum(X-\bar{X})^3=24$	$\sum(X-\bar{X})^4=$ 118

$$\bar{X} = \frac{\sum x}{n} = \frac{36}{9} = 4$$

إذًا الانحراف المعياري:

$$S = \sqrt{\frac{\Sigma(x-\bar{X})^2}{n}} = \sqrt{\frac{22}{9}} = 1.563$$

$$SK = \frac{\frac{-24}{9}}{(1.563)^3} = \frac{-2.667}{3.818} = -0.7$$

وعليه فإن Sk = - 0.7 وهذا يشير إلى وجود التواء سالب، ولكن بدرجة قليلة وعليه، فإن المنحنى ليس اعتداليًّا بدرجة تامة، ولا يقدر الالتواء بصورة كبيرة باستخدام معادلات رياضية إنما يتم الاعتماد على شكل التوزيع التكراري أو العرض البياني لتحديد طبيعة البيانات.

يقدر التفرطح من الصيغة الآتية:

$$Kur = \frac{\frac{\Sigma(X-\bar{X})^4}{n}}{S^4} - 3$$

وعبر عنها Kline (2016) على النحو الآتي:

$$Kur = \frac{S^4}{(S^2)^2} - 3$$

و

$$S^4 = \frac{\Sigma(X-M)^4}{N}$$

ويقدر للبيانات السابقة على النحو الآتي:

$$= Kur \frac{\frac{118}{9}}{(1.563)^4} - 3 = \frac{13.111}{5.968} - 3 = -0.8$$

وعليه، فإنه يوجد تفرطح في المنحنى؛ حيث إذا كان Kur= 0، فإن المنحنى اعتدالي التوزيع. وإشارة SK تشير إلى اتجاه الالتواء سواء كان موجبًا أو سالبًا، والقيمة صفر تشير إلى توزيع اعتدالي، بمعنى إذا كان K0= 0.0 فإن التوزيع اعتدالي، وإشارته تحدد نوع التفرطح سواء سالب أو موجب. والقيمة ٣,٠ تشير إلى توزيع تقريبًا اعتدالي، والقيمة أكبر من ٣,٠٠ تشير إلى تفرطح موجب، والقيمة -٣ تشير إلى تفرطح سالب. ولا توجد معايير أو حدود قطع واضحة لتحديد طبيعة التوزيع في ضوء مؤشري التفرطح والالتواء.

ولتفسير قيمة الالتواء والتفرطح في ضوء قيم مطلقة لهم أو حدود قطع، أشارت دراسات المحاكاة إلى أن قيمة الالتواء (West, Finch & Curran, 1995) SK>3 فإنه يوجد التواء شديد، بينما التفرطح أكثر مرونة، فالقيمة المطلقة أكبر من ٧,٠ تشير إلى تفرطح شديد (Chou & Bentler, 1995). وتوجد آراء أقل تشددًا فيما يخص التفرطح، فإذا كانت قيمته أكبر من ٨,٠، وأحيانًا أكبر من ٢٠، فإن التوزيع يوصف بأنه شديد التفرطح.

ولكن القاعدة العامة هي إذا كانت قيمة التفرطح أكبر من (١٠,٠)، فإنه توجد مشكلة فيما يخص التوزيع، والقيمة ٢٠ فأكثر تشير إلى توزيع يعاني بشدة من عدم توافر الاعتدالية (Kline, 2016). وفي التوزيع الموضح في الشكل (٦,٣)، فإن Kur=15.73, SK=3.10 وهذا يشير إلى أن البيانات غير اعتدالية التوزيع. ولمحاولة جعل البيانات اعتدالية تجري عملية التحوير أو التعديل للبيانات من خلال تحويرات رياضية، ولكن هذا ليس ضمانًا للحصول على الاعتدالية للمتغيرات، وكذلك استخدام إجراء Bootstrapping وهو قائم على فكرة بسيطة هي توليد بيانات من قاعدة

البيانات الأصلية للتحقق من مدى وجود الاختلاف أو التباين الإمبريقي في النتائج (Loehlin, 2004). والباحث المحافظ يعتبر أن التوزيع اعتدالي إذا انخفضت قيم الالتواء والتفرطح عن الواحد الصحيح.

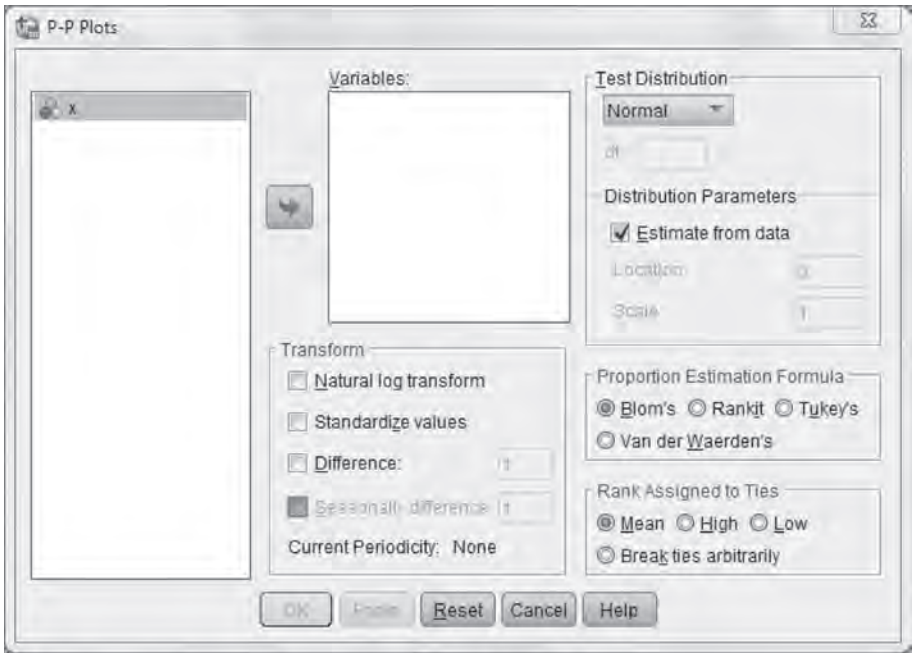
٥. ١٠ التحقق من الاعتدالية والقيم المتطرفة في SPSS

أولاً: إدخال البيانات: يتم إدخال متغير X في البرنامج، وذلك من خلال تسميته من خلال الضغط على Variable view ، ثم كتابة مسمى المتغير تحت عمود Name، ثم الضغط على Data view.
تنفيذ اختبارات التحقق من الاعتدالية:

ـ شكل P-P Plots (Probability_ Probability): وفي هذا المنحنى يتم حساب الرتب المناظرة للدرجات، ولكل رتبة يتم حساب قيمة Z الفعلية المناظرة، وهذه هي القيمة المتوقعة. ثم يتم التناظر بين كل درجة معيارية مقابلة للدرجات الخام بالدرجات المعيارية المناظرة لرتب الدرجات، فإذا كانت الدرجات لها توزيع اعتدالي، فإن الدرجات Z الفعلية سوف تكون على خط قطري مستقيم. والفكرة في هذا المنحنى هي مقارنة نقاط أو إحداثيات البيانات بالخط المستقيم القطري، وإذا وقعت الدرجات على القطر فإن المتغير اعتدالي، ولكن الابتعاد عن القطر يدل على الابتعاد عن الاعتدالية.

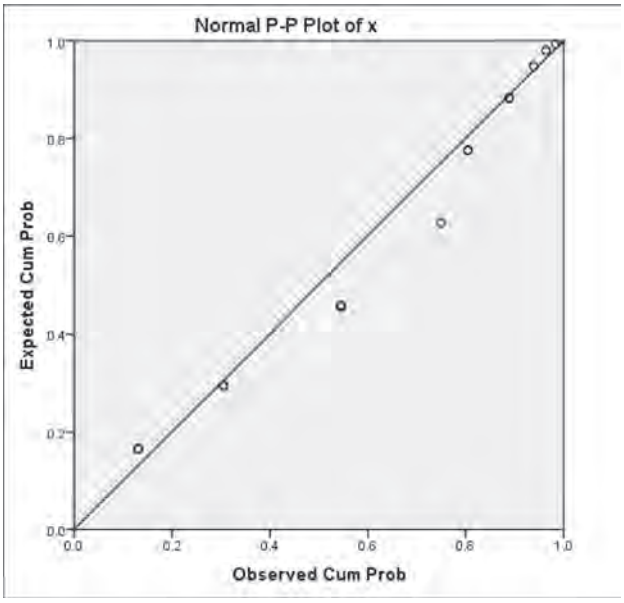
لتنفيذه اتبع الخطوات الآتية:

١ ـ اضغط Analyze ثم اختر Descriptive Statistics ثم اضغط p_p.plots تظهر الشاشة الآتية:



٢ ـ انقل متغير X إلى مربع variables.

٣ ـ اضغط OK.



ثالثًا: تفسير المخرج

كما هو ملاحظ أن الإحداثيات أو النقاط لا تقع تمامًا على الخط القطري، وعليه فإن البيانات تبتعد عن الاعتدالية، ولا يتوافر فيها هذه المسلمة، وكما هو ملاحظ أن القيم الملاحظة على المحور السيني والقيمة المتوقعة على المحور الصادي لا تقع على الخط المستقيم، وعليه فإن البيانات غير اعتدالية.

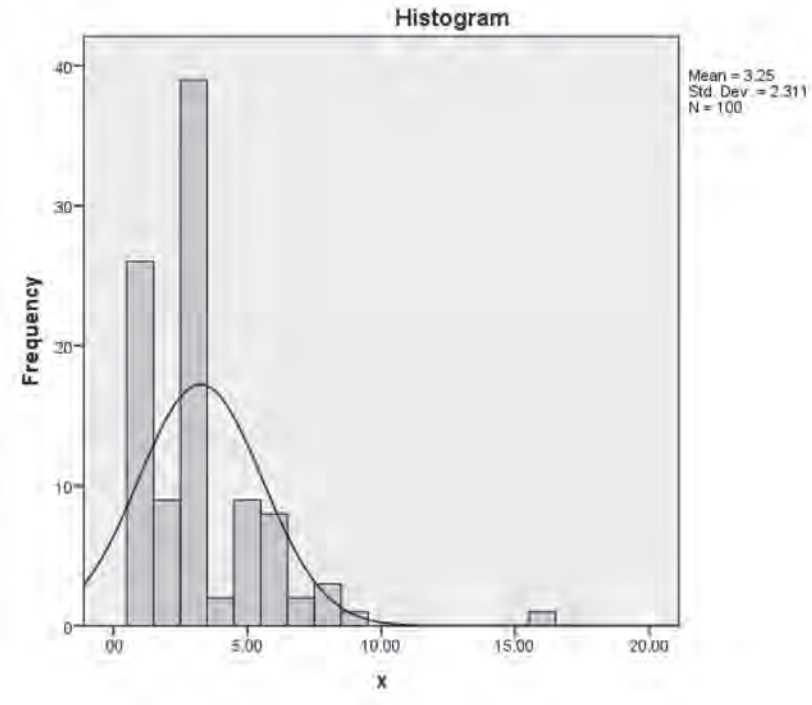
ـ المدرج التكراري (Histogram) : تنفيذ الأمر:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Descriptive Statistics ثم اضغط Frequencies تظهر الشاشة الآتية:

٢ ـ اضغط x ثم انقله إلى مربع Variables.

٣ ـ اضغط اختيار Charts تظهر الشاشة الفرعية الآتية:

٤ ـ اضغط Histograms و Show with normal curve.



٥ ـ اضغط Continue.

٦ ـ اضغط OK.

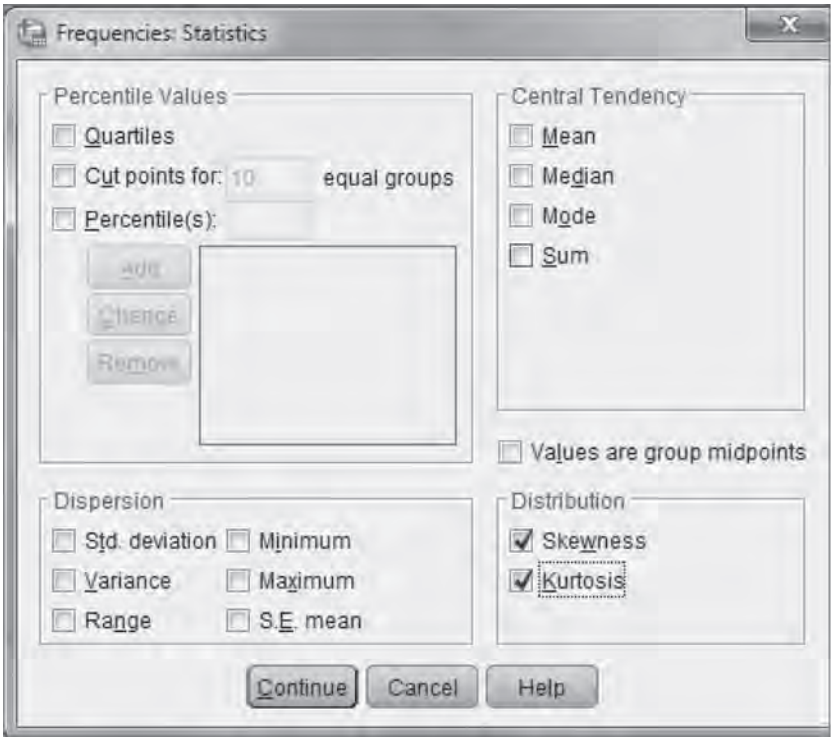
تفسير المخرج:

يظهر من المخرج أن المنحنى ذو توزيع ملتوٍ ناحية اليمين بمعنى التواء موجب. حساب قيم مؤشر التفرطح والالتواء بوصفهما من خصائص التوزيع في البرنامج على النحو الآتي:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Descriptive Statistics ثم اضغط Frequencies تظهر الشاشة الآتية:

٢ـ انقل المتغير إلى مربع Variables.

٣ ـ اضغط اختيار Statistics تظهر الشاشة الآتية:



٤ ـ اضغط Skewness و Kurtosis .

٥ ـ اضغط Continue ثم OK.

ـ تفسير المخرج:

Statistics		
x		
N	Valid	100
	Missing	0
Skewness		2.164
Std. Error of Skewness		.241
Kurtosis		8.447
Std. Error of Kurtosis		.478

يتضح أن قيمة الالتواء = (١٦٤ , ٢)؛ أي زادت عن الواحد الصحيح بما يدل على وجود التواء، وبما أن قيمته موجبة، إذن فالالتواء موجب، وقيمة التفرطح = (٤٤٧ , ٨)؛ أي زادت عن الواحد الصحيح، بل قيمتها عالية جدًّا ما يدل على أن التوزيع ليس اعتداليًّا، بل يوجد تفرطح، وعليه فإن البيانات غير اعتدالية. وعليه فالتوزيع ملتوٍ ومتفرطح في الوقت نفسه، وعليه فإن التوزيع غير اعتدالي.

اختبارات الدلالة الإحصائية للتحقق من الاعتدالية

يوجد اختباران للدلالة الإحصائية للاعتدالية، هما: اختبار كولموجروف سميرنوف لعينة واحدة، واختبار شابيرو ـ ويلك Shapiro-wilk Test، ولكن من محدداتهما تأثرهما بأحجام العينات الكبيرة؛ حيث من المتوقع مع حجم عينة كبير أن نحصل على دلالة إحصائية حتى لو ابتعد توزيع درجات المتغير قليلاً عن الاعتدالية. وتكون الفروض الإحصائية على النحو الآتي:

ـ الفرض الصفري (H_0): توزيع درجات المتغير x اعتدالي.

ـ الفرض البديل (H_A): توزيع درجات المتغير غير اعتدالي.

وعليه، فإن عدم الدلالة الإحصائية للاختبارين يعني توافر الاعتدالية.

لتنفيذ الاختبارين في برنامج الـ SPSS نتبع الخطوات الآتية:

أولاً: إدخال البيانات

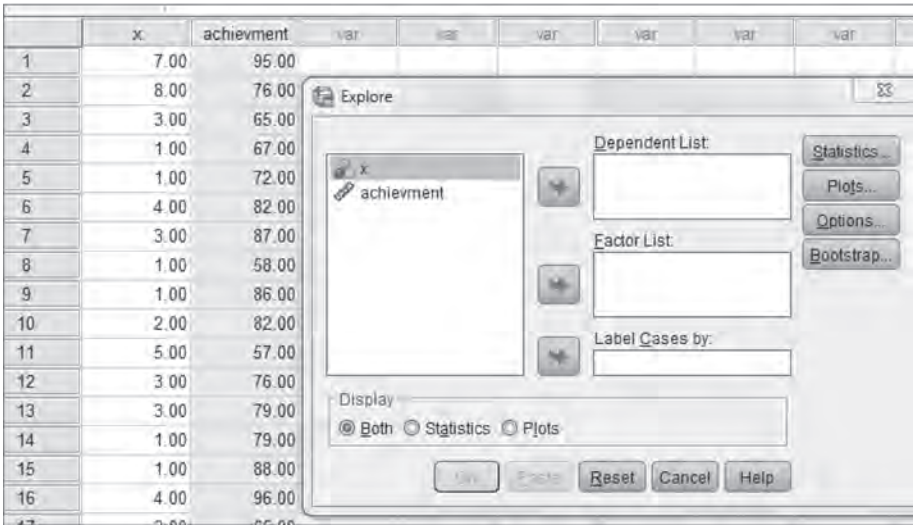
١ ـ اكتب مسمى المتغير X تحت عمود Name.

٢ ـ اضغط data view.

ثانيًا: تنفيذ الأمر

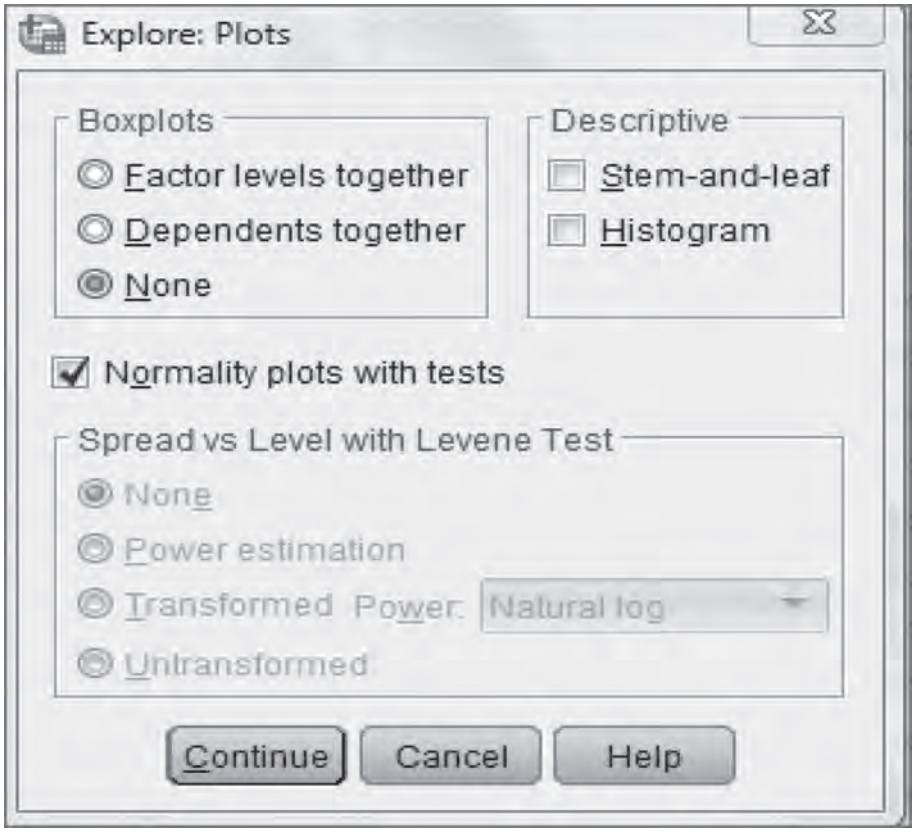
يمكن تنفيذهما بطريقتين على النحو الآتي:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Descriptive Statistics ثم اضغط Explore يعطي الشاشة الآتية:



٢ ـ انقل المتغير X إلى المربع Dependent list عن طريق الضغط على السهم.

٣ ـ اضغط اختيار Plots تظهر الشاشة الآتية:



٤ ـ اضغط اختيار Normality Plots with Tests وهذا يعطي رسم Q_ Q Plot

٥ ـ اضغط Continue.

٦ ـ اضغط Ok .

ثالثًا: المخرج: يعطي إحصاءات (سبق عرضها) على النحو الآتي:

			Statistic	Std. Error
x	Mean		3.2500	.23110
	95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	2.7914	
		Upper Bound	3.7086	
	5% Trimmed Mean		3.0111	
	Median		3.0000	
	Variance		5.341	
	Std. Deviation		2.31104	
	Minimum		1.00	
	Maximum		16.00	
	Range		15.00	
	Interquartile Range		3.00	
	Skewness		2.164	.241
	Kurtosis		8.447	.478

ثم عرض البرنامج الجدول الآتي للاختبارات:

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Statistic	Df	Sig.	Statistic	Df	Sig.
x	.283	100	.000	.788	100	.000
a. Lilliefors Significance Correction						

وبالنسبة لاختبار K.S يتضح أن قيمته: K.S (١٠٠) = ٠,٢٨٣ ودرجات الحرية df=100، واتضح أن قيمة الاختبار دالة إحصائيًّا

حيث: (0.05)a > (0.00) P (Sig) وتم رفض الفرض الصفري، على ذلك توجد دلالة إحصائية، وعليه فإن توزيع المتغير X غير اعتدالي. وهكذا بالنسبة لاختبار Shapiro-wilk ؛ حيث إن إحصائية أو قيمة الاختبار ٠,٧٨٨ و df = 100. وبالنسبة للقرار بما أن: (0.05) > (0.00) P(Sig) وعليه يتم رفض الفرض الصفري، وبالتالي توجد دلالة إحصائية، وعلى ذلك فإن توزيع درجات X غير اعتدالي.

شكل Boxplot

مثال: فيما يلي درجات ١٥ طالبًا في متغير ما، وهي على النحو الآتي:

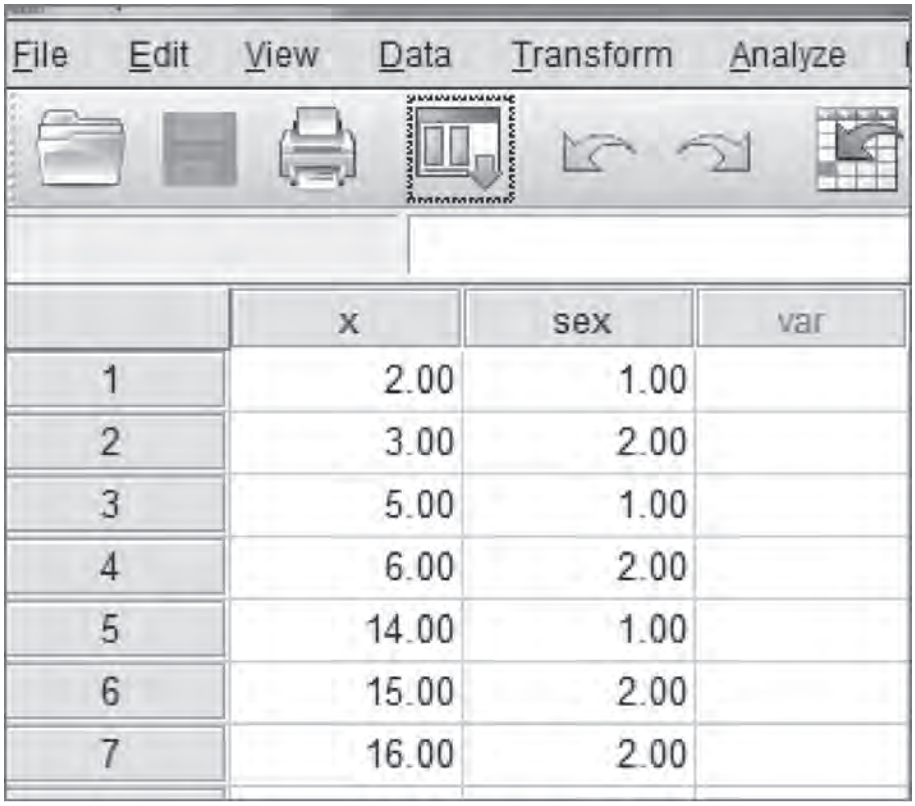
CNO	X	
1	2	25% من القيم
2	3	
3	5	
4	6	الأرباعي الأولي = 6
5	14	
6	15	
7	16	
8	16	الوسيط = 16
9	16	
10	21	
11	22	
12	23	الأرباعي الأعلى = 23
13	24	
14	33	25%
15	45	

تنفيذ شكل Boxplot للمتغير X من خلال الخطوات الآتية:

أولاً: إدخال البيانات:

١ ـ اضغط variable view وفي عمود name اكتب مسمى المتغير x.

٢ ـ اضغط data view ثم ابدأ في إدخال البيانات:

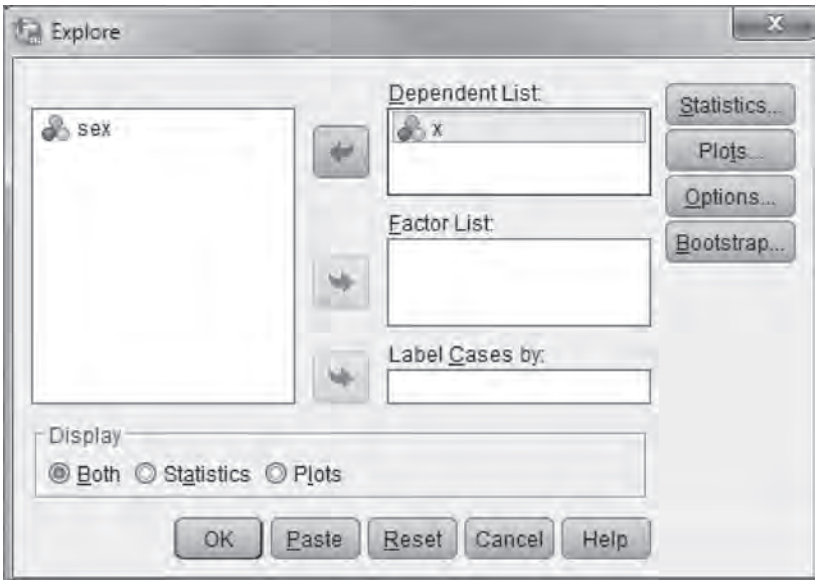


	x	sex	var
1	2.00	1.00	
2	3.00	2.00	
3	5.00	1.00	
4	6.00	2.00	
5	14.00	1.00	
6	15.00	2.00	
7	16.00	2.00	

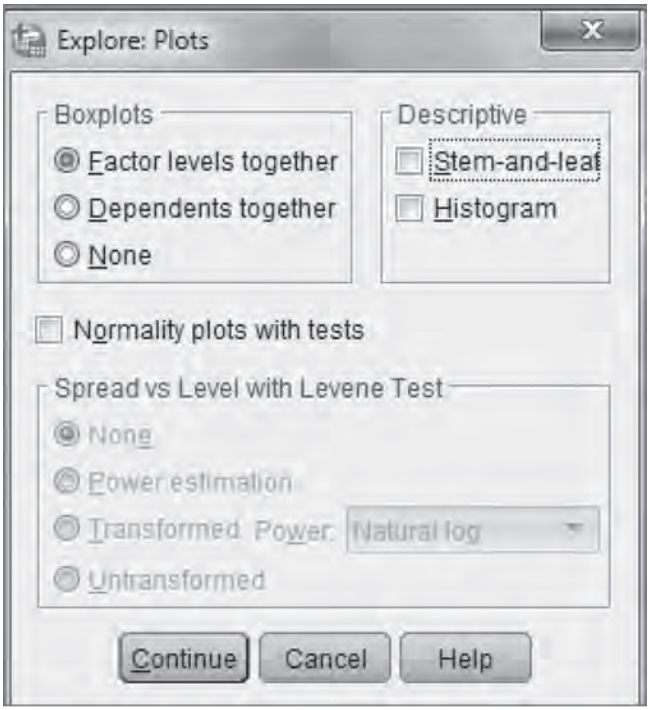
ثانيًا: تنفيذ الأمر:

١ ـ اضغط Analyze ← Descriptive statistics ← ثم Explore

يعطي الشاشة الآتية:

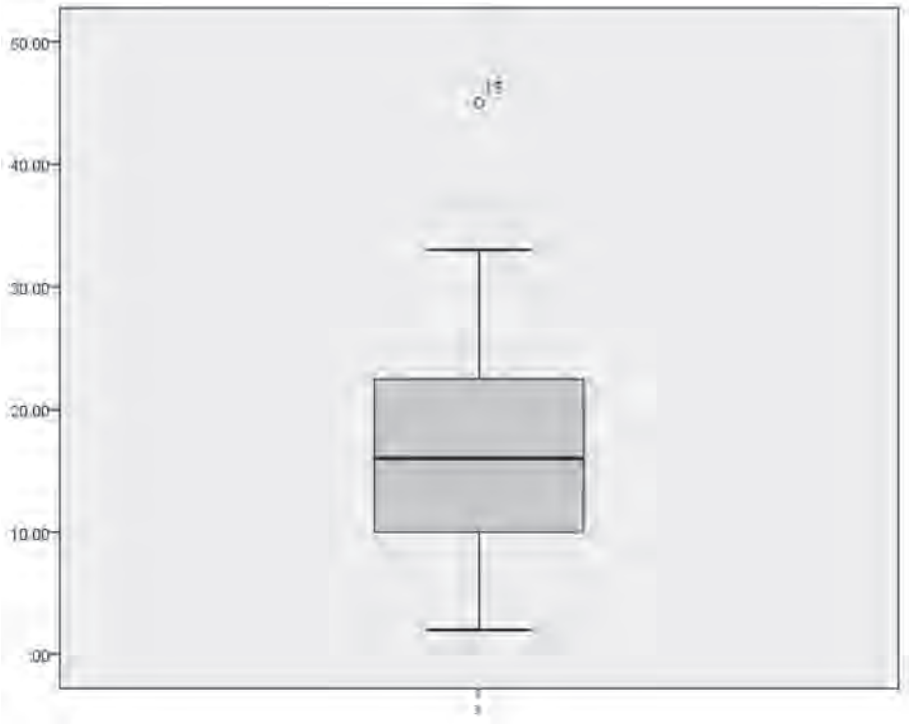


٢ ـ انقل X إلى مربع Dependent list ثم اضغط اختبار plots تظهر الشاشة الآتية:



٣ ـ في مربع Boxplot اضغط اختيار Factors levels، لاحظ أنه يمكن تنفيذ Histogram من هذه الشاشة.

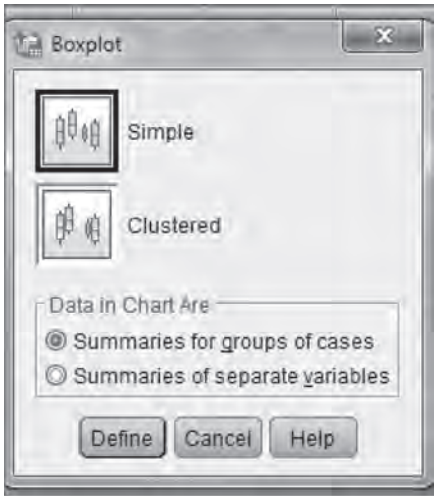
٤ ـ اضغط Continue ترجع إلى شاشة الأمر الرئيسة، ثم اضغط OK يعطي المخرج الآتي:



لاحظ أن الخط في وسط المستطيل هو الوسيط، والأرباعي الأعلى يناظر ٢٣ والأدنى ٦ ـ وأعطى البرنامج العلامة O وهي تعبر عن قيمة متطرفة، تناظر قيمة الحالة (١٥) وهي ٤٥، وإذا أعطى البرنامج علامة النجمة (*) فهي تعبر عن قيمة متطرفة جدًّا.

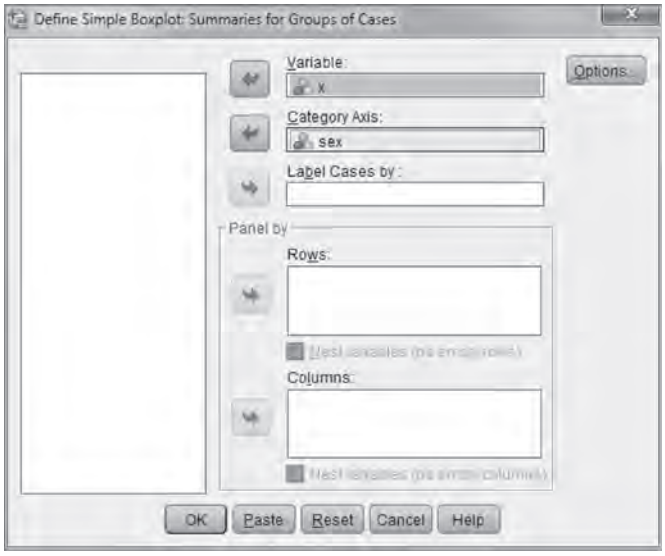
ولتنفيذ شكل Boxplot لدرجات متغير كمي من خلال مستويات مختلفة لمتغير كيفي:

١ ـ اضغط قائمة Graphs ثم اضغط Dailogs Legacy واختر Boxplot تظهر الشاشة الآتية:



٢ ـ اضغط Simple ثم اضغط Summaries for groups of cases

٣ ـ اضغط Define تظهر الشاشة الآتية:

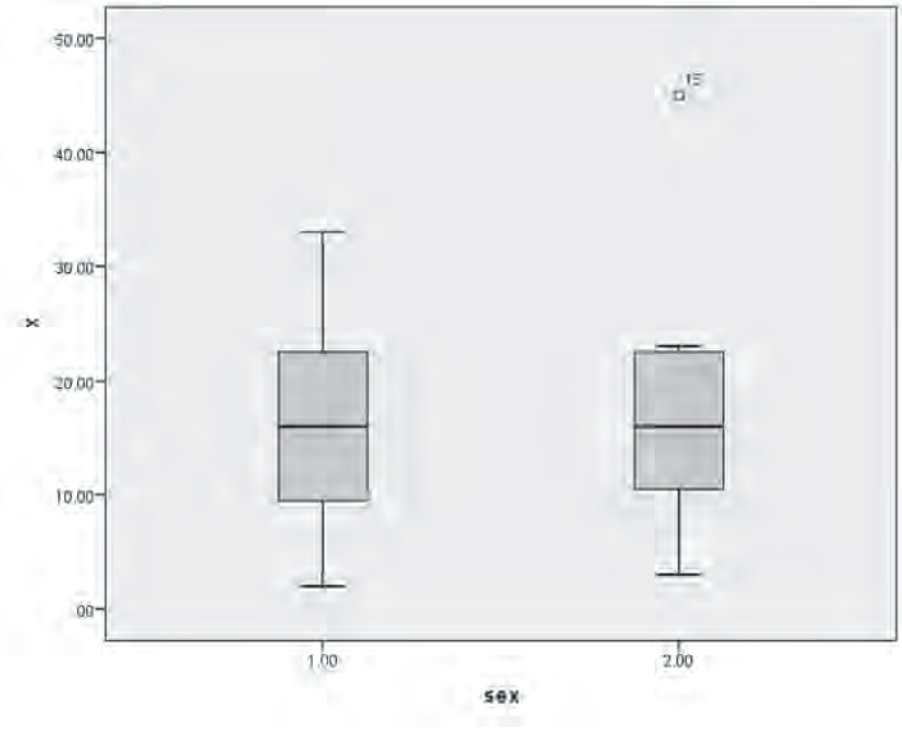


٤ ـ اضغط متغير X وانقله إلى ٩ إلى مربع Variable

٥ ـ اضغط Sex ثم اضغط ٩ وانقله إلى مربع Category Axis.

٦ ـ اضغط OK.

ثالثًا: المخرج: يعطي الشكل الآتي:



والواضح أن شكل Boxplot للذكور (كود١) لا يوجد به قيمة متطرفة، بينما توجد قيمة متطرفة لدرجات الإناث (كود ٢) للحالة ١٥.

شكل Stem and leaf

كما أوضحنا من قبل أن المدرج التكراري يعرض البيانات في ضوء قيم مجمعة في فئات، وهذا العرض يفقد كثيرًا من المعلومات الخاصة بالدرجات

المفردة داخل الفئات، وعلى الجانب الآخر فإن التوزيع التكراري للدرجات المفردة (لا يستخدم الفئات) يبعث على الملل إذا كان حجم البيانات كبيرًا، والمدخل البديل لتجنب عيوب المدرج التكراري والتوزيع التكراري هو عرض شكل الورقة والساق، وهو مدخل عام لتحليل البيانات ويعرف بـ(EDA) Exploratory Data Analysis ويمثل العرض للبيانات وهو عرض بياني آخر لتمثيل البيانات، وهذا النوع من العرض مفيد خاصة لقواعد البيانات الصغيرة؛ لأن كل درجة يتم تدوينها في الشكل البياني وبناء العرض البياني للساق والورقة يتطلب تجميع القيم في Stems (تجمعات)، وبعد ذلك يتم عرضها من خلال كل صف، ويمكن توضيح عرض هذا الشكل من خلال مجموعة من البيانات، على النحو الآتي:

12, 33, 24, 42, 11, 14, 23, 32, 46,10, 16, 26, 29, 15, 30, 47, 52, 44, 19

ولتنفيذ ذلك من خلال SPSS نطبق الخطوات الآتية:

أولاً: إدخال البيانات:

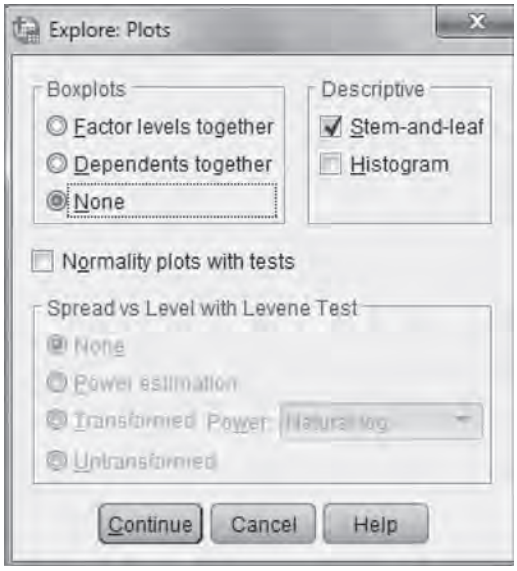
١ ـ اضغط variable view وفي عمود Name اكتب مسمى المتغير x.

٢ ـ اضغط data view ثم ابدأ في إدخال البيانات.

ثانيًا: تنفيذ الأمر:

١ ـ اضغط Analyze ثم اضغط Descriptive Statistics ثم اضغط Explore تظهر الشاشة (كما في Boxplot).

٢ ـ انقل المتغير X إلى مربع Dependent list ثم اختر plots تظهر الشاشة الآتية:



٣ ـ في مربع Descriptive اضغط Stem and leaf .

٤ ـ اضغط Continue ثم اضغط OK .

ثالثًا: المخرج: يعطي الشكل الآتي:

x

x Stem-and-Leaf Plot

Frequency	Stem &	Leaf
7.00	1 .	0124569
4.00	2 .	3469
3.00	3 .	023
4.00	4 .	2467
1.00	5 .	2

Stem width: 10.00
Each leaf: 1 case(s)

وهذا الشكل مكون من ثلاثة أعمدة، كما نرى في الصف الأول، فإنه 1.0124569

فإن القيمة قبل النقطة أو العمود (.) هي Steam بينما القيم بعد النقطة هي Leaf، وهذا يعني أن القيم التي تبدأ بالواحد هي 11, 10,12,14 وهكذا، وعددها أو تكرارها ٧ قيم، بينما القيم التي تبدأ بـ 2 هي 3,4,6,9 وهكذا.

لبناء شكل الورقة والساق فالقيمة 12 تبدأ مع عدد 1، والقيمة 50 تبدأ مع 5، يتم وضع أول صف بالقيم التي تبدأ بـ1 وهي: (10 ,11 ,12 ,14 ,15 ,16 ,19) وأربع قيم تبدأ مع ٢ وهي: (23 ,24 ,26 ,29)، وثلاث قيم تبدأ بـ 3، وهي: (33 ,32 ,30) وهكذا.

ونلاحظ في الشكل في الصف الأول أن 1.0 لها أعلى تكرار 7، وعليه يمكن استنتاج أن المنحنى ملتوٍ التواء موجبًا؛ لأن معظم القيم تكون منخفضة. وأسفل الشكل نلاحظ أن طول المسافة Stem width هي 10، بينما أي رقم في leaf يمثل حالة أو حالات، ولكن ماذا لو كان Stem width= 1 فإن الصف الأول قيمته تكون على النحو الآتي: 1.4 ,1.2 ,1.1 ,1.0 ,1.9 ,1.6 ,1.5 وهكذا.

ويشار إلى القيم 1 ,2 ,3 ,4 ,5 شمال النقاط الرأسية بـleading digits وهي تكون الساق Stem أو المحور الرأسي، فمثلاً القيم 10 ,11 ,12، فإن وحدات الكسر Unit digit هي 0 ,1 ,2 وهي تكون الأوراق leaves.

ويتشابه هذا العرض مع المدرج التكراري في إعطاء صورة عامة عن التوزيع.

وأخيرًا، اقترح Tabchnick & Fidell (2007) قائمة لمسح البيانات على النحو الآتي:

١ ـ فحص الإحصاء الوصفي على النحو الآتي:

ـ التعرف على القيم خارج الحدود المنطقية للمتغيرات التي تحدث نتيجة أخطاء الإدخال.

ـ عرض المتوسطات والانحرافات المعيارية.

ـ القيم المتطرفة للمتغير.

٢ ـ قيم مقدار وتوزيع البيانات الغائبة والتعامل معها بأي من إستراتيجيات معالجة البيانات الغائبة.

٣ ـ فحص العلاقة الخطية بين المتغيرات.

٤ ـ حدد وتعامل مع المتغيرات غير الاعتدالية.

ـ افحص التفرطح والالتواء.

ـ تحوير المتغيرات كلما أمكن.

ـ افحص نتائج التحوير.

٥ ـ حدد وتعامل مع القيم المتطرفة للمتغيرات معًا.

ـ المتغيرات التي أحدثت القيم المتطرفة المتدرجة.

٦ ـ قيم المتغيرات من حيث التلازمية الخطية.

الفصل السادس

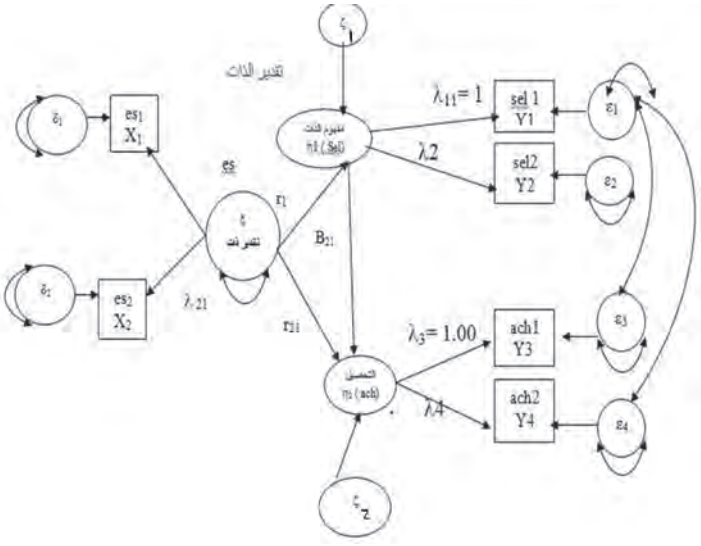
أوامر برنامج LISREL بلغة SIMPLIS
لنموذج المعادلة البنائية

٦. أوامر برنامج LISREL بلغة SIMPLIS لنموذج المعادلة البنائية

يتناول هذا الفصل أوامر تنفيذ نموذج المعادلة البنائية في برنامج الليزرال بلغة Simplis، كما يتناول الأوامر الفرعية في ملف المدخلات سواء تعيين النموذج المقاس أو البنائي. وبعد قراءة هذا الفصل سيكون القارئ قادرًا على كتابة الأوامر الخاصة بالنموذج المراد تحليله في برنامج Lisrel بلغة Simplis.

٦. ١ مثال لنموذج المعادلة البنائية

نستعرض في هذا الفصل أوامر التعامل مع برنامج الليزرال في أثناء إعداد ملف المدخلات للمثال الآتي:



الشكل رقم (٣٣): نموذج المعادلة البنائية المفترض بين تقدير الذات ومفهوم الذات والتحصيل

١ ـ النموذج البنائي للمتغيرات الكامنة: يتم التعبير عنه رياضيًّا بالمعادلات الآتية: $\eta = \Upsilon \xi + \beta \eta + \zeta$

وفي المثال السابق:

$$\eta_1 = \Upsilon_{11} \xi_1 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \Upsilon_{21} \xi_1 + \beta_{21} \eta_1 + \zeta_2$$

٢ ـ معادلات نموذج القياس للمتغيرات y:

$$Y = \lambda \eta + \varepsilon$$

وفي المثال السابق:

$$Y_1 (sell) = 1 * \eta + \varepsilon_1$$

$$Y_2 = \lambda * 2\eta + \varepsilon_2$$

$$Y_3 = 1 * \eta_2 + \varepsilon_3$$

$$Y_2 = \lambda_4 * \eta_2 + \varepsilon_4$$

٣ ـ نموذج القياس للمتغيرات المقاسة X:

$$X = \lambda x \xi + \delta$$

$$X_1 = 1\xi + \delta_1$$

وعلى ذلك فإن: $(es_2)\ X_2 = \lambda_2 \xi_1 \delta_2$

٦ . ٢ لغة أوامر Simplis

مثال لملف المدخلات

1- Title:.....	العنوان
2 - Observed variables	المتغيرات المقاسة
or from file:	مسمى الملف
3 - Covariance matrix	مصفوفة التغاير
or Correlation matrix	
from file	مسمى الملف:
4 - Sample size	حجم العينة
5 - latent variables	المتغيرات الكامنة
Or from file	مسمى الملف
6 - Relationships	العلاقات
7 - Options	الاختيارات
8- Path Diagram	شكل المسار
9 - End of problem	نهاية المشكلة

بتطبيق هذه المدخلات على النموذج في الشكل (٦:١).

٦ . ٣ خط العنوان Title

يكتب عنوان النموذج في المدخل على النحو الآتي:

Title: Self concept and achievement

or Model: achievement

يكتب العنوان بوصفه دليلاً للنموذج المحلل، خط العنوان لا يدخل في التحليل. وإذا كان نموذج CFA أو SEM لعينات متعددة يكتب العنوان:

Multi – sample models:

٦. ٤ مسمى المتغيرات المقاسة Observed variables or labels

تكتب المتغيرات المقاسة في النموذج أو تكويد لها، على النحو الآتي:

Observed variables: es_1 es_2 se_{l1} se_{l2} ach_1 ach_2

أو ترتب على النحو الآتي:

se_{l1} se_{l2} ach_1 ach_2 es_1 es_2

أو ترتب بالشكل الآتي:

Observed variables : $var_1 - var_6$

or x_1 x_2 y_1 y_2 y_3 y_4

or x_1 x_2 y_1 - y_4

أو تكتب كالآتي:

Observed variables from file: Achieve

or Labels from file:

٦. ٥ بيانات العينة

يمكن للبرنامج أن يتعامل مع البيانات الخام، مصفوفة التغاير، مصفوفة التغاير والمتوسطات، مصفوفة الارتباط، مصفوفة الارتباط والانحرافات المعيارية، مصفوفة الارتباطات والانحرافات المعيارية والمتوسطات، إذا كان التعامل مع مصفوفة التغاير.

Covariance matrix :

1.8834					
6.947	9.364				
6.819	5.091	12.532			
4.783	5.028	7.495	9.986		
-3.839	-3.889	-3.841	-3.625	9.610	
-2.190	-1.883	-2.175	-1.878	3.552	4.503

ويمكن أن تدخل في ملف في برنامج الليزرال من خلال فتح ملف الإدخال.

أو تكتب في ملف من أي مسار سواء الليزرال أو Word أو Notepad

Covariance matrix from file : ex . cov

أو Raw Data from file : EX . Raw

٦ . ٦ حجم العينة Sample size

هو عدد أفراد العينة التي ولدت مصفوفة الارتباط (R) أو التغاير (å) أو البيانات الخام.

Sample size: 250

Sample size

250

Sample size = 250

٦ . ٧ خط المتغيرات الكامنة latent variables

Latent variables: est self ach

self ach est

Latent variables

est self ach

لا تستخدم نفس تسميات المتغيرات المقاسة كمسمى للمتغيرات الكامنة.

٦ . ٨ العلاقات أو المعادلات Relationships or Equations

توضع المتغيرات التابعة شمالًا والمستقلة يمينًا.

Relationships

(اليسار) Dependent varlist = independent varlist (اليمين)

or response varlist = explanatory varlist

وهي على النحو الآتي للنموذج:

Relation ships or Relations

sel 1 sel 2 = self

ach1 ach2 = ache

es1 es2 = est

self = est

ach = sel est

نموذج القياس

النموذج البنائي

تابع

وفي تحديد العلاقات يتم تحديد علاقات أو معادلات النموذج المقاس أولاً ثم يليه تحديد علاقات النموذج البنائي (علاقة المتغيرات الكامنة بعضها ببعض).

يتم تحديد العلاقات في ضوء مسارات على النحو الآتي:

Syntax

Varlist ® varlist

مستقل تابع

أمثلة:

$self \longrightarrow sel_1\ sel_2$

$ach \longrightarrow ach_1\ \ ach_2$

$est \longrightarrow es_1\ \ es_2$

$est \longrightarrow self\ \ ach$

$Self \longrightarrow ach$

لاحظ ترتيب المتغيرات فى صيغة المسارات عكس وضعها في ضوء التعبير عنه في ضوء علاقات.

٦. ٩ مقياسية المتغيرات الكامنة Scaling of latent variables (في خط العلاقات)

يجب تحديد وحدات قياس للمتغيرات الكامنة، ولتحديد وحدة القياس يوجد اختياران:

الحلول المعيارية المباشرة: وبافتراض أن المتغيرات الكامنة معيارية مثل: تباين المتغيرات الكامنة يساوي الواحد، ويمكن الحصول على الحلول المعيارية من خلال وضع اختيار SS أو SC في خط OU.

الحلول غير المعيارية: هي تثبيت أحد تشبعات المؤشرات على المتغير الكامن عند الواحد الصحيح على المتغير الكامن، ويسمى متغيرًا مرجعيًّا.

Relationships:

sel1 = 1 × sel

sel2 = self

ach1 = 1 × ach

ach2 = ach

es1 1 = est

es2 = est

١٠.٦ القيم البادئة (المبدئية) Staring values

القيم المبدئية للمعالم يتم تقديرها من خلال البرنامج، ولكن إذا كانت قيمة المعلم موجودة، فيمكن وضعها بالصيغة الآتية:

(value) × variable

فمثلًا:

Relations:

Self = (0.70) × est

لاحظ أن المعلم المثبت دائمًا يكون صفرًا أو واحدًا صحيحًا مثل:

es1 = 1*est والقيم المبدئية مثل ٠,٣٠ أو ٠,٩٠ وغيرها.

٦. ١١ تغايرات وتباينات الأخطاء Error variance and covariances (في خط العلاقات)

أخطاء القياس هي δ وε وζ؛ حيث δ مرتبط بالمتغير المقاس X، ε بالمتغير المقاس y، ζ بالمتغير الكامن التابع η.

١ ـ تثبيت تباينات الخطأ: كل تباينات أخطاء القياس هي حرة، ولكن يمكن تثبيتها مثل:

- Let the Error variance of var list be c

or: set the Error variance of var list to c

حيث C قيمة ما.

مثال:

- Let the Error variance of es1 be 0

or: set the Error variance es1 to 0

٢ ـ تغايرات الخطأ: العلاقة بين الأخطاء تكون مثبتة في برامج SEM، ولكن يمكن جعلها حرة مثل:

ـ أخطاء القياس الواقعة على متغيرين X (δ_1, δ_2).

ـ أخطاء القياس الواقعة على متغيرين Y $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$.

ـ أخطاء قياس على متغيرين X وخطأ متغير Y (ε, δ).

ـ الخطأين على المتغيرين الكامنين η (ξ1 , ξ2).

والبرنامج يعد العلاقة بين هذه الأخطاء غير مرتبطة، ولجعلها مرتبطة توضع الصيغة الآتية:

-Let the Errors of var list and var list correlate

- Or: set the Errors covariance between Var list and var list free

أمثلة:

Let Errors between sel_1 and sel_2 correlate

or Set the Errors covariances between sel_1 and sel_2 free

والأخطاء المرتبطة تضاف إلى النموذج، إذا كانت ضرورية لتحسين مطابقة النموذج، وغالبًا تضاف عن طريق مؤشرات التعديل.

٦. ١٢ تحديد العوامل غير المرتبطة Uncorrelated factors

يعد البرنامج العلاقة بين المتغيرات الكامنة المستقلة (ξ) حرة ويقدرها، وهذا مشابه للعوامل المرتبطة (التدوير المائل) في التحليل العاملي الاستكشافي، ولكن إذا أراد الباحث جعل العلاقة بين المتغيرات الكامنة المستقلة غير مرتبطة (العوامل المتعامدة)، تكون على النحو الآتي:

Set the covariance of KSI varlist to 0

Or: Set the correlation of KSI varlist to 0

مثال:

Set correlations Ksi1and Ksi2 to 0

١٣ .٦ القيود المتساوية Equality constraints

أ ـ المسارات المتساوية: معامل المسار يمكن وضعه وتحديده بحيث يكون مساوٍ لمعامل مسار آخر.

Set path from var 1 to var 2 equal to path from var 3 to var 4

or Set path var 2 var 2 = path var 3 var 4

or – Set var 1 var 2 → = var 3 var 4 →

مثال:

Set path est → sel = path est → ® Ache

Or let est self → = est ® ache

Or set path from → est to sel equal to path from est to ache

ب ـ تباينات الأخطاء المتساوية Equal Error variances: يمكن جعل تباينات الخطأ لمتغيرين فأكثر متساوية على النحو الآتي:

Set the Error variances of varlist equal

Let Error variances of varlist equal

Equal Error variances : varlist

مثال:

Equal Error variances: sel2 ach2

١٤.٦ الاختيارات Options

يختص بإضافة اختيارات عند تحليل النموذج وطباعته في ملف النواتج، وهي مثل:

- wide print (WP)
- print Residuals (RS) طباعة البواقي
- Number of Decimals = 3 (ND = 3) خاصة بنظام الطباعة
- Method of Estimation = GLS (ME = GLS)
- Admissibility check = off AD = off
- Iterations = 50 It = 50
- SI = filename Save sigma in file

أمثلة:

SI – filename IT = 50 Options: RS ND = 3 ME = GLS AD = Off

وهي على النحو الآتي:

Wide print (WP): البرنامج يعتبرها ٨٠ والحد الأقصى ١٣٢ حرفًا لكل سطر.

مثال: Wide print = 100

Options: Wp = 100

ـ طباعة البواقي print Residuals (RS): هي مصفوفة البواقي المعيارية المتطابقة وشكل التوزيع لمنحنى Q.Q للبواقي المعيارية ومصفوفة الارتباطات بين البواقي.

- Options: RS Number of Decimals (ND): خاص بنظام طباعة الملفات والبرنامج يعتبرها ٢ ويمكن تغييرها:

Options: ND = 5

ـ طريقة التقدير Method of Estimation (ME): والطرائق المتاحة هي:

Instrumental variables (IV)

Two – stage least squares (TSLS, TS)

Unweighted least Squares (ULS, UL)

Generalized least squares (GLS, GL)

Maximum likelihood (ML)

Generally weighted least squares (WLS, WL)

Diagonally weighted least squares (DWLS, DW)

Options: ME = GLS , ME = WLS

- Admissibly Check (AD): هي تعد ٢٠ في البرنامج ولو بعد ٢٠ محاولة أو تدوير للمصفوفة، لم يعطِ حلولاً، فإن الإجراءات أو محاولات التقدير تتوقف. ويمكن تغييرها على النحو الآتي:

Options: AD = 40

ـ أقصى عدد محاولات Iteration (IT): الشائع في البرنامج Default ثلاثة أضعاف عدد المعالم المستقلة المراد تقديرها في النموذج.

Options: IT = 100 , IT = 150

ـ Save SIGMA (SI): مصفوفة التغاير المشتقة من النموذج يمكن حفظها في ملف.

Options: SI = SIGMAD

١٥ .٦ النواتج Lisrel Output

هو اختياري حيث يعطي البرنامج الحلول في ضوء لغة LISREL أو في ضوء لغة SIMPLIS.

LISREL Output: All

LISREL Output: SS SC EF RS VA FS PC PT

حيث: SS: الحلول المعيارية Standardized solution

SC: الحلول المعيارية الكاملة Completely solution

EF: التأثيرات غير المباشرة والكلية: Total and indirect effects, their standard errors and t –values.

RS: البواقي Residuals.

VA: تباينات وتغايرات المتغيرات الكامنة Variances and covariances of latent variable .

FS: انحدار الدرجات العاملية Factor scores Regression.

PC: الارتباطات بين تقديرات المعالم Correlation of parameter estimates.

PT: معلومات فنية Technical information .

MI : مؤشر التعديل Modification index .

٦ . ١٦ خط شكل المسار Path Diagram

يعطي برنامج LISREL شكل المسار للنموذج المحلل على الشاشة، ويمكن طبعه أو حفظه، ويمكن إجراء تعديلات عليه بإضافة أو حذف مسارات، وتعرض الدلالة الإحصائية في الشاشة على الشكل، ودائمًا تكون لقيمة T عند ٠,٠٥ وهي ١,٩٦، ولمؤشرات التعديل ٥,٠٪، وتضاف قيمتها إذا كانت MI ≥٧,٨٨، ويمكن تغيير ذلك بالآتي MI = 10، وهي إضافة المسار إذا كان دالاً عند ٠,٠١ ، وإضافة التعديل إذا أحدث تحسن بنسبة ١٠٪ لـ χ^2. ويمكن وضعه بعد خط Observed variables أو قبل خط End of problem.

٦ . ١٧ نهاية المشكلة End problem

هو اختياري يمكن وضعه أو عدم وضعه، وفيما يلي ملف الإدخال لنموذج المعادلة البنائية باستخدام ملف مشروعات SIMPLIS تم حفظه في ملف EXT. SPL.

self concept and achievement model
observed variables
sel_1 sel_2 ach_1 ach_2 es_1 es_2
Or y_1 y_2 y_3 y_4 x_1 x_2
Or y_1 - y_4 x_1 x_2
Covariance matrix form file: cov . spl

أو تكتب المصفوفة في ملف المدخلات، وتراعى الدقة الشديدة، فتوضع العلامة العشرية فوق العلامة العشرية، وتترك المسافات نفسها بين معاملات التغاير ومصفوفة التغاير التي سبق عرضها في بداية الفصل.

Sample size: 250
Latent variables: sel ach est
or sel ach est
Relationships:
sel 1 = 1self
sel2 = self
ach1 = 1ache
ach2 = ache
es1 = 1est
es2 = est
Self = est
ach = self est
or paths
Self → sel1 sel2
ach → ach1 ach2
est → es1 es2
est → self ach
self → ache
Let the Errors of sel1 and ach1 correlate
Let the Errors of sel2 and ach2 correlate
LSREL Output: All
or OU : SS EF RS VA MI
Path Diagram
End problem

اضغط RUN لإنجاز التحليل.

الفصل السابع

تقدير نموذج المعادلة البنائية

٧. تقدير نموذج المعادلة البنائية
Estimation

يتناول هذا الفصل أهم طرائق تقدير معالم نمذجة المعادلة البنائية سواء طريقة ML وGLS وADF، وكذلك استخدام أفضل الطرائق للتعامل مع البيانات غير الاعتدالية، وسيعرض الحلول غير المنطقية في أثناء تقدير نموذج SEM وأسبابها، والتأثيرات المباشرة وغير المباشرة والكلية وكذلك تحليل البواقي. وبعد قراءة هذا الفصل يتوقع أن يكون الباحث قادرًا على اختيار أفضل طريقة لتقدير معالم نمذجة المعادلة البنائية SEM، وأيضًا تحديد الحلول غير المنطقية وكذلك تفسير التأثيرات المباشرة وغير المباشرة.

بعد مرحلة بناء النموذج وجمع البيانات وإعدادها للتحليل من خلال فحص الاعتدالية والبيانات الغائبة والتلازمية الخطية، وكذلك التحقق من قضية التحديد بعدها، يبدأ الباحث في مرحلة تقدير النموذج. وتوجد عدة طرائق لتقدير معالم نموذج SEM أهمها:

٧. ١ طريقة الاحتمالية القصوى Maximum likelihood

هي الطريقة الحرة Default لمعظم برامج SEM، بمعنى أن يقوم البرنامج باستخدامها إذا لم تحدد طريقة تقدير أخرى. ومعظم تحليلات نماذج SEM التي استخدمت في التراث البحثي اعتمدت على طريقة ML؛ وذلك لأن استخدام أي طريقة أخرى غيرها يتطلب مبررات. ومصطلح الاحتمال الأقصى يصف المبدأ الإحصائي وراء اشتقاق تقديرات معالم النموذج وهو الاحتمالية العالية لإنتاج معالم للنموذج في المجتـمع من بيانات العينة (التقديرات الملاحظة) أو مصفوفة التغاير.

وخصائص طريقة ML تنبع من النظرية الاعتدالية Normality Theory؛ وذلك لأن هذه الطريقة تتطلب الاعتدالية المتدرجة لتوزيعات المتغيرات المقاسة في المجتمع، وتفترض أن يكون محدد المصفوفة موجبًا (McDonald & Ho, 2002, Shah & Goldstein, 2006). وإذا كانت المتغيرات التابعة غير متصلة وتعاني عدم الاعتدالية بدرجة شديدة فتستخدم طرائق تقدير بديلة لـ ML. وطريقة ML لتقدير معالم نموذج SEM هي تلازمية Simultaneous، بمعنى يتم تقدير كل معالم النموذج في اللحظة نفسها؛ لذلك يطلق عليها Full information method. وعندما تتحقق كل المسلمات الإحصائية، مثل: الاعتدالية، الاتصالية، عشوائية العينة، والنموذج محدد تحديدًا دقيقًا فإن استخدام ML لأحجام عينات كبيرة تعطي تقديرات غير متحيزة ومتسقة. وعلى ذلك إذا تحققت كل هذه الخصائص فإن استخدام طريقة ML تتفوق على طرائق التقدير ذات المعلومات الجزئية Partial Information، التي تحلل كل معادلة بنائية على حدة، مثل: طريقة المربعات الدنيا ذات المرحلتين Two–stage least squares (TSLS) التي استخدمت في نهاية ١٩٧٠م لتقدير معالم نماذج تحليل المسار ذات التأثيرات التبادلية. وطريقة TSLS شائعة الاستخدام في مجالات معينة، مثل: الاقتصاد ويمكن تنفيذها من خلال برامج SPSS وSAS وبعض برامج SEM، مثل: LISREL. وتستخدم صيغة خاصة لـ TSLS لنماذج المتغيرات الكامنة لحساب التقديرات الأولية أو المبدئية للنموذج، ويمكن استخدامها لتقدير القيم المبدئية في النماذج البنائية ذات العلاقات أو التأثيرات التبادلية، ولكن حديثًا تستخدم طريقة ML لتقدير معالم هذه النماذج.

وتفترض طريقة ML أن المتغيرات غير معيارية، وكذلك عدم وجود بيانات غائبة في ملف البيانات، ولكن توجد صيغة خاصة لـ ML تتعامل مع البيانات الغائبة (Kline, 2016)، وكذلك تفترض استقلالية للمتغيرات المستقلة (الخارجية) وأخطاء القياس.

ومحك التقدير لـ ML مرتبط بوظيفة التطابق أو التوافق Fit Function وهي تقليل التعارض بين مصفوفات العينة (S) والمصفوفات المشتقة عن طريق النموذج (Σ). وتمدنا طريقة ML بنوعين من المعلومات؛ الأول تقديرات المعالم الحرة للنموذج والأخطاء المعيارية لهذه التقديرات، وكذلك فترات الثقة لهذه المعالم، والثاني هي خاصية الوظيفة التعارضية بين المصفوفتين؛ أي التي تسمح بحساب مؤشرات حسن المطابقة المختلفة. وباستخدام هذه الطريقة يبدأ البرنامج باشتقاق حلول أولية ثم يحاول تحسين هذه التقديرات من خلال سلسلة من الحسابات، وهذا التحسن يقصد به تحسن مطابقة النموذج، وعندما تكون هذه الحلول المبدئية غير دقيقة؛ بمعنى أن يكون أحد التأثيرات المفترضة موجبًا، ولكن البرنامج يعطيه سالبًا، في هذه الحالة فإن البرنامج يفشل في الوصول إلى حلول مناسبة. وتستخدم بفاعلية عندما يكون النموذج محدد تحديدًا جيدًا، ولكن إذا كان النموذج يعاني من سوء تحديد، فإن النتائج المتحصل عليها ربما تكون غير صادقة، وفي هذه الحالة تستخدم طريقة TSLS كمكمل لـ ML. وتعطي هذه الطريقة نتائج أقل قوة إحصائية عند استخدام أحجام عينات أقل من ٢٠٠ فرد وحلول غير مستقرة (Quintana & Maxwell, 1999). وتوصل West et al. (١٩٩٥) إلى أن طريقة ML لديها مناعة أو ضلاعة، إذا لم تتوافر الاعتدالية (توافرت بدرجة خفيفة أو متوسطة)، وليس لديها مناعة ضد الاعتدالية الشديدة (SK>3, Kur>7).

وتوجد صيغة خاصة لطريقة ML للتعامل مع البيانات غير كاملة البيانات (المفقودة) وهي متاحة في برامج SEM، مثل: Amos, Mplus, Lisrel.

٧. ٢ طريقة المربعات الدنيا غير الموزونة Un-weighted least squares (ULS)

هي نوع من إستراتيجية تقدير المربعات الصغرى الترتيبية OLS، التي تقلل فروق مجموع المربعات بين مصفوفات العينة والمصفوفات المشتقة من النموذج (المجتمع)، وتعطي تقديرات غير متحيزة للمعالم من خلال عينات عشوائية، ولكنها ليست بكفاية تقديرات ML (Kaplan, 2000).

ولكن المحدد لطريقة ULS هو أن كل المتغيرات المقاسة لها وحدة القياس نفسها، وهذا عكس طريقة ML التي يتعامل مع المتغيرات المقاسة حرة القياس Scale free.

وتمتاز هذه الطريقة عن ML في أنها لا تتطلب محدد مصفوفة موجبًا، ويمكن استخدامها لتوليد القيم المبدئية للتحليل التالي للنموذج والبيانات نفسيهما؛ ولذلك يمكن استخدامها إذا كان محدد المصفوفة سالبًا.

٧. ٣ طريقة المربعات الدنيا التعميمية Generalized least squares (GLS)

تنتمي هذه الطريقة إلى عائلة طرائق التقدير المربعات الدنيا الموزونة وهي: Weighted Least Squares (WLS) (طريقة المربعات الدنيا الموزونة)، ولها نفس مسلمات طريقة ML، ولكنها أقل تشددًا فيما يخص شرط الاعتدالية، فيمكن استخدامها لبيانات غير اعتدالية، غير أنه توجد دلائل قليلة على أن أداء

GLS أكثر مناعة Robust من طريقة ML في حالة عدم توافر مسلمة الاعتدالية المتدرجة (West et al., 1995). وهذه الطريقة تقوم على أساس التناقض بين النموذج والبيانات؛ أي بين مصفوفة التغاير للعينة (S)، ومصفوفة التغاير المشتقة من النموذج (Σ).

وتعطي طريقة GLS تقديرات المعالم والأخطاء المعيارية، وكذلك تعطي إمكانية لحساب مؤشرات حسن المطابقة. وعكس طريقة ULS فإن طريقة GLS تتطلب أن تكون المتغيرات المقاسة حرة المقياس، وأيضًا غير حرة.

وتمتاز طريقة GLS على ML في أنها تحتاج إلى عمليات حسابية وذاكرة كمبيوتر أقل، وهذا ليس له معنى هذه الأيام في ظل التطورات المتلاحقة لبرامج SEM. وعلى ذلك فإن طريقة ML مفضلة على ULS و GLS. وعندما يكون النموذج محددًا تحديدًا جيدًا، فإن طريقتي ML و GLS تعطي القيم نفسها لتقديرات معالم مؤشرات المطابقة.

وراجع Hoogland & Boosmsma (1998) 34 دراسة محاكاة لاختبار تأثير حجم العينة والابتعاد عن الاعتدالية وخصائص النموذج على تقديرات نمذجة المعادلة البنائية، ووظفت معظم هذه الدراسات طريقتي ML و GLS وتوصلوا إلى أن الطريقتين تعطيان النتائج نفسها، وإذا كان التوزيع قريبًا من الاعتدالية، وحجم العينة ١٠٠ يؤدي ذلك إلى رفض النموذج المحدد تحديدًا جيدًا؛ لذا يتطلب أن يكون حجم العينة ٢٠٠ فأكثر؛ لإنتاج أخطاء معيارية وتقديرات معالم دقيقة، وتزداد أحجام العينات المتطلبة لإعطاء نتائج دقيقة مع المتغيرات التصنيفية ومع وجود توزيعات ملتوية أو متفرطحة.

٧. ٤ طرائق التعامل مع المتغيرات غير الاعتدالية

على الرغم من شيوع استخدام طريقة ML في تحليل SEM، إلا أنه يوجد بعض الطرائق الاختيارية البديلة، عندما لا تتوافر مسلمة الاعتدالية للمتغيرات، وكذلك عند تحليل المتغيرات التابعة التصنيفية، والتعامل مع متغيرات مقاسة تصنيفية أو تصنيفية رتبية (مقياس ليكرت الثلاثي أو الخماسي). وفي مجال علم النفس والتربية يتم تحليل المتغيرات التصنيفية أو الرتبية على أساس أنها متصلة.

وأشارت نتائج دراسات المحاكاة لنمذجة المعادلة البنائية إلى تجاهل مسلمة الاعتدالية المتدرجة عند استخدام (Curran, West, & Finch, 1997) ML؛ لأن عدم توافرها للمتغيرات تكون المعالم غير دقيقة نسبيًّا، حتى مع أحجام العينات الكبيرة وتقديرات الأخطاء المعيارية تكون منخفضة، وهذا يؤدي إلى زيادة قيم اختبار (T) المقابلة لكل تأثير، وعلى ذلك توجد احتمالية لرفض الفرض الصفري؛ بمعنى تضخم الخطأ من النوع الأول، وعليه فإن قيمة إحصاء المطابقة χ^2 تكون دالة إحصائيًّا وبالتالي يتم رفض النموذج الحقيقي.

ويجري التعامل مع البيانات غير اعتدالية التوزيع على النحو الآتي:

- إجراء تحوير ثم تحليل البيانات المحورة باستخدام طريقة ML (Kline, 2016).
- استخدام طريقة النظرية الاعتدالية المصححة Corrected normal Theory method؛ أي يتم تحليل البيانات باستخدام ML Robust (MLR)وتعطي الأخطاء المعيارية المناعية Standard errors robust، ومن أشهر هذه الطرائق المصححة لاختبار النموذج هي إحصائية

Satorra-Bentler statstic لـ (Satorra & Bentler, 1994) وهي تتوافر في معظم برامج SEM.

- أحد الاختيارات لتحليل المتغيرات التابعة غير الاعتدالية هي استخدام طريقة ML مقرونة بـ Parametric bootstrapping، ولكنها تفترض أن العينة والمجتمع لها خصائص التوزيع نفسها. وفي مدخل Bootstrapping يتم تقدير المعالم والأخطاء المعيارية وإحصاءات النموذج من خلال توزيعات معاينة إمبريقية من خلال أحجام عينات كبيرة يتم توليدها عن طريق المحاكاة، وتعطي نتائج أقل تحيزًا من طريقة ML عندما تكون حجم العينة ٢٠٠ فأكثر، وتكون هذه الطريقة عديمة الجدوى لأحجام عينات صغيرة ١٠٠ فأقل (Nevitt & Hancock, 2001).

- وللتعامل مع البيانات غير الاعتدالية طور Brown (1984) طريقة Asymptotically distribution free (ADF) وتسمى في برنامج LISREL بطريقة المربعات الدنيا الموزونة Weighted least squares، والحسابات المتطلبة لإنجاز طريقة ADF معقدة جدًّا، ويقدر عدد الصفوف وكذلك عدد الأعمدة من الصيغة 0.5V(V+1). فإذا كان لدينا نموذج به ١٠ متغيرات مقاسة، فإن المصفوفة اللازمة لتقدير ADF هي ٥٥ (صفًّا) 55X (عمودًا) (Kline, 2011). وهذه الطريقة غير عملية في العلوم الاجتماعية والإنسانية؛ لأنها تتطلب أحجام عينات كبيرة (Baumartner & Homburg, 1996). وأشارت دراسات المحاكاة إلى أن الحد الأدنى المتطلب لاستخدامها يتراوح من ١٠٠٠ إلى ٥٠٠٠، وذلك للحصول على نتائج مرضية (Boomsma & Hoogland, 2001; Chou & Bentler, 1995).

ـ وللتعامل مع خليط من المتغيرات التصنيفية والمتصلة طور (Muthen 1984) مدخلاً لتقدير النماذج التي تتضمن خليطًا من المتغيرات التابعة التصنيفية والترتيبية والمتصلة، وتعرف بمنهجية المتغيرات التصنيفية المتصلة (Continuous Categorical Variable Methodology CVM). ويرى Kline (2016) أن هذه الطريقة تتميز بتعقيداتها الحسابية، وذلك للحصول على مصفوفات موزونة كما في طريقة ADF، ويمكن إجراؤها من خلال العديد من برامج الحاسب الآلي (الكمبيوتر)، مثل: LISREL و MPLUS و EQS.

٧. ٥ طرائق تحليل المتغيرات التصنيفية الرتبية

وتقليديًّا كان يتم التعامل مع تحليل المتغيرات التصنيفية في التحليل العاملي التوكيدي ونماذج SEM على أساس أنها متصلة، ويستخدم معامل ارتباط بيرسون، ولكن من أخطار ذلك تقلص قيمة معامل الارتباط (Cuttance, 1987). ومع التطورات في برامج المعادلة البنائية فإنه يسمح بتحليل المتغيرات التصنيفية الثنائية (0,1) باستخدام معامل الارتباط الرباعي وطريقة التقدير WLS، ولكن معامل الارتباط الرباعي يفترض أن تكون المتغيرات التصنيفية ذات بناء تحتي متصل وتوزيعها اعتدالي، وينصح Nunnaly (1978) بعدم استخدامه إذا لم تتحقق شرط الاعتدالية؛ وذلك لأن قيمته تتضخم.

وفيما يتعلق بتحليل المتغيرات التصنيفية الرتبة Ordered Categorization يستخدم معامل الارتباط Poly-choric مع استخدام طريقة WLS، ولابد للبيانات الرتبية أن يكون لها بناء تحتي متصل مع توزيع اعتدالي؛ ولذلك يطلق عليها ـ متغير الاستجابة الكامن Latent response variable.

ومن أخطار تحليل نماذج SEM لبيانات تصنيفية باستخدام معامل ارتباط بيرسون تضخم قيمة χ^2 وتقلص تقديرات الأخطاء المعيارية والحصول على دلالة إحصائية، وهي غير ذلك في الحقيقة، وتزداد هذه الأخطار إذا كان عدد التصنيفات اثنين أو ثلاثة مع عدم اعتدالية البيانات (West et al., 1995).

ويرى الباحثون والخبراء في مجال SEM أنه من الأفضل لبيانات تصنيفية (1,0) استخدام مصفوفة الارتباط الرباعي مع طريقة WLS أو ADF، ولبيانات تصنيفية رتبية (3, 2, 1) استخدام مصفوفة Poly-choric مع طريقة التقدير WLS، ولكن متطلبات طريقة WLS يجعلها غير عملية للباحث النفسي والسلوكي؛ لأنها تتطلب حجم نموذج صغير وأحجام عينات كبيرة جدًّا تقترب من ١٠٠٠ كحد أدنى أو بأقل تقدير ٥٠٠، ويزداد هذا الحجم مع زيادة درجة تعقيد النموذج.

وعلى ذلك، فإن طرائق تقدير عائلة WLS (مثل: ADF، CVM، GLS) يمكن أن تستخدم عندما تكون بعض أو كل المتغيرات التابعة المقاسة غير اعتدالية وتصنيفية، ولكنها تتطلب أحجام عينات كبيرة وعمليات حسابية معقدة؛ حيث لا يتمكن البرنامج أحيانًا من إتمام التحليل لعدم قدرته على اشتقاق مقلوب المصفوفة الموزونة. وتعطي طريقة WLS قدرًا كبيرًا من التحيز لمعالم النموذج مع العينات الصغيرة (Hoolgand & Boomsma, 1998).

وطور Muthen, Du toit, & Spisic (1997) طريقة WLS المناعية Robust WLS estimation التي تستخدم في حالة أحجام عينات ١٠٠ فأكثر في برنامج MPLUS، وتسمى Weighted least squares mean and variance(WLSMV) adjusted، وتستخدم عندما يتم التعامل مع

بيانات رتبية أو تصنيفية رتبية، وأشار Flora & Curran (2004) إلى أن هذه الطريقة يكون أداؤها جيدًا عندما تكون البيانات رتيبة وأحجام عينات ١٠٠ فأكثر ودرجات مختلفة من عدم الاعتدالية ونماذج معقدة. وكذلك يوجد بديل في برنامج LISREL هو طريقة Diagonally WLS (DWLS)، وهي شكل رياضي لـ WLS عندما تكون أحجام العينات صغيرة. وعليه، فإن فاعلية WLS تظهر مع تحليل البيانات التصنيفية أو الترتيبية مع استخدام مصفوفات ارتباط poly choric أو Tetrachoric.

وأشار Schumacker & lomarx (2010) إلى أنه في ضوء الدارسات النظرية ودراسات المحاكاة، فإن التعامل مع البيانات غير الاعتدالية تتطلب استخدام أحد طرائق التوزيعات الحرة، مثل: ADF، WLS، GLS، وعند التعامل مع متغيرات تصنيفية (ثنائية أو رتبية) تعاني من التواء وتفرطح بسيط (في المدى من -١ إلى +١)، فإنه يمكن استخدام طرائق التوزيعات الاعتدالية (ML)، ولكن إذا كانت المتغيرات تعاني من التواء أو تفرطح شديد، فيجب استخدام معامل ارتباط Tetra-choric وPoly-horic، وليس معامل ارتباط بيرسون أو استخدام أحد طرائق التوزيعات الحرة. هذا متاح في معظم برامج SEM، مثل: LISREL، EQS، MPLUS،AMOS.

وكل طرائق التقدير السابقة لها طرائق مختلفة لكيفية موازنة الفروق بين مصفوفة التغاير الملاحظة ومصفوفة التغاير المشتقة عن طريق النموذج، ويطلق عليها الوظيفة التعارضية Discrepancy function. ومن حيث التعقيد الحسابي تعد طريقة OLS أسهلهم تليها GLS ثم ML وبعد ذلك ADF.

٧. ٦ التقدير التكراري المتعاقب أو المتوالي Iterative Estimation

تقدير معالم SEM هو في طبيعتها تكرارية، ولا يتم من أول تقدير أو محاولة، فيقوم البرنامج بالمحاولة الأولى لتقدير معالم النموذج، وذلك لمصفوفة التغاير أو الارتباط المدخلة المتضمنة المعادلات 0.5V(V+1)، وتعطي حلولاً أولية أو مبدئية؛ ولأن الحلول المبدئية اعتباطية، فمن المتوقع أن تكون المطابقة ضعيفة، ثم يقوم البرنامج بمحاولات لتحسين هذه التقديرات للمعالم من خلال مجموعة متتالية من العمليات الحسابية حتى يصل إلى أفضل مطابقة، وهذه الدورة تكرر مرة تلو الأخرى، وكل مرة يحدث تعديل للحلول المبدئية حتى يحدث تقارب أو توافق بين مصفوفة الارتباط لبيانات العينة والمصفوفة المشتقة من النموذج. ويرى Kline (2016) أنه بالنسبة للنماذج المحددة تمامًا تكون المطابقة تامة في المحاولات الأولى، ولكن بالنسبة للنماذج فوق التحديد، فربما لا يتطابق النموذج مع البيانات في المحاولات الأولى، ثم تبدأ محاولات متتالية من التقدير حتى تتحسن مطابقة النموذج. ويمكن للنموذج أن يصل إلى مطابقة مع البيانات لو أن القيم المبدئية لمعالم النموذج تم تحديدها قبل التحليل. وتقوم برامج SEM بإعطاء تحذير إذا كانت عملية التقدير المتعاقب غير ناجحة؛ بمعنى أن البرنامج لا يستطيع القيام بها، مثل:

FATAL ERROR: unable to start iterations because matrix with SIGMA is not positive definite. Provide better starting values.

وأحيانًا يقوم البرنامج باشتقاق القيم المبدئية، أو يمكن زيادة عدد المحاولات التكرارية في البرنامج. فأحيانًا يكون المحدد في البرنامج ٥٠ محاولة مثلًا فيمكن زيادتها إلى ١٠٠؛ حيث تسمح للبرنامج بإجراء المزيد

من المحاولات التي ربما تؤدي إلى الوصول للحلول التقاربية، وربما يحدث فشل في الوصول إلى الحلول، ويحدث هذا مع أحجام العينات الصغيرة مع مؤشرات قليلة لكل عامل (Loehlin, 2004)؛ بمعنى عينة أقل من ١٠٠ وأن يكون مؤشران فقط لكل عامل مثلًا.

٧. ٧ الحلول غير المنطقية Inadmissible solution أو حالات Heywoods Cases

يحدث أحيانًا عند تحليل نموذج محدد تحديدًا حقيقيًّا في ضوء نظرية وباستخدام طريقة ML أو طرائق أخرى أن تكون الحلول التقاربية لمعالم النموذج غير مقبولة أو غير منطقية، كأن تكون قيم تقديرات المعالم غير منطقية، وتسمى حالات Heywoods، وهي أن تكون قيم تباينات الأخطاء والبواقي سالبة أو معاملات الارتباط بين العوامل أكبر من ١,٠٠ أو تزيد تشبعات المتغيرات بالعوامل والتأثيرات بين المتغيرات على الواحد الصحيح وذلك في الحلول المعيارية، أو تكون قيمة الخطأ المعياري المقابل للمعلم كبيرة جدًّا؛ بحيث لا يمكن تفسيرها، مثل: SE= 888.000. وتوجد أسباب لحدوث هذه الحلول غير المنطقية يحددها (Chen, Bollen, Paxton, Gurran, & Kirby (2001 بالآتي:

- أخطاء في تخصص وتحديد النموذج.
- وجود مشكلة التحديد للنموذج، وهذا يؤدي إلى وجود درجات حرية سالبة.
- القيم المتطرفة وعدم توافر الاعتدالية للبيانات.
- التعامل مع حجم عينات صغيرة (N< 100).

ـ تمثيل العامل بمؤشرين فقط.

ـ تحديد قيم مبدئية غير مناسبة.

ـ وجود ارتباطات عالية أو منخفضة جدًّا بين المتغيرات المقاسة، التي تسبب عدم التحديد الإمبريقي.

ـ وجود اختلاف كبير بين تباينات المتغيرات، فلو أن تباين أحد المتغيرات أكبر عشرة مرات من تباين متغير آخر فلابد من إجراء تحوير لهذا المتغير.

ـ أخطاء في إدخال البيانات.

ـ البيانات لها ثبات منخفض.

وبرنامج LISREL يمكن أن يعطي رسالة تحذيرية يظهر من خلالها أنه غير قادر على الوصول إلى الحلول المقبولة بعد عشر محاولات:

FATAL ERROR: Admissibility test failed.

وعلى ذلك، فيجب إعادة تخصيص النموذج، أو إعادة فحص البيانات، ويمكن وضع اختيار في خط OU وهو OU: AD = 20 or 30. واحذر أن تضع AD = OFF؛ لأنه يمكن أن يعطي حلولاً غير متسقة لا يمكن تفسيرها.

ويمكن لبرنامج EQS أن لا يسمح بظهور تقدير التباين السالب، ويقوم بتثبيتها أو بوضع قيود عليها (بمعنى اعتبارها معلمًا مقيدًا).

ويقوم برنامج MPLUS بإعطاء رسالة، هي:

The Degrees OF Freedom for this Model Are Negative.

Or: The model is not Identified.

Or: Check your model.

وفي برنامج AMOS يعطي:

The model is probably unidentified in order to achieve identifiability, it will probably be necessary to impose additional constraint.

ولكن بظهور هذه الحلول غير المنطقية يجب ألا يعتمد على البرنامج في معالجتها، ولكن يجب على الباحث أن يعيد النظر مرة أخرى في النموذج وطبيعة البيانات. وفي هذا الشأن يمكن تثبيت هذه المعالم التي تأخذ قيمًا شاذة عند الصفر، ثم يعاد تقدير النموذج ويعاد أيضًا تخصيصه.

٨.٧ تقديرات معالم نموذج SEM

دائمًا ينشغل الباحثون بتقدير المطابقة للنموذج من دون إعطاء الأهمية الكافية لتفسير معالم النموذج. وتتضمن معالم نموذج SEM التشبعات للمتغيرات المقاسة بالعوامل أو معاملات المسار (معاملات الانحدار بين المتغيرات للنموذج البنائي) أو تباينات الأخطاء الواقعة على المتغيرات، وتكون هذه المعاملات إما معيارية أو غير معيارية. وهذه المسارات تسمى تأثيرات، وهذه التأثيرات إما تكون مباشرة أو غير مباشرة أو كلية. ويتضمن المخرج الأخطاء المعيارية Standard errors وقيمة الدلالة الإحصائية لكل معلم، والأخطاء المعيارية هي ضرورية لتحديد النسبة الحرجة Critical Ratio وهي إحصاء المعلم (التأثير مثلًا) مقسومًا على الخطأ المعياري (الانحراف المعياري لتوزيع المعاينات)، ويقدر خطأ المعاينة من خلال الفروق بين إحصاءات العينة ونظيرتها لمعالم المجتمع. وفي ضوء ذلك فهو

ضروري لتحديد القيمة الحرجة للاختبار التي في ضوئها يتم قبول أو رفض الدلالة الإحصائية لمعالم نمذجة المعادلة البنائية، مثل: التأثيرات وتباينات الأخطاء والتغايرات وغيرها. إذا زادت قيمة خارج قسمة قيمة المعلم على الخطأ المعياري عن ١,٩٦ (هي قيمة اختبار T ذي ذيلين عند ٠,٠٥) أو ٢,٥٨ (هي قيمة اختبار T ذي ذيلين عند ٠,٠١) فإن المعلم دال إحصائيًّا وهي أيضًا قيمة اختبار Z وذلك في العينات الكبيرة.

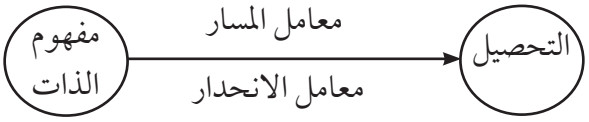
ومن أهم المخرجات تباينات الأخطاء أو البواقي وذلك في حالة النماذج غير المعيارية، وهي تعكس مقدار التباين غير المفسر في المتغيرات الداخلية. وأعطى Kline (2016) مثالاً لمعرفة كم التباين غير المفسر في حالات النماذج غير المعيارية، فإذا كان التباين غير المفسر (الخطأ) للمتغير الداخلي (التابع) هو ٢٥,٠٠، والتباين غير المعياري للمتغير (للعينة) ١٥,٠٠، وبالتالي ٠,٦٠ من تباين المتغير الداخلي غير مفسر، وأن ٠,٤٠ الباقي تباين مفسر، وهي تساوي مربع معامل الارتباط المتعدد R^2smc للمتغير الداخلي.

وفي الحلول المعيارية، فإن تباينات كل المتغيرات الكامنة المستقلة تساوي ١,٠، وعلى ذلك فإن التباين غير المفسر للمتغيرات الداخلية(R2smc-1). وكذلك تقوم برامج SEM بإعطاء تحليل البواقي Residual analysis.

٩.٧ التأثيرات أو المسارات السببية المباشرة وغير المباشرة والكلية

يمكن تعريف التأثير المباشر بين متغيرين كامنين بينهما تأثير سببي بأنه تأثير مباشر من أحد المتغيرين إلى الآخر؛ بمعنى وجود سهم ذي اتجاه واحد يربط بينهما، ويتم التعبير عنه كميًّا في ضوء المعامل البنائي (معامل الانحدار

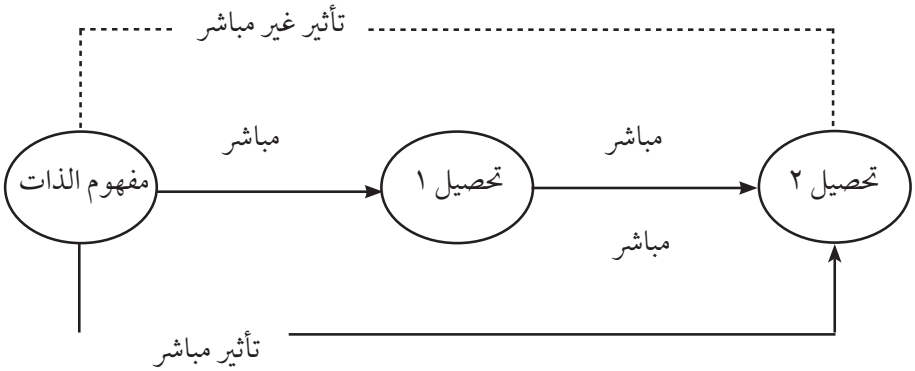
المعياري)، وهو معامل المسار أو معامل الانحدار. وعلى ذلك فإن أي تغير لمفهوم الذات نتوقع بعده حدوث تغير في التحصيل مباشرة، وعلى ذلك فإن لمفهوم الذات تأثيرًا مباشرًا على التحصيل.



الشكل رقم (٣٤): التأثيرات المباشرة بين مفهوم الذات والتحصيل

فإذا كان التأثير المباشر يساوي ٠,٤٢ فإن هذا يعني أن زيادة وحدة واحدة من مفهوم الذات تتنبأ بزيادة ٠,٤٢ وحدة من التحصيل.

أما التأثير غير المباشر Indirect effect عندما توجد تأثيرات بين متغيرين ويتوسطهما متغير أو أكثر من المتغيرات الوسيطة؛ بمعنى لا يوجد خط مستقيم أو سهم مباشر يربط بين المتغيرين، وفي الشكل رقم (٣٥) فإن المتغير الكامن «مفهوم الذات» يصل تأثيره إلى المتغير الكامن «التحصيل» (٢) من خلال التحصيل (١) أو أكثر حسب المتغيرات الوسيطة في النموذج، وإذا تغير مفهوم الذات فإن تحصيل (١) يتغير، وأن تغير التحصيل (١) بدوره يؤثر في تحصيل (٢)، ويمكن القول إن مفهوم الذات له تأثير سببي على تحصيل (٢)، ولكنه غير مباشر من خلال التحصيل (١)، ويقاس من خلال معامل المسار أو الانحدار، ويمكن التعبير عنه بصورة معيارية أو بصورة غير معيارية، ويطلق عليها التأثيرات الوسيطة Mediation effect. وهي لا تضاف أو ترسم في شكل المسارات، ويمكن أن تكون إشارة التأثير المباشر وغير المباشر سالبة أو موجبة. أما التأثيرات الكلية Total effect فهي مجموع كل من التأثير المباشر والتأثير غير المباشر.



الشكل رقم (٣٥): مثال للتأثيرات غير المباشرة بين متغيرين

٧. ١٠ الثبات والتباين المستخلص

يعرف الثبات بأنه النسبة بين التباين الحقيقي إلى التباين الكلي (الحقيقي بالإضافة إلى الخطأ). ويقدر الثبات أو التباين المفسر للمتغير المقاس في نموذج القياس (التحليل العاملي التوكيدي) من خلال المتغير الكامن من مؤشر معامل الارتباط المربع Squared multiple correlation (SMC)؛ حيث يكون المتغير المقاس تابعًا والمتغير الكامن مستقلاً، وتفسر SMC بأنها ثبات المتغير المقاس أو نسبة التباين المستخلص أو المفسر في المتغير المقاس نتيجة المتغير الكامن.

٧. ١١ تحليل البواقي Residual analysis

قبل التطرق إلى مناقشة تحليل البواقي فلابد من عرض مفهوم الارتباط أو التغايرات المشتقة أو المتنبأ بها من النموذج Model - implied covariances and correlation، وهي مجموع التأثيرات الكلية المعيارية المشتقة من النموذج، وكل الارتباطات غير السببية الأخرى. ويتم مقارنتها بمصفوفة الارتباطات

أو التغايرات لبيانات العينة (S). ويشير Kline (2016) إلى أن كل برامج SEM تقوم بحساب مصفوفة التغاير المشتقة من النموذج من خلال عملية حسابية تسمى قاعدة الأثر Tracing Rule. وعلى ذلك، فإن الفرق بين ∑ وS يسمى بواقي الارتباط Correlation Residuals، وهي بواقي التغايرات المعيارية. إذا زادت قيمة بواقي الارتباط على ١٠ , ٠، فإن النموذج المفترض لم يفسر مصفوفة الارتباط للبيانات جيدًا. ويشير Kline (2016) إلى أنه من الصعب أن تحدد القيمة، التي عندها بواقي الارتباط، مدى سوء القوة التفسيرية للنموذج المشتق من مصفوفة البيانات.

ويرى MacCallum & Austin (2000) أنه ليس بالضرورة أن النموذج المتطابق يعني أن تباينات البواقي صغيرة. وأشارت Ullman (٢٠٠٦) إلى أنه لا توجد توجهات أو إرشادات حول الحجم المقبول من البواقي؛ لكي يكون النموذج متطابقًا، ولكن من الواضح كلما قلت قيمتها كان أفضل.

وتقوم برامج مثل LISREL وMPLUS وEQS بطباعة إحصاءات تسمى البواقي المعيارية، وهي نسبة بواقي التغاير مقسومًا على أخطائها المعيارية، وهذه النسبة تفسر في ضوء اختيار Z، الذي يختبر ما إذا كانت بواقي التغاير في المجتمع = صفرًا، وإذا كانت دالة إحصائيًّا، فهذا يعني أن النموذج لم يستطع تفسير البيانات للمتغيرات في المصفوفة.

٧. ١٢ عرض وتفسير النتائج

يجب عرض كل تقديرات المعالم، مثل: التشبعات ومعامل المسارات وتباينات الأخطاء المرتبطة بالمتغيرات الداخلية، وكذلك ينبغي عرض إحصاءات أخرى، مثل: الأخطاء المعيارية، الدلالة الإحصائية للمعالم

(Hoyle & Panter, 1995)، وكذلك يجب عرض مؤشرات حجم التأثير R^2 للمتغيرات الداخلية (التابعة). ويؤكد Nunkoo et al. (2013) أهمية عرض التأثيرات المباشرة وغير المباشرة، خاصة إذا وجدت متغيرات وسيطة؛ لأن عرض التأثيرات الوسيطة (التأثير غير المباشر) يسمح بفهم كيف ولماذا ومتى تحدث الظاهرة. وأشار Holbert & Stephenson (٢٠٠٢) إلى أنه نادرًا ما تعرض الدراسات التأثيرات المباشرة وغير المباشرة. ومعظم الدراسات لا تعطي تقريرًا كاملاً لتقديرات المعالم (MacCallum & Austin, 2000; Martines, 2005)، كما أن إشارة التأثيرات لابد أن يكون لها تفسير نظري، وتكون قيمتها منطقية، فالتأثيرات لا يجب أن تزيد على الواحد الصحيح، والتباينات يجب أن لا تكون سالبة (Crockett, 2012)، ولا تكون قيم χ^2 سالبة، ويطلق على هذه التقديرات تقديرات معالم خارج نطاق المدى المعروف Out of range parameter estimates. وتشير هذه الدلائل إلى وجود شيء خطأ في النموذج أو في البيانات المحللة، ويطلق عليها أيضًا القيم الشاذة or Anomalies offending estimates وتعرف بحلول غير مناسبة Improper solution .

ويرى Baumgartner & Homburg (1996) أن ظهور هذه المشكلات نتيجة سوء تحديد النموذج أو وجود قيم متطرفة في البيانات أو وجود قيم مبدئية Starting values لبعض المعالم غير مناسبة أو أحجام عينات صغيرة، وأوصوا بضرورة الأخذ في الحسبان هذه التقديرات ووجوب تثبيت قيمتها عند الصفر. وإذا كانت قيمة المسار أو التأثير موجبة كما هو مفترض في ضوء النظرية، ولكن النتائج أعطت قيمة سالبة، وعليه لا يوجد تدعيم للنموذج المبدئي حتى لو تطابق النموذج مع البيانات (Marsh & Hau, 2007).

وكذلك يشير Tabachniek & Fidell (2007) إلى أن التشبعات العالية أفضل، فالتشبع أقل من ٠,٣ غير مقبول وضعيف، والتشبع من ٠,٤٥ فأعلى مقبول.

وعلى ذلك، فإن العبرة في تضمين المفردة للعامل ليس الدلالة الإحصائية لاختبار T، فقد تكون قيمة التشبع ٠,١٩ وقيمة T المقابلة ٥,٥٦ وعلى ذلك توجد دلالة إحصائية قوية، ولكن قيمة التشبع لم تصل إلى الحد الأدنى لمقبوليته وهي محك جيلفورد ٠,٣٠ وبنظرة إلى الدراسات المنشورة في مجال الدراسات النفسية والتربوية نجد الباحثين يتشبثون بالدلالة الإحصائية على حساب قيمة التشبع، وهذا يلقي بظلاله على طبيعة البيانات المحللة وبدوره على القرارات التي يصلوا إليها، وعليه فالعبرة ليس بالدلالة الإحصائية ولكن بقيمة التشبع.

والدلالة الإحصائية تقدر من خلال قيمة T المقابلة لكل تأثير (يعطيها الليزرال) أو قيمة Z (يعطيها EQS) وهي قيمة التأثير مقسومًا على الخطأ المعياري، فإذا كانت $T > 1.96$ لاختبار ذي ذيلين فأكثر، فإن التأثير ضروري ودال إحصائيًّا.

وفي أي رسالة تحذيرية يعطيها البرنامج، مثل: محدد المصفوفة السالب، فإنها تظهر نتيجة أن النموذج يكون تحت التحديد أو نتيجة التعامل مع البيانات الغائبة بإستراتيجية Pair-wise، أو نتيجة الاعتمادية أو التلازمية الخطية بين المتغيرات المقاسة (Schumacker & Lomax, 2010). ولابد من عرض تحليل البواقي Residual Analysis والصعوبات التي واجهها الباحث في أثناء التحليل. كما يجب عرض فترات الثقة المصاحبة للمعلم المقدر (Quintana & Maxwell, 1999).

وتوصل Breckler (1990) إلى أن معظم تطبيقات المعادلة البنائية في دراسات علم النفس الاجتماعي والشخصية قدرت معالم التقدير. و٨٩٪ من الدراسات في مجال الاتصال قدرت معظم معالم التقدير، ويوجد القليل من الدراسات التي ذكرت التأثيرات المباشرة وغير المباشرة أقل من ٢٠٪ (Holbert & Stephenson, 2002)، وتقريبًا ٥٠٪ من الدراسات مجال علم النفس الإرشادي قدرت تقديرات المعالم ومؤشر حجم التأثير (R^2) (Martines, 2005)، وتوصل Shah & Goldstein (2006) إلى أن ٥٣٪ من الدراسات في مجال الإدارة ذكرت مؤشر R^2. وفي مجال علم النفس وجد أن ٥٠٪ من الدراسات ذكرت معالم التقدير (MacCallum & Austin, 2000; McDonald & Ho, 2002).

الفصل الثامن

مطابقة النموذج

٨. مطابقة النموذج

Model Fit

تناول هذا الفصل مفهوم مطابقة النموذج وكيفية تقدير مؤشرات حسن مطابقة النموذج ويستعرض مؤشر χ^2 ومؤشرات المطابقة المطلقة ومؤشرات المطابقة المتزايدة ومؤشرات البساطة، كما يستعرض حدود القطع الواجب الآخذ بها عند الاعتماد على هذه المؤشرات، وتحديد أهم العوامل المؤثرة في هذه المؤشرات وأهم التوصيات الواجب اتباعها عند تقويم مطابقة النموذج. ومن المتوقع بعد قراءة هذا الفصل أن يستطيع الباحث تحديد أفضل مؤشرات حسن المطابقة لتقويم مطابقة أو مدى مناسبة النموذج، وكذلك تحديد حدود القطع المناسبة للاعتماد عليها وأهم التوصيات لتقويم مطابقة النموذج.

ويجري تقويم النموذج في ضوء تفصيلاته، مثل: التأثيرات والتشبعات بالعوامل، وتقدير التباين المفسر لكل معادلة بنائية، وأيضًا في ضوء تقويم مطابقة النموذج ككل Overall model fit assessment من خلال مؤشرات حسن المطابقة Goodness of fit indexes.

وقد نالت قضية مطابقة نموذج المعادلة البنائية كثيرًا من البحث والدراسة في العقود الثلاثة الأخيرة، وتعد من أكثر المظاهر تعقيدًا في تحليل SEM. ونالت قضية تقدير مطابقة النموذج كثيرًا من الاهتمام البحثي مقارنة بأي مظهر آخر من مظاهر نموذج المعادلة البنائية. ولكن تبدو قضية تقويم النموذج غير مفهومة؛ إذ كيف نفضل نموذج على نماذج أخرى بديلة أو متنافسة للبيانات نفسها (Marsh & Hau, 1996). وعلى الرغم من

الاستخدام المتزايد لنموذج المعادلة البنائية إلا أن أهم القضايا التي ما زالت تمثل إشكالية في صناعة القرار هو تقدير مطابقة النموذج (عامر، ٢٠٠٤).

وتعرف المطابقة إجرائيًّا بمدى التعارض أو الفروق بين المصفوفة المشتقة من النموذج (Σ) ومصفوفة التغاير أو الارتباط لبيانات العينة (S)، ويقال إن النموذج تام المطابقة إذا كان الفرق بين Σ و S مساويًا للصفر؛ أي يتم قبول الفرض الصفري H0 :Σ = S، وكلما زادت الفروق بين المصفوفتين قلت مطابقة النموذج للبيانات، ويطلق على الفرق بينهما بالتناقض الإمبريقي وأرجعه Marsh, Balla & McDonald (1988) إلى أخطاء في البيانات أو في النموذج أو في العينة. ويرى MacCullum & Austin (2000) أن الباحثين واعون لحقيقة أساسية هو عدم وجود نموذج حقيقي وحيد يعكس الظاهرة، وأن كل النماذج بها درجة من الخطأ، وأن أفضل نموذج لابد أن يتميز بالبساطة وله معنى مقبول (جوهري).

ودرجة الخطأ للنموذج المتطابق يعود إلى قاعدة هي إمكانية وجود نماذج بديلة تعكس علاقات أو تأثيرات مختلفة للمتغيرات نفسها في النموذج، ولها درجة جيدة من المطابقة تمامًا، مثل: النموذج المفترض المتطابق مع البيانات، وعلى ذلك يؤكد MacCullum & Austin (2000) أنه من الواضح أن النموذج المتطابق مع البيانات لا يعني أنه صحيح، ولكنه فقط مقبول، ويجب أن لا نأخذ النموذج المتطابق بأنه هو النهائي، ولا بديل له في تمثيله للظاهرة.

ومؤشرات حسن المطابقة وسيلة لتكميم التباين المفسر في النموذج وهو يشبه مؤشر R^2 في الانحدار المتعدد (Hu & Beutler, 1995).

ويؤكد Kline (2016) عدم وجود قاعدة ذهبية Golden Rule في تحليل نموذج SEM من خلالها تقودنا إلى قرار حول رفض أو قبول نموذج محدد.

٨. ١ تصنيفات مؤشرات حسن المطابقة

يوجد العديد من مؤشرات حسن المطابقة، فصنفها الباحثون في مجال SEM تصنيفات عديدة، فقد صنفها Hu & Bentler (1995) على النحو الآتي:

١ ـ إحصاء χ^2.

٢ ـ مؤشرات المطابقة المتزايدة أو النسبية Incremental fit indexes وتنقسم إلى:

ـ مؤشرات متطابقة متزايدة (النوع الأول): يتضمن مؤشرات مثل NFI، BL86.

ـ مؤشرات مطابقة متزايدة (النوع الثاني): يتضمن TLI، BL89 .

ـ مؤشرات مطابقة متزايدة (النوع الثالث): يتضمن δ، BFI، CFI.

٣ ـ مؤشرات المطابقة المطلقة Absolute fit indexes: تتضمن مؤشرات، مثل: GFI، AGFI، RMSEA، CK، MCI، CN.

وصنفها (Bollen, 1989, Marsh etal, 1988) إلى:

١ ـ مؤشرات المطابقة المطلقة: مثل: χ^2 ، GFI ، AGFI وغيرها.

٢ ـ مؤشرات المطابقة المتزايدة: مثل: CFI، NFI، NNFI وغيرها.

وصنفها Schumacker & Lomax (2010) إلى:

١ ـ مؤشرات مطابقة النموذج Model fit: مثل: χ^2، GFI، AGFI، RMR، SRMR.

٢ ـ مؤشرات مقارنة النموذج Model Comparison: تتضمن مؤشرات (NNFI), TLI NFI، CFI، RNI.

٣ ـ مؤشرات بساطة النموذج Model Parsimony: تتضمن مؤشرات كا٢ المعيارية وPGFI، AIC، PNFI.

وصنفها Kline (2016) إلى:

١ ـ مؤشرات المطابقة المطلقة: مثل: χ^2، GFI، AGFI وغيرها.

٢ ـ مؤشرات المطابقة المتزايدة أو المعيارية: مثل: NFI، NNFI، BL86، BL89، RNI وغيرها.

٣ ـ مؤشرات البساطة AIC، PNFI، PGFI وغيرها.

٤ ـ مؤشرات المطابقة التنبؤية Predictive fit indexes: مؤشر ECVI.

وصنفها Ullman (2006) إلى:

١ ـ مؤشرات المطابقة المقارنة: مثل: NFI، NNFI، IFI، CFI.

٢ ـ مؤشرات نسبة التباين المفسر: مثل: GFI، AGFI.

٣ ـ مؤشرات البساطة: مثل: PGFI، AIC، CAIC، PNFI.

٤ ـ مؤشرات المطابقة القائمة على البواقي: مثل: SRMR، RMR.

وصنفها Enge, Moosbrugger & Mueller (2003) إلى:

١ ـ اختبارات الدلالة: مثل: χ^2, Scaled χ^2.

٢ ـ المؤشرات الوصفية لمطابقة النموذج: مثل: RMSEA، RMR، GFI, AGFI, SRMR.

٣ ـ المؤشرات الوصفية للمطابقة المستندة على مقارنات النماذج: مثل: NFI، NNFI، IFI، CFI.

٤ـ المؤشرات الوصفية لبساطة النموذج: مثل: PGFI، AIC، ECVI، PNFI.

في حين صنفها Barrett (2007) إلى تصنيفين عريضين هما:

التصنيف الأول: مؤشر χ^2 .

التصنيف الثاني: مؤشرات المطابقة التقريبية (Approximate fit indices AFI): وتتضمن المؤشرات المطلقة والمتزايدة.

ولكن أشار Goffin (2007) إلى أنه ليس كل مؤشرات AFI مشتقة أو مصححة لـ χ^2 وتوجد مؤشرات لا تشتق من اختبار χ^2.

وفيما يلي عرض هذه المؤشرات كما في مخرج LISREL:

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

٨. ٢ مؤشرات المطابقة المطلقة

هي تجيب عن تساؤل: هل البواقي أو التباين غير المفسر في مصفوفة البواقي بعد مطابقة النموذج يؤخذ في الحسبان؛ أي أنها مؤشرات تعتمد على الفروق بين مصفوفة التغاير للعينة ومصفوفة التغاير المشتقة أو المستهلكة من النموذج، وهي على النحو الآتي:

٨. ٢. ١ إحصاء (χ^2)

هو المؤشر التقليدي لتقدير المطابقة في نمذجة المعادلة البنائية، ويقدر مقدار التعارض أو الاختلاف بين مصفوفة التغاير للعينة S ومصفوفة التغاير المشتقة من النموذج من ناتج المعادلة الآتية:

$$Ti = (N-1) ML$$

وحيث: $FML = F\ (S\ ,\ \Sigma(\Theta))$

وهي الوظيفة التعارضية الدنيا بين المصفوفتين. واختبار T له نفس توزيع χ^2 في حالة العينات الكبيرة؛ لذلك يستخدم χ^2 لاختبار الفروض لتقويم مناسبة أو مطابقة نموذج المعادلة البنائية. وعلى ذلك، فإن إحصاء χ^2 يختبر الفروض الإحصائية الآتية:

$$H0 : \Sigma = \Sigma\ (\Theta)\ \Sigma\ -\ \Sigma\ (\Theta)\ =\ 0)$$

$$HA: \Sigma > \Sigma\ (\Theta)$$

حيث Σ هي مصفوفة التغاير للمجتمع و$\Sigma(\Theta)$ مصفوفة التغاير المشتقة (المستخلصة) من النموذج في المجتمع. وبما أن مصفوفة أو معالم المجتمع غير معروفة، فالباحثون يختبرون التعارض بين مصفوفة التغاير الإمبريقية (للعينة) S، ومصفوفة التغاير المستخلصة من النموذج $\Sigma\ (\Theta)$ من البيانات. والفرق بين $\Sigma\ (\Theta)\ -\ \Sigma$ يمثل مصفوفة البواقي (Bollen, 1989). وتتحدد χ^2 بالآتي:

$$\chi 2\ (\ df\ ) = (\ N-1)\ F[\ S\ ,\ \Sigma\ \ (\Theta)\ ]$$

$$df = V - t$$

حيث V هي عدد المتغيرات أو العناصر في المصفوفة، t عدد المعالم المراد تقديرها، N حجم العينة.

وإذا كانت قيمة χ^2 للنموذج تساوي صفرًا، فإن النموذج يعد محددًا تمامًا، ويتطابق تمامًا مع البيانات؛ بمعنى أن كل مصفوفة تغاير مقاسة تساوي كل مصفوفة تغاير مستخلصة من النموذج، ولو كان النموذج فوق التحديد فإن قيمة χ^2 تزيد على الصفر. وعلى ذلك فإن زيادة χ^2 هي مقياس لسوء مطابقة النموذج Badness of fit؛ أي كلما زاد الفرق بين S وΣ كلما

زادت احتمالية رفض النموذج (قبول الفرض البديل)؛ بمعنى وجود دلالة إحصائية (Barrett, 2007; Engel et al., 2003; Kline, 2016).

أهم الانتقادات الموجهة إلى مؤشر χ^2:

- تتأثر قيمته بعدم توافر الاعتدالية المتدرجة، وهذا يؤدي إلى تضخم (زيادة) قيمة χ^2 وبالتالي الحصول على دلالة إحصائية، ويظهر النموذج سوء المطابقة مع البيانات على الرغم من أنه محدد تحديدًا دقيقًا وحقيقيًّا (West et al., 1995). ومن الضروري التأكد من توافر الاعتدالية للبيانات عند الاعتماد على مؤشر χ^2 خاصة عند استخدام طرائق التقدير التي تعتمد على توافر الاعتدالية، مثل: ML، ولكن إذا ابتعدت البيانات عن الاعتدالية يمكن استخدام مؤشر تصحيحي – Satorra Bentler χ^2 لـ(1994) Satorra & Bentler .
- تتأثر قيمة مؤشر χ^2 بحجم العينة، فزيادة حجم العينة يؤدي إلى الحصول على دلالة إحصائية، وهو ما يترتب عليه رفض النموذج على الرغم من بنائه في ضوء نظرية متماسكة، وهذا الرفض نتيجة لزيادة حجم العينة؛ حيث يحدث تضخم للخطأ من النوع الأول، ومن الأفضل استخدام مؤشر χ^2 لعينة تراوح بين ١٠٠ و٢٠٠ (Hair et al., 1998; Joreskog & Sorbom, 1993). وعند استخدام مؤشر χ^2 للحكم على مطابقة النماذج مع حجم عينة يراوح بين ٢٠٠ و٣٠٠ يحدث دائمًا رفض للنموذج؛ لذلك أشار Engel et al. (2003)، إلى عدم إعطاء اهتمام كبير لدلالة مؤشر χ^2 للحكم على مطابقة النموذج، وأكد Joreskog & Sorbom (1993) استخدام مؤشر χ^2 بوصفه اختبارًا استدلاليًّا إحصائيًّا وليس بوصفه مؤشرًا وصفيًّا للحكم على مطابقة النموذج.

- تتأثر قيمة χ^2 بحجم الارتباط بين المتغيرات، فالارتباطات العالية بين المتغيرات المقاسة غالبًا تؤدي إلى ارتفاع قيمة χ^2 للنماذج غير الصحيحة، ويحدث هذا نتيجة قيمة التعارض الكبير بين مصفوفة الارتباطات أو التغايرات المقاسة S ومصفوفة التغايرات المستخلصة (المتنبأ بها من النموذج).
- تتأثر بدرجة تعقيد النموذج فأحد عيوب مؤشر χ^2 هو أن قيمته تقل كلما أضيفت معالم جديدة إلى النموذج، وهذا نتيجة نقصان درجات الحرية.
- الثبات المنخفض للقياسات، فتحليل متغيرات بثبات منخفض يؤدي إلى قوة إحصائية منخفضة، وعليه قبول الفرض الصفري؛ أي وجود مطابقة النموذج، وفي هذه الحالة فالمطابقة ليست نتيجة للتحديد الجيد للنموذج، بل نتيجة للقوة الإحصائية المنخفضة، وهي فشل الاختبار في الحصول على دلالة إحصائية. ونتيجة لزيادة القوة الإحصائية لاختبار χ^2 فإنه من الشائع لدى الباحثين تجاهل الدلالة الإحصائية لـ χ^2 والاعتماد بشكل أساسي على مؤشرات المطابقة الأخرى للحكم على مطابقة النموذج، ولكن Kline (2016) يرى أن هذا التجاهل غير مقبول؛ وذلك لأن حدود القطع للمؤشرات المطابقة الأخرى ليست قواعد ثابتة متفقًا عليها، وعلى ذلك فيجب النظر إلى قضية الدلالة الإحصائية لـ χ^2 على أساس وجود إشكالية في النموذج، ويتفق معه Barrett (2007).

ويقوم برنامج LISREL بإعطاء نوعين من χ^2 أحدهما هو ناتج (N-1) ML ويسمى Minimum fit function chi– square ، وذلك عند استخدام طريقتي التقدير GLS, ML، تحت شرط الاعتدالية المتدرجة، والنوع الآخر هو Normal theory weighted least squares chi عند استخدام طريقة

WLS. ويوصي Kline (2011) بالاعتماد على مؤشر χ^2 في حالة استخدام ML. وعند استخدام طريقتي التقدير GLS, ML فإن البرنامج يطبع نوعين إضافيين من (χ^2)، هما: Satorra – Bentler chi square وchi- Square corrected for non – normality.

وعند تحليل متغيرات (تابعة) متصلة وغير اعتدالية يستخدم إحصاء χ^2 Satorra Bentler–، وعند تحليل متغيرات رتبية ينصح باستخدام χ^2 المصححة من عدم الاعتدالية، ويمكن إعطاء Option في ملف المدخلات للبرنامج وهو FT لتقديرات البدائل الأربعة لمؤشر χ^2.

٨. ٢. ٢ إحصاء فرق χ^2 Difference test

عند تطبيق نموذج المعادلة البنائية يواجه الباحثون إشكالية الاختيار أو المفاضلة بين نماذج بديلة، وبفرض أن النموذج (A) تولد من نموذج أقل قيودًا (B)، وبالتالي فإن B يتضمن معالم أكثر(درجات حرية أقل) من النموذج (A)، أي أن النموذج A جرى اشتقاقه من B عن طريق تثبيت معلم فأكثر، أو وضع قيود لمعلم حر؛ ليساوي أحد المعالم الحرة الأخرى. ويجري تقدير χ^2 لكل نموذج من النماذج المتولدة أو البديلة، وذلك بتقدير الفروق في قيم χ^2 للنموذجين A, B وعلى ذلك فإن الفروق في المطابقة تختبر باستخدام إحصاء χ^2 للفروق.

$$\chi^2 dif\ (\ df\ dif\ ) = \chi^2_A\ (\ dfA\ ) - \chi^2_B\ (\ dfB\ )$$

χ^2_A قيمة χ^2 للنموذج A (له معالم أقل ودرجات حرية أعلى)، وχ^2 B هو قيمة χ^2 للنموذج B، وهو أقل قيودًا، وبالتالي له معالم حرة أكثر ودرجات حرية أقل:

$$dfdif = dfA - dfB$$

وعلى ذلك فإن χ^2dif هو اختبار لتساوي المطابقة لنموذجين هرميين، والقيمة المنخفضة لـ χ^2dif تقود إلى الفشل في رفض الفرض الصفري، والقيمة العليا تقود إلى رفض الفرض الصفري (عدم تساوي المطابقة)، وبفرض أن:

$$\chi^2_{A(5)} = 18.30,\ p = 0.009,\ df = 5$$

وبإضافة مسار إلى نموذج A؛ ليتولد نموذج B، فإن درجات الحرية تقل واحدًا.

$$\chi^2_B\ (\ 4\ ) = 9.10,\quad p = 0.059,\quad df = 4$$

$$df\ diff = 5\text{-}4 = 1\ ,\ \chi^2\ diff = 18.30 - 9.10 = 9.20\ ,p= 0.002$$

أي توجد دلالة إحصائية، وبالتالي فالمطابقة لصالح النموذج B. وإذا كانت χ^2_{diff} دالة إحصائيـة، فإن الفرض الصفري (هو تساوي مطابقة النموذجين) يرفض؛ ولذلك فإن النمـوذج B أكثر مطابقة من النموذج A. إذا كانـت χ^2diff غير دالة إحصائيًّا فإن هذا يعني أن مطابقـة النموذج الأكثر قيودًا (A) ليست سيئة؛ أو بكلمات أخـرى أن مطابقـة A مثل مطابقة B، وتكـون المقارنـة هنـا فـي صالـح النموذج الأكثـر قيـودًا والأكثـر بساطـة (A).

وما ينطبق على اختبار χ^2 من توافر مسلماته يعمم على مؤشر χ^2_{diff} من تأثره بحجم العينة. ففي حالة العينات الكبيرة فإن الفروق التافهة بين قيمتي χ^2 للنموذجين B,A تكون ذات دلالة إحصائية، وعلى ذلك نقبل مطابقة النموذج B؛ ولتجنب ذلك فإنه يجب استخدام تصحيح – Satorra Bentler Scaled χ^2 لتقدير الفروق بين قيمتي χ^2 للنموذجين B, A.

٨. ٢. ٣ مؤشر مربع كا٢ المعيارية Normed chi- Square (NC)

وفي محاولة للتغلب على الحساسية الشديدة Hypersensitivity لمؤشر χ^2 لحجم العينة، اقترح بعضهم أن يكون مؤشر χ^2 مقرونًا بدرجات الحرية χ^2 df / ويوجد ثلاثة محددات لهذا المؤشر كما حددها Kline (2011) وهو أنه حساس بدرجة متوسطة لحجم العينة، وأن درجات الحرية ليست لها علاقة بحجم العينة، وليس له حدود قطع واضحة لتحديد مطابقة النموذج، وذلك لعدم وجود أساس منطقي أو إحصائي لهذا المؤشر. ويجب أن لا يكون له دور في تقدير مطابقة النموذج، ولكن الشائع عند بعض الباحثين أنه إذا كانت χ^2 df / ≥ 2 فإن النموذج يعكس مطابقة جيدة، وأحيانًا يقترح بعضهم χ^2 df / ≥ 3. وقد وضع Schumacker & Lomax (1996) هذا المؤشر ضمن مؤشرات البساطة؛ لأنه يمكن أن يكشف عن النماذج التي تعاني من سوء تخصيص.

٨. ٢. ٤ مؤشر جذر متوسط مربع الخطأ التقاربي (RMSEA) Root Mean Square Error of Approximation

هو مقياس لسوء مطابقة النموذج ونتيجة لمحددات χ^2 فإن مؤشر RMSEA يعد المدخل الأكثر ملاءمة لتقدير مطابقة النموذج؛ وذلك لأن اختبارات الفروض للمطابقة التامة exact fit (نعم، لا) مثل χ^2 تحل محلها اختبارات الفروض للمطابقة التقريبية Close fit (Browne & Cudeck, 1993)؛ ولذلك فإن مؤشر RMSEA لـ(1980) Steiger هو مقياس للمطابقة التقريبية في المجتمع، ويؤكد التناقض أو التعارض نتيجة للتقريب. وتتحدد قيمته من الصيغة الآتية (Kline, 2011):

$$RMSEA = \sqrt{\frac{X^2 - df}{df(N-1)}}$$

حيث df درجات الحرية، N حجم العينة.

وإذا كانت $df \geq \chi^2$ فإن RMSEA = 0، وإذا كانت $df < \chi^2$ فإن قيمة RMSEA تزيد، ونلاحظ أن مؤشر RMSEA تنقص قيمته كلما زادت درجات الحرية (نموذج أكثر بساطة) وتقدير مؤشر RMSEA في المجتمع من خلال ε إبسيلون (Engel et al., 2003):

$$\varepsilon = Max\left\{\sqrt{\left(\frac{F(S,\sum\theta)}{df} - \frac{1}{(N-1)}\right)}, 0\right\}$$

حيث F (s, ∑ (Θ)) هي وظيفة المطابقة fit function

ويقوم برنامج LISREL بطباعة الحدود الدنيا والعليا لحدود الثقة (٩٠٪) للمؤشر ε، وكما هو متوقع فإن مدى فترات الثقة تكون كبيرة في العينات الصغيرة، فإذا افترضنا أن RMSEA = 0.045 ومع ٩٠٪ فترات ثقة ١٥٥ ,٠ ـ٠٠٩ ,٠ ولأن الحد الأدنى المقبول لمطابقة النموذج أقل من ٠٥ ,٠ (مؤشر المطابقة الجيدة)، فعلى ذلك فإن الفرض القائل بأن النموذج يتطابق جيدًا مع البيانات يكون صحيحًا، ولكن الحد الأعلى ١٥٥ ,٠ يزيد على الحد الأقصى المقبول لمطابقة النموذج ١٠ ,٠، وعلى ذلك يجري رفض النموذج. ولكن هذا التعارض في القرارات على أساس الحد الأدنى والحد الأعلى يحدث في حالة العينات الصغيرة، ويقوم برنامج LISREL, MPLUS بحساب قيمة P لاختبار الفروض الموجهة، فيصبح الفرض الصفري $H0: \varepsilon \leq 0.05$ على أساس أن ٠٥ ,٠ تشير إلى مطابقة جيدة.

وحدد (Browne & Cudeck, 1993; Steiger, 1990) أن المطابقة القريبة Close fit أو الجيدة عندما تكون قيمته RMSEA ≤ 0.05 والقيم بين ٠,٠٥ و٠,٠٨ أو ٠,١٠ تعني مطابقة متوسطة (عادية) mediocre في حين أن القيم أكبر من ٠,١ تعني مطابقة غير مقبولة. ولكن توصل Hu & Bentler (1999) إلى أن المطابقة الجيدة في ضوء هذا المؤشر تكون ٠,٠٦ فأقل، ويمكن أن تقبل المطابقة حتى ٠,٠٨.

ومن أهم مميزات هذا المؤشر هو استقلاله النسبي عن حجم العينة Browne & Cudek (1993)، ولكنه يعظم درجة التعقيد في النماذج البسيطة، بالتالي يميل إلى رفض النماذج الأكثر بساطة، ويكون أداؤه في صالح النماذج الكبيرة الأكثر تعقيدًا (Breivik & Olsson, 2001)، وتوصل Hu & Bentler (1999) إلى أن هذا المؤشر يميل إلى رفض النموذج الحقيقي في حالة أن أحجام العينات الصغيرة أقل من ٥٠، وأيضًا من أهم مميزات هذا المؤشر هو قدرته على كشف سوء التحديد أو رفض النماذج غير المحددة تحديدًا دقيقًا.

وأوصى MacCullum & Austin (2002) باستخدام هذا المؤشر لحساسيته للكشف عن سوء تخصيص النموذج، وكذلك له حدود قطع واضحة، ويمكن اختبار الفروض حوله من خلال فترات الثقة.

٨. ٢. ٥ مؤشرا جذر متوسطات مربعات البواقي وجذر متوسطات مربعات البواقي المعيارية Standardized, Root Mean Square Residual (RMR, SRMR)

مؤشر RMR ابتدعه Joreskog & Sorbom (1981) وهو مؤشر لسوء المطابقة وقائم على أساس البواقي المتطابقة، وهي الفروق بين S-å(Θ) لمعالم

النموذج، ويعرف RMR بأنه الجذر التربيعي لمربع متوسطات البواقي المتطابقة وهو تقويم أو فحص للبواقي، وتتحدد قيمته من خلال الصيغة الآتية:

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j \left(S_{ij} - \sigma_{ij}\right)^2}{\left(\frac{P(P+1)}{2}\right)}}$$

حيث Sij العنصر (قيمة الارتباط أو التغاير) في مصفوفة التغاير للعينة S, sij العنصر في مصفوفة التغاير المشتقة عن طريق النموذج (Θ) å, p عدد المتغيرات المقاسة في النموذج.

والواضح أنه إذا كانت RMR=0، فإنه يعني مطابقة تامة، ولكن هذا المؤشر يعتمد على أحجام تباينات وتغايرات المتغيرات المقاسة، ومن دون الأخذ في الحسبان وحدات قياس أو مقياسية المتغيرات في الحسبان، فإنه من غير الممكن القول بأن قيمة RMR تشير إلى مطابقة جيدة أو سيئة. وعلى ذلك فإن إحدى القضايا المتعلقة بهذا المؤشر حسابه للمتغيرات غير المعيارية، ومداه يعتمد على وحدة القياس للمتغيرات المقاسة. فلو كانت وحدات قياس المتغيرات في المصفوفة مختلفة فمن الصعب تفسير قيمته. ويقوم برنامج LISREL بطباعة مصفوفة التغاير للبواقي التي تستخدم في حساب RMR ويمكن إعطاء أمر لبرنامج الليزرال لغة SIMPLIS (أمر في خط OU) بطباعة البواقي (RS).

وللتغلب على قضية وحدات قياس المتغيرات المقاسة قدم Bentler (١٩٩٥) هذا المؤشر بصورته المعيارية، وفيه يتم قسمة البواقي على الانحرافات المعيارية، وعلى ذلك فإن مؤشر SRMR المعياري تتحدد قيمته من خلال الصيغة الآتية:

$$SRMR = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j \left(S_{ij} - \sigma_{ij}\right)^2}{\left(\frac{2S_i S_j}{P(P-1)}\right)}}$$

وهذا مؤشر للمتوسط المطلق لمصفوفة ارتباطات البواقي، وهو متاح في برنامج الليزرال و EQS وغيرها والقيمة صفر تشير إلى مطابقة تامة. ويرى Martnes (2005) أن مؤشر SRMR يسلك مسلك مؤشر RMSEA من حيث فلسفته وحدود القطع الخاصة به، ولكنه أقل تأثرًا بمحددات χ^2. وتوصل Hu & Bentler (1999) إلى أن القيمة ٠,٠٨ فأقل تدل على مطابقة جيدة، وحتى ٠,١٠ مطابقة مناسبة.

ومؤشرا SRMR, RMR كل منهما قائم على أساس تحليل مصفوفة البواقي المعيارية المتطابقة، فإذا كانت قيمة البواقي المعيارية أعلى من ١,٩٦ أو ٢,٥٨ فإنها دالة إحصائيًّا على سوء مطابقة النموذج (Engel et al., 2003). وباعتبار أن مؤشري RMR, SRMR كل منها قائم على أساس مربعات البواقي فلا يمدنا بمعلومات عن اتجاه التناقض والتعارض بين S و$\sum(\Theta)$ ولكن بصفة عامة عند تحليل البواقي سواء كانت معيارية أو غير معيارية فإنه من المهم الأخذ في الحسبان إشارة فروق بواقي المصفوفتين وذلك لتحديد سبب سوء المطابقة، فإذا كانت إشارة البواقي موجبة، فهذا يعني أن مصفوفة البيانات أكبر من مصفوفة البواقي المشتقة من النموذج؛ ولذلك يقال إن النموذج تحت التقدير Underestimates لمصفوفة العينة. وإذا كان العكس «مصفوفة البواقي سالبة» فهذا يدل على أن النموذج فوق التقدير Overestimate Model. ومؤشر SRMR لا يؤدي أداء جيدًا مع نماذج التحليل العاملي التوكيدي للمؤشرات أو البيانات التصنيفية (Yu, 2002).

٨. ٢. ٦ مؤشر حسن المطابقة (Goodness of fit index (GFI

هذا المؤشر اقترحه Joreskog & Sorbom (1986, 1989) لطريقة التقدير ML، وهو مقياس لمقدار التباين أو التغاير في مصفوفة بيانات العينة (S) عن طريق النموذج، وهذا المؤشر مشابه لمعامل التحديد في الانحدار المتعدد R^2 ويتحدد من خلال الصيغة الآتية:

$$GFI_{ML} = 1 - \frac{F_t}{F_b} = 1 - \frac{X_t^2}{X_b^2}$$

حيث χ^2_t قيمتها للنموذج المستهدف المفترض، χ^2_b قيمة χ^2 قيمة النموذج الصفري القاعدي أو الصفري، F قيمة الدالة الوظيفية للمطابقة الدنيا.

وقيمة هذا المؤشر تنحصر من الصفر إلى الواحد الصحيح؛ حيث تشير القيم المرتفعة إلى مطابقة جيدة، والقاعدة العامة هي أن القيمة ٠,٩٥ فأعلى تشير إلى مطابقة جيدة، في حين أن القيم أكبر من ٠,٩٠ حتى ٠,٩٤ تشير إلى مطابقة مناسبة، وأقل من ٠,٩٠ تشير إلى مطابقة ضعيفة (HU & Bentler, 1999) ومن الممكن أن تكون قيمة هذا المؤشر أقل من الصفر HU & Bentler (1995).

ومن محددات هذا المؤشر هو تأثره الواضح بحجم العينة؛ أي أن قيمته تزيد مع زيادة حجم العينة (HU & Bentler 1995, 1999)، ويتأثر بطريقة التقدير المستخدمة؛ ولذلك فإنه توجد صيغ مختلفة لهذا المؤشر باختلاف طريقة التقدير. ويشير Kline (2016) إلى أن هذا المؤشر أقل تأثرًا بحجم النموذج مقارنة بمؤشر RMSEA، وتنقص قيمته بزيادة تعقيد النموذج خاصة للعينات الصغيرة، وكذلك يتأثر بسوء التحديد للنموذج (Mulaik, James, Alstine, Bonnett, Lind, & Stiwell, 1989).

٨.٢.٧ مؤشر حسن المطابقة المصحح Adjusted Goodness of fit index (AGFI)

هذا المؤشر طوره Joreskog & Sorbom (1989) وذلك لتجنب تحيز مؤشر GFI الناتج عن تعقيد النموذج، ويتم تقديره من خلال الصيغة الآتية (Engle et al., 2003):

$$AGFI = 1 - \frac{df_b}{df_t}(1 - GFI) = 1 - \frac{\left(\frac{X_t^2}{df_t}\right)}{\left(\frac{X_b^2}{df_b}\right)}$$

dfb عدد درجات الحرية للنموذج الصفري، dft عدد درجات الحرية للنموذج المستهدف، وتحدد بالصيغة الآتية (Hu & Bentler, 1995):

$$AGFI = 1 - \left[\frac{P(P+1)}{2df}\right](1 - GFI)$$

تراوح قيمته بين الصفر والواحد الصحيح، والقيم المرتفعة تشير إلى مطابقة أفضل، ويمكن أن تكون قيمته سالبة، والقيمة ٠,٩٠ فأكبر تشير إلى مطابقة جيدة والقيم أعلى من ٠,٨٥ تشير إلى مطابقة مقبولة (Engle et al., 2003). ويتأثر هذا المؤشر بحجم العينة ودرجة تعقيد النموذج، ولكن بدرجة أقل من مؤشر GFI وكذلك يتأثر بسوء التحديد للنموذج (Muailk et al., 1989). وهذا المؤشر مشابه لمعامل الارتباط المصحح في تحليل الانحدار.

٨.٢.٨ مؤشر Hoelter critical N (CN) لـ Hoelter (1983)

طور هذا المؤشر لتقدير حجم العينة للوصول إلى مطابقة للنموذج في ضوء χ^2 وإذا زادت قيمته عن ٢٠٠ فإنه يشير إلى أن النموذج يُمثل البيانات تمثيلاً جيدًا (HU & Bentler, 1995).

وهذا المؤشر يتأثر بحجم العينة وأداؤه غير متسق عبر طرائق التقدير المختلفة (HU & Bentler, 1995)؛ حيث يقبل كل النماذج عند حجم عينة ٢٥٠ فأكثر.

٨.٢.٩ مؤشر Centrality index (MCI) لـ McDonald's (1990)

قيمته تقع في المدى من الصفر إلى الواحد الصحيح، ويمكن أن تزيد على الواحد نتيجة أخطاء المعاينة، ولا يتأثر بحجم العينة وكذلك بطرائق التقدير (HU & Bentler, 1995; McDonald & Marsh, 1990)، وذلك تحت شرط الاستقلالية بين المتغيرات في النموذج، والقيمة ٠,٩٠ فأكثر تشير إلى مطابقة جيدة ويوصى باستخدامه.

وتعد المؤشرات المطلقة أكثر اعتمادًا على حجم العينة ماعدا مؤشري RMSEA و SRMR اللذين يعتمدان بدرجة قليلة على حجم العينة.

٨. ٣ مؤشرات المطابقة المتزايدة أو المقارنة أو النسبية Relative, Comparative, or Incremental fit Indexes

هي تقيس أو تقيم مطابقة النموذج المستهدف Target model في ضوء علاقته بالنموذج القاعدي أو الصفري Basline or Null Model الذي يعد نموذجًا سيئًا للمطابقة مع البيانات؛ أي أنها تقيس التحسن النسبي في المطابقة للنموذج عن طريق مقارنته بنموذج أكثر قيودًا، وهو النموذج الذي يفترض فيه كل المتغيرات المقاسة من دون تباينات الأخطاء مثبتة عند الصفر أو كل تشبعات العوامل مثبتة عند الواحد الصحيح، وكل المتغيرات غير مرتبطة (كل التغايرات بين العوامل = صفرًا) (Joreskog & Sorbom, 1993) وعلى ذلك لا يمكن تقدير معالم له، وعادة تكون مطابقة النموذج الأساسي أو القاعدي أو الصفري سيئة، وتكون أساسًا للمقارنة بالنموذج المستهدف، وتتضمن المؤشرات الآتية:

٨. ٣. ١ مؤشر المطابقة المعياري Normed fit index (NFI)

وهذا المؤشر اقترحه Bentler & Bonnett (١٩٨٠) وعبر عنه Hu & Bentler (١٩٩٥) من خلال الصيغة الآتية:

حيث T هي قيمة وظيفية المطابقة الدنيا، وإذا كانت T_t صغيرة جدًّا فإن المطابقة تقترب من الواحد الصحيح. وهذا المؤشر يعكس نسبة التباين المفسر للمتغيرات المقاسة عن طريق النموذج المستهدف عند استخدام النموذج الصفري كنموذج أساسي للمقارنة (Mulaik et al., 1989).

وهذا المؤشر يأخذ قيمًا من ٠,٠ إلى ١,٠ فالقيمة المرتفعة تشير إلى مطابقة أفضل، والقيمة ٠,٩٥ فأعلى تشير إلى مطابقة جيدة بالنسبة للنموذج

القاعدي، في حين أن القيمة ٠,٩٠ تدل على مطابقة مقبولة (Hu & Bentler, 1999; Kaplan, 2000; Schumaker & Lomax, 2010). ولكن من محددات هذا المؤشر هو تأثره الواضح بحجم العينة وأنه غير حساس لسوء تحديد النموذج (Hu & Bentler 1999; Mulaik et al., 1989).

٨. ٣. ٢ مؤشر المطابقة النسبي RFI (Bollen, 86)

يمكن الحصول عليه بتغيير قيمة T في معادلة تقدير مؤشر NFI بـ نسبة T إلى درجات الحرية الخاصة بها. وتراوح قيمته بين الصفر والواحد الصحيح، فالقيمة ٠,٩٠ فأكثر تدل على مطابقة مناسبة للنموذج، ويتأثر مؤشر قيمة BL86 بحجم العينة فتزيد قيمته بزيادة حجم العينة، وكذلك تختلف قيمته باختلاف طرائق التقدير المختلفة. ويوصي Hu & Bentler (1995) بعدم استخدام مؤشرات (النوع الأول) لتقويم مطابقة النموذج لتأثرها بحجم العينة فأداؤها ضعيف لأحجام العينات الصغيرة.

٨. ٣. ٣ مؤشر المطابقة غير المعياري Non-normed fit index (NNFI)

وللتخلص من محددات مؤشر NFI وخاصة تأثره بحجم العينة عمَّم Bentler & Bonnett (1980) مؤشر Tuker & Lewis (1973) وأمدنا بمؤشر المطابقة غير المعياري NNFI الذي تحدد قيمته بالصيغة الآتية:

$$NNFI = \frac{\left(\frac{x_b^2}{df_b}\right) - \left(\frac{x_t^2}{df_t}\right)}{\left(\frac{x_b^2}{df_b}\right) - 1} = \frac{\left(\frac{f_b}{df_b}\right) - \left(\frac{f_t}{df_t}\right)}{\left(\frac{f_b}{df_b}\right) - \left(\frac{1}{N-1}\right)}$$

وهي نفسها صيغة مؤشر TLI ولكنها تستخدم مع طريقة ML فقط، ولكن مؤشر NNFI يمكن حسابه باستخدام طرائق تقدير مختلفة، وتراوح قيم هذا المؤشر بين الصفر والواحد الصحيح، فالقيمة ٠,٩٥ فأكبر تشير إلى مطابقة جيدة، في حين أن القيمة ٠,٩٠ تشير إلى مطابقة مقبولة (Hu & Bentler, 1999). ويرى Engle et al. (2003) أن القيمة ٠,٩٧ تبدو أكثر منطقية كدلالة للمطابقة الجيدة بدلاً من ٠,٩٥.

ومن أهم مميزات هذا المؤشر هو أنه أقل تأثرًا بحجم العينة في حالة استخدام طريقة التقدير ML (Hu & Bentler 1995, 1998; Marsh et al., 1988)، وكذلك يعد هذا المؤشر حساسًا إلى حدٍّ ما لسوء تحديد النموذج، ويميل إلى رفض النماذج في حالة العينات الصغيرة (Hu & Bentler 1999).

٨ . ٣ . ٤ مؤشر المطابقة التزايدي Incremental fit index (IFI) لـBollen (1989) Bollen's non-normed index (Delta):

هو تعديل لمؤشر NFI وتتحدد قيمته من خلال الصيغة الآتية:

$$IFI\ (BL89) = \frac{X_b^2 - X_t^2}{X_b^2\, df_t}$$

وأشار Bollen (1989) إلى وجود علاقة ارتباط ضعيفة بين أداء هذا المؤشر وحجم العينة، ولكن Hu & Bentler (1993) أشارا إلى أن هذا المؤشر أكثر تأثرًا بحجم العينة في حالة استخدام طريقة GLS مقارنة بطريقة ML.

٨. ٣. ٥ مؤشر المطابقة المقارن Comparative fit index (CFI)

هذا المؤشر طوره Bentler (1990)، وهو صيغة منقحة لمؤشر Relative Non Centrality fit index (RNI) لـ McDonald & Marsh (1999)، ويمكن لقيمته أن تقع خارج المدى ٠,٠ – ١,٠٠. ووجد McDonald & Marsh (1990) أن هذا المؤشر غير حساس لحجم العينة، ويوصى باستخدامه عند المقارنة بين النماذج البديلة؛ وذلك لتجنب قضية التحيز للعينات الصغيرة لمؤشر NFI. وتتحدد قيمته بالصيغة الآتية:

$$CFI = 1 - \frac{\chi^2_t - df\ t}{\chi^2_b - df\ b}$$

حيث χ^2_t قيمتها للنموذج، χ^2_b قيمتها للنموذج الصفري أو القاعدي.

ويؤكد Sharama, Mukherjee, Kumar,& Dillon (2005) أن هذا المؤشر أقل تأثرًا بحجم العينة وسوء تحديد النموذج، وتراوح قيمته بين الصفر والواحد الصحيح، فالقيمة المرتفعة تشير إلى مطابقة مناسبة، والقيمة ٠,٩٥ فأكثر تدل على مطابقة جيدة، في حين أن القيمة ٠,٩٠ تدل على مطابقة مناسبة أو مقبولة (Hu & Bentler, 1995)، وأكد Engel et al. (2003) أن القيمة ٠,٩٧ تشير إلى مطابقة جيدة، في حين أن القيمة أقل من ٠,٩٥ تشير إلى مطابقة مناسبة.

٨. ٣. ٦ المؤشر اللامركزي النسبي Relative non- centrality index :(RNI)

هذا المؤشر لـ McDonald & Marsh (1990) ويستخدم للحكم على مطابقة النموذج وتراوح قيمته بين ٠,٠ و١ ويعد النموذج متطابقًا إذا كانت

قيمته ٠,٩٠ فأعلى، ويوضح Hu & Bentler (١٩٩٠) أن المطابقة الجيدة في ضوء هذا المؤشر هي ٠,٩٥ فأكثر. وتتحدد قيمته بالمعادلة الآتية:

$$RNI = \frac{(X_b^2 - df_b)(X_t^2 - df_t)}{(X_b^2 - df_b)} = 1 - \frac{(X_t^2 - df_t)}{(X_b^2 - df_b)}$$

ويعد هذا المؤشر أفضل المؤشرات؛ حيث إنه لا يتأثر بحجم العينة وهو أكثر حساسية لسوء تحديد النموذج، ويفضل استخدامه عند استخدام نماذج تتضمن مؤشرات عديدة، وتشبعات العوامل تكون قيمتها ٠,٥٠ فأكثر (Sharma etal., 2005).

ولا يوجد تحيز في أداء مؤشري CFI و RNI عند استخدام أحجام العينات الصغيرة، وعلى ذلك فهما أقل تأثرًا بحجم العينة خاصة مع طريقة ML عكس طريقتي ADF, GLS (Hu & Bentler, 1995, 1999). ويتأثر أداء مؤشري CFI وRNI باختلاف طرائق التقدير ML, GLS, ADF بدرجة خفيفة جدًّا عند حجم عينة ٢٥٠ فأقل، ولكن يوجد عدم اتساق واضح لأداء المؤشرين عبر طرائق التقدير المختلفة عند حجم عينة ٥٠٠ فأقل.

وتعد مؤشرات NNFI و CFI و RNI و IFI من أفضل المؤشرات المتلازمة للحكم على مطابقة النموذج؛ لأنها أقل تأثرًا بحجم العينة وأكثر حساسية لسوء تحديد النموذج.

٨. ٤ مؤشرات البساطة Parsimony indexes

هي تقيس كيف يكون للنموذج مطابقة مع بساطته، وتستخدم للمقارنة بين النماذج. وتشير البساطة إلى عدد المعالم المقدرة المتطلبة لتحقيق مستوى محدد من المطابقة. وتعد البساطة عاملاً مهمًّا في أثناء تقدير مطابقة النموذج، وتؤدي دورًا أساسيًّا للاختيار بين نماذج بديلة. ويرى Crockett (2012) أن هذه المؤشرات تستخدم لتحديد: هل أثر إضافة معالم إضافية إلى النموذج تؤثر في مطابقته؟ ومن أهم مؤشرات البساطة الآتي:

٨. ٤. ١ مؤشر حسن المطابقة للبساطة Parsimony Goodness of fit Index (PGFI)

وهذا المؤشر لـ Mulaik et al. (1989) وهو تعديل لمؤشر GFI، ويتحدد بالصيغة الآتية:

PGFI = GFI

ويأخذ قيمًا تقع بين الصفر والواحد الصحيح، والقيم المرتفعة تشير إلى نموذج أكثر بساطة، وهذا المؤشر يصحح مؤشر GFI من درجة تعقيد النموذج.

٨. ٤. ٢ مؤشر المطابقة المعياري للبساطة Parsimony Normed fit index (PNFI)

يستخدم هذا المؤشر في حالة المقاربة بين نماذج بنائية بديلة، وهذا المؤشر هو تعديل لمؤشر NFI، وقد اقترحه James, Mulaik, & Brett (1982)

وهو يأخذ في الحسبان درجات الحرية المطلوبة للحصول على مستوى مطابقة معين، ويقدر من المعادلة الآتية (Schumacker & Lomax, 1996):

$$PNFI = \frac{df}{df_b} NFI$$

ويأخذ قيمًا محصورة بين الصفر والواحد الصحيح، وكلما ارتفعت قيمته يدل على أن النموذج أكثر بساطة.

٨.٤.٣ مؤشر محك المعلومات الأكياكي Akaike information Criterion (AIC)

هذا المؤشر اقترحه Akiake (1974) وهو تصحيح لمؤشر χ^2 من عدد المعالم المقدرة، ويستخدم للمقارنة بين عدة نماذج متنافسة. وتوجد صيغ عديدة لهذا المؤشر، ففي برنامج الليزرال تستخدم الصيغة الآتية (وذلك في تحليل SEM):

$$AIC = \chi^2 + 2t$$

حيث t عدد المعالم الحرة المقدرة في النموذج، وفي برنامج EQS تقدر من الصيغة الآتية:

$$AIC = \chi^2 - 2df$$

ولكن الصيغة الأصلية التي قدمها Akaike (1987) هي:

$$AIC = - 2\ LogL + 2t$$

حيث LogL هي القيمة العظمى للوغاريتم الوظيفة القصوى لمطابقة النموذج.

والنموذج الذي له أقل قيمة لـ AIC هو أكثر مطابقة للبيانات وأكثر بساطة. ويرى Kaplan (2000) أن مؤشر AIC هو مؤشر يعبر عن سوء المطابقة.

وبالنظر إلى الصيغتين المستخدمتين في برنامج LISREL و EQS نجد اختلافًا واضحًا، ولكن العبرة هو أن التغير النسبي في المؤشر تقريبًا واحد عبر النماذج المتنافسة، وهذا التغير هو وظيفة لتعقيد النموذج. وتوصل Mulaik et al. (1989) إلى أن هذا المؤشر غير حساس لسوء التحديد في النموذج. ويعد Kline (2016) أن مؤشر AIC يقع ضمن تصنيف المؤشرات التنبؤية، وليست مؤشرات البساطة، وهذا صحيح أيضًا لأن القيمة الدنيا لـ AIC تعني نموذجًا أكثر مطابقة، بالتالي أكثر بساطة، وعلى ذلك فهو أكثر قابلية للتعميم من خلال المجتمع.

٨. ٤. ٤ مؤشر محك أو معيار المعلومات الأكياكي المتناسق Modified or Consistent AIC (CAIC)

جرى تطوير مؤشر CAIC عن طريق Bazdogan (1987) ويتحدد بالصيغة الآتية:

$$CAIC = \chi^2 + (1 + \log N) t$$

أو $$CAIC = \chi^2 - (1 - \log N) df$$

حيث LogN هو لوغاريتم حجم العينة.

وإضافة كلمة الاتساق Consistent تعني أن النموذج الصحيح ينتفي كلما كان حجم العينة لا نهائي ($N \longrightarrow \infty$)، والقيم الصغرى تشير إلى مطابقة أفضل ونموذج أكثر بساطة.

٨. ٤. ٥ مؤشر الصدق التعميمي المتوقع Expected Cross-validation Index (ECVI)

ابتدع هذا المؤشر Browne & Cudeck (1989, 1993) وهو من عائلة المؤشرات التي تستخدم للمفاضلة أو المقارنة بين النماذج البديلة من خلال الحكم على بساطة النموذج، ومدى قابليته للتعميم من خلال عينات أخرى من المجتمع نفسه، وهو مؤشر استدلالي لمعالم المجتمع. وهو أيضًا مقياس للتناقض بين مصفوفة التغاير المشتقة من النموذج للعينة المحللة ومصفوفة التغاير المشتقة من النموذج في عينة أخرى بالحجم نفسه (Joreskog & Sorbom, 1993)؛ أي أنه يقيم كيف يكون أداء النموذج المتطابق لعينة التحليل Calbiration Sample في عينات مصداقية النتائج. (Kaplan, 2000) Cross- validation sample وعند المفاضلة بين نماذج عديدة، فإن القيمة الصغرى لـ ECVI تشير إلى مطابقة أفضل وقابلية للتعميم أفضل، وتقوم بعض البرامج SEM بطباعة حدود الثقة لهذا المؤشر وهو ما يسمح بتقدير دقة التقديرات، مثل: برنامج LISREL.

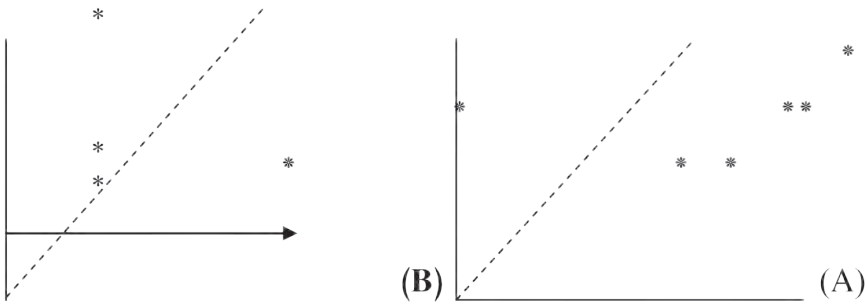
وعلى الرغم من أن مؤشري ECVI, AIC مختلفان من حيث الاستدلال الرياضي؛ إلا أنهما يقودان إلى الترتيب نفسه للنماذج المتنافسة أو المتكافئة، وذلك بالنسبة إلى طريقة التقدير ML (Browne & Cudeck, 1993) ويمكن تحويل مؤشر ECVI إلى AIC وذلك في برنامج LISREL من خلال الصيغة الآتية:

$$ECVI = \left[\frac{X^2}{N-1}\right] + 2\left[\frac{T}{N-1}\right]$$

ويرى Engel et al. (2003) أنه لا ضرورة في عرض المؤشرين معًا عند الحكم على مطابقة النموذج.

٨. ٥ تقدير المطابقة من خلال منحنى البواقي

يمكن الحكم على مطابقة النموذج من خلال العرض البصري لمنحنى البواقي، فعلى سبيل المثال التوزيعات التكرارية لارتباطات البواقي أو تغايرات البواقي يأخذ الشكل الاعتدالي أو العلاقة الخطية؛ لذا كان النموذج متطابقًا مع البيانات. ففي شكل Q- plot الآتي:



الشكل رقم (٣٦): مخرج الليزرال لـ Q- plot للبواقي المعيارية

في الشكل (A) نجد كل النقاط أو الإحداثيات تقع تقريبًا على الخط القطري، وهذا يدل على مطابقة جيدة. وفي شكل (B) النقاط لا تقع على الخط القطري، وهذا يدل على مطابقة سيئة، وهذا العرض البصري لا يمدنا بمعلومات كافية عن تشخيص مصدر سوء المطابقة للنموذج.

٨. ٦ حدود القطع لتقويم مطابقة نموذج SEM

القضية التي تواجه مؤشرات حسن المطابقة، والتي ما زالت محل جدل ونقاش، هي أي مؤشر لحسن المطابقة يستخدم؟، وما حدود القطع التي تدل على مطابقة جيدة أو مناسبة أو ضعيفة، وقد يرجع اختلاف حدود القطع بين الباحثين نتيجة تأثر هذه المؤشرات بالظروف التحليلية، مثل: حجم العينة، تعقيد النموذج، طريقة التقدير لـML و WLS وADF ، سوء التحديد للنموذج، اعتدالية البيانات، نوع البيانات.

وفيما يلي حدود القطع الموصى بها لتقويم نموذج SEM في ضوء دراسات (Engel et al., 2003; Hu & Bentler, 1995, 1998, 1999):

الجدول رقم (٢١): حدود القطع الموصى بها في تقويم نموذج SEM

المؤشر	مطابقة جيدة	مطابقة مقبولة
المطلقة		
χ^2	$0 \leq \chi^2 \leq 2df$	$2df < \chi^2 \leq 3df$
P value	$0.05 < p \leq 0.01$	$0.01 < p \leq 0.05$
χ^2/ df	$0 \leq \chi^2/df \leq 2$	$2 < X^2/df \leq 3$
RMSEA	0 v RMSEA ≤ 0.06	0.06 <RMSEA ≤.08.
SRMR	0 ≤ SRMR ≤ 0.080	0.090 ≤ SRMR ≤ 1.00
GFI	0.95 ≤ GFI v 1.00	0.90 ≤ GFI < 0.95
AGFI	0.90 ≤ AGFI ≤ 1.00	0.85 ≤ AGFI < 0.90
المتزايدة		
NFI	0.95 ≤ NFI ≤ 1.00	0.90 ≤ NFI < 0.95
NNFI	0.95 ≤ NNFI ≤ 1.00	0.90 ≤ NNFI < 0.95
CFI	0.95 ≤ GFI ≤ 1.00	0.90 ≤ GFI < 0.95
RNI	0.95 ≤ RNR ≤ 1.00	0.90 ≤ RNR < 0.95
IFI	0.95 ≤ IFI ≤ 1.00	0.90 ≤ IFI < 0.95

		البساطة
	القيمة الدنيا	AIC
	القيمة الدنيا	ECVI
	القيمة العليا	PGFI, PNFI

ويفضل خبراء نمذجة المعادلة البنائية على أهمية استخدام مؤشرات χ^2 و RMSEA و SRMR و CFI و NNFI و BL89 (IFI) و RNI عند تقويم مطابقة النموذج (Hu & Bentler, 1995, 1999; MacCallum & Austin, 2000; Marsh et al., 1988, 2004; Mualik et al., 1989). في حين توصل Sharma et al. (2005) إلى أن أداء مؤشري (RNI) و TLI (NNFI) يتفوق على مؤشر RMSEA .

ولا يجب أن تؤخذ مؤشرات المطابقة بقيمها الإحصائية معيارًا رئيسًا لمدى مقبولية أو مطابقة النموذج، فالمعيار الأساسي لمدى مطابقة النموذج هو مدى واقعيته وتفسيره النظري.

وتوصل Marsh, Hau, & Wen (2004) إلى أن النموذج يكون جيدًا عند حدود قطع RMSEA ≥ 0.07 و NNFI ≤ 0.92 و CFI ≤ 0.93.

وتوصل Fan & Sivo (2005) إلى إستراتيجية المؤشرين Two index strategy وهو التوجيه باستخدام مؤشر SRMR؛ لأنه أكثر حساسية لسوء تحديد النموذج البنائي (تغايرات العوامل)، متلازمًا مع أحد المؤشرات وهي: TLI و BL 89 و RNI و CFI و McDonald centrality index (MC) و Gamma hat (Gamma) و RMSEA؛ لأنهم أكثر حساسية لسوء تحديد مكونات النموذج المقاس (تشبعات العوامل).

ويتفق Marsh et al. (2005) مع Fan & Sivo (2005) في وجود إشكالية بحدود القطع ٠,٩٥ حيث يتم رفض نماذج لها قيم مطابقة مناسبة

على مؤشرات أخذت مثل: χ^2 وهذا بدوره يزيد من الوقوع في خطأ من النوع الثاني (عدم مطابقة النموذج في ضوء البيانات ولكنه متطابق وله مقبولية على مستوى المجتمع)، وكان ذلك ردًّا على ما توصل إليه Hu & Bentler (1999) بتبني حدود قطع لبعض المؤشرات، مثل: GFI و CFI و NNFI هي ٠,٩٥ فأكثر، وبالتالي لابد من وجود حذر عند تعميم هذه القاعدة المنطقية.

ويؤكد Sharma et al. (2005) أنه إذا كان حجم النموذج كبيرًا؛ بمعنى أن عدد المؤشرات المقاسة المتضمنة في النموذج كبير (يزيد مثلًا على ٢٤)، فلابد أن يتسم تحديد حدود القطع بالليبرالية وعدم التشدد؛ بمعنى يمكن الاعتماد على نقطة قطع ٠,٨٠ فأكثر كمعيار لمطابقة النموذج.

وأوصى Bagozzi & Yi (2012) بإجراء مزيد من البحث والدراسة للوصول إلى اتفاق بين الباحثين عن حدود قطع متفق عليها بين الباحثين.

٨. ٧ العوامل المؤثرة في أداء مؤشرات حسن المطابقة

وفيما يلي عرض لمؤشرات المطابقة في ضوء تأثرها بحجم العينة الصغيرة وعدم الاعتدالية وسوء التحديد للنموذج وطريقة التقدير، وهذه الاستنتاجات في ضوء دراسات (Engel et al., 2003; Hu & Bentler, 1998; Kline, 2016; Marsh et al., 1988; Mulaik et al., 1989; Schumacker & Lomax, 2010; Shah & Goldstein, 2006).

الجدول رقم (٢٢): أهم العوامل المؤثرة في أداء مؤشرات حسن المطابقة

المؤشر	حجم العينة	عدم الاعتدالية	سوء التحديد	طريقة التقدير	تعليق
المطلقة					
χ^2	متحيزة	تتأثر		أي طريقة	يوصى باستخدامه
GFI	تتأثر	تتأثر خاصة مع ADF	غير حساسة	تفضل ML	لا يوصى باستخدامه
AGFI	تتأثر	تتأثر خاصة مع ADF	غير حساسة	تفضل ML	لا يوصى باستخدامه
RMR or SRMR	أقل تأثرًا	أقل تأثرًا	أكثر حساسية للنموذج البنائي	أي طريقة	يوصى باستخدامه
RMSEA	أقل تأثرًا	لا تتأثر	حساس بدرجة قليلة	أي طريقة	يوصى باستخدامه
المتزايدة					
NFI	تتأثر	أقل تأثرًا	قليل الحساسية	تفضل ML	لا يوصى باستخدامه
NNFI	أقل تأثرًا	لا تتأثر	حساس جدًّا	تفضل ML	يوصى باستخدامه
CFI	أقل تأثرًا	لا تتأثر	حساس جدًّا	تفضل ML	يوصى باستخدامه
RNI	أقل تأثرًا	تتأثر	حساس بدرجة كبيرة	أي طريقة	يوصى باستخدامه
IFI	أقل تأثرًا	تتأثر	حساس بدرجة كبيرة	أي طريقة	يوصى باستخدامه

يتضح أن مؤشرات GFI و BL 86 (RFI) و AGFI و NFI أكثر حساسية لحجم العينة وأقل تأثرًا بسوء تحديد النموذج، في حين أن مؤشرات

NNFI و (IFI) BL 89 و CFI و RMSEA و RNI و SRMR أقل تأثرًا بحجم العينة وأكثر حساسية لسوء تحديد النموذج، كذلك من القضايا المهمة في مطابقة النموذج هي معرفة حدود القطع التي تدل على مطابقة جيدة والتي تدل على مطابقة مناسبة.

٨.٨ مطابقة نموذج القياس (التحليل العاملي التوكيدي)

يجب تقدير الثبات والصدق عند استخدام نمذجة المعادلة البنائية (Bagozzi & Yi, 2012)، وهما متطلبان أساسيان للحصول على نتائج تتميز بالموضوعية والدقة؛ لأن تحليل نموذج SEM لقياسات منخفضة الثبات يؤدي إلى تحيز للنتائج. والثبات يعني أن الدرجة المقاسة خالية من الأخطاء. والثبات للمقياس يشير إلى وجود اتساق داخلي بين مجموعة من المفردات التي تفسر مفهوم أو بناء ما، وإذا كان المقياس يتميز بالثبات فنتوقع أن مفرداته تعكس البناء التحتي، ويوجد بينهما ارتباط دال إحصائيًّا.

والثبات للمفهوم أو البناء يقدر من خلال ثبات المؤشر (المفردة)، وثبات المكون (لكل المفردات) Composite (Bagozzi & Yi, 2012). تقليديًّا يتم استخدام ألفا كرونباخ لتقدير الثبات، وهو لمقياس مربع معامل الارتباط بين الدرجات المقاسة والدرجات الحقيقية. والبناء التحتي للمفهوم يمثل بالعامل أو المتغير الكامن، ولكن المعامل ألفا كرونباخ يعاني من عدة محددات، وأهمها تأثره بعدد المفردات الممثلة في الاختبار التي تقيس المفهوم، ويتعامل مع المفردات كما لو كانت تسهم بالأهمية نفسها في تقدير الثبات. (Bollen, 1989) نتيجة لذلك يتم تقدير الثبات باستخدام إستراتيجية SEM، وفيها تعطي مؤشرات لثبات المفردة من خلال مؤشر مربع معامل الارتباط Squared Multiple correlation (SMC)؛ حيث يكون المتغير

المقاس (المفردة) تابعًا، ويكون المتغير الكامن (العامل) مستقلاً، وهي نسبة التباين المفسر في المتغير التابع (المفردة) نتيجة المتغير الكامن وهو مؤشر R^2 الخاص بكل متغير مقاس (المفردة).

ولثبات المكون أو التجمع لعدد من العناصر Construct Reliability تقدر التشبعات المعيارية وأخطاء القياس لكل مؤشر (Fornell & Larcker, 1981). ويمكن تقدير ثبات المفردة المكونة للعوامل كالآتي (Bagozzi & Yi, 2012):

$$var(factor)\rho_i = \frac{\lambda_{ij}^2}{\lambda_{ij}^2 + \Theta_{ij}}$$

حيث $\lambda_{ij}^2\lambda_{ij}^2$ تشبع المفردة و$\Theta\Theta$ هو تباين الخطأ المناظر للمؤشر، أو للمفردة المقاسة، وعمومًا القيمة ٠,٧٠ هي مقبولة ويجب ألا تقل عن ٠,٤٠ ويعد الباحثون نقطة القطع لهذا الثبات ٠,٥، التي تشير إلى أن ٥٠٪ من تباين المفردة يرجع إلى العامل، ويقع الثبات بين الصفر والواحد الصحيح، ولا يوجد حدود قطع واضحة تمامًا لكل من ثبات المؤشر وثبات المفهوم (Bagozzi & Yi, 2012). وعمومًا فإن ثبات مفردات المفهوم أو البعد يكون في المدى من ٠,٦٠ إلى ٠,٧٠ للبحث الاستكشافي، وفي المدى من ٠,٧٠ إلى ٠,٩٠ في البحوث المتقدمة أو التوكيدية. (Nunnally & Bernstein, 1994) والحد الأدنى للثبات ٠,٥ مساوية لتشبع المفردة ٠,٧٠٧ على العامل (Fornell & Larcker, 1981).

وتشبع المفردة على العامل في المدى من ٠,٤٠ حتى ٠,٧٠ يوضع في الحسبان ويمكن حذفها لو أدى ذلك إلى تحسن في ثبات المفردات للمفهوم (Hair, Ringle, & Sarstedt, 2011).

في حين يشير Bagozzi & Yi (2012) إلى أنه لا توجد حدود معيارية للحد الأدنى المقبول لثبات المؤشر أو ثبات المؤشرات المكونة للعامل، ويقترح Nunnaly (1978) الحد الأدنى ٠,٧٠ للاتساق الداخلي وآخرون يقترحون ٠,٦٠ (Bagozzi & Yi, 1988).

أما الصدق للنموذج المقاس في SEM فهو الصدق التقاربي والصدق التمييزي، فالصدق التقاربي يهدف إلى كيفية أن المفردات في المقياس تتشبع معًا على العامل أو البعد المحدد عليه وليس على بعد آخر، وهذا يتحقق من خلال فحص المطابقة الكلية للنموذج المقاس وكذلك مقدار واتجاه والدلالة الإحصائية لتشبعات المؤشرات على المتغيرات الكامنة، ويفضل أن تزيد على ٠,٧٠ (Kline, 2016).

ويتم تقدير الصدق التمييزي من خلال فحص متوسط التباين المستخلص Average variance extracted (AVE) لكل متغير كامن، وهو يشير إلى مقدار التباين المفسر عن طريق المتغير الكامن للمؤشر مقارنة بالتباين غير المفسر. وقيمة AVE ٠,٥٠ فأكثر تشير إلى توافر الصدق التمييزي (Hair et al., 2011)، وأيضًا يشير الصدق التمييزي إلى أي درجة القياسات للأبنية المختلفة تتمايز أو تختلف بعضها عن بعض. ويقدر من خلال عدة طرائق أهمها:

- تقدير التباين المشترك بين كل زوج من العوامل وهو مربع معامل الارتباط بين العوامل في نموذج CFA (ϕ^2) ومقارنتها بالتباين المستخلص لكل من المفهومين (العاملين) على حدة (Fornell & Larcker, 1981)، ويتحقق الصدق التمييزي عندما يكون مربع معامل الارتباط بين المفهومين أصغر من التباين المستخلص لكلاهما؛ بمعنى لا يزيد الارتباط

بين العاملين على ٠,٧٠٧ ؛ أي أن التباين لا يزيد على ٠,٥٠ فهذا مؤشر للصدق التمييزي، وعمومًا كلما كانت العلاقة بين العوامل منخفضة فهذا مؤشر للصدق التمييزي. فإذا كان معامل الارتباط للعاملين ξ_2, ξ_1 عالٍ مثلًا ٠,٨٠ ، فمن الصعب القول بأن المؤشرات الممثلة للعاملين تقيس عاملين متمايزين، بل يمكن أن تقيس عاملاً واحدًا.

- الطريقة الثانية لتقدير الصدق التمييزي هي فحص الفروق في χ^2 بين النموذج المقاس غير المقيد (الارتباط بين العاملين حر)، والنموذج المقيد لـ CFA (الارتباط بين العاملين مقيد $\phi = 0$)، فإذا كانت مطابقة النموذج غير المقيد أفضل من النموذج المقيد، فهذا مؤشر على توافر الصدق التمييزي (Anderson & Gerbing, 1988).
- الطريقة الثالثة والأكثر تحررًا تتضمن فحص تشبعات المؤشرات، فيجب أن يكون تشبع المؤشر على العامل المحدد عليه أعلى من تشبعات المؤشر على بقية العوامل الأخرى (Bagozzi & Yi, 2012).

٨. ٩ مطابقة النموذج البنائي (نموذج المسار) Structural (Path) model fit

النموذج البنائي الذي يهتم بالتأثيرات بين المتغيرات الكامنة المستقلة (الخارجية) والمتغيرات الكامنة التابعة (الداخلية)، ومعظم الباحثين يقررون مطابقة نموذج المعادلة البنائية (المقاس والبنائي معًا) في تحليل واحد دون تقدير المطابقة لكل نموذج على حدة (McDonald & HO, 2002).

وفي تقويم النموذج البنائي لابد من فحص إشارة وحجم والدلالة الإحصائية للعلاقات البنائية وكذلك تقدير مؤشر حجم التأثير متمثلاً في R^2

وهي نسبة التباين المفسر في المتغير الكامن الداخلي نتيجة المتغيرات الكامنة الخارجية لكل معادلة بنائية.

وفي هذا الشأن يميز Baumgartner & Homburg (1996) بين نوعين من المطابقة هما: مطابقة التباين Variance Fit وهي التباين المفسر في المتغير الكامن الداخلي وتقدر بمؤشر R^2، ومطابقة التغاير Covariance Fit وهي تقدر مطابقة النموذج ككل في ضوء مؤشري χ^2 و RMSEA وغيرهما.

ويشير Shah & Goldstein (2006) إلى أن الباحثين يشددون على أهمية التعامل مع مطابقة التغاير أكثر من مطابقة التباين. ولكن يجب أن يتم تقدير نوعي المطابقة؛ لأنه يمكن أن يتطابق النموذج ككل مع البيانات مطابقة جيدة، ولكن التباين المفسر للمتغيرات الداخلية نتيجة المتغيرات الخارجية يكون محدودًا للغاية (Fornell, 1983).

وأخيرًا في الحديث عن مطابقة النموذج، فإن المؤشرات لا يجب أن تؤخذ بوصفها معيارًا لمقبولية أو منطقية النموذج، فهي تتضمن معلومات عن مطابقة النموذج، وليس عن مقبولية النموذج النظري وواقعيته في البيئة الحقيقية (Browne & Cudeck, 1993).

٨. ١٠ توصيات لتقويم مطابقة النموذج

من أهم التوصيات والإرشادات لتقويم نماذج SEM ما يأتي:

- ضرورة عرض مؤشر χ^2 مقرونًا بدرجات الحرية إذا كانت طريقة التقدير ML أو غيرها (Kline, 2016).
- عند المقارنة بين نماذج بديلة يجب الاعتماد على مؤشرات البساطة PNFI و PGFI و AIC و χ^2/df (Hair etal., 1998) .

- يجب عرض تحليل البواقي وهي مصفوفات ارتباط البواقي وتحديد القيم العليا والدنيا للبواقي، وكذلك عرض شكل Q-Plot لتحديد مطابقة النموذج (Kline, 2016).
- أكد خبراء SEM أهمية الاعتماد على مؤشرات χ^2 مقرونة بمؤشر معتمد على تحليل البواقي وهو RMSEA أو SRMR بالإضافة إلى المؤشرات المتزايدة NNFI و CFI، وذلك لعدم تأثرهم بحجم العينة ولحساسيتهم لسوء تحديد النموذج وذلك أفضل من مؤشرات GFI, AGFI, NFI.
- يفضل الاعتماد على مؤشر SRMR إلى جانب مؤشر المطابقة CFI بالإضافة إلى مؤشر χ^2 (Kline, 2016).
- القبول بقاعدة الحد الأدنى ٠,٩٠ للمطابقة الجيدة غير ملائم، ويجب أن تكون ٠,٩٥ فأكثر وذلك لمؤشرات NFI و NNFI و GFI وCFI و AGFI (HU & Bentler, 1999).
- لا تعطي توصيات بأن النموذج المفترض هو الوحيد الذي يتطابق مع البيانات.
- قيم النموذج في ضوء النظرية وليس فقط في ضوء مؤشرات المطابقة.

حاول دائمًا أن تكون متحيزًا إلى النماذج التي تتميز بالبساطة.

وقدم Bollen & Long (1993) إرشادات عند تقويم النموذج وهي كالآتي:

- استخدام نظرية قوية كدليل أساسي لتقدير مناسبة أو قبول النموذج وذلك؛ لأن نمذجة المعادلة البنائية في عموميتها تفهم في إطار تفسيراتها النظرية.

ـ من الأفضل صياغة نماذج بديلة قبل تحليل البيانات لتقدير المطابقة لهم وتحديد أيهما أفضل.

ـ مقارنة مطابقة النموذج بالنسبة إلى نتائج الدراسات السابقة في المجال وللنموذج نفسه.

ـ بالإضافة إلى تقويم مطابقة النموذج ككل فيجب تقويم المطابقة للمكونات (المعالم) المختلفة للنموذج.

ـ الاعتماد على مؤشرات مطابقة من عائلات أو تصنيفات مختلفة (مطلقة، متزايدة، بساطة).

ـ دائمًا اعتمد على مؤشرات المطابقة التي تعتمد في تقديرها على درجات الحرية في حسابها والأقل اعتمادًا على حجم العينة، مثل: CFA, RMSEA.

ولكن إذا اتضح أن النموذج سيئ المطابقة مع البيانات المقاسة، فإن الباحثين أمامهم ثلاثة بدائل:

ـ كتابة تقرير عن النتائج وعدم تدعيم النموذج المفترض.

ـ اختبار نماذج بديلة مقبولة.

ـ تحديد وتصحيح سوء التخصيص في النموذج النظري، وهذا البديل هو الأكثر استخدامًا بين الباحثين، وهو تحديد المعالم المثبتة التي يجب أن تكون حرة، وهذه الإستراتيجية يطلق عليها تعديل النموذج التي سنتناولها في الفصل القادم.

الفصل التاسع

تعديل النموذج ومداخل التحليل

٩. تعديل النموذج ومداخل التحليل

Modification and analysis approaches

تناول هذا الفصل مفهوم تعديل النموذج وإستراتيجياته، وكذلك مداخل تحليل نموذج المعادلة البنائية سواء مدخل الخطوة الواحدة أو مدخل الخطوتين أو مدخل الخطوات الأربعة، ثم استعرض أمثلة تطبيقية لكيفية تطبيق نموذج المعادلة البنائية باستخدام مدخل الخطوتين وتطبيق نموذج SEM باستخدام مدخل الخطوة الواحدة. ويتوقع بعد قراءة هذا الفصل أن يكون الباحث قادرًا على إجراء تعديل في النموذج في ضوء أسس نظرية، وكذلك تنفيذ نموذج SEM في ضوء مدخل الخطوتين وفي ضوء مدخل الخطوة الواحدة.

٩. ١ مبررات تعديل النموذج

تعد مرحلة تعديل النموذج هي الخطوة الأخيرة في تحليل نموذج المعادلة البنائية، فإذا اتضح أن النموذج المفترض غير متطابق مع البيانات، فماذا بعد؟ هو أن يتم تفسير النتائج أو يتم إجراء تعديل في النموذج؛ بمعنى إجراء تعديلات في العلاقات أو المسارات في النموذج المبدئي، حتى يتم الحصول على مطابقة أفضل، ويتم عادة في ضوء محكات إمبريقية إحصائية (MacCallum & Austin, 2000). وبكلمات أخرى نريد إجراء تحسن جوهري في القياس أو النظرية، وليس فقط للحصول على مطابقة بغض النظر عن مقبوليتها للتفسير. وتحدث كثيرًا إجراءات تعديل النموذج في العلوم الاجتماعية؛ لأنه يحدث دائمًا سوء مطابقة للنموذج المفترض (Crockett,

2012). ويحدث التعديل في النموذج بإضافة معالم أو مسارات أو بحذفها، وهذه العملية يشار إليها بإجراءات أو بحث التخصيص Specification search (MacCullum, 1986).

وقد استخدم Kaplan (1990) مصطلح خطأ التخصيص الخارجي وخطأ التخصيص الداخلي؛ فخطأ التخصيص الخارجي يرتكب عن طريق حذف متغيرات مهمة من النموذج وعدم تضمينها، في حين أن خطأ التخصيص الداخلي هو حذف علاقات مهمة داخل النموذج. وخطأ التخصيص الخارجي يتم تحديده من خلال التراث البحثي للظاهرة في حين أن خطأ التخصيص الداخلي يتم تشخيصه من خلال طرائق التعديل البعدية.

وتحدث إستراتيجية التعديل غالبًا إذا كان الباحث يستخدم إستراتيجية توليد النموذج عند تحليل نموذج المعادلة البنائية، وهنا يؤكد MacCullum & Austin (2000) أن هذه الإستراتيجية تقود إلى استنتاجات خطأ وسوء استخدام لـSEM، وأن النموذج المعدل المشتق من البيانات تنقصه المصداقية (MacCallum, 1986)، وقائم على درجة عالية من الشك نتيجة الصدفة (MacCallum, Roznowski, & Necozwit 1992)، وأي استخدام لهذا النموذج يخضع لثلاثة شروط حددها MacCallum & Austin (2000) في الآتي:

- اشتقاقه يكون معروفًا في ضوء أسس إمبريقية إحصائية.
- أن يكون له معنى جوهري وتفسير نظري.
- يجب أن يقيم النموذج المعدل على عينات أخرى مستقلة ومختارة من المجتمع نفسه؛ أي تختبر مصداقيته.

وتوجد إشكالية في استخدام التعديل البعدي للنموذج وهي سوء تطبيق لنمذجة المعادلة البنائية؛ حيث يتحول هدفها من إجراء توكيدي إلى إجراء

استكشافي (Quintana & Maxwell, 1999; MacCallum et al., 1992, 1993; Ullman, 2006)، وذلك لأن إضافة معالم جديدة للنموذج (مسار مثلًا) يكون على أسس إحصائية، وليس على أسس نظرية، وفي هذه الحالة يكون استخدام التحليل العاملي الاستكشافي أفضل من التوكيدي.

وتعديل النموذج ليس ضمانًا للحصول على نموذج حقيقي، وتوصل MacCallum etal.(1992) إلى أن النموذج المعدل غالبًا لا يقود إلى النموذج الحقيقي، ما لم تتوافر عينات كبيرة، وتوجد إشكالية أخرى في أن تعديل النموذج يؤدي إلى تضخم الخطأ من النوع الأول، والوصول إلى استنتاجات خطأ، على ذلك لابد أن يوازن الباحث بين الحذف والإضافة حتى نصل إلى نموذج له تبرير نظري.

ويرى Schreiber et al. (2006) أن تعديل النموذج هو رحلة استكشافية تزيد من أخطار الوقوع في الخطأ من النوع الأول. وأشار Ullman (2006) إلى أن إضافة مسارات بعدية Post hoc path هو مشابه لحالك وأنت تأكل فولاً سودانيًّا مملحًا، فأكل فولة واحدة غير كافٍ؛ بمعنى أن الباحث يكثر من عمل تعديلات كثيرة فى النموذج من دون داعٍ.

ويوجد على الأقل سببان لتعديل نموذج SEM:

أ ـ اختبار فروض نظرية: وذلك عندما يقوم الباحث بالمقارنة بين نماذج بديلة أو مكافئة.

ب ـ تحسين مطابقة النموذج خاصة عند البدء بنموذج مبدئي استكشافي، ويكون هدف الباحث هو توليد النموذج.

والتعديل يحدث في نموذج القياس أو النموذج البنائي، وغالبًا ما يحدث سوء المطابقة في نموذج القياس (نموذج التحليل العاملي التوكيدي)، وهذا يحدث نتيجة مصدرين أساسيين في نموذج القياس (Loehlin, 2004):

- فشل بعض المؤشرات في تمثيل المفاهيم أو المتغيرات الكامنة، التي هي مفترضة في تمثيلها عند بناء المقياس، ويتضح ذلك في قيمة التشبعات المنخفضة أو إشارة التشبع كأن تحصل على تشبع عالٍ مع إشارة سالبة، وربما هذا دليل إلى إجراء تكويد لدرجات هذا المؤشر أو المفردة. وفي هذا الإطار يلجأ الباحث إلى استبعاد هذه المفردة أو المؤشر، ولكن هل المؤشرات الأخرى الباقية تمثل المفهوم؟، لابد أن يدرك الباحثون عواقب ذلك، فربما تتحسن المطابقة باستبعاد المؤشر، ولكن لابد من عدم الإخلال بالمعنى وتمثيل المحتوى للمفهوم؛ لأنه يجعل من غير المناسب اختبار النظرية الأصلية. ولكن إذا كان المفهوم يمثل بمؤشرين فقط، واتضح عدم دلالة تشبع مؤشر على العامل، ففي هذه الحالة يمثل المفهوم بمؤشر واحد، وهنا يثبت تشبع المؤشر على العامل بالجذر التربيعي لمعامل ثباته، ولو أن المؤشرين يمثلان المفهوم تمثيلاً جيدًا فلا مانع من تثبيت تشبعهما على العامل بالقيمة نفسها؛ لأن وضع هذه القيود يؤدي إلى الحصول على مطابقة أفضل.
- حدوث سوء مطابقة لنموذج القياس هي أن المؤشرات (المفردات) الممثلة للمفهوم تعكس مفهومًا آخر غير المفترض قياسه. فلو أن المؤشر يقيس عاملاً (متغيرًا كامنًا) آخر في النموذج غير العامل المفترض قياسه، وفي هذه الحالة يتم تثبيت تشبع المؤشر على العامل بالصفر.

وأيضًا يحدث تحسن في المطابقة عن طريق تعديل النموذج البنائي، والتغير في النموذج البنائي هو تغير في بنية النظرية. ويمكن إجراء التعديل عن طريق المعلومات التي تمدنا بها برامج SEM أو عن طريق حذف المسارات غير الدالة إحصائيًّا من بين المتغيرات الكامنة.

وأوصي الخبراء بأنه لا يجب تعديل النموذج في ضوء أسس إحصائية فقط، بل أن يتم تدعيمها بتبريرات نظرية قوية، وبأن تعميم النموذج المعدل ليس مضمونًا وبه درجة كبيرة من عدم المصداقية، ويجب أن يتعامل معه بحذر شديد، ولتعميم النموذج المعدل يجب اختبار مصداقيته على عينات جديدة (Anderson & Gerbing, 1988; MacCallum & Austin, 2000; MacCallum et al., 1993).

ويرى Ullman (2006) أن معامل الارتباط بين المعالم المقدرة في العينة الأصلية (النموذج المفترض الأصلي) وفي عينة صدق النتائج (للنموذج المعدل النهائي) يجب أن يزيد على ٠,٩٠ حتى يمكن أن يُعمم النموذج. وإذا كان من غير الممكن إجراء تقسيم للعينة الكلية إلى عينة تحليل البيانات وعينة المصداقية فإن Browne & Cudeck (1989) اقترحا مؤشر القيمة المتوقعة لمصداقية تعميم النتائج Expected value of cross validation index (ECVI) لتقدير مصداقية النموذج على عينات أخرى من مجتمع الدراسة.

ويعارض كثير من الخبراء استخدام إستراتيجية التعديل للنموذج المستهدف؛ وذلك لأن تحديد نماذج بديلة قبل التحليل أكثر أمانًا من إجراء تعديل بعدي Post hoc modification (Boomsma, 2000; Hoyle & Panter, 1995; MacCallum et al., 1993, 1992; McDonald & Ho, 2002)، وأشاروا إلى أنه إذا وجدت ضرورة ملحة لإجراء التعديل فلابد أن يكون في أضيق الحدود وعلى أسس وتبريرات نظرية قوية. وكذلك أوصى Hoyle & Panter (1995) إذا كانت الحاجة ملحة لإجراء التعديل فلا يجب إضافة الارتباطات بين الأخطاء لتحسين المطابقة، واقترح Brannick (1995) عدم

إجراء تعديل النموذج على الإطلاق وهذا التحذير أكده MacCallum (1986) فقد حذر من إستراتيجية تحسن النموذج الأوتوماتيكي Automatic model improvement strategy، وقال لو أن نموذجًا لم يتطابق مع البيانات، فيجب إجراء التعديلات الأكثر جوهرية للحصول على مطابقة مناسبة حتى تصل إلى χ^2 غير دالة إحصائيًا.

ويرى Ullman (2006) أنه لو أحدث تعديل النموذج تحسنًا في المطابقة، فإنه يجب إجراؤه في أضيق الحدود؛ بمعنى إجراء تعديلات قليلة جدًّا خاصة إذا لم تتوافر عينات مصداقية النتائج.

وراجع Breckler (1990) و MacCallum et al. (1992) 100 تطبيق لنموذج المعادلة البنائية لدراسات علم النفس، ووجدوا ٣٧ نموذجًا أجري لها تعديل باستخدام مؤشرات التعديل وستة فقط أجري لها تعديل في ضوء تبريرات نظرية، في حين أن البقية جرى تعديلها في ضوء أسس إحصائية من دون تفسير نظري. وأربعة نماذج من الـ ٣٧ نموذجًا تحققت من مصداقية النموذج المعدل على عينات جديدة.

وفي مجال الإدارة توصل Shook et al (2004). إلى أن إجراء تعديل النموذج تم لـ٤٧٪ من النماذج التي تم تقويمها، في حين توصل كل من Shah & Goldstein (2006) إلى أن التعديل حدث لـ ٤,٧٪من النماذج. وفي مجال التربية توصل Schreiber et al. (2006) إلى أن ٤ نماذج من ١٦ نموذجًا أجري لها تعديل للنموذج المستهدف. وفي مجال علم النفس الإرشادي توصل Martines (2005) إلى أن ٤٠٪ من النماذج أجري لها تعديل في ضوء أدلة إمبريقية إحصائية. وفي مجال التسويق توصل Baumgartner & Homburg (1996) إلى أن ٥٤٪ من النماذج أجري لها تعديل تضمن حذف المسارات غير الدالة.

ومعظم الدراسات التقويمية أقرت أن التعديلات تتم في ضوء أسس إمبريقية إحصائية (حذف أو إضافة مسارات)، وعدد قليل من الدراسات أجرت التعديل بإضافة مسارات على أسس نظرية قوية، ونادرًا ما يجري التحقق من مصداقية النموذج المعدل على عينات أخرى (Breckler, 1990; Martines, 2005; Schreiber et al., 2006; Shah & GoldStein, 2006).ويبدو أن إستراتيجية توليد النموذج التي اقترحها (Joreskog & Sorbom, 1993)

هي التي فتحت الباب على مصراعيه أمام استخدام إستراتيجية التعديل للنموذج المبدئي الاستكشافي، ولكنهما اقترحا إجراء Cross-Validation من خلال تقسيم العينة واستخدام مؤشر ECVI لـ Browne & Cudeck (1989).

٩. ٢ إستراتيجيات تعديل النموذج

وتوجد ثلاث طرائق لتعديل النموذج (Ullman, 2006; Ullman & Bentler, 2013) ، هي:

- مؤشر فروق كا^2 (χ^2/df) Chi-square difference test: النموذج الذي يختبره الباحث هو نموذج فرعي من مجموعة كبيرة من النماذج؛ بمعنى أنه نموذج متولد nested من نماذج تتضمن تصورات مختلفة لطبيعة العلاقات أو التأثيرات بين المتغيرات، وهذه الفكرة تقوم عليها مؤشرات المطابقة المتزايدة. ويتم تقدير χ^2 للنموذج الأكثر حجمًا (المفترض)؛ أي ذي تأثيرات ومسارات أكثر ومقارنتها بقيمة χ^2 للنموذج الأصغر حجمًا في المسارات (مثل النموذج الصفري)، وعندما تكون البيانات غير اعتدالية تستخدم χ^2 Satorra – Bentler ، وعلى ذلك تتم مقارنة قيمة χ^2 للنموذج المفترض بقيمة χ^2 للنموذج المعدل.

ويوجد محدد لهذه الطريقة وهي تأثر مؤشر χ^2 بحجم العينة؛ حيث من الصعب تحديد الفروق في χ^2 للنماذج عندما يكون حجم العينة صغيرًا.

ـ اختبار Lagrange Multiplier test (LM): يسأل هذا الاختبار عن ماذا يحدث في تحسن النموذج لو تم جعل أحد معالم النموذج المثبتة أو أكثر حرًّا Free، أو ما المعالم التي لو أضيفت إلى النموذج تُحسن في مطابقته؟ وتوجد مداخل عديدة لاستخدام اختبار LM في تعديل النموذج وهي Univariate LM؛ أي أنها تقوم بإضافة كل التعديلات التي لها دلالة، والتي ليس لها دلالة إلى النموذج، ثم نرى ماذا يحدث في المطابقة؛ بمعنى إضافة التعديلات كلها مرة واحدة.

ومن الأفضل أن يتم إجراء التعديل وذلك بإضافة المسار الذي من المتوقع أن يحدث نقصانًا كبيرًا لـ χ^2، ثم نقوم بمطابقة النموذج، ثم نضيف المسار الذي يليه والذي يتوقع أن يتسبب في حدوث نقصان واضح لـ χ^2 وهكذا، وتسمى هذه العملية بـ Multivariate LM. وتحدث هذه التعديلات في برنامج الليزرال تحت مسمى مؤشرات التعديل Modification indexes (تم عرضها بمثال توضيحي)، ويتم عرضها في برنامج EQS تحت مسمى Multivariate LM test؛ حيث التعديلات أو المسارات يتم عرضها تحت عامود يسمى Parameter.

وتلاحظ في اختبار LM UNV أنه تم إجراء كل التعديلات أو المسارات الممكنة التي لها دلالة، والتي ليس لها دلالة في حين أنه في LM Multi تم عرض التعديل الذي يمكن أن تحدث إضافته تحسنًا واضحًا في مطابقة النموذج.

أما في برنامج LISREL فيتم عرض Univariate LM فقط، وتسمى مؤشرات التعديل، ويتم عرضها لكل مصفوفة على حدة، فالمصفوفة الأولى

تسمى Modification indices for وتتضمن قيم χ^2 للمعالم المحددة، والمصفوفة الثانية تسمى Expected change for وتتضمن التغيرات غير المعيارية في قيم المعالم، والمصفوفة الثالثة تسمى Standardized expected change for وتتضمن تقدير التغيرات في المعالم المعيارية. وفي برنامج الليزرال مع ملحق SIMPLIS يتم عرض مؤشرات التعديل فقط على شكل المسار، إذا كانت قيمة χ^2 ($p<0,05$).

- اختبار Wald Test : إذا كان اختبار LM يسأل ما المعالم التي بإضافتها إلى النموذج يحدث تحسن في المطابقة؟، فإن اختبار Wald يسأل ما المعالم التي بحذفها يحدث تحسن في المطابقة؟ أي هل يوجد أي معلم جرى تقديره يجب تثبيته عند الصفر؟، أو بكلمات أخرى ما المعالم في النموذج التي تعد غير ضرورية ويجب حذفها؛ لأنها عبء على النموذج؟ وهذا الاختبار مشابه لإستراتيجية الحذف الخلفي Backward deletion في أثناء تقدير معالم الانحدار باستخدام طريقة Stepwise، عندما يجري حذف المتغيرات التي ليس لها دلالة من معادلة التنبؤ. وعندما يجري استبعاد أحد المعالم فإنه يؤثر إيجابيًّا على مطابقة النموذج بحدوث انخفاض لقيمة χ^2.

ولأن اختبار LM و Wald لهما أسس إحصائية مختلفة، فإنه يحدث أحيانًا تعارض بين نتائجهما؛ ولذلك لابد من الاعتماد على التفسيرات النظرية لحل هذا التعارض. ومنطقيًّا يحدث الحذف إذا كانت قيمة χ^2 تتغير جوهريًّا بعد الحذف عنه قبل الحذف؛ بمعنى أن χ^2dif دالة إحصائيًّا.

وعلى ذلك، فإن هدف اختبار Wald هو استبعاد المعالم التي لا تسهم في النموذج. ويجري طباعتها في برنامج EQS ولا يقوم برنامج LISREL بتقديرها.

ولأن مؤشرات التعديل باستخدام LM و Wald هما إجراءات خطوة خطوة (تدريجية)، فإنه من المحتمل حدوث تضخم للخطأ من النوع الأول؛ بمعنى رفض مطابقة النموذج على مستوى بيانات العينة في حين أنه حقيقي على مستوى المجتمع. ويوصي MacCallum, (1986) بإضافة كل المعالم الضرورية قبل حذف المعالم غير الضرورية (غير الدالة إحصائيًّا)؛ بمعنى عمل تعديلات LM قبل Wald.

كما يمكن إجراء تعديل في النموذج بفحص مصفوفة البواقي لمعرفة أي من مظاهر البيانات لم يتم تفسيره عن طريق النموذج.

ولكن Ullman (2006) يرى أن تعديل النموذج يسبب نوعًا من الارتباك، فإنه يمكن إضافة أو حذف معالم في الوقت نفسه ودائمًا يكون اهتمام الباحث في إجراء التعديل على مؤشرات المطابقة، فيمكن إحداث تغير أو تحسن جوهري في المطابقة، وليس كذلك على مستوى تقديرات المعالم. فربما يكون المعلم ليس له وجود في النموذج الأصلي، ولكن مؤشرات التعديل اقترحت إضافته، ولكن أعطى قيمة التأثير بإشارة سالبة مثلًا، وهذا ليس له تفسير، وعلى ذلك فمن الأفضل عدم تضمينه. وعمومًا لو أن النموذج المفترض غير حقيقي بمعنى سيئ المطابقة مع البيانات، فإن مؤشرات التعديل غير كافية للكشف عن النموذج الحقيقي.

لا يوصى بالإجراء الأتوماتيكي لتعديل النموذج البنائي؛ وذلك لأن إجراء التعديل في النموذج البنائي هو الحصول على نظرية جديدة أو رؤية أخرى لنظرية قائمة، وهذا بطبيعته يحتاج إلى التحقق من مصداقية هذا النموذج على عينات جديدة، حتى نتأكد من قدرته التعميمية مع وجود تفسير وتبرير نظري ومنطقي قوي (Loehlin, 2004).

٩. ٣ مداخل تحليل نموذج المعادلة البنائية

يتم إجراء تحليل نموذج المعادلة البنائية في ضوء عدة مداخل، أهمها:

٩. ٣. ١ مدخل الخطوة الواحدة One step approach

فيه يتم تحليل نموذج التحليل العاملي التوكيدي (نموذج القياس) والنموذج البنائي (النظرية) معًا في تحليل واحد متلازم أي مرة واحدة؛ حيث تقوم البرامج مثل LISREL و EQS وغيرها بتحليل النموذج مرة واحدة دون الفصل بين تحليل نموذج القياس والنموذج البنائي. وهذا الإجراء متبع في اختبار النظرية وتطوير أدوات القياس، وتم تداوله في المجلدات في مجال المنهجية والعلوم الاجتماعية (Fornell & Yi 1992)؛ أي أن التداخل أو الارتباط بين النظرية أو المنهجية والبيانات الإمبريقية يعود إلى زمن بعيد. وأشار Bentler & Chou (1987) إلى أن هذا التحقق المتلازم من النظرية والقياس تواجهه صعوبات، وأشار Anderson & Gerbing (1988) إلى أنه على الرغم من إمكانية تقدير نماذج القياس والنظرية (البنائية) معًا إلا أنه ليس من الضروري إجراء ذلك. وشدد Kline (2016) إلى أنه إذا كانت النتائج تشير إلى سوء مطابقة فما مصدر سوء المطابقة؟، هل هو نموذج القياس أم البنائي أم كلاهما معًا؟ وعلى ذلك فباستخدام مدخل الخطوة الواحدة من الصعب تحديد مصدر سوء التخصيص في النموذج.

٩. ٣. ٢ مدخل الخطوتين Two– Step Approach

نادى (Anderson & Gerbing, 1988; Burt, 1976; Herting & Costner, 1985)، باستخدام مدخل الخطوتين في التحقق من نموذج المعادلة البنائية؛ حيث يبدأ الباحث بتحليل نموذج التحليل العاملي التوكيدي

(نموذج القياس) أولًا، وعندما يتم تهذيبه وإعادة تخصيصه ونتحقق من مطابقته مع البيانات يبدأ الباحث في التحقق من نموذج المعادلة البنائية الكامل (تحليل توكيدي وبنائي معًا)، ويُقيم المطابقة الكلية للنموذج. ولو أن مطابقة النموذج المقاس سيئة، فإن مطابقة النموذج البنائي ستكون سيئة أيضًا حتى لو أن النموذج محدد تحديدًا حقيقيًّا. على ذلك فالمبدأ الأساسي لمدخل الخطوتين هو الفصل بين النظرية والقياس.

وعمومًا توجد عدة أسباب لفصل القياس عن النظرية أهمها:

١ ـ التداخل التفسيري Interpretational confounding: اقترح هذا المصطلح Burt (1976) واستخدمه Anderson & Gerbing (1988)، ويحدث عندما تتم تغيرات جوهرية في تشبعات العوامل في حالة تقديرها في نموذج التحليل العاملي التوكيدي عن تقديرها في نموذج المعادلة البنائية، وعليه اختلفت معالم نموذج القياس (تشبعاته) وهذا يعني أن التقديرات الإحصائية للمفاهيم (مثل: تشبعات العوامل) تتغير اعتمادًا على النموذج المحلل سواء قياسي أو بنائي.

٢ ـ سوء التحديد: كما سبق في استخدام مدخل الخطوة الواحدة غير قادر على كشف مصادر الخطأ أو سوء التخصيص في النموذج.

وانتقد Fornell & Yi (1992) مدخل الخطوتين في أنها تفترض الآتي:

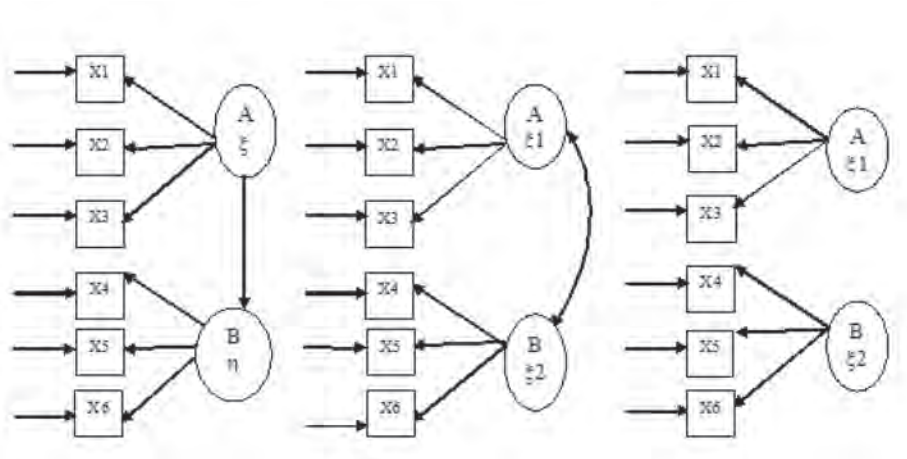
١ ـ النظرية والقياس مستقلان بعضهما عن بعض.

٢ ـ تقديرات معالم مدخل الخطوتين غير متسقة، وتختلف من خطوة إلى أخرى، فقد تختلف تشبعات العوامل في نموذج القياس عن نظيرتها في النموذج البنائي.

٣ ـ الاختبار الإحصائي في الخطوة الأولى (CFA) مختلف عن الاختبار الإحصائي في الخطوة الثانية (SEM).

ولكن Anderson & Gerbing (1988) يؤكد أن هذا فهم خطأ من جانب Fornell & Yi (1992)؛ حيث لا يوجد فصل بين النظرية والتطبيق، ولم يدرك أن إجراء التحليل العاملي التوكيدي هو قائم على نظرية وافتراضات مسبقة لطبيعة العلاقات بين المتغيرات المقاسة وعواملها، وأن مدخل الخطوتين يعطي أولوية لتشخيص عيوب النموذج المقاس أفضل من مدخل الخطوة الواحدة. وأقر Anderson & Gerbing (1992) أن هذه المسلمات ليست مسلمات على الإطلاق.

وتوجد وجهات نظر متباينة لتنفيذ مدخل الخطوتين، فيرى Anderson & Gerbing (1988) أن الخطوة الأولى تبدأ بإجراء التحليل العاملي التوكيدي لكل المتغيرات المقاسة على عواملها مع السماح بوجود ارتباطات بين العوامل؛ أي يتم إجراء نموذج التحليل العاملي التوكيدي في تحليل واحد لكل المتغيرات وعواملها. ثم بعد ذلك إجراء تحليل نموذج المعادلة البنائية. ولكن رؤية (Burt,1976) تختلف عن الرؤية السابقة، فيرى أن الخطوة الأولى هي إجراء تحليل عاملي توكيدي لكل متغير كامن أو عامل بمؤشراته على حدة، وليست لكل العوامل في البناء معًا، ثم الخطوة الثانية يتم تثبيت المعالم التي حصلنا عليها من الخطوة الأولى (تشبعات العوامل) وتقدير معالم النموذج البنائي (التأثيرات بين المتغيرات الكامنة) فقط. لكن القضية هنا هو كيف يتم تقويم أو دراسة الصدق البنائي (تحليل عاملي توكيدي) للمتغيرات من دون التحقق من كيفية ارتباطها معًا. ويمكن توضيح ذلك على النحو الآتي:



(C) مدخل (Burt B): مدخل Anderson&Garbing (A) نموذج SE توكيدي منفصل لكل عامل تحليل عاملي توكيدي للعوامل معًا

الشكل رقم (٣٧): رؤية Burt و Anderson&Gerbing لتطبيق مدخل الخطوتين

٩ . ٣ . ٣ مدخل الخطوات الأربع لـ Mulaik & Millsap (2000)

هي أكثر اتساعًا لمدخل الخطوتين وأكثر قدرة على تشخيص سوء التخصيص لنموذج القياس. وفي هذه الطريقة يختبر الباحث سلسلة من أربعة نماذج هرمية، ويرى Muliak (2009) أنه لكي تكون هذه النماذج المتولدة محددة، فلابد أن يكون العامل له أربعة مؤشرات على الأقل. ولخص Mulaik & Millsap (2000) هذه الخطوات الأربع في الآتي:

الخطوة الأولى: النموذج غير المقيد Unrestricted Model: هـو نموذج تحليل عاملي عام استكشافي بطريقة التحليل العاملي، مثل: طريقة المحاور الأساسية أو ألفا أو غيرها، وليس بطريقة تحليل المكونات

الأساسية، بنفس العدد من المتغيرات الكامنة أو العوامل في نموذج المعادلة البنائية، وعلى ذلك يكون كل متغير مقاس في النموذج حر التشبع على كل العوامل، وليس مقيد التشبع على عامل محدد (كما في التحليل العاملي التوكيدي). ويجب أن تستخدم نفس طريقة التقدير التي سوف تستخدم في تحليل نموذج المعادلة البنائية، مثل: طريقة ML مع تحديد عدد العوامل، ويمكن تنفيذ هذه الخطوة في برنامج SPSS، ويمكن الحصول على المؤشر χ^2 لحسن المطابقة، وعدم المطابقة لهذا النموذج يعطي دلالة لعدم مطابقة نموذج المعادلة البنائية. وهذا النموذج غير المقيد هو متولد من داخل نموذج القياس، وهذه الخطوة تختبر الدقة أو المصداقية حول عدد العوامل، وكذلك تسمح بتحديد المشكلات المحتملة في نموذج القياس.

الخطوة الثانية: اختبار النموذج المقاس المتولد من التحليل العاملي الاستكشافي، وهذه هي الخطوة الأولى من مدخل الخطوتين وهو التحليل العاملي التوكيدي للقياسات الذي يختبر العلاقات بين المتغيرات المقاسة والكامنة، وفيها تحدد تشبعات المؤشرات بالعوامل المحددة لها، وهذا يتم إجراؤه لكل متغير كامن، وإذا ثبتت حسن مطابقة نموذج القياس مع البيانات ينتقل الباحث إلى الخطوة الثالثة.

الخطوة الثالثة: اختبار نموذج المعادلة البنائية: يتم اختبار نموذج المعادلة البنائية، وذلك بالأخذ في الحسبان الخطوة الثانية، وعلى ذلك فإن هذا النموذج تكون فيه التأثيرات بين المتغيرات الكامنة المحددة سلفًا في الإطار النظري، وكذلك يعاد تقدير معالم النموذج المقاس (التحليل العاملي التوكيدي) وهذا مشابه للخطوة الثانية في مدخل الخطوتين.

الخطوة الرابعة: اختبار الفروض حول المعالم الحرة المحددة من الباحث: ويمكن إجراؤها من خلال تثبيت أحد المعالم الحرة في النموذج عند الصفر، أو حذف أحد المسارات من النموذج، وذلك على أساس الدراسات السابقة التي اعتمدت على بيانات من عينات مختلفة لنفس متغيرات النموذج، وهذا يتطلب وجود نماذج بديلة.

ويسأل Kline (2016) أي مدخل أفضل لتحليل نموذج المعادلة البنائية خطوة أم خطوتين أم أربع خطوات؟، ويرى أن مدخل الخطوتين أبسط ولا يتطلب أربعة مؤشرات على الأقل للعامل، ولكن كلاهما أفضل من مدخل الخطوة الواحدة، وأن كلاً من المدخلين ليس هما المعيار أو المحك الذهبي لاختبار SEM.

والخبراء في مجال SEM ينادون بتطبيق مدخل الخطوتين عند تحليل نموذج SEM (Anderson & Gerbing, 1988; MacCallum & Austin, 2000; McDonald & Ho, 2002).

٩. ٤ أمثلة تطبيقية لإجراء نموذج المعادلة البنائية

٩. ٤. ١ إجراء تقدير نموذج المعادلة البنائية من خطوتين

أراد باحث دراسة العلاقات السببية بين مفهوم الذات والدافعية على التحصيل باستخدام SEM، ولتحقيق ذلك ينبغي القيام بالخطوات الآتية:

أولاً: تخصيص النموذج: يتضمن تحديد طبيعة نموذج القياس (التحليل التوكيدي) والنموذج البنائي على النحو الآتي:

١ ـ تخصيص النموذج المقاس: تم قياس مفهوم الذات (sl) بثلاثة مؤشرات (أبعاد) هي s3, s2, s1 ؛ حيث تمثل s مجموع المفردات

الممثلة لكل بعد، وقياس الدافعية (mo) بثلاثة مؤشرات أو أبعاد، هي: m3, m2, m1 وقياس التحصيل (ach) بثلاثة مؤشرات (أبعاد) هي: a3, a2, a1، وتم وضع وحدة قياس لكل عامل من العوامل الثلاثة، وأصبحت العلاقات في النموذج المقاس على النحو الآتي في ضوء (LISREL – SIMPLIS):

Relationships

a_1 = 1ach

a_2 a_3 = ach

s_1 = 1sl

s_2 s_3 = sl

m_1 = 1mo

m_1 m_2 = mo

ويتضح أن المتغيرات m_1, s_1, a_1 متغيرات مرجعية، ويتم تثبيت تشبعها بالعوامل المحددة لها بالواحد الصحيح لتجنب قضية التحديد. وهذا التخصيص للنموذج المقاس (التحليل العاملي التوكيدي) وشكل المسار للنموذج:

وفيما يلي معادلات النموذج المقاس:

$$s_1 = 1\, s_1 + \delta_1$$

المؤشر = التشبع بالعامل * العامل + خطأ القياس

$$s_2 = \lambda_2\, s_1 + \delta_2$$

$$s_3 = \lambda_3\, s_1 + \delta_3$$

$$m_1 = 1mo + \delta_4$$

$$m_2 = \lambda_5\, mo + \delta_5$$

$$m_3 = \lambda_6\, mo + \delta_6$$

$$a_1 = 1ach + \delta_7$$

$$a_2 = \lambda_8\, ach + \delta_8$$

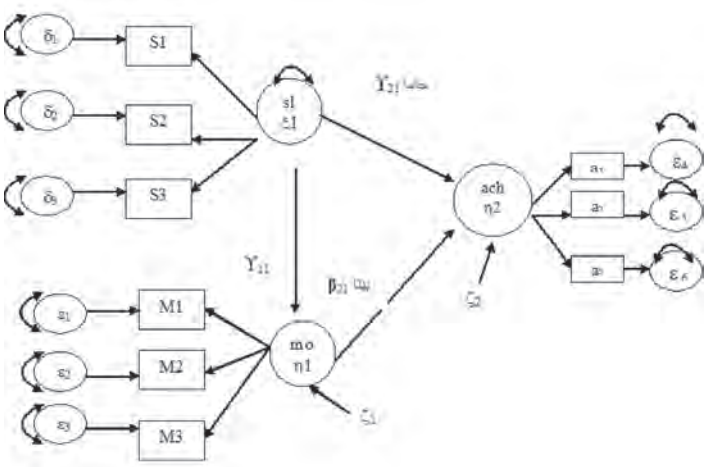
$$a_3 = \lambda_4\, ach + \delta_9$$

ونلاحظ أنه في تخصيص النموذج المقاس جرى تمثيل العامل بثلاثة مؤشرات من نوع النموذج التجميعي الجزئي (انظر الفصل الرابع) وهو وضع مثالي، ولاحظ أنه تم تمثيل المتغيرات الكامنة بالحزم للمفردات وليست مفردات كل مقياس، فتخيل أنه إذا تم تمثيل مفهوم الذات بمفردات المقياس بـ(عشرين مفردة) والدافعية بـ(ثلاثين مفردة) والتحصيل بـ(خمس عشرة مفردة)، فإن عرض النموذج يتميز بالتعقيد، وهذا يؤثر في تقدير معالمه.

٢ ـ تخصيص النموذج البنائي (نموذج SEM الكامل): وفيه افترض الباحث وجود علاقات أو تأثيرات سببية بين المتغيرات في ضوء الدراسات السابقة والتصورات النظرية، وافترض الفروض الآتية:

يوجد تأثير مباشر (مسار) من مفهوم الذات إلى كل من الدافعية والتحصيل. يوجد تأثير مباشر (مسار) من الدافعية إلى التحصيل.

وعلى ذلك يمكن عرض شكل المسار لنموذج SEM:



الشكل رقم (٣٨): نموذج SEM لمفهوم الذات والدافعية والتحصيل

وعلى ذلك، فإن مفهوم الذات متغير خارجي (مستقل)، والدافعية متغير تابع (داخلي) لمفهوم الذات ومستقل للتحصيل؛ ولذا فهو متغير وسيط، والتحصيل متغير داخلي تابع، وδ_1, δ_3 تمثل أخطاء القياس (التباين غير المفسر) الواقعة على مؤشرات المتغير الكامن المستقل مفهوم الذات بينما 1,ε6ε (إبسيلون) تمثل أخطاء القياس الواقعة على مؤشرات المتغيرات الكامنة التابعة (التحصيل والدافعية)، z (زيتا) الأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة.

وفيما يلي معادلات النموذج البنائي:

$$ach = \Upsilon_{21}(sl) + \beta_{21}(mo) + \zeta_2$$

$$mo = \Upsilon_{11}(sl) + \zeta_1$$

Υ و β معاملات الانحدار أو المسار أو المعامل البنائي.

وعلى ذلك تحدد في برنامج LISREL بإضافة معادلتين إلى معادلات النموذج المقاس:

Relationships

ach = sl mo

mo = sl

:(المقاس + البنائي) SEM وعلى ذلك، فإن معالم هذا النموذج

١ ـ تشبعات العوامل (λ): تشبع المتغيرات المقاسة بالعوامل المحددة لها وعددها تسعة (٩).

٢ ـ معاملات المسار أو التأثيرات (γ جاما و β): هي التأثيرات أو معاملات الانحدار بين المتغيرات الكامنة وعددها ثلاثة (3).

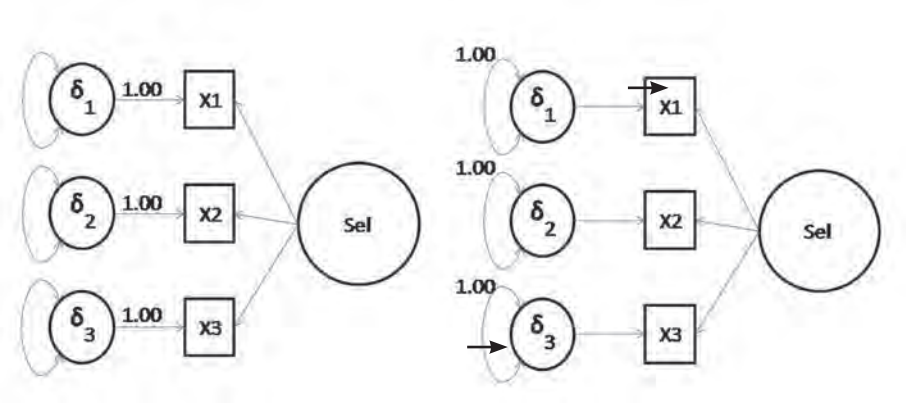
٣ ـ تباينات الخطأ: هي أخطاء المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغيرات الكامنة المستقلة (δ) = 3، والأخطاء على المتغيرات المقاسة الممثلة للمتغيرات الكامنة التابعة (ε) = 6 والأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة ζ = 2 .

وتوجد طريقتان لنمذجة الأخطاء المرتبطة بالمتغيرات المقاسة في النموذج، ولاحظ أن أخطاء القياس يخرج منها السهم، وعليه فهي متغيرات مستقلة كامنة، في حين أن المتغيرات المقاسة (s_1, m_1, a_1) يدخل إليها سهم، وعليه فهي متغيرات تابعة ـ والطريقتان هما:

أ ـ تقدير تباين الأخطاء وتسمى Disturbance: تثبيت تشبعات الأخطاء δ على متغيراتها المقاسة مثل X_1 بالواحد الصحيح ـ شكل (A) حيث يشير السهم بالتباين ـ وعلى ذلك فإن تباينات الأخطاء = 12 تباين خطأ.

ب ـ تثبيت تباينات الأخطاء بالواحد الصحيح وتقدير تشبعات الأخطاء على متغيراتها المقاسة c1 ⟵ e1 مثل: شكل (B).

ويمكن توضيح ذلك من خلال الشكل الآتي:

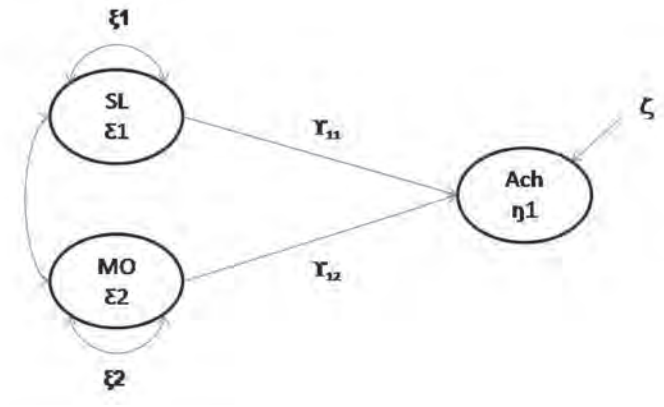


(A) (B)

الشكل رقم (٣٩): مداخل نمذجة أخطاء القياس للمتغيرات المقاسة

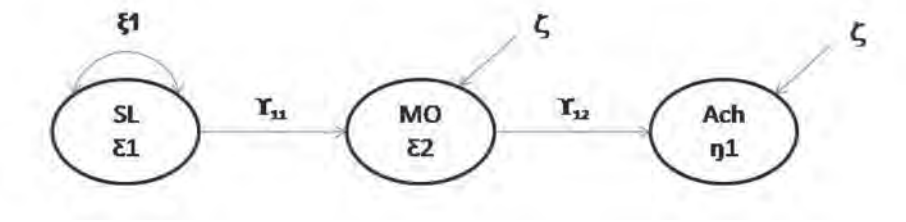
٤ ـ التغايرات أو تباينات العوامل: هي العلاقة أو التغاير بين المتغيرات الكامنة المستقلة (ξ إكساي)، وفي النموذج لا يوجد سوى متغير مستقل واحد، وعلى ذلك فإن عدد التغايرات بين العوامل المستقلة = صفرًا، والتباينات للعوامل المستقلة هي واحد للمتغير الكامن المستقل Sel.

ويعد نموذج SEM ذا تأثيرات أحادية الاتجاه، كما يوجد اعتبار آخر في مرحلة تخصيص النموذج، وهو صياغة نماذج بديلة؛ لتجنب التحيز التوكيدي للنموذج المفترض ومحاولة الادعاء بوجود سببية. ولذلك تم فرض عدة نماذج بديلة هي:



الشكل رقم (٤٠): نموذج SEM البديل أو المكافئ الأول

وفي هذا النموذج تم اعتبار mo, sl متغيرات كامنة مستقلة، بينما ach متغيرًا كامنًا داخليًّا (تابعًا) وتم صياغة نموذج بديل ثانٍ وهو:



الشكل رقم (٤١): نموذج ثانٍ بديل للنموذج المفترض

وتم صياغة هذه النماذج البديلة في ضوء دراسات سابقة حيث يوجد تعارض في رؤيتها للتأثيرات بين المتغيرات الثلاثة ولا تصاغ بطريقة اعتباطية. ويرى بعض الخبراء أنه لا مانع من اختبار نموذج بديل عشوائي، وعلى ذلك فإن هدف الباحث من تحليل نموذج SEM هو المقارنة بين النماذج وتحديد أي هذه النماذج أكثر مطابقة مع بيانات العينة.

البرنامج المستخدم: تم تحليل النموذج باستخدام برنامج LISREL (8.5) والتعامل مع ملف أوامر ملف المدخلات بلغة SIMPIS.

وتم إجراء تقدير نموذج تحليل SEM في ضوء مدخل الخطوتين لـ(1988) Anderson & Gerbing. ولذلك تم إعداد ملف المدخلات لنموذج التحليل العاملي التوكيدي أولاً على النحو الآتي:

Title: Confirmatory model for achievement
Observed variables : a1 – a3 s1 – s3 m1 – m3
Covariance Matrix from file ex.spl
Sample Size: 220
Latent Variables: ach sl mo
Relationships
a1 = 1 * ach
a 2 a 3 = ach
s1 = 1 * sl
s2 s3 = sl
m1 = 1 * mo
m2 m3 = mo
Lisrel output : ss sc rs mi
Path diagram
End of problem

وتم ذلك بفتح البرنامج فتظهر الشاشة الافتتاحية ثم يتم ضغط file ثم New ثم SIMPLES project ويتم حفظ الملف باسم، ويلاحظ أنه تم إعطاء النواتج في ضوء لغة برنامج LISREL وبإجراء التحليل يعطي البرنامج الآتي:

The following lines were read from file F:\semexampleraykov.spj:
observed variables: a-1a3 s-1s3 m-1m3
covariance matrix
56.22
75.55 31.55
44.45 28.30 23.27
84.64 22.56 32.24 24.48
78.93 57.61 20.61 29.54 22.51
73.76 49.27 53.57 15.33 27.56 22.65
141.77 54.58 54.76 67.81 31.44 46.49 33.24
117.33 98.62 47.74 52.33 55.82 25.58 40.37 32.56
106.35 84.87 96.95 59.52 53.44 54.78 27.69 40.44 30.32
sample size : 220
latent variables: ach sf mo
relationships:
a1=1*ach
a2 a3= ach
s1=1*sf
s2 s3 = sf
m1=1*mo
m2 m3=mo
lisrel output: ss sc ef rs va pc mi
path diagram
end of problem

اتضح أن البرنامج استغرق ٥ محاولات تدوير لإعطاء الحلول:

Number of Iterations = 5

وكانت التشبعات والأخطاء المعيارية و T لها كالآتي:

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-X

ach	sf	mo	
a1	1.00	- -	- -
a2	1.27	- -	- -
	(0.16)		
	8.08		
a3	0.89	- -	- -
	(0.12)		
	7.70		
s1	- -	1.00	- -
s2	- -	0.92	- -
	(0.07)		
		13.76	
s3	- -	0.88	- -
	(0.06)		
	13.54		
m1	- -	- -	1.00
m2	- -	- -	0.88
	(0.05)		
	16.79		
m3	- -	- -	0.88
			(0.05)
			18.39

Completely Standardized Solution

LAMBDA-X

ach	sf	mo

a1	0.67	- -	- -
a2	0.73	- -	- -
a3	0.67	- -	- -
s1	- -	0.85	- -
s2	- -	0.81	- -
s3	- -	0.80	- -
m1	- -	- -	0.88
m2	- -	- -	0.85
m3	- -	- -	0.90

PHI

	ach	sf	mo
ach	1.00		
sf	0.62	1.00	
mo	0.67	0.79	1.00

THETA-DELTA

a1	a2	a3	s1	s2	s3
0.55	0.46	0.55	0.27	0.34	0.36

THETA-DELTA

m1	m2	m3
0.22	0.27	0.19

Time used: 0.047 Seconds

الجدول رقم (٢٣): الحلول المعيارية وغير المعيارية لمعالم نموذج التحليل العاملي التوكيدي

	الحلول غير المعيارية				الحلول المعيارية
	التشبع	الخطأ المعياري	T	الثبات R^2	
العامل الأول					
a_1	1.00	-	-	0.45	0.67
a_2	1.27	0.16	8.08	0.54	0.73
a_2	0.89	0.12	7.70	0.45	0.67
العامل الثاني					
s_1	1.00	-		0.73	0.85
s_2	0.92	0.07	13.76	0.66	0.81
s_3	0.88	0.06	13.54	0.64	0.78
العامل الثالث					
m1	1.00	-	-	0.78	0.89
m2	0.88	0.05	16.79	0.73	0.86
m3	0.88	0.05	18.39	0.81	0.89

ويتضح أن كل التشبعات دالة إحصائيًّا؛ حيث زادت قيمة T المقابلة لكل تشبع عن ١,٩٦.

وفيما يلي مؤشرات حسن المطابقة:

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 24

(Minimum Fit Function Chi-Square = 52.10 (P = 0.00076

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 48.28

((P = 0.0023

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 24.28

(Percent Confidence Interval for NCP = (8.23 ; 48.09 90
Minimum Fit Function Value = 0.24
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.11
(Percent Confidence Interval for F0 = (0.038 ; 0.22 90
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.068
Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.040 ; 90 (0.096
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.14
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.41
(Percent Confidence Interval for ECVI = (0.34 ; 0.52 90
ECVI for Saturated Model = 0.41
ECVI for Independence Model = 5.46
Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of Freedom = 1177.34
Independence AIC = 1195.34
Model AIC = 90.28
Saturated AIC = 90.00
Independence CAIC = 1234.89
Model CAIC = 182.54
Saturated CAIC = 287.71
Normed Fit Index (NFI) = 0.96
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.96
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.64
Comparative Fit Index (CFI) = 0.98
Incremental Fit Index (IFI) = 0.98
Relative Fit Index (RFI) = 0.93
Critical N (CN) = 181.68

Root Mean Square Residual (RMR) = 1.99
Standardized RMR = 0.023
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.95
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.91
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.51

ويتضح أن χ^2 دالة إحصائيًّا (p = 0.00)، ومؤشرات = RMSEA 0.068، NFI = 0.97 , NNFI = 0.98، CFI = 0.99، GFI = 0.95، AGFI = 0.91. وعليه فإن نموذج التحليل العاملي التوكيدي يتمتع بمطابقة جيدة في ضوء مؤشرات NFI، NNFI، GFI، GFI وبمطابقة مناسبة في ضوء مؤشر RMSEA = 0.068؛ حيث زادت قيمته عن 0.06 يمكن في هذه الحالة أن نبقي على هذا النموذج من دون إجراء تعديل لتحسين مطابقة النموذج.

وأمدتنا مؤشرات التعديل بضرورة جعل العلاقة بين خطأ القياس الواقع على s3 (δ3) وخطأ القياس الواقع على m_3 (ε3) حرة، وتم إجراء هذا التعديل بإضافة هذا في خط العلاقات:

Set the Error covariance between s3 and m3 free

وبإجراء التحليل نلاحظ حدوث تحسن جوهري في مؤشر RMSEA، فأصبحت قيمته 0.00 بدلًا من 0.068، وكذلك أصبحت قيمة χ^2 غير دالة إحصائيًّا.

الخطوة الثانية التحقق من نموذج SEM الكامل: وفي هذه الخطوة يتم إدخال العلاقات البنائية بين المتغيرات الكامنة:

أولاً: تحديد النموذج: لابد من تشخيص قضية التحديد قبل اختبار النموذج إحصائيًّا، وذلك من خلال الآتي:

١ ـ نموذج التحليل العاملي التوكيدي: في الشكل رقم (٣٧).

تحديد عدد التغايرات أو الارتباطات في المصفوفة: وهي تقدر بالصيغة الآتية:

$$p = \frac{9 \times 10}{2} = 45$$

تحديد عدد معالم النموذج: وهي (q) = 9 تشبعات + 9 تباينات خطأ + 3 ارتباطات أو تغايرات بين العوامل + 3 تباينات عوامل مستقلة = 24 معلمًا.

إذًا درجات الحرية:

$$df = P - q = 45-24 = 21$$

وبما أنه يوجد ثلاثة تشبعات متغيرات مقاسة مثبتة عند الواحد الصحيح، إذًا عدد المعالم الحرة لنموذج التحليل العاملي التوكيدي هي: ٢٤–٣=٢١ وبالتالي درجات الحرية هي: $df = 45-21 = 24$

أي أن $df > 0$ وعليه، فإن النموذج فوق التحديد، وعلى ذلك فإن مصفوفة التغاير بين المتغيرات المقاسة التسعة قادرة على إعطاء حلول متسقة لمعالم النموذج.

٢ ـ التحديد لنموذج SEM الموضح في الشكل رقم (٣٨): وعدد المعالم لهذا النموذج = ٩ تشبعات عوامل + ١١ تباينات خطأ (٩ لمتغيرات مقاسة + ٢ لمتغيرات كامنة تابعة) + ٣ معاملات مسار + ١ تباين متغير كامن مستقل= ٢٤ معلمًا.

إذًا درجات الحرية: $df = 45 - 24 = 21$

وبما أنه يوجد ثلاثة تشبعات لمتغيرات مقاسة مثبتة عند الواحد الصحيح وعليه فإن عدد المعالم الحرة = 21.

إذًا درجات الحرية: df = 45-21 = 24

إذًا نموذج المعادلة البنائية (مقاس + بنائي) فوق التحديد، ولا يعاني من قضية النموذج غير المحدد.

ثانيًا: مسح البيانات وتقدير النموذج: تتم في ضوء الآتي:

- مناسبة حجم العينة: بلغ حجم العينة الإجمالي ٢٢٠ وعدد المتغيرات ٩ إذًا يمثل المتغير الواحد بحجم عينة ٢٤,٧، ويوجد ٢١ معلمًا حرًّا إذًا يمثل المعلم بـ ١٥ فردًا تقريبًا وهي تزيد على النسبة المتفق عليها وهي عشرة.
- البيانات الغائبة: كان حجم العينة الكلي ٢٣٣، ولكن بعض الأفراد كان لديهم بيانات مفقودة على استجابات مفردات المتغيرات؛ ولذلك تم استخدام مدخل List-wise عند تقدير مصفوفة التغاير أو الارتباط ومن ثم جرى حذف ١٣ حالة.
- الاعتدالية: تم فحصها من خلال حساب معامل الالتواء والتفرطح للمتغيرات المقاسة، ولم تزد قيمتها عن ١,٠٠، وهذا يشير إلى توافر الاعتدالية.
- التلازمية الخطية: بفحص مصفوفة الارتباطات بين المتغيرات المقاسة، اتضح أن معاملات الارتباط لم تزد على ٠,٨٥، وعلى ذلك فهذا مؤشر على عدم جود هذه الظاهرة، ولكن إذا زاد أحد المعاملات عن ٠,٩٠ فيجب حذف أحد المتغيرين.
- طريقة التقدير: تم استخدام طريقة ML حيث تحققت مسلمات استخدامها، وهي حجم العينة >200، وتوافرت الاعتدالية.

وأصبح ملف المدخلات لبرنامج LISREL مثل ملف مدخلات التحليل العاملي التوكيدي في الخطوة الأولى مع إضافة العلاقات البنائية من المتغيرات الكامنة في خط العلاقات:

Relationships

a1 = 1 * ach

a 2 a 3 = ach

s1 = 1 * sl

s2 s3 = sl

m1 = 1 * mo

m2 m3 = mo

ach2 = sl mo

mo = sl

Set the error covariance between S3 and m3 free

LisRel output: All

Path Diagram

End of problem

وفيما يلي شرح مفصل لمكونات المخرج:

observed variables: a1-a3 s1-s3 m1-m3

covariance matrix

56.22

31.55 75.55

23.27 28.30 44.45

24.48 32.24 22.56 84.64

22.51 29.54 20.61 57.61 78.93

22.65 27.56 15.33 53.57 49.27 73.76

33.24 46.49 31.44 67.81 54.76 54.58 141.77

32.56 40.37 25.58 55.82 52.33 47.74 98.62 117.33

30.32 40.44 27.69 54.78 53.44 59.52 96.95 84.87 6.35

sample size : 220

latent variables: ach sl mo

relationships:
a1=1*ach
a2 a3= ach
s1=1*sl
s2 s3 = sl
m1=1*mo
m2 m3=mo
ach=sl mo
mo=sl
set the error between s3 and m3 free
lisrel output: ss sc ef rs va pc mi
path diagram
end of problem

تم عرض تشبعات المتغيرات المقاسة بالعوامل المحدد لها، وهو نفسها كما في مخرج التحليل العاملي التوكيدي السابق، ولكن زادت بعض التشبعات، وكذلك انخفض بعضها فمثلًا تشبع s٢ على sl في الخطوة الأولى التحليل العاملي التوكيدي هو ٠,٩٢ في حين تشبعها في تحليل النموذج ككل في الخطوة الثانية ٠,٨٩ وهكذا بالنسبة لبقية التشبعات.

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-Y

	ach	mo
a1	1.00	- -
a2	1.27	- -
	(0.16)	
	8.07	

a3	0.89	- -
	(0.12)	
	7.71	
m1	- -	1.00
m2	- -	0.87
		(0.05)
		17.20
m3	- -	0.86
		(0.05)
		18.39

LAMBDA-X

	sl
	--------
s1	1.00
s2	0.89
	(0.06)
	13.89
s3	0.83
	(0.06)
	13.46

ثم أعطى المخرج قيمة التأثيرات GAMMA, Beta (حلولاً لا معيارية) وهذا جرى عرضه في الجدول.

BETA

	ach	**mo**
	--------	--------
ach	- -	0.22
		(0.06)
		3.82

	GAMMA
	sl
	--------
ach	0.16
	(0.08)
	2.13
mo	1.01
	(0.09)
	11.56

الجدول رقم (٢٤): قيمة التأثيرات غير المعيارية والمعيارية لمفهوم الذات والدافعية على التحصيل وتباينات الأخطاء وقيم T

المعلم	الحلول غير المعيارية	SE	T	الحلول المعيارية
مفهوم الذات التحصيل	٠,١٦	٠,٠٨	٢,١٣	٠,٢٦
الدافعية ← التحصيل	٠,٢٢	٠,٠٦	٣,٨٢	٠,٤٧
مفهوم الذات الدافعية	١,٠١	٠,٠٩	١١,٥٦	٠,٧٧
تباينات الأخطاء				
التحصيل	١٣,١٣	٣,٠٥	٤,٣١	٠,٥٢
الدافعية	٤٦,٨٤	٦,٨٤	٦,٧٧	٠,٤١

ويتضح أن التأثير المباشر غير المعياري من الدافعية إلى التحصيل ٠,٢٢ وهذا يعني أن زيادة ١ نقطة في الدافعية تتنبأ بـ ٠,٢٢ نقطة زيادة في التحصيل مع ضبط مفهوم الذات، وأن الخطأ المعياري المقابل لهذا التأثير ٠,٠٦، وعلى ذلك فإن قيمة Z أو T = $\frac{0.22}{0.06}$ = ٣,٨٢ هذا يزيد على القيمة الحرجة لاختبار T ذي ذيلين عند ٠,٠٥ وهو ١,٩٦ وكذلك يزيد على قيمة اختبار T ذي ذيلين عند ٠,٠١ وهي ٢,٥٦ ، وعليه فإن التأثير دال إحصائيًّا. وأن قيمة

التأثير المباشر من مفهوم الذات إلى التحصيل بمعنى زيادة نقطة واحدة في مفهوم الذات قادرة على التنبؤ بـ ١٦ , ٠ نقطة للتحصيل، وأن قيمة Z أو ١٣ , ٢ =T وهي دالة عند ٠٥ , ٠، ولكنها غير دالة عند ٠١ , ٠ وهذه التأثيرات مشابهة لمعاملات الانحدار غير المعيارية في الانحدار المتعدد، وبما أن هذه المتغيرات تقاس بوحدات قياس مختلفة، فإن معاملات المسار (الانحدار) غير المعيارية لكل من مفهوم الذات والدافعية على التحصيل لا يمكن مقارنتها. وفي هذه الحالة يجب الاستعانة بمعاملات المسار المعيارية (مشابهة لمعاملات بيتا في الانحدار المتعدد؛ حيث تعتمد على الدرجات المعيارية Z).

وبفحص التأثيرات المباشرة المعيارية يتضح وجود تأثيرات من الدافعية ومفهوم الذات على التحصيل، وبلغت قيمة التأثير للدافعية على التحصيل ٤٧ , ٠، بينما بلغت من مفهوم الذات على التحصيل ٢٦ , ٠، وعلى ذلك يمكن القول بأن قيمة تأثير الدافعية تزيد على تأثير مفهوم الذات على التحصيل بمقدار الضعف إلا قليلًا، ولاحظ أن الحلول المعيارية في طريقة ML لا تعطي الأخطاء المعيارية ولا الدلالة الإحصائية لها.

ثم بعد ذلك أعطى المخرج مصفوفة التغاير بين المتغيرات الكامنة التابعة (ETA) والمتغيرات الكامنة المستقلة (KSI) ومعامل التغاير بين mo, ach 35.70 ومعامل التغاير بين ach, ach 25.17.

Covariance Matrix of ETA and KSI

	ach	mo	sl
ach	25.17		
mo	35.70	112.37	
sl	25.13	65.51	64.97

بعد ذلك مصفوفة التغاير بين المتغيرات الكامنة المستقلة (PHI) وهي لـ sl وهي دالة إحصائيًّا وهذه تمثل تباين المتغير المستقل الكامن.

PHI
sl

64.97
(8.34)
7.79

PSI: وأعطى المخرج الأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة لمصفوفة

PSI

Note: This matrix is diagonal.

ach	mo
46.32	13.13
(6.84)	(3.05)
6.77	4.31

ويمكن تقدير قيمة التباين غير المفسر أو الأخطاء الواقعة على المتغيرات الكامنة التابعة من قسمة قيم الخطأ أو التباين (PSI) مقسومًا على تباين (تغاير) المتغير الكامن وعلى ذلك:

$$\xi_1(mo) = 46.32/1.37 = 0.41$$

$$\xi_2(ach) = 13.13/ 25.17 = 0.52$$

بمعنى أن ٥٢٪ من تباين التحصيل لم يفسر ويمكن تفسيره من خلال متغيرات أخرى لم تتضمن في النموذج.

إذًا:

S^2_{Total} = explained variance + unexplained variance:S2t = 52+48 = 100%

ومربع معامل الارتباط المتعدد للمعادلات البنائية، يشكل نسبة التباين المفسر في المتغير الكامن وهي لـ ach= , 0.48 لـ mo 0.59=؛ أي أن متغيرات أو عوامل مفهوم الذات والدافعية فسرت ٨٤٪ من تباين التحصيل، ومفهوم الذات فسر ٥٩٪ من تباين الدافعية.

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

ach	mo
0.59	0.48

ثم مربع معامل الارتباط المتعدد للمتغير المستقل الكامن (مفهوم الذات) على التحصيل والدافعية، فمفهوم الذات فسر ٣٩٪ من تباين التحصيل وفسر ٥٩٪ من تباين الدافعية.

Reduced Form

	sl
ach	0.39
	(0.06)
	6.82
mo	1.01
	(0.09)
	11.56

لاحظ أن تأثير مفهوم الذات في التحصيل زاد من ٠,١٦ إلى ٠,٣٩ عند حذف تأثير الدافعية على التحصيل وبقي تأثيره في الدافعية كما هو.

وفيما يلي قيمة الأخطاء الواقعة على المتغيرات المقاسة THETA:

THETA-EPS

m3	m2	m1	a3	a2	a1
22.50	31.34	29.40	24.32	34.91	31.05
(3.28)	(3.95)	(4.28)	(3.06)	(5.05)	(3.88)
6.86	7.93	6.87	7.95	6.91	8.00

THETA-DELTA

s3	s2	s1
28.54	27.71	19.67
(3.46)	(3.53)	(3.35)
8.24	7.84	5.87

ويتضح أن كل هذه الأخطاء دالة إحصائيًّا، وهذا يعطي انطباعًا أن قياس هذه المؤشرات لم يكن بالدرجة المرضية؛ أي أن ثباتها منخفض بدليل أن تباينات أخطاء القياس دالة إحصائيًّا، ولكن يمكن إعطاء معيارية على هذه الأخطاء من خلال قسمة هذا الخطأ الواقع على المتغير المقاس على قيمة معامل التغاير للمتغير نفسه كما في مصفوفة التغاير، فتباين أو تغاير 56.22= a1، في حين أن قيمة الخطأ غير المعياري له 31.05 = δ إذًا:

$$\text{المعيارية } 0.55 = \frac{31.05}{56.22} = \delta$$

وهذا يمثل التباين غير المفسر في المؤشر a1 (خطأ القياس)، في حين أن التباين المفسر كما أمدنا به البرنامج من خلال المؤشر R^2 هو ٠,٤٥، وبالنسبة لمؤشرات S1 التباين غير المفسر المعياري له:

$$\frac{\text{الخطأ غير المعياري}}{\text{تباين المتغير (تغاير)}} = \frac{19.67}{84.64} = 0.23$$

بينما التباين المفسر: $R^2 = 0.77$

وفيما يلي مؤشر مربع معامل الارتباط المتعدد:

Squared Multiple Correlations for Y - Variables

a1	a2	a3	m1	m2	m3
0.45	0.54	0.45	0.79	0.73	0.79

Squared Multiple Correlations for X - Variables

s1	s2	s3
0.77	0.65	0.61

وهو يمثل قدر التباين المفسر في المؤشرات أو المتغيرات المقاسة جراء العوامل؛ بكلمات أشمل يمثل ثبات المتغير، ونلاحظ أن R^2 لمعظم المفردات زادت عن ٠,٥٠ وهو الحد الأدنى المقبول، في حين أن ثبات المفردتين a1 وa3 أقل من ٠,٥٠ (٠,٤٥).

وأعطى البرنامج مؤشرات حسن المطابقة على النحو الآتي:

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 23

(Minimum Fit Function Chi-Square = 20.55 (P = 0.61

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 20.01

((P = 0.64

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0

(Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 11.11 90

Minimum Fit Function Value = 0.094

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0

(0.051 ; Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 90
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
(Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.047 90
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.96
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.31
(Percent Confidence Interval for ECVI = (0.31 ; 0.36 90
ECVI for Saturated Model = 0.41
ECVI for Independence Model = 5.46
Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of
1177.34 = Freedom
Independence AIC = 1195.34
Model AIC = 64.01
Saturated AIC = 90.00
Independence CAIC = 1234.89
Model CAIC = 160.67
Saturated CAIC = 287.71
Normed Fit Index (NFI) = 0.98
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.63
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
Relative Fit Index (RFI) = 0.97
Critical N (CN) = 444.71
Root Mean Square Residual (RMR) = 1.27
Standardized RMR = 0.016
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.98
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.96
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.50

ويتضح من المؤشرات أن قيمة $\chi 2$ غير دالة إحصائيًّا، وانخفضت قيمة RMSEA عن ٠,٠٦ ولها حدود ثقة (0.0, 0.051) بمعنى أن قيمة المؤشر وقعت في هذا المدى، وزادت قيم المؤشرات المتزايدة NNFI, NFI و CFI وIFI و RFI عن ٠,٩٥، وزادت قيمة المؤشرات المطلقة AGFI, GFI عن ٠,٩٥ وانخفضت قيمة SRMR عن ٠,٠٨، وعلى ذلك فإن النموذج يتطابق مع بيانات العينة (مصفوفة التغاير) بدرجة جيدة.

ثم أعطى البرنامج مصفوفة fitted Residual على النحو الآتي:

Fitted Covariance Matrix

	a1	a2	a3	m1	m2	m3
a1	56.22					
a2	31.98	75.55				
a3	22.51	28.60	44.45			
m1	35.70	45.36	31.93	141.77		
m2	31.23	39.68	27.93	98.30	117.33	
m3	30.84	39.19	27.58	97.06	84.91	106.34
s1	25.13	31.93	22.47	65.51	57.31	56.59
s2	22.31	28.35	19.95	58.17	50.88	50.24
s3	20.94	26.61	18.73	54.59	47.75	59.42

Matrix Fitted Covariance

	s1	s2	s3
s1	84.64		
s2	57.69	78.93	
s3	54.14	48.07	73.66

Fitted Residuals

	a1	a2	a3	m1	m2	m3
a1	0.00					
a2	-0.43	0.00				
a3	0.76	-0.30	0.00			
m1	-2.46	1.13	-0.49	0.00		
m2	1.33	0.69	-2.35	0.32	0.00	
m3	-0.52	1.25	0.11	-0.11	-0.04	0.01
s1	-0.65	0.31	0.09	2.30	-1.49	-1.81
s2	0.20	1.19	0.66	-3.41	1.45	3.20
s3	1.71	0.95	-3.40	-0.01	-0.01	0.10

Fitted Residuals

	s1	s2	s3
s1	0.00		
s2	-0.08	0.00	
S3	-0.57	1.20	0.10

وهي الفرق بين مصفوفة التغاير المشتقة من قبل النموذج ومصفوفة التغاير أو الارتباط المقاسة (المدخلة)، ويفضل ألا يزيد الفرق على ٣,٠٠ (قيمة مطلقة)، ونلاحظ أن الفرق بين -3.40 a3, S3 في حين كان معامل التغاير بينهما ١٨,٧٣، وهذا يعني أن النموذج لم يستطع تفسير العلاقة بين المتغيرين وهكذا بالنسبة للتغاير بين m1, S2 وعمومًا أعطى البرنامج وسيط هذه الفروق، وكان صفرًا وهذا يشير إلى أن النموذج استهلك معظم معاملات الارتباطات المدخلة.

وأعطى البرنامج ملخصًا للبواقي المعيارية حيث كان وسيطها:

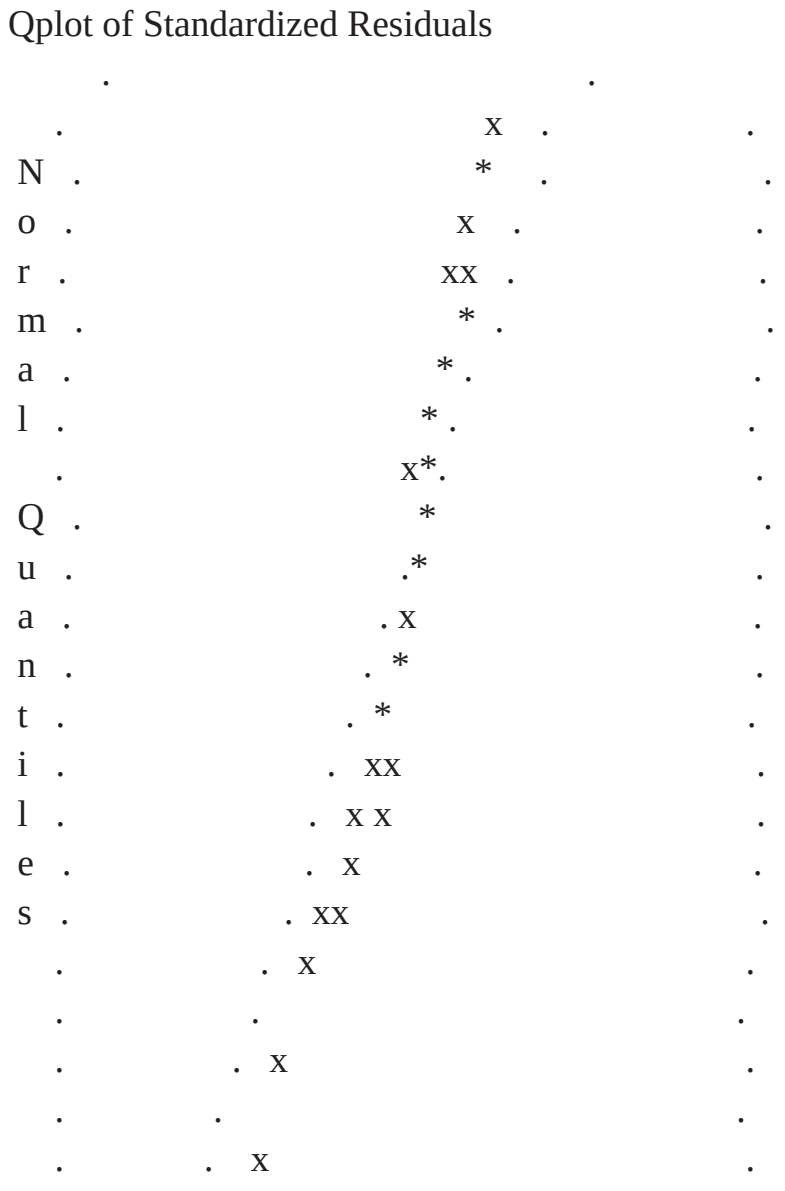
Summary Statistics for Fitted Residuals
Smallest Fitted Residual = 3.41-
Median Fitted Residual = 0.00
Largest Fitted Residual = 3.20

ثم أعطى البرنامج شكل Stem leaf plot لتوزيع الفروق:

Stem and leaf Plot
- 44|3
- 53|2
- 85|1
- 66554311000000000|0
1111233778|0
01223347|1
3|2
2|3

وفي هذا الشكل يقترب من الاعتدالية وهو ما يشير إلى أن النموذج متطابق مع البيانات. وأعطى البرنامج البواقي المعيارية وهي تعكس نسبة بواقي التغاير إلى الخطأ المعياري المقابل لكل فرق تغاير، وهذه النسبة تفسر في ضوء اختبار Z أو T، ويلاحظ من هذه البواقي المعيارية أنه لم تزد T لأي منهم عن ١,٩٦ إذًا هذه البواقي غير دالة إحصائيًّا، وهذا متوقع؛ لأن النموذج متطابق بدرجة جيدة مع البيانات وهو محدد تمامًا.

وأعطى البرنامج ملخصًا للبواقي المعيارية؛ حيث كان وسيطها ٠,٠٠ ثم أمدنا بشكل أو تمثيل للبواقي المعيارية Q plot من خلاله يتم التعرف على درجة المطابقة.



ويتضح من الشكل أن الإحداثيات (×) لا تنتشر تمامًا على الخط المنقوط، بل تحيد عنه قليلًا، وهذا مؤشر على أن المطابقة ليست بالدرجة الجيدة، كما أمدتنا بها المؤشرات الاستدلالية والوصفية للمطابقة.

ثم أعطى البرنامج مؤشرات التعديل والتغيرات المتوقعة:

Modification Indices for LAMBDA-Y

	ach	mo
a0.21	- -	1
a0.37	- -	2
a0.03	- -	3
m0.14	1	- -
m0.02	2	- -
m0.22	3	- -

Standardized Expected Change for LAMBDA-Y

	ach	mo
a0.39-	- -	1
a0.64	- -	2
a0.12-	- -	3
m0.31-	1	- -
m0.10-	2	- -
m0.33	3	- -

ومؤشرات التعديل لأخطاء القياس؛ حيث يمكن إضافة ارتباطات بينها:

Modification Indices for THETA-EPS

	a1	a2	a3	m1	m2	m3
a1	- -					
a0.13	2	- -				
a0.09	0.44	3	- -			

m0.00 0.11 0.76 1 - -
m0.11 1.86 0.00 1.65 2 - -
m0.02 0.03 1.65 0.01 0.45 3 - -
Modification Indices for THETA-DELTA-EPS

	a1	a2	a3	m1	m2	m3
s3.75	0.77	6.59	0.77	0.05	0.36	1
s4.60	0.58	8.16	0.45	0.00	0.05	2
s0.02	0.00	4.85	0.15	1.67	3	- -

Modification Indices for THETA-DELTA

	s1	s2	s3
s1	- -		
s2	0.01	- -	
s3	0.18	0.09	- -

وأشار البرنامج إلى أن أقصى مؤشر تعديل هو ٨,١٦ للمفردات S2، m2 في المصفوفة، ويمكن إضافة الارتباطات بين أخطاء القياس الواقعة على s2,m2 (نقصان χ^2 بمقدار ٨,١٦).

وأمدنا البرنامج بالتأثيرات غير المباشرة والكلية:

والتأثيرات الكلية من المتغير الكامن المستقل SL إلى المتغيرات التابعة ach

Total and Indirect Effects

Total Effects of KSI on ETA

	sl
ach	0.39
	(0.06)

	6.82
mo	1.01
	(0.09)
	11.56

والتأثير غير المباشر من sl إلى ach من خلال mo وهو دال إحصائيًّا:

Indirect Effects of KSI on ETA

	sl
	--------
ach	0.23
	(0.06)
	3.72

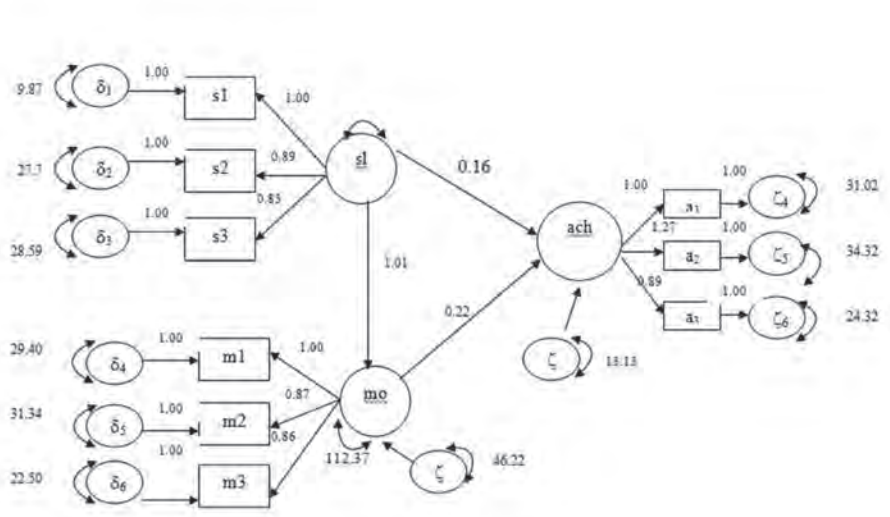
Total Effects of ETA on ETA

	ach	mo
	--------	--------
ach	- -	0.22
		(0.06)
		3.82

ونلاحظ أن التأثير المباشر غير المعياري من SL إلى Ach هو ١٦ , ٠، في حين أن التأثير الكلي من sl إلى ach هو ٣٩ , ٠ ، وعلى ذلك، فإن قيمة التأثير غير المباشر من sl إلى ach من خلال mo هو:

= ٣٩ , ٠ ـ ١٦ , ٠ = ٢٣ , ٠

وفيما يلي شكل المسار في ضوء الحلول غير المعيارية:



الشكل رقم (٤٢): الحلول غير المعيارية لنموذج SEM

الحلول المعيارية: Completely Standardized Solution

LAMBDA-Y

	ach	mo
a1	0.67	- -
a2	0.73	- -
a3	0.67	- -
m1	- -	0.89
m2	- -	0.86
m3	- -	0.89

LAMBDA-X

	sl
s1	0.88

s2 0.81
s3 0.78

BETA

	ach	mo
ach	- -	0.47

GAMMA

	sl
ach	0.26
mo	0.77

Correlation Matrix of ETA and KSI

	ach	mo	sl
ach	1.00		
mo	0.67	1.00	
sl	0.62	0.77	1.00

PSI

ach	mo
0.52	0.41

THETA-EPS

a1	a2	a3	m1	m2	m3
0.55	0.46	0.55	0.21	0.27	0.21

THETA-DELTA

s1	s2	s3
0.23	0.35	0.39

Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)

	sl
ach	0.62
mo	0.77

بينما التأثيرات الكلية وغير المباشرة المعيارية هي على النحو الآتي:

Standardized Total and Indirect Effects

Standardized Total Effects of KSI on ETA

	sl
ach	0.62
mo	0.77

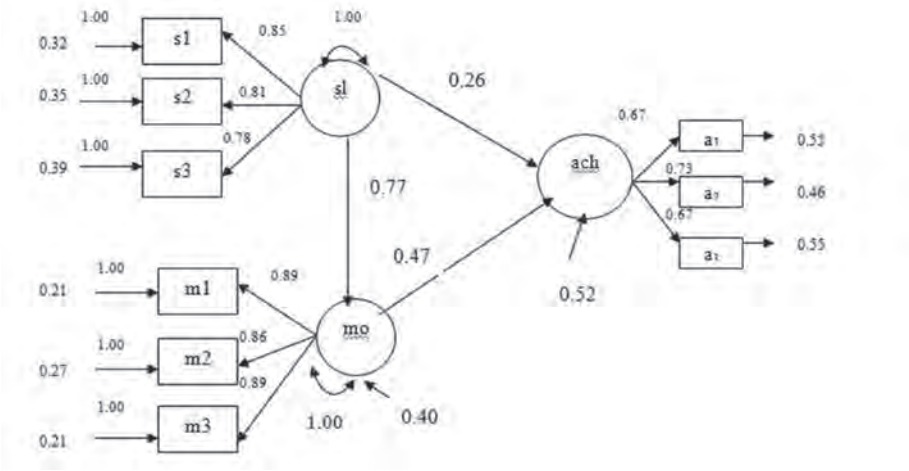
Standardized Indirect Effects of KSI on ETA

	sl
ach	0.36
mo	- -

Standardized Total Effects of ETA on ETA

	ach	mo
ach	- -	0.47

وفيما يلي شكل المسار في ضوء الحلول المعيارية:



الشكل رقم (٤٣): الحلول المعيارية لنموذج SEM

وفي الحلول المعيارية يتم الاعتماد على الدرجات المعيارية؛ حيث لا توجد وحدة قياسية للمؤشرات على متغيراتها الكامنة.

مثل $S1 \xleftarrow{0.85} (SL)$ ولكنها في الحلول غير المعيارية $S1 \xleftarrow{1.00} (SL)$

والأفضل من حيث المقارنة هو الاعتماد على الحلول المعيارية.

إذًا المعادلات البنائية في حالة الحلول اللامعيارية هي على النحو الآتي:

$$mo = 1.01SL+46.22$$

$$ach = 0.26\ sl + 0.22\ mo + 13.13$$

وفي الحلول المعيارية:

$$mo = 0.77\ SL + 0.40$$

$$ach = 0.26\ SL + 0.47\ mo + 0.52$$

٩ . ٤ . ٢ إجراء تقدير تحليل نموذج المعادلة البنائية من خطوة واحدة:

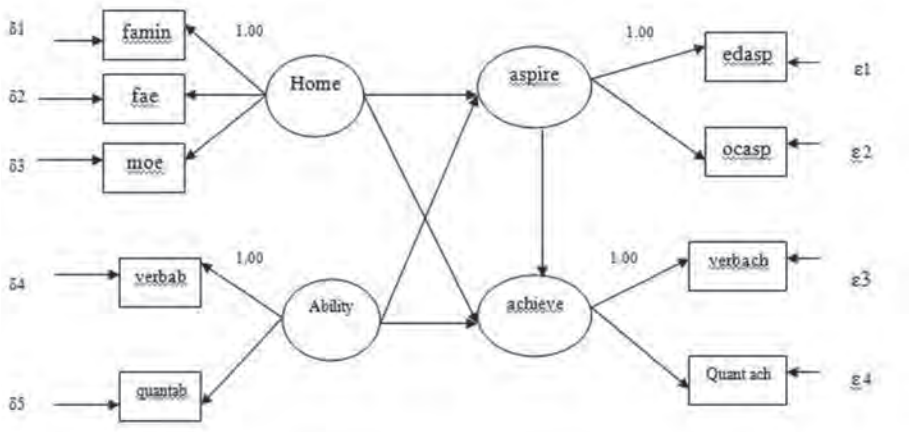
تمت دراسة أثر متغيرين مستقلين هما:

ـ الخلفية الأسرية Home ويتم التعبير عن هذا المتغير بثلاثة مؤشرات، هي: دخل الأسرة FamInc وتعليم الأب FaEd وتعليم الأم MoEd.

ـ القدرة Ability وتم قياسها في ضوء القدرة اللفظية verb ach والقدرة الكمية Quantab.

ويوجد في النموذج متغيران كامنان تابعان هما: الطموح aspir وتم قياسه بمؤشرين هما الطموح التربوي EdAsp والطموح المهني OcAsp.

والتحصيل تم قياسه؛ تحصيل لفظي VerbAch وتحصيل كمي QuantAch.



الشكل رقم (٤٤): نموذج SEM للتحصيل التربوي

ولتحليل هذا النموذج فيما يلي ملف **SIMPLIS**:

Observed variables : EdAsp OcAsp VerbAch QuantAch
FamInc FaEd MoEd VerbAb QuantAb
Covariance Matrix
Sample Size : 200

```
Latent Variables : aspire  achieve   home  ability
Relationships
edasp = 1 * aspir
ocasp = aspire
verbach = 1 * achieve
quantach = achieve
famin = 1 * home
faed  moed  = home
verbach = 1* ability
quantach = ability
lisrel qutput = smisc
path diagram
end of problem
```

أعطى المخرج الآتي:

```
Educational Achievement Example Model 2
Observed variables: EdAsp OcAsp VerbAch QuantAch
FamInc FaEd  MoEd VerbAb QuantAb
Covariance matrix:
1.024
.792 1.077
1.027 .919 1.844
.756   .697 1.244 1.286
.567   .537   .876   .632  .852
.445   .424   .677   .526  .518   .670
.434   .389   .635   .498  .475   .545  .716
.580   .564   .893   .716  .546   .422   .373   .851
.491   .499   .888   .646  .508   .389   .339   .629   .871
Sample size: 200
```

Latent variables: ASPIRE ACHIEVE HOME ABILITY
Relationships:
EdAsp = 1*ASPIRE
OcAsp = ASPIRE
VerbAch = 1*ACHIEVE
QuantAch = ACHIEVE
FamInc = 1*HOME
FaEd MoEd = HOME
VerbAb = 1*ABILITY
QuantAb = ABILITY
ASPIRE = HOME ABILITY
ACHIEVE = ASPIRE HOME ABILITY
lisrel output:rs ss sc ef mi
Path diagram
End of problem

أعطى البرنامج المخرج الآتي:

Number of Iterations = 10
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-Y

	ASPIRE	ACHIEVE
EdAsp	1.00	- -
OcAsp	0.92	- -
	(0.06)	
	14.31	
VerbAch	- -	1.00
QuantAch	- -	0.76
		(0.04)
		18.16

LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	1.00	- -
FaEd	1.01	- -
	(0.07)	
	13.69	
MoEd	0.96	- -
	(0.08)	
	2.68	
VerbAb	- -	1.00
QuantAb	- -	0.95
		(0.07)
		3.98

BETA

	ASPIRE	ACHIEVE
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.55	- -
	(0.11)	
	4.85	

GAMMA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.41	0.59
	(0.13)	(0.12)
	3.27	5.07
ACHIEVE	0.24	0.75
	(0.13)	(0.14)
	1.90	5.29

واتضح أن كل تشبعات العوامل دالة إحصائيًّا، وثبات هذه المؤشرات كان عاليًا؛ حيث زادت على ٠,٥٠ وراوحت من ٠,٨٩ إلى ٠,٦٢، كما أن معاملات التأثير من الخلفية الأسرية Home إلى الطموح دالة إحصائيًّا، ومن الخليفة الأسرية إلى التحصيل غير دالة إحصائيًّا، ومن القدرة إلى الطموح دالة إحصائيًّا، ومن القدرة إلى التحصيل دالة إحصائيًّا، كذلك يوجد تأثير ذو دلالة إحصائيًّا من الطموح إلى التحصيل.

ولكن بفحص مؤشرات حسن المطابقة:

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 21

Minimum Fit Function Chi-Square = 57.17 (P = 0.00)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 58.85 (P = 0.00)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 37.85

90 Percent Confidence Interval for NCP = (18.69 ; 64.65)

Minimum Fit Function Value = 0.29

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.19

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.094 ; 0.32)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.095

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.067 ; 0.12)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.0059

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.54

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.44 ; 0.67)

ECVI for Saturated Model = 0.45

ECVI for Independence Model = 7.16

Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of Freedom = 1407.10

Independence AIC = 1425.10
Model AIC = 106.85
Saturated AIC = 90.00
Independence CAIC = 1463.78
Model CAIC = 210.01
Saturated CAIC = 283.42
Normed Fit Index (NFI) = 0.96
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.95
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.56
Comparative Fit Index (CFI) = 0.97
Incremental Fit Index (IFI) = 0.97
Relative Fit Index (RFI) = 0.93
Critical N (CN) = 136.52
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.047
Standardized RMR = 0.048
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.94
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.87
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.44

يتضح أن النموذج لا يتطابق بدرجة جيدة مع البيانات؛ حيث انخفضت كل المؤشرات عن الحدود المناسبة لها وإحصاء كاي دال إحصائيًّا.

وأمدنا البرنامج بمؤشرات التعديل الآتية:

Modification Indices and Expected Change

Modification Indices for LAMBDA-Y

	ASPIRE	ACHIEVE
EdAsp	- -	0.11
OcAsp	- -	0.11

VerbAch 0.63 - -
QuantAch 0.63 - -

النقصان في قيمة χ^2 لو أضيف هذا المسار أو التشبع:

Modification Indices for LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	- -	35.46
FaEd	- -	5.77
MoEd	- -	9.83 ← النقصان في قيمة χ^2
VerbAb	0.39	- -
QuantAb	0.39	- -

Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	- -	0.51
FaEd	- -	-0.19
MoEd	- -	-0.24
VerbAb	0.07	- -
QuantAb	-0.06	- -

وعليه يمكن إضافة مسار من famin إلى المتغير الكامن Ability؛ لأنه يؤدي إلى نقصان χ^2 بمقدار ٤٦ , ٣٥.

Modification Indices for THETA-EPS

	EdAsp	OcAsp	VerbAch	QuantAch
EdAsp	- -			
OcAsp	- -	- -		

VerbAch 2.73 1.58 - -
QuantAch 0.38 0.00 - - - -

Modification Indices for THETA-DELTA-EPS

	EdAsp	OcAsp	VerbAch	QuantAch
FamInc	0.21	0.47	5.00	0.72
FaEd	1.01	0.08	1.58	0.11
MoEd	0.37	0.60	0.48	0.28
VerbAb	0.46	1.18	7.67	2.33
QuantAb	4.95	0.33	6.17	1.21

Modification Indices for THETA-DELTA

	FamInc	FaEd	MoEd	VerbAb	QuantAb
FamInc	- -				
FaEd	7.89	- -			
MoEd	10.50	40.18	- -		
VerbAb	2.22	0.00	1.02	- -	
QuantAb	1.14	0.02	1.16	- -	- -

Maximum Modification Index is 40.18 for Element (3, 2) of THETA-DELTA

أعطى البرنامج رسالة تفيد بأنه أقصى مؤشر تعديل بين أخطاء القياس، ويمكن للباحث إجراء هذا التعديل.

وأكبر التعديلات التي يجب إجراؤها هو جعل العلاقة بين أخطاء القياس الواقعة على moed و faed حرة؛ حيث تؤدي إلى نقصان قيمة χ^2 بمقدار ٢ , ٤٠.

ولذلك تم إجراء التعديل وعمل التحليل مرة أخرى:

Relationships:
EdAsp = 1*ASPIRE
OcAsp = ASPIRE
VerbAch = 1*ACHIEVE
QuantAch = ACHIEVE
FamInc = 1*HOME
FaEd MoEd = HOME
VerbAb = 1*ABILITY
QuantAb = ABILITY
ASPIRE = HOME ABILITY
ACHIEVE = ASPIRE HOME ABILITY
Let the error co variances of FaEd and MoEd correlate

وكان المخرج على النحو الآتي:

Number of Iterations = 9
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

	LAMBDA-Y	
	ASPIRE	ACHIEVE
	--------	--------
EdAsp	1.00	- -
OcAsp	0.92	- -
	(0.06)	
	14.34	
VerbAch	- -	1.00
QuantAch	- -	0.75
		(0.04)
		18.13

LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	1.00	- -
FaEd	0.78	- -
	(0.06)	
	12.18	
MoEd	0.72	- -
	(0.07)	
	10.37	
VerbAb	- -	1.00
QuantAb	- -	0.95
		(0.07)
		14.10

BETA

	ASPIRE	ACHIEVE
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.53	- -
	(0.12)	
	4.56	

GAMMA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.51	0.45
	(0.15)	(0.15)
	3.29	2.96

ACHIEVE 0.30 0.69
(0.16) (0.16)
1.87 4.27

PHI

	HOME	ABILITY
HOME	0.66	
	(0.09)	
	7.32	
ABILITY	0.54	0.66
	(0.07)	(0.09)
	7.64	7.51

PSI

Note: This matrix is diagonal.

ASPIRE	ACHIEVE
0.32	0.23
(0.06)	(0.06)
5.61	3.97

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

ASPIRE	ACHIEVE
0.63	0.86

Squared Multiple Correlations for Reduced Form

ASPIRE	ACHIEVE
0.63	0.81

THETA-EPS

	EdAsp	OcAsp	VerbAch	QuantAch
	0.16	0.35	0.19	0.35
	(0.04)	(0.05)	(0.05)	(0.04)
	3.88	7.36	3.81	7.95

Squared Multiple Correlations for Y - Variables

EdAsp	OcAsp	VerbAch	QuantAch
0.84	0.67	0.90	0.73

THETA-DELTA

	FamInc	FaEd	MoEd	VerbAb	QuantAb
FamInc	0.19				
	(0.04)				
	4.74				
FaEd	- -	0.27			
		(0.03)			
		7.66			
MoEd		0.17	0.37		
		(0.03)	(0.04)		
		5.28	8.50		

Squared Multiple Correlations for X - Variables

FamInc	FaEd	MoEd	VerbAb	QuantAb
0.78	0.60	0.48	0.78	0.69

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 20

Minimum Fit Function Chi-Square = 19.17 (P = 0.51)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 18.60 (P = 0.55)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 12.67)
Minimum Fit Function Value = 0.096
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.064)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.056)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.91
Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.35
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.35 ; 0.42)
ECVI for Saturated Model = 0.45
ECVI for Independence Model = 7.16
Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of Freedom = 1407.10
Independence AIC = 1425.10
Model AIC = 68.60
Saturated AIC = 90.00
Independence CAIC = 1463.78
Model CAIC = 176.05
Saturated CAIC = 283.42
Normed Fit Index (NFI) = 0.99
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.55
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
Relative Fit Index (RFI) = 0.98

Critical N (CN) = 391.00
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.015
Standardized RMR = 0.015
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.98
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = .95
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = .44

واتضح وجود تحسن جوهري في المطابقة؛ حيث أصبحت قيمة χ^2 للنموذج بعد إجراء التعديل غير دالة إحصائيًّا و RMSEA= 0.06، NFI =0.99، NNFI= 1.00 و CFI = 1.00 و IFI = 1.00 وكذلك المؤشرات المطلقة GFI = 0.98 و AGFI = 0.95 و SRMR = 0.015.

أما التأثيرات المعيارية فقد جاءت على النحو الآتي:

Standardized Solution

LAMBDA-Y

	ASPIRE	ACHIEVE
EdAsp	0.93	- -
OcAsp	0.85	- -
VerbAch	- -	1.28
QuantAch	- -	0.97

LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	0.73	- -
FaEd	0.73	- -
MoEd	0.70	- -
VerbAb	- -	0.81
QuantAb	- -	0.77

BETA

	ASPIRE	ACHIEVE
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.40	- -

GAMMA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.32	0.52
ACHIEVE	0.14	0.48

PSI

Note: This matrix is diagonal.

ASPIRE	ACHIEVE
0.39	0.14

LAMBDA-X

	HOME	ABILITY
FamInc	0.79	- -
FaEd	0.90	- -
MoEd	0.83	- -
VerbAb	- -	0.88
QuantAb	- -	0.83

BETA

	ASPIRE	ACHIEVE
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.40	- -

GAMMA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.32	0.52
ACHIEVE	0.14	0.48

PSI

Note: This matrix is diagonal.

ASPIRE	ACHIEVE
0.39	0.14

Total and Indirect Effects

Total Effects of KSI on ETA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.41	0.59
	(0.13)	(0.12)
	3.27	5.07
ACHIEVE	0.47	1.07
	(0.14)	(0.14)
	3.25	7.67

Indirect Effects of KSI on ETA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.22	0.32
	(0.09)	(0.08)
	2.60	3.90

Standardized Total and Indirect Effects

Standardized Total Effects of KSI on ETA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	0.32	0.52
ACHIEVE	0.27	0.68

Standardized Indirect Effects of KSI on ETA

	HOME	ABILITY
ASPIRE	- -	- -
ACHIEVE	0.13	0.21

المراجـع

أولاً: المراجع العربية

عامر، عبد الناصر السيد. (٢٠٠٤م). أداء مؤشرات حسن المطابقة لتقويم نموذج المعادلة البنائية، المجلة المصرية للدراسات النفسية، مجلد ١٤.

عامر، عبد الناصر السيد. (٢٠٠٥م). إستراتيجية تحزيم العناصر (Item parceling) في التحليل العاملي التوكيدي، المجلة المصرية للدراسات النفسية، المجلد ١٨.

عامر، عبد الناصر السيد. (٢٠٠٨م). الاتجاه نحو الكمبيوتر وقلق الكمبيوتر: البنية والسببية. مجلة كلية التربية ببنها، ١٩، ١٦٥ ـ ١٩١.

ثانيًا: المراجع الأجنبية

Akaike, H. (1987). Factor analysis and AIC. Psychometrika, 52, 317-332.

Arbuckle, J. L. (1995-2009). AMOS 18.0 Uesrs Guide. Grawfordville,FL: Amos Development Corporation.

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.

Bagozzi, R. P. (1977). Structural equation models in experimental research. Journal of Marketing Research, 14, 209-226.

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.

Bagozzi, R. P., & YI, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. Journal of Academy of Marketing Science, 16, 74 – 94.

Bagozzi , R . P., &Yi, Y. (2012). Specifications, evaluation, and interpretation of structural equation models. Journal of Academy of Marketing Science, 40, 8-34.

Barrett, P. (2007). Structural equation modeling: Adjudging model fit. Personality and Individual differences, 42, 815-824.

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. (1990). Comparative Fit Indices in Structural Models. Psychological Bulletin, 107, 238-246.

Bentler , P . M. (2002). EQS 6: Structural equations program manual. Encino,CA: Multivariate Software , Inc..

Bentler, P . M., & Bonnett, D.G.(1980) . Significance tests and goodness – of - fit in the analysis of covariance structures. Psychological Bulletin, 112, 400-404.

Bentler, P. M., & Chou, C. P. (1987). Practical issues in structural modeling. Sociological Methods and Research, 16, 78-117.

Betz, N. E. (2005). Enhancing research productivity in counseling psychology: Reactions to three perspectives. The Counseling Psychologist, 33, 358 – 366.

Bollen, K. A. (1989). Structural equations with Latent variables. New York: Wiley.

Bollen , K . A., & Armiger, G. (1991). Observational residuals in factor analysis and structural equation models. In P.V.

Marsden (Eds.),Sociological methodology (PP. 235-262). Cambridge, MA: Blackwell.

Bollen, K. A., & Long, J. S. (1993). Introduction. In K.A. Bollen & J. S. long (eds.), Testing structural equation modeling (pp.1-9). Newburg park, CA: Sage.

Boomsma, A. (1983). On the robustness of lisrel (maximum likelihood estimations) against small sample size and non-normality. Unpublished doctoral dissertation, university of Groningen, Groningen.

Boomsma, A. (2000). Reporting analysis covariance structure. Structural Equation Modeling, 7, 461- 483.

Boomsma, A., & Hoogland, J. J. (2001). The robustness of lisRel modeling revisited . In R. Cudeck , S . dutoit , & D. Sorbom (Eds.), Structural equation models : Present and future (PP. 139-188). Chicago: Scientific Software International.

Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. Psychometrika, 52, 345-370.

Brannick, M. T. (1995). Critical comments on applying covariance structure modeling. Journal of Organizational Behavior, 16, 201-213.

Breckler, S. T. (1990). Application of covariance structure modeling in psychology: Cause for concern? Psychological Bulletin, 107, 260 - 273.

Breivik, E., & Olsson, U. H. (2001). Adding variables to improve fit: The effect of model size on fit assessment in LISREL. In R. Cudeck, S .DU.Toit, &D. Sorbom (Eds.), Structural equation modeling: Present future(pp.169-194). Lincolnwood, IL: scientific software international.

Brown, T. A. (2006). Confirmatory factor analysis for applied research. New York: Guilford Press.

Browne, M. W. (1984). Asymptotic distribution free methods in the analysis of covariance structures. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 37, 62-83.

Browne, M. W., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. Multivariate Behavioral Research, 24, 445-455.

Browne, M. W., & Cudek, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K .A. Bollen & J. S. Long (Eds.), Testing structural equation models (PP. 136-162) . Newbury Park, CA: Sage.

Browne, R. L. (1994). Efficacy of the indirect approach for estimating structural equation models with missing data: A comparison of five methods. Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 1, 287-316

Burt, R. S. (1976). Interpretational confounding of unobserved variables in structural equation models. Sociological methods & Research, 5, 3-52.

Chen, F., Bollen, K. A., Paxton, P., Curran, P. J., & Kirby, J. B. (2001). Improper solutions in structural equation models: Causes, consequences, and strategies. Sociological Methods & Research, 29, 468-508.

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.

Chou, C., Bentler, P . M., & Satorra, A. (1991). Scaled test statistics and robust standard errors for no normal data in covariance structure analysis: Monte Carol study. British

Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 44, 347 – 357 .

Cliff, N. (1983). Some cautions concerning the application of causal modeling methods. Multivariate behavioral research, 18, 115-126.

Cohen, J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences. Mahwah, NJ: Erlbaum.

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.

Crockett, S. A. (2012). A five – step guide to conducting SEM analysis in counseling research. Counseling Outcome Research and Evaluation, 3, 30-47.

Cudeck, R. (1989). Analysis of correlation covariance structure models. Psychological Bulletin, 105, 317-327.

Cuttance, P. (1987). Issues and problems in the application of Structural equation modeling. In p. Cuttance & R. Ecob (Eds.), structural modeling by example (PP . 241 – 279). New York: Cambridge University Press.

Dancy, C. P., & Reidy, J. (2011). Statistics without maths for psychology(5th.ed). Harlow: Pearson, Prentice Hall.

Du, Y. (2009). A review structural equation modeling and its use in library & information studies. Library & Information Science Research, 31, 257 – 263.

Duncan, O. D. A. (1966). Path analysis: Sociological examples. American Journal of Sociology, 72, 1-16.

Engle, K .S., Mossbrugger, H., & Muller, R. O. (2003). Evaluating the fit of structural equation models test of significance

and descriptive goodness of – fit measures. Methods of Psychological Research Online, 8, 23 – 74.

Fan, X., & Sivo, S. A. (2005). Sensitivity of fit indexes to mis-specified structural or measurement model components: rationale of two index strategy revisited. Structural Equation Modeling, 12, 343- 367.

Fassinger, R. E. (1987). Use of structural equation modeling in counseling psychology research. Journal of Counseling Psychology, 34, 425 -436.

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.

Fornell, C. (1983). Issues in the application of covariance structure analysis. Journal of Consumer Research, 9, 443-448.

Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluation structural equation models with unobservable variables and measurement errors. Journal of Marketing Research,18, 39-50.

Fornell. C., & YI, Y. (1992). Assumptions of the two – step approach to latent variable modeling. Sociological Methods & Research, 20, 291-320.

Freedman, D. A. (1987). As others see us: Acase study in path analysis(with discussion). Journal of Educational Statistics, 12, 101-223.

Gebring, D. W, & Anderson, J. C. (1984). On the meaning of within factor correlated measurement errors. Journal of Consumer Research, 11, 572- 580.

Goffin, R. D. (2007). Assessing the adequacy of structural equation models: Golden rules and editorial policies. Personality and Individual Differences, 42, 831-839.

Green, S. B., & Salkind, N. J. (2014). Using SPSS for windows and macintosh: Analysing and understanding data (7th. ed). Boston: Pearson Education, Inc.

Grewal, R., Cote, J. A., & Baumgartner, H. (2004). Multi-Collinearity and measurement error in structural equation models: Implications for theory testing. Marketing Science, 23, 519-529.

Guadagnoli, E., & Velicer, W. F. (1988). Relation of sample size to the stability of component patterns. Psychological Bulletin, 103, 265-275.

Hair Jr. J. H., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). Multivariate data analysis. New Jersey: Prentice-Hall.

Hair, J. F., Ringlet, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS – SEM: Indeed a silver bullet . Journal of Marketing Theory and Practice ,19, 139 – 151.

Harris, R. J. (1975). A primer of multivariate statistics. New York: Academic.

Hayduk, L. A. (1996). LISREL: Issues, debates and strategies. Jones Hopkins University Press.

Herting, J. R, & Costner, H. L. (1985). Respecification in multiple indicator models. In H. M. Blalock (Eds.), Causal models in the social sciences (2 nd .ed) (PP: 321 – 393) . New York: Aldin.

Hinkle, D. E., &Wiersma, W., & Jurs, S .G. (1994). Applied statistics for the behavioral sciences(3rd.ed). Boston: Houghton.

Holbert, R. L., & Stephenson, M. T. (2002). Structural equation modeling in communication sciences(1995- 2000). Human Communication Research, 28, 531-551.

Hoogland, J. J., & Boomsma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling: An overview and a meta-analysis. Sociological Methods & Research, 26, 329-367.

Hox, J. (1995). AMOS, EQS, and LISREL for windows: comparative review. Structural Equation Modeling, 2, 79-91.

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., & Smith, G. T. (1994). Formulating clinical research hypotheses as structural equation models: A conceptual overview. Journal of Counseling and Clinical Psychology, 62, 429 – 440.

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. (1998). Fit indices in covariance structure analysis: Sensitivity under parameterized model misspecification. Psychological Methods , 3, 424- 453.

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis. Conventional criteria ver-

sus new alternatives. Structural Equation Modeling, 6, 1- 55.

Hu, L. T., Bentler, P. M., & Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? Psychological Bulletin, 112, 351-360.

Hulland, J., Chow, Y. H., & Lan, S. (1996). Use of causal models in marketing research: A review. International. Journal. of Research in marketing, 13, 181-197.

Iacobucci, D. (2010). Structural equation modeling: Fit indices, sample size, and advanced topics. Journal of Consumer Psychology, 20, 90-98.

Jackson, D. L. (2001). Sample size and number of parameter estimates in maximum likelihood confirmatory factor analysis: A Monte Carlo investigation. Structural Equation Modeling, 8, 205-223.

Jackson, D. L. (2003). Revisiting sample size and number of parameter estimates: Some support for the N: q hypothesis. Structural Equation Modeling, 10, 128-141.

Joreskog, K . G. (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood , factor analysis . Psychometricak, 34, 183-202.

Jöreskog, K. G. (1973), "A General Method for Estimating a Linear Structural Equation System," in A. S. Goldberger and O. D. Duncan, eds., Structural Equation Models in the Social Sciences, New York: Academic Press.

Joreskog, K. G. (1993). Testing structural equation modeling. In: K. A. Bollen & J. S. long (Eds.), Testing structural equation modeling. (PP. 294-326). Newbury Park, CA:Sage.

Joreskog, K. G., & Sorbom, D. (1988). LISREL 7: A guide to the program and applications (2 nd. ed). Chicago: Illinois.

Joreskog, K. G., & Sorbom, D. (1993). LISREL 8: user's reference guide. Mooresville, In: scientific software.

Joreskog, k. G., & Sorbom, D. (1996). LISREL 8 : user's reference guide. Chicago, IL: Scientific software International.

Joreskog, K. G., & Sorbom, D. (2006). LISREL for Windows 8.8. Lincolnwood, Illinois: Scientific Software International.

Keesling, J. W. (1972). Maximuum likelihood approaches to casual flow analysis.Unpublished PhD dissertation,Department of Education, University of Chicago, Chicago

Kaplan, D. (1990). Evaluating and modifying covariance structural models: A Review and recommendations .Multivariate Behavioral Research, 25, 137-155.

Kaplan, D. (2000). Structural equation modeling: Foundations and extensions. Thousand oaks, CA: Sage.

Kenny, D. A. (1987). Statistical for social and behavioral sciences .Canada: little, Brown Company limited.

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.

Loehlin, J.C. (2004). Latent variable models: An introduction to factor, path, structural equation analysis(4^{th} ed). Mahwah, NJ: Erlbaum.

MacCallum, R. C. (1986). Specification searches in covariance structure modeling. Psychological Bulletin, 100, 107-120.

MacCullum, R. C. (1998). Commentary on quantitative methods in IQ research. Industrial Organizational psychology, 35, 1- 4.

Mac Callum, R. C., Roznowski, M., & Necowit, L. B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. Psychological Bulletin, 111, 490 – 504 .

MacCallum, R. C, & Wagener, D. T., Uchino, B. N., & Fabrigar, L. R. (1993). The Problem of equivalent models in application of covariance Structure analysis. Psychological Bulletin, 144, 185- 199.

MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. Psychological methods, 1, 130-149.

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.

Mardia, K. V. (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. Biometrika , 57, 519 – 530.

Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness of fit indexes in confirmatory analysis: The effect of sample size. Psychological Bulletin, 103, 391-411.

Marsh, H. W., & Hau, K. T. (1996). Assessing goodness of fit: is parsimony always desirable? Journal of Experimental Education, 96,364-391.

Marsh, H. W., & Hau, K. T. (2007). Application of latent – variable models in educational al psychology: the need for methodological substantive synergies. Contemporary Educational Psychology, 32, 151 – 170.

Marsh, H. W., Hau, K. T., Balla, J. R., & Grayson, D. (1998). is more ever too much? : The number of indicator per factoring confirmatory Factor analysis. Multivariate Behavioral Research, 33, 181 – 220.

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.

March, H. W., Hau, K. T., & Wen, Z. (2004). In search of golden rules: Comment on hypothesis testing approaches to setting cut off values for fit indexes and dangers on overgeneralizing Hu and Bentler s(1999) findings. Structural Equation Modeling, 11, 320-341.

Martines, M. P. (2005). The use of structural equation modeling in counseling psychology research. The Counseling Psychologist, 33, 269- 298.

Maruyama, G. M. (1998). Basics of structural equation modeling. Thousand Oaks: Sage publications, Inc.

McDonald, R. P., & Ho, M. R. (2000). Principles and practice of reporting structural equation modeling. Psychological Methods, 7, 64- 82.

McDonald, R. P., & Marsh, H. W. (1990). Choosing a multivariate model: Noncentrality and goodness of fit. Psychological bulletin, 107, 247.

Micceri, I . (1989). The unicon , the normal curve and other improbable creatures . Psychological Bulletin, 105, 156 – 165.

Mulaik, S. A. (2009). Linear causal modeling with structural equations. BocaRaton: Chapman &Hall-CRC.

Mulaik, S. A., Jams, L. R., Alstine, J. V ., Bonnett, N., lind, S., & Stilwell, D. C. (1989) . Evaluation of goodness of fit indices for structural equation models. Psychological Bulletin, 105, 430-445.

Mulaik, S. A., & Millsap, R. E. (2000). Doing the four step right. Structural Equation Modeling, 7, 36- 73.

Muller, R. O. (1996). Basic Principles of structural equation modeling. New York: Springer- verlag.

Muthen. B. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical and continuous latent variable indicators. Psychometrika , 49, 15-132.

Muthen, B. O., Du-Toit, S. H., &Spisic, D. (1997). Robust inference using weighted least square and quartic estimation equations in latent variable modeling with categorical and continuous outcomes. From:www.gseis.ucla.edu/faculty/Muthen/articles.

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.

Neale, M. C. (1997). MX: Statistical Modeling. Richmond, VA: Dept. Psychiatry, Med. Coll . Virginia.

Nevitt, J., & Hancock, G. R. (2001). Performance of bootstrapping approaches to model test statistics and parameter standard error estimation in structural equation modeling. Structural Equation Modeling, 8, 353-377.

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.

Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). Psychometric theory (3rd.ed). New York: McGraw –Hill.

Pearl, J. (2000). Causality: models, reasoning, and inferences. New York: Cambridge University-Press

Quintana, S. M., & Maxwell, S. E. (1999). Implications of recent development in structural equation modeling for counseling psychology. The Counseling Psychologist, 27, 485-537.

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.

Ridgon, E. E. (1995). A necessary and sufficient identification rule for structural models estimated in practice. Multivariate Behavior Research, 30, 359-383.

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.

Sharama, S., Mukherjee, S., Kumar, A., & Dillon, W. R. (2005). A simulation study to investigate the use of cut off values for assessing model fit in covariance structural models. Journal of Business Research,58,935- 943.

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.

StatSoft, Inc. (2009). STATISTICA 9(Computer software). Tulsa, OK:Author.

Steiger, J. H. (1990a). Structural model evaluation and Modification: An interval estimation approach. Multivariate Behavioral Research, 25, 173-180.

Steiger, J. H. (1990b). Some additional thoughts on component , and factor indeterminacy. Multivariate Behavioral Research, 25,41-45.

Steiger, J. H. (1999). Structural equation modeling (SEPATH). Statistics for windows, vol.111. Stat Soft, Tulsa,Ok.

Steiger, J . H., & lind, J. M. (1980). Statistical based tests for the number of common factors. Paper presented the Meeting of Psychometric society, Iowa City, IA.

Stelzl, I. (1986). Changing a causal hypothesis without changing the fit; some rules for generating equivalent path models. Multivariate Behavioral Research, 21,309-331.

Steven, J. P. (2009). Applied multivariate statistics for the social sciences. New York: Rout ledge.

SystatSoftware, Inc. (2009). SYSTAT(Version 13.0)(Computer software). Chicago:Author.

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. (2000). Ten commandments of structural equation modeling. In L. G. Grimm & P. R. Yarnold(Eds.), Reading and understanding more multivariate statistics(pp. 261-283). Washington, DC: Amrican Psychological Association.

Ullman, J. B. (2006). Structural equation modeling: Reviewing the basics and Moving forward. Journal of Personality Assessment, 87, 35- 50.

Ullman,J. B., & Bentler, P. M. (2013). Structural equation modeling .In. I. B. Weiner (Eds.), Handbook of Psychology (2nd .ed.), (pp. 661 – 690) . John wiely & Sons, Inc.

West, S. G., Finch, J. F., & Curran, P. J. (1995). Structural equation modeling with non normal variables: problems and remedies. In R. H. Hoyle (Eds.), Structural equation modeling: concepts, issues, and applications (PP. 65- 75). Thousand Oaks, CA: Sage.

Weston, R., & Gore, P. A. (2006). A brief guide to structural equation modeling. The Counseling Psychologist, 34 – 719 -751.

Wilcox, R. R. (2009). Basic statistics: Undrestanding conventional methods and modern insights. Oxford: Oxford University Press.

Wiley, D. E. (1973). The identification problem for structural equation models with unmeasured variables. In A. Goldberg & O.D. Duncan(Eds.), Structural equation models in the social sciences(pp. 69-84). New York: Academic Press.

Wright, S. (1920). The relative importance of heredity and environment in determinining the piebald pattern of guinea pigs. Proceedings of the National Academy of sciencse, 6, 320-332.

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.

Yu, C. Y. (2002). Evaluation cutoff criteria of model fit indices for latent variable models with categorical and continuous outcomes. Unpublished manuscript, University of California, Los Angelles, CA.

Chapter six presents the LISREL program commands and how to implement these commands on an example of the structural equation model.

Chapter seven reviews the methods of estimating the structural equation model and the axioms of each method. As well as some other issues such as: Model estimate, its interpretations, irrational solutions and diagnosis, direct and indirect effects and residual analysis.

Chapter eight includes the issue of evaluation or estimation of the model conformity, and presents the indicators of conformity such as: (χ2) and absolute and increasing indicators, the cut limits for each indicator and the factors affecting the indicators of good conformity in addition to the most important recommendations to evaluate the model.

The ninth and last chapter deals with the model modification issue, justifications and risks of model modification strategies, as well as entries to the structural equation model, such as the one-step entry, the two-step entry and the four-step entry besides providing applied examples of how to implement both the two-step entry and the one-step entry.

The second chapter includes the correlation and the factors affecting it, the Pearson correlation coefficient, its calculation and how it is implemented in the SPSS program, the case of the negative matrix determinant and the issue collinearity.

The third chapter discusses the first stages of constructing the structural equation modeling, which is the allocation or designation of the model. It includes the components of the structural equation and the issues related to this stage. Such issues are: The number of suitable indicators to represent the underlying variable (the concept), the forms of indicators, the issue of alternative models and the importance of its formulation and the causality problem.

The fourth chapter sheds light on the identification of the structural equation model, its concept, how it is evaluated, degrees of freedom and the factors leading to the emergence of the identification issue, diagnosis and treatment.

Chapter five deals with the issues of surveying, preparing and refinement of data, the sample size issues, the nature of data and moderation, missing data, the linear correlation problem, and other axioms that must be taken into account upon the implementation of the structural equation modeling strategy.

Abstract

In its first part, the book addresses the foundations and principles of the structural equation modeling as being a statistical method widely used in studies and researches in all disciplines. The structural equation modeling is considered as an entrance to research design and data analysis.

The structural equation modeling presents an advanced analytical strategy in the psychological, behavioral and social sciences. It contributes to the verification of the credibility of the psychological, social and educational theories. Moreover, it contributes to the verification of the causal models between the variables of the phenomenon in a more comprehensive way, which fits the nature of the psychological, social and behavioral phenomena.

This book aims to assist researchers to comprehend the foundations, applications and issues of the structural equation modeling and how to implement it using the LISREL program. This work serves as a guide for researchers in the Arab environment for the optimal use of the structural equation modeling strategy.

The book is divided into nine chapters.

The first chapter discusses the concept of structural equation modeling, its objectives, its analysis strategies, the multiple forms of the structural modeling and the historical development of this method.

جامعة نايف العربية للعلوم الأمنية
Naif Arab University for Security Sciences

Structural Equation Modeling in Psychological and Social Sciences "Foundations, Applications and Issues"

(Part One)

Prof. Abdulnasser Alsayed Amer

Naif University Publishing House

Riyadh

2018 A. D.