جامعة جيجل

Université de Jijel

كلية العلوم الإنسانية والاجتماعية

قسم علم الاجتماع

مقياس الإحصاء التطبيقي في البحوث الاجتماعية

معامل الارتباط الجزئي

Partial Correlation

إعداد الدكتورة: سامية بوكحيل

السنة الجامعية: 2024 - 2025

مقدمة: ما هو معامل الارتباط الجزئي؟

معامل الارتباط الجزئي (Partial Correlation) هو مقياس إحصائي متقدم يُستخدم لقياس العلاقة بين متغيرين مستقلين بعد إزالة أو التحكم في تأثير متغير ثالث أو أكثر يُسمى المتغير الضابط أو المتغير المتداخل. يُعد هذا المقياس من أهم الأدوات الإحصائية في البحث العلمي، خاصة في مجالات علم الاجتماع وعلم النفس والتربية، حيث تتشابك العلاقات بين الظواهر وتتعدد المتغيرات المؤثرة في سلوك الأفراد والجماعات.

لفهم الفكرة الأساسية، لنأخذ مثالاً من الواقع: قد نجد ارتباطاً إيجابياً بين عدد ساعات الدراسة والتحصيل الدراسي، لكن هذا الارتباط قد يكون مُزيّفاً أو مبالغاً فيه بسبب متغير ثالث كالذكاء. فالطلاب الأذكياء قد يدرسون أكثر ويحققون درجات أعلى في الوقت نفسه. إذا أردنا معرفة العلاقة الحقيقية بين الدراسة والتحصيل، يجب أن نزيل تأثير الذكاء من المعادلة، وهذا بالضبط ما يفعله معامل الارتباط الجزئي.

- **تعريف معامل الارتباط الجزئي:** هو مقياس لقوة واتجاه العلاقة بين متغيرين بعد عزل أو إزالة تأثير متغير ثالث (أو أكثر) على كليهما. يُساعد في الكشف عن العلاقة الحقيقية الخالية من تأثير المتغيرات المتدخلة.
- **الفرق الجوهري عن ارتباط بيرسون:** معامل بيرسون البسيط يقيس العلاقة بين متغيرين فقط، بينما معامل الارتباط الجزئي يأخذ بعين الاعتبار المتغيرات الأخرى التي قد تؤثر في تلك العلاقة، مما يُعطي صورة أدق وأكثر واقعية.

محتويات المحاضرة

1. أهمية الارتباط الجزئي في البحث العلمي
2. مفهوم الارتباط الزائف (Spurious Correlation)
3. الفرضيات والمتطلبات الأساسية

4. المعادلة الرياضية لمعامل الارتباط الجزئي
5. أمثلة توضيحية سريعة
6. تطبيق عملي خطوة بخطوة
7. معامل الارتباط الجزئي من الدرجة الثانية والأعلى
8. الدلالة الإحصائية لمعامل الارتباط الجزئي
9. الفرق بين الارتباط الجزئي وشبه الجزئي
10. التطبيق باستخدام برنامج SPSS
11. أخطاء شائعة وتوصيات منهجية
12. تطبيقات في العلوم الاجتماعية

أولاً: أهمية الارتباط الجزئي في البحث العلمي

تزداد أهمية معامل الارتباط الجزئي في البحوث الاجتماعية والإنسانية بشكل خاص، نظراً لتشابك العلاقات بين المتغيرات وتعدد العوامل المؤثرة في الظواهر الاجتماعية. إن كثيراً من العلاقات التي تظهر قوية عند استخدام معامل بيرسون البسيط قد تضعف أو تنعدم تماماً عند التحكم في متغيرات أخرى، وهو ما يُعرف بالارتباط الزائف. فهم الارتباط الجزئي يُمكّن الباحث من الوصول إلى الاستنتاجات الصحيحة وتجنب الأخطاء التفسيرية.

1. الكشف عن العلاقات الحقيقية

يُساعد الارتباط الجزئي الباحث على التمييز بين العلاقة الحقيقية والعلاقة المُزيّفة. فكثير من المتغيرات في الواقع الاجتماعي ترتبط معاً ليس بسبب علاقة سببية مباشرة، بل بسبب تأثير متغير ثالث مشترك. على سبيل المثال، قد يُلاحظ ارتباط بين عدد رجال الإطفاء الموجودين في مكان الحريق وحجم الخسائر المادية، لكن هذا لا يعني أن رجال الإطفاء يزيدون الخسائر! بل إن كلاهما مرتبط بمتغير ثالث وهو حجم الحريق نفسه.

2. التحكم في المتغيرات المتدخلة

في البحوث الاجتماعية، تتدخل كثير من المتغيرات غير المقصودة التي قد تُشوّه العلاقة بين متغيري الدراسة الأساسيين. الارتباط الجزئي يُتيح للباحث التحكم إحصائياً في هذه المتغيرات المتدخلة دون الحاجة إلى تصميم تجريبي معقد. فهو يُحسب رياضياً عن طريق إزالة الجزء المشترك من التباين المرتبط بالمتغير الضابط.

3. بناء النماذج التفسيرية الأدق

يُعد الارتباط الجزئي خطوة أساسية نحو بناء نماذج انحدار متعددة دقيقة. فهو يُساعد الباحث في تحديد المتغيرات التي تحتفظ بعلاقتها حتى بعد التحكم في المتغيرات الأخرى، مما يُمكّنه من اختيار أهم المتغيرات المستقلة التي يجب إدخالها في النموذج النهائي. كما يُساعد في فهم آليات العلاقات المتبادلة بين المتغيرات.

4. زيادة مصداقية النتائج البحثية

عندما يُظهر الباحث أن العلاقة بين متغيرين تظل قوية حتى بعد التحكم في متغيرات أخرى، فإن ذلك يُعزز الثقة في صحة النتيجة وموثوقيتها. كما أن عرض نتائج الارتباط البسيط والجزئي جنباً إلى جنب يُظهر نضج الباحث منهجياً ويُقنع القارئ بجودة التحليل.

ثانياً: مفهوم الارتباط الزائف (Spurious Correlation)

الارتباط الزائف هو ارتباط إحصائي ظاهري بين متغيرين لا تربطهما علاقة سببية حقيقية، بل ينتج هذا الارتباط بسبب تأثير متغير ثالث خارجي غير مُدرج في التحليل. يُعد فهم هذا المفهوم ضرورياً لأن كثيراً من العلاقات الارتباطية في البحوث الاجتماعية تكون في جوهرها علاقات زائفة تحتاج إلى التحكم الإحصائي لرفع اللبس عنها.

مثال 1: المبيعات والغرق

قد يُلاحظ ارتباط إيجابي بين مبيعات الآيس كريم وحالات الغرق. هل يعني ذلك أن الآيس كريم يُسبب الغرق؟ بالطبع لا! المتغير الثالث المُسبب لكليهما هو **ارتفاع درجة الحرارة**

صيفاً: فالحرارة تزيد من شراء الآيس كريم وتزيد من السباحة وبالتالي حالات الغرق.

مثال 2: التحصيل والقلم

قد يوجد ارتباط بين جودة القلم الذي يستخدمه الطالب ودرجته في الامتحان. لكن المتغير الثالث هنا هو **المستوى الاقتصادي للأسرة**: الأسر الميسورة تشتري أقلاماً جيدة وتوفر لأبنائها ظروفاً تعليمية أفضل.

مثال 3: الرضا الوظيفي والأداء

قد يبدو أن الرضا الوظيفي مرتبط بالإنتاجية، لكن عند التحكم في **الخبرة والسنوات في العمل** قد يختفي هذا الارتباط أو يضعف كثيراً، لأن الموظفين الأقدم قد يكونون أكثر رضاً بسبب استقرارهم الوظيفي وأكثر إنتاجية بسبب خبرتهم.

أنواع المتغيرات في الارتباط الزائف

نوع المتغير	التعريف	مثال	الأثر
المتغير المُربك (Confounding)	متغير يؤثر في كلا المتغيرين معاً	الدخل في علاقة التعليم والصحة	يُضخّم أو يُنشئ ارتباطاً زائفاً
المتغير الوسيط (Mediator)	متغير يقع في سلسلة سببية بين المتغيرين	الدافعية بين التعزيز والأداء	يُفسّر الآلية الكامنة وراء العلاقة
المتغير المُعدّل (Moderator)	متغير يُغيّر قوة أو اتجاه العلاقة	الجنس في علاقة العمر والدخل	يُضعف أو يُقوّي الارتباط حسب مستواه

ثالثاً: الفرضيات والمتطلبات الأساسية

قبل حساب معامل الارتباط الجزئي، يجب التأكد من تحقق مجموعة من الشروط المنهجية التي تضمن صحة النتائج وموثوقيتها. هذه الشروط مشابهة لشروط ارتباط بيرسون مع بعض الإضافات الخاصة بالمتغيرات الضابطة.

1. مستوى القياس

يجب أن تكون جميع المتغيرات (المتغيرين الأساسيين والمتغيرات الضابطة) على مستوى القياس الكمّي المستمر (فئوي أو نسبي). المتغيرات الاسمية والترتيبية لا تصلح مباشرة لحساب الارتباط الجزئي. إذا كان المتغير الضابط ترتيبياً، يُمكن في بعض الحالات معاملته كمياً إذا كانت فئاته متساوية تقريباً، مع التحفظ في تفسير النتائج.

2. التوزيع الطبيعي

يُفترض أن يكون توزيع جميع المتغيرات طبيعياً أو شبه طبيعي. يمكن التحقق من ذلك باستخدام اختبار شابيرو-ويلك (Shapiro-Wilk) أو فحص مُخططات Q-Q. إذا لم يتحقق هذا الشرط، يمكن تحويل البيانات رياضياً (Log transformation) أو استخدام بدائل غير بارامترية.

3. العلاقة الخطية

يُفترض أن تكون العلاقات بين المتغيرات خطية. يجب فحص مخططات الانتشار (Scatter Plots) للتأكد من هذا الشرط. إذا كانت العلاقات غير خطية، يمكن استخدام التحولات الرياضية أو الارتباطات غير الخطية.

4. التوزيع المشترك الطبيعي (Multivariate Normality)

بالإضافة إلى التوزيع الطبيعي لكل متغير على حدة، يُفترض أن يكون التوزيع المشترك لجميع المتغيرات طبيعياً. هذا يعني أن أي تركيبة خطية من المتغيرات يجب أن يكون توزيعها طبيعياً.

5. عدم وجود تعدّي خطي (No Multicollinearity)

لا يجب أن يكون هناك ارتباط خطي عالٍ جداً بين المتغيرات المستقلة والضابطة (ارتباط أعلى من 0.80 أو 0.90). وجود تعدّي خطي شديد يُسبب عدم استقرار في المعادلات ويجعل النتائج غير موثوقة.

> ⚠ **ملاحظة مهمة:** كلما زاد عدد المتغيرات الضابطة في معامل الارتباط الجزئي، زادت الحاجة إلى حجم عينة أكبر. كقاعدة عامة، يُنصح بألا يقل حجم العينة عن 10 مشاهدات لكل متغير في التحليل. فإذا كان لدينا 3 متغيرات (متغيرين أساسيين + متغير واحد ضابط)، نحتاج إلى 30 مشاهدة على الأقل.

رابعاً: المعادلة الرياضية لمعامل الارتباط الجزئي

توجد عدة طرق لحساب معامل الارتباط الجزئي، تختلف في أسلوبها لكنها تُعطي نفس النتيجة. سنشرح أهم هذه الطرق بالتفصيل:

1. معامل الارتباط الجزئي من الدرجة الأولى

عند التحكم في متغير ضابط واحد فقط (Z)، يُرمز لمعامل الارتباط الجزئي بـ $r_{xy.z}$ ويُقرأ "معامل ارتباط x و y净净 بعد التحكم في z". المعادلة الأكثر شيوعاً هي:

$$r(xy.z) = [r(xy) - r(xz) \times r(yz)] / \sqrt{[(1 - r^2(xz))(1 - r^2(yz))]}$$

حيث **r(xy)** هو معامل ارتباط بيرسون البسيط بين المتغيرين x و y، و **r(xz)** هو معامل ارتباط بيرسون بين x والمتغير الضابط z، و **r(yz)** هو معامل ارتباط بيرسون بين y والمتغير الضابط z. هذه المعادلة تُزيل التباين المشترك بين المتغيرين والمتغير الضابط، وتُعطي قياساً للعلاقة الباقية.

2. الفكرة المفاهيمية

لفهم المعادلة ببساطة: نحن نُزيل من ارتباط بيرسون البسيط بين x و y جزء الارتباط الذي ينتج عن تأثير z على كليهما. فإذا كان كل من x و y مرتبطين بـ z بقوة، فإن جزءاً من ارتباطهما يكون ناتجاً عن z وليس عن علاقة حقيقية بينهما. المعادلة تحسب هذه الأجزاء وتطرحها من الارتباط الأصلي.

3. باستخدام معاملات التحديد

يمكن أيضاً فهم الارتباط الجزئي من خلال معاملات التحديد R^2:

$$r^2(xy.z) = [R^2(y.xz) - R^2(y.z)] / [1 - R^2(y.z)]$$

حيث **$R^2(y.xz)$** هو معامل التحديد عندما نُنحدّر y على كل من x و z معاً، و **$R^2(y.z)$** هو معامل التحديد عندما نُنحدّر y على z فقط. هذه الصيغة تُقيس الزيادة في التباين المُفسَّر في y عندما نُضيف x إلى النموذج الذي يحتوي على z فقط.

● **ملخص الفرق:** إذا كان r(xy.z) قريباً من r(xy)، فهذا يعني أن المتغير الضابط z لم يُغيّر العلاقة كثيراً. أما إذا كان r(xy.z) أقل بكثير من r(xy) أو قريباً من الصفر، فهذا يعني أن العلاقة الأصلية كانت إلى حد كبير ناتجة عن تأثير z (ارتباط زائف).

خامساً: أمثلة توضيحية سريعة

مثال 1: الدراسة والتحصيل والذكاء

لنفترض أننا درسنا العلاقة بين ساعات الدراسة (X) والتحصيل الدراسي (Y) والذكاء (Z) لدى عينة من الطلاب، وحصلنا على معاملات الارتباط البسيطة التالية:

- r(XY) = 0.70 (ارتباط قوي بين الدراسة والتحصيل)
- r(XZ) = 0.50 (ارتباط متوسط بين الدراسة والذكاء)

- r(YZ) = 0.80 (ارتباط قوي بين التحصيل والذكاء)

$$r(XY.Z) = [0.70 - (0.50 \times 0.80)] / \sqrt{[(1 - 0.25)(1 - 0.64)]}$$

$$r(XY.Z) = [0.70 - 0.40] / \sqrt{[0.75 \times 0.36]} = 0.30 / \sqrt{0.27} = 0.30 / 0.52 = 0.577$$

✓ **التفسير:** معامل الارتباط الجزئي (0.577) أقل من معامل الارتباط البسيط (0.70)، لكنه لا يزال إيجابياً ومتوسط القوة. هذا يعني أن **جزءاً من الارتباط بين الدراسة والتحصيل كان ناتجاً عن الذكاء**، لكن لا يزال هناك ارتباط حقيقي بين الدراسة والتحصيل حتى بعد إزالة تأثير الذكاء. الطلاب الذين يدرسون أكثر يحققون درجات أعلى فعلاً، بغض النظر عن مستوى ذكائهم.

مثال 2: ارتباط زائف يختفي بالتحكم

لنفترض أننا وجدنا ارتباطاً بين عدد الكتب في المنزل (X) والتحصيل الدراسي (Y)، وكانت البيانات كالتالي:

- r(XY) = 0.65 (ارتباط متوسط-قوي)
- r(XZ) = 0.85 (ارتباط قوي جداً بين الكتب والدخل الأسري Z)
- r(YZ) = 0.75 (ارتباط قوي بين التحصيل والدخل)

$$r(XY.Z) = [0.65 - (0.85 \times 0.75)] / \sqrt{[(1 - 0.7225)(1 - 0.5625)]}$$

$$r(XY.Z) = [0.65 - 0.6375] / \sqrt{[0.2775 \times 0.4375]} = 0.0125 / 0.3486 \approx 0.036$$

✓ **التفسير:** معامل الارتباط الجزئي (0.036) شبه معدوم مقارنة بالارتباط البسيط (0.65). هذا يعني أن العلاقة بين عدد الكتب والتحصيل كانت **ارتباطاً زائفاً بالكامل تقريباً**، حيث كان الدخل الأسري هو المتغير الحقيقي المُفسر لكلاهما. الأسر ذات الدخل المرتفع تشتري كتباً أكثر وتوفر لأبنائها ظروفاً تعليمية أفضل.

سادساً: تطبيق عملي خطوة بخطوة

لنأخذ مثالاً تطبيقياً مفصلاً من مجال علم الاجتماع يفحص العلاقة بين الرضا الوظيفي (X) والأداء الوظيفي (Y) مع التحكم في الخبرة المهنية (Z) لدى عينة من 8 موظفين.

البيانات الخام

الموظف	الرضا الوظيفي (X)	الأداء (Y)	الخبرة بالسنوات (Z)
1	4	5	2
2	6	7	5
3	8	9	10
4	5	6	4
5	7	8	7
6	3	4	1
7	9	10	12

8	5	6	3

خطوات الحل

1 حساب معاملات الارتباط البسيطة بين كل زوج من المتغيرات:

باستخدام معادلة بيرسون أو الآلة الحاسبة الإحصائية، نحصل على:

- r(XY) = 0.98 (ارتباط قوي جداً بين الرضا والأداء)
- r(XZ) = 0.97 (ارتباط قوي جداً بين الرضا والخبرة)
- r(YZ) = 0.98 (ارتباط قوي جداً بين الأداء والخبرة)

2 حساب معاملات التحديد (مربعات الارتباطات):

- $r^2(XZ) = (0.97)^2 = 0.9409$
- $r^2(YZ) = (0.98)^2 = 0.9604$

3 التعويض في معادلة الارتباط الجزئي:

$$r(XY.Z) = [r(XY) - r(XZ) \times r(YZ)] / \sqrt{[(1 - r^2(XZ))(1 - r^2(YZ))]}$$

$$r(XY.Z) = [0.98 - (0.97 \times 0.98)] / \sqrt{[(1 - 0.9409)(1 - 0.9604)]}$$

$$r(XY.Z) = [0.98 - 0.9506] / \sqrt{[0.0591 \times 0.0396]}$$

$$r(XY.Z) = 0.0294 / \sqrt{0.00234} = 0.0294 / 0.0484 \approx 0.607$$

✓ **النتيجة:** معامل الارتباط الجزئي $r(XY.Z) \approx 0.607$

✓ **المقارنة:** الارتباط البسيط كان 0.98 والارتباط الجزئي أصبح 0.607

✓ **التفسير:** عند إزالة تأثير الخبرة المهنية، انخفض الارتباط بين الرضا والأداء من 0.98 إلى 0.607. هذا يعني أن جزءاً كبيراً من الارتباط الأصلي كان ناتجاً عن الخبرة المهنية، لكن لا يزال هناك ارتباط حقيقي متوسط القوة بين الرضا والأداء. الموظفون الأكثر رضاً يميلون إلى أداء أفضل، حتى بين موظفين لديهم نفس مستوى الخبرة.

سابعاً: معامل الارتباط الجزئي من الدرجة الثانية والأعلى

في بعض الأحيان يحتاج الباحث إلى التحكم في أكثر من متغير واحد في الوقت نفسه. في هذه الحالة، نستخدم معامل الارتباط الجزئي من الدرجة الثانية (عند التحكم في متغيرين) أو من درجات أعلى. كلما زادت درجة الارتباط الجزئي، زاد عدد المتغيرات الضابطة التي يتم إزالة تأثيرها.

الارتباط الجزئي من الدرجة الثانية

عند التحكم في متغيرين ضابطين Z1 و Z2، يُرمز لمعامل الارتباط الجزئي بـ $r(XY.Z1Z2)$. المعادلة تصبح أكثر تعقيداً:

$$r(XY.Z1Z2) = [r(XY.Z1) - r(XZ2.Z1) \times r(YZ2.Z1)] / \sqrt{[(1 - r^2(XZ2.Z1))(1 - r^2(YZ2.Z1))]}$$

تتكرر نفس المنطقية: نحسب أولاً ارتباطات جزئية من الدرجة الأولى (التحكم في Z1)، ثم نستخدم هذه الارتباطات لحساب الارتباط الجزئي من الدرجة الثانية (التحكم في Z2 أيضاً). كل درجة جديدة تُزيل تأثير متغير إضافي.

متى نحتاج إلى التحكم في عدة متغيرات؟

- **في دراسات الرضا الوظيفي:** قد نحتاج للتحكم في الخبرة والأجر والمنصب الوظيفي معاً.
- **في دراسات التحصيل:** قد نتحكم في الذكاء والدافعية والمستوى الاقتصادي معاً.
- **في دراسات الصحة النفسية:** قد نتحكم في العمر والجنس والحالة الاجتماعية معاً.

> ⚠ **تحذير:** كلما زاد عدد المتغيرات الضابطة، احتجنا إلى حجم عينة أكبر. كما أن كثرة المتغيرات الضابطة قد تُضعف قوة الاختبار الإحصائي. يُنصح بعدم التحكم في متغيرات غير ضرورية والاكتفاء بالمتغيرات التي لها مبرر نظري قوي.

ثامناً: الدلالة الإحصائية لمعامل الارتباط الجزئي

مثل معامل بيرسون البسيط، يجب اختبار دلالة معامل الارتباط الجزئي لتحديد ما إذا كانت العلاقة المُلاحظة بعد التحكم دالة إحصائياً أم لا. يتم ذلك باستخدام اختبار t كما يلي:

اختبار t لمعامل الارتباط الجزئي

$$t = r(xy.z) \times \sqrt{(n - k - 2)} / \sqrt{(1 - r^2(xy.z))}$$

حيث **r(xy.z)** هو معامل الارتباط الجزئي، **n** هو حجم العينة، و **k** هو عدد المتغيرات الضابطة. درجات الحرية تكون **df = n - k - 2**. نُقارن قيمة t المحسوبة مع القيمة الجدولية عند مستوى الدلالة المطلوب (0.05 أو 0.01).

تفسير النتائج

الحالة	معامل الارتباط البسيط	معامل الارتباط الجزئي	التفسير

1	دال إحصائياً	دال إحصائياً	علاقة حقيقية مستقلة عن المتغير الضابط
2	دال إحصائياً	غير دال	العلاقة كانت زائفة بسبب المتغير الضابط
3	غير دال	دال إحصائياً	المتغير الضابط كان يُخفي العلاقة الحقيقية (كابح)
4	غير دال	غير دال	لا توجد علاقة فعلاً

● **الحالة 3 مثيرة للاهتمام:** أحياناً يكون المتغير الضابط مُثبّطاً (Suppressor Variable)، أي أنه يُخفي أو يُخفت علاقة حقيقية موجودة. على سبيل المثال، قد لا يبدو أي ارتباط بين التحصيل والجنس، لكن عند التحكم في عدد ساعات الدراسة (الذي يختلف بين الجنسين)، قد يظهر ارتباط حقيقي كان مُخفياً.

تاسعاً: الفرق بين الارتباط الجزئي وشبه الجزئي

يُخلط كثير من الباحثين بين معامل الارتباط الجزئي (Partial Correlation) ومعامل الارتباط شبه الجزئي (Semi-Partial Correlation). كلاهما يتحكم في متغير ضابط، لكن بطريقة مختلفة ولهما استخدامات مختلفة.

التعريف المقارن

- **الارتباط الجزئي ($r_{(xy.z)}$):** يُزيل تأثير المتغير الضابط z من كلا المتغيرين x و y معاً. يقيس العلاقة بين ما تبقى من x وما تبقى من y بعد إزالة z.
- **الارتباط شبه الجزئي ($sr_{(xy.z)}$):** يُزيل تأثير z من أحد المتغيرين فقط (عادة x). يقيس العلاقة بين y والمتغير الفريد في x الذي لا يرتبط بـ z.

جدول المقارنة التفصيلي

وجه المقارنة	الارتباط الجزئي	الارتباط شبه الجزئي
إزالة التأثير من	كلا المتغيرين X و Y	متغير واحد فقط (X عادة)
السؤال الذي يُجيب عنه	ما العلاقة بين X و Y بعد إزالة Z؟	ما المساهمة الفريدة لـ X في تفسير Y؟
الاستخدام الرئيسي	فهم العلاقات البينية	حساب أهمية المتغيرات في الانحدار
مربع المعامل	$r^2(xy.z)$	$sr^2(xy.z)$
العلاقة بمعامل التحديد	لا يساوي الفرق في R^2	يساوي الفرق في R^2 عند إضافة X
القيمة	أكبر عادة من شبه الجزئي	أصغر عادة

● متى نستخدم كل منهما؟

- **الارتباط الجزئي:** عندما نريد فهم العلاقة الحقيقية بين متغيرين بصرف النظر عن المتغيرات الأخرى (مثال: هل العلاقة بين الرضا والأداء حقيقية أم ناتجة عن الخبرة؟).

- **الارتباط شبه الجزئي:** عندما نريد معرفة المساهمة الفريدة لمتغير مستقل في تفسير التباين في المتغير التابع (مثال: كم يُضيف الرضا الوظيفي من تفسير الأداء فوق ما يُفسّره الأجر؟).

عاشراً: التطبيق باستخدام برنامج SPSS

يُوفر برنامج SPSS إمكانية حساب معامل الارتباط الجزئي بسهولة وسرعة من خلال خطوات محددة. فيما يلي شرح مفصل للخطوات المتبعة:

خطوات الحساب في SPSS

1. **إدخال البيانات:** نُدخل بيانات جميع المتغيرات في محرر البيانات (Data View) بحيث يكون كل متغير في عمود مستقل. يجب التأكد من تعريف نوع كل متغير كمقياس (Scale) في نافذة تعريف المتغيرات (Variable View).

2. **فتح نافذة التحليل:** من القائمة الرئيسية نختار: Analyze → Correlate → Partial

3. **تحديد المتغيرات:** نُنقل المتغيرين الأساسيين (الرضا والأداء مثلاً) إلى مربع المتغيرات (Variables)، ونُنقل المتغير الضابط (الخبرة مثلاً) إلى مربع التحكم (Controlling for).

4. **اختيار الخيارات:** من زر Options يمكننا طلب:
   - Means and standard deviations (المتوسطات والانحرافات المعيارية)
   - Zero-order correlations (معاملات الارتباط البسيط - بيرسون)

5. **تشغيل التحليل:** نضغط على OK لتشغيل التحليل والحصول على النتائج.

قراءة مخرجات SPSS

تُظهر مخرجات SPSS جدولاً يحتوي على ثلاثة صفوف مهمة:

الصف	المحتوى	المعنى
Zero-order	معاملات ارتباط بيرسون البسيط	الارتباط بين كل زوج من المتغيرات بدون تحكم
Partial	معامل الارتباط الجزئي	الارتباط بعد إزالة تأثير المتغيرات الضابطة

Sig. (2-tailed)	مستوى الدلالة	إذا كان أقل من 0.05 فالارتباط دال إحصائياً

✓ **مثال على المخرجات:** إذا كان الارتباط البسيط بين الرضا والأداء = 0.75 ($p < 0.001$) والارتباط الجزئي بعد التحكم في الخبرة = 0.45 ($p = 0.032$)، نستنتج أن العلاقة لا تزال دالة إحصائياً حتى بعد التحكم، لكنها أصبحت أضعف بكثير.

حادي عشر: أخطاء شائعة وتوصيات منهجية

يقع الباحثون في أخطاء منهجية متعددة عند استخدام معامل الارتباط الجزئي. التعرف على هذه الأخطاء وتجنبها يُساهم في تحسين جودة البحث وموثوقية النتائج.

أولاً: الأخطاء الشائعة

1. التحكم في متغيرات بلا مبرر نظري

من أكثر الأخطاء شيوعاً التحكم في متغيرات لم يكن هناك أساس نظري يُبرر التحكم فيها. فالتحكم في متغير وسيط (Mediator) قد يُزيل علاقة حقيقية، بينما التحكم في متغير مُربك (Confounder) يُحسّن صحة النتيجة. لذلك يجب أن يكون اختيار المتغيرات الضابطة مبنياً على الإطار النظري والدراسات السابقة وليس عشوائياً.

2. تفسير الارتباط الجزئي كسببية

الارتباط الجزئي، مثله مثل ارتباط بيرسون البسيط، لا يُثبت السببية. حتى لو ظلت العلاقة قوية بعد التحكم في عدة متغيرات، هذا لا يعني بالضرورة أن أحد المتغيرين يُسبب الآخر. الإثبات السببي يتطلب تصميماً تجريبياً أو شبه تجريبي أو تحليل المسار.

3. تجاهل حجم العينة الكافي

كلما زاد عدد المتغيرات الضابطة، احتجنا إلى عينة أكبر. استخدام عينة صغيرة مع تحكم في متغيرات كثيرة يُنتج نتائج غير دقيقة وغير مستقرة. القاعدة هي: $n \geq 50 + 8k$ (حيث k هو عدد

المتغيرات المستقلة) أو $n \geq 10$ مشاهدات لكل متغير.

4. إهمال فحص الفرضيات

بعض الباحثين يحسبون الارتباط الجزئي دون التحقق من الفرضيات (التوزيع الطبيعي، الخطية، عدم تعدّي الخطية). هذا قد يُنتج نتائج مضللة. يجب دائماً فحص البيانات بدقة قبل التحليل.

ثانياً: توصيات منهجية

1. **ابنِ اختيار المتغيرات الضابطة على نظرية:** يجب أن يكون لكل متغير ضابط مبرر نظري واضح من الأدبيات السابقة.
2. **اعرض الارتباطات البسيطة والجزئية معاً:** هذا يُمكّن القارئ من تقييم مدى تأثير المتغيرات الضابطة ومقارنة النتائج.
3. **تحقق من الفرضيات:** فحص التوزيع الطبيعي والخطية وعدم تعدّي الخطية قبل الحساب.
4. **أخبر حجم العينة:** اذكر حجم العينة ودرجات الحرية مع كل نتيجة.
5. **استخدم التأثيرات المشتركة:** أحياناً يكون التحكم في متغيرين معاً مختلفاً عن التحكم فيهما فردياً بسبب التفاعل بينهما.
6. **فسّر النتائج بحذر:** ولا تُعمّم أكثر مما تسمح به البيانات والتصميم البحثي.

ثاني عشر: تطبيقات في العلوم الاجتماعية

يُستخدم معامل الارتباط الجزئي على نطاق واسع في مختلف فروع العلوم الاجتماعية لتحسين دقة التحليل والوصول إلى فهم أعمق للعلاقات بين المتغيرات. فيما يلي أبرز التطبيقات:

1. في علم الاجتماع

- **الحراك الاجتماعي:** دراسة العلاقة بين التعليم والدخل مع التحكم في الخلفية الأسرية والموقع الجغرافي. فالارتباط بين التعليم والدخل قد يكون مُزيّفاً جزئياً بسبب الخلفية الأسرية، حيث أن الأسر الميسورة توفر تعليماً أفضل وتنقل ثرواتها لأبنائها.

- **التمييز والعدالة:** فحص العلاقة بين الجنس (أو العرق) والأجور مع التحكم في المستوى التعليمي والخبرة. هذا يُساعد في تحديد ما إذا كان التمييز حقيقياً أم ناتجاً عن عوامل أخرى.
- **الجريمة والانحراف:** دراسة العلاقة بين البطالة والجريمة مع التحكم في العمر ومستوى التعليم والحالة الاجتماعية.

2. في علم النفس

- **الصحة النفسية:** فحص العلاقة بين الضغوط النفسية والاكتئاب مع التحكم في الدعم الاجتماعي ومرونة الشخصية. هذا يُساعد في تحديد أي العوامل ذات تأثير مستقل على الصحة النفسية.
- **الذكاء والوراثة:** دراسة الارتباط بين ذكاء التوائم المتماثلة مع التحكم في البيئة المشتركة.
- **العلاقات الأسرية:** فحص العلاقة بين أساليب التنشئة وسلوك الأبناء مع التحكم في العمر والجنس والمستوى الاقتصادي.

3. في التربية

- **التحصيل الأكاديمي:** دراسة العلاقة بين استخدام التقنيات التعليمية والتحصيل مع التحكم في الدافعية والذكاء والخلفية الأسرية.
- **الاختبارات النفسية:** فحص الصدق التلازمي للاختبارات مع التحكم في العمر والجنس ومتغيرات أخرى قد تؤثر في العلاقة.
- **تقييم البرامج:** تقييم فعالية البرامج التربوية مع التحكم في المتغيرات ذات الصلة كالمستوى الأولي والخبرة السابقة.

4. في الاقتصاد

- **السياسة النقدية:** دراسة أثر سعر الفائدة على الاستثمار مع التحكم في التضخم والنمو الاقتصادي.
- **سوق العمل:** فحص العلاقة بين الحد الأدنى للأجور والبطالة مع التحكم في القطاع الاقتصادي ومستوى التعليم.

الخلاصة: يُعد معامل الارتباط الجزئي أداة إحصائية بالغة الأهمية تمكّن الباحث من تجاوز القيود المتأصلة في معامل ارتباط بيرسون البسيط. فهو يسمح بالتحكم في تأثير المتغيرات المتدخلة والكشف عن العلاقات الحقيقية الخالية من التشويه. إن فهم المفاهيم النظرية والفرضيات والمعادلات الرياضية المتعلقة بالارتباط الجزئي، مع القدرة على تطبيقه عملياً باستخدام البرامج الإحصائية كـ SPSS، يُعد كفاءة أساسية لكل باحث في العلوم الاجتماعية. كما يجب دائماً التذكير بأن الارتباط الجزئي - مهما كان قوياً - لا يُثبت السببية، وأن التفسير السليم يتطلب إطاراً نظرياً متيناً وتصميماً بحثياً رصيناً.

المراجع والمصادر

1. Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences (3rd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.

2. Field, A. (2018). Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics (5th ed.). SAGE Publications.

3. Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2019). Using Multivariate Statistics (7th ed.). Pearson Education.

4. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). Multivariate Data Analysis (8th ed.). Cengage Learning.

5. Howell, D. C. (2016). Fundamental Statistics for the Behavioral Sciences (9th ed.). Cengage Learning.

6. Stevens, J. P. (2009). Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences (5th ed.). Routledge.

7. Warner, R. M. (2013). Applied Statistics: From Bivariate Through Multivariate Techniques (2nd ed.). SAGE Publications.

8. أمل سعيد، عبد الرحمن عدس (2010). مقدمة في علم الإحصاء الوصفي والاستدلالي. دار المناهج، عمّان.

9. محمد نجيب الصبّاح (2015). الإحصاء التطبيقي باستخدام SPSS. دار وائل للنشر والتوزيع، عمّان.

10. فيديو: معامل الإرتباط الجزئي Partial Correlation - YouTube.