مجلة العلوم التربوية

تأثير المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد (دراسة محاكاة)

اعداد

أ / آية حسين محمود أحمد عبد الرحمن

معيدة بقسم علم النفس التربوى

بكلية التربية بقنا–جامعة جنوب الوادى

أ.د / محمود محمد شبيب

أستاذ علم النفس التربوى

بكلية التربية بقنا–جامعة جنوب الوادي

أ.د/ حجاج غانم احمد

أستاذ علم النفس التربوى

بكلية التربية بقنا–جامعة جنوب الوادى

مستخلص:

هدف البحث الحالي إلى الكشف عن تأثير المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد ثنائي المتغير، ولتحقيق هذا الهدف تم استخدام منهج المحاكاة، وذلك بتصميم نموذجين أحدهما يتضمن وجود المتغير القامع ونموذج آخر لا يتضمن المتغير القامع، وتوليد مجموعة من البيانات العشوائية قوامها ٢٩٠، وحساب الخصائص الوصفية لهذه البيانات في كلا النموذجين والتحقق من شرط الاعتدالية لإجراء تحليل الانحدار المتعدد، والحصول على (١٣) مؤشراً في كل نموذج متمثلة في قيم معامل التحديد (R^2) ، معامل التحديد المعدل، معامل الانحدار (b1)، معامل الانحدار (b2)، قيمة (ف)، مستوى دلالة (ف)، الخطأ المعياري، قيمة (Beta1)، قيمة (Beta2)، قيمة (ت١)، قيمة (ت٢)، مستوى دلالة (ت١)، مستوى دلالة (ت٢)، ولمعرفة أثر المتغير القامع تم استخدام اختبار كروسكال واليس بعد التأكد من عدم تحقق شرط الاعتدالية وتجانس التباين، وبمقارنة قيم متوسطات(١٣) مؤشراً في كلا النموذجين، أسفرت النتائج عن وجود فروق ذات دلالة إحصائية في متوسط قيم معامل التحديد(R^2) ومعامل التحديد المعدل ومعامل الانحدار(b2) و قيمة (Beta2) وقيمة (ف) وقيمة (ت١) وقيمة (ت٢) لصالح نموذج عدم وجود متغير قامع (نموذج ٢)، ووجود فروق ذات دلالة إحصائية في متوسط قيم الخطأ المعياري ومستوى دلالة (ف) ومستوى دلالة (ت١) ومستوى دلالة (ت٢) لصالح نموذج وجود متغير قامع (نموذج ١).

الكلمات المفتاحية: الانحدار المتعدد ثنائي المتغير؛ المتغير القامع؛ المحاكاة

Abstract:

The Current research aimed to reveal the impact of the suppressor variable on the results of the bivariate multiple regression analysis, and to achieve this goal, the simulation approach was used, by designing two models, one of them includes the presence of suppressive variable, and another model does not include the suppressive variable, and generate a set of random data with a size of 290, and calculating the descriptive characteristics of this data in both models and verifying the condition of moderation to perform the multiple regression analysis, and obtaining (13) indicators in each model, represented in the values of the multiple correlation coefficient (R^2), the modified coefficient of determination, Regression coefficient (b1), regression coefficient (b2), value (f), level of significance (f), standard error, value (Beta1), value (Beta2), value (T1), value (T2), level of significance (T1), the level of significance (T2).And to find out the effect of the suppressor variable, the Kruskal-Wallis test was used after making sure that the condition of moderation and homogeneity of variance was not met, and comparing the values of the averages of (13) indicators in both models, so the results resulted in the presence of statistically significant differences in the average of the values of the multiple correlation coefficient (R^2), the modified coefficient of determination, the regression coefficient (b2), the value of (Beta2), the value of (f), the value of (T1) and the value of (T2) in favor of the model of absence of the suppressive variable (Model 2), and the presence of statistically significant differences in the average values of the standard error, the level of significance (F), the level of significance (T1), and the level of significance (T2) in favor of the presence of suppressive variable (Model 1).

Keywords: Bivariate multiple regression, suppressor variable, simulation.

مقدمة:

تعتمد الدراسات النفسية والتربوية إلى حد كبير على المعالجات الإحصائية، سواء في جمع بياناتها أو في تحليلها، بدءًا من مرحلة الوصف البسيط لواقع الظاهرة النفسية أو التربوية انتهاء بمرحلة الحكم واتخاذ القرار، ومن بين تلك الأساليب الإحصائية التي تتضمن الدقة في الاستدلال وتحليل البيانات نماذج تحليل الانحدار، فهي من الأساليب الإحصائية المستخدمة على نطاق واسع في مختلف العلوم وتتناول إحدى المشكلات المهمة، وهى مشكلة التنبؤ فكثيرًا ما يهتم الباحث النفسي أو التربوي بالتنبؤ بمتغير بمعلومية متغير أخر أو أكثر مما يفيد في التخطيط واتخاذ القرارات السليمة.

وتحليل الانحدار أسلوب إحصائي يأتي في صورة نمذجة للعلاقة بين المتغيرات من خلال العملية المنطقية؛ لاستخدام معادلة للتعبير عن العلاقة بين المتغير التابع (الاستجابة) والمتغيرات المستقلة (التوقع)، ويتطلب الاستخدام الناجح له تقديرًا لكل من النظرية والمشكلات العملية باستخدام التقنية مع بيانات العالم الحقيقي (Montgomery et al.,2012).

وتكمن أهمية تحليل الانحدار في قدرته على تحقيق عدة مهام منها: التنبؤ بقيم المتغير التابع بدلالة المتغيرات المستقلة، وصف العلاقة بين المتغيرات المنبئة والمتغير التابع واختيار أي من هذه المتغيرات المنبئة الذي يشكل الجزء الأكثر جوهرية في تباين المتغير القامع، التحكم باتخاذ المتغير المستقل متغير يمكن التحكم فيه لتفسير التغير في قيم المتغير التابع، والتقدير من خلال إيجاد معلمات نموذج الانحدار المجهولة للاستدلال على اتجاه وقوة العلاقة بين المتغيرات (الراوي، ١٩٨٧).

ويتنوع نموذج تحليل الانحدار إلى ما هو خطي وغير خطي، وينقسم الانحدار الخطي إلى الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression والانحدار الخطي المتعدد Multiple Linear Regression (Gogtay et al.,2017).

ويعتبر الانحدار الخطي البسيط (SLR) أبسط نماذج الانحدار، حيث يُمثل بخط مستقيم بسيط يربط المتغير المستقل بالمتغير التابع بغرض تقدير وتفسير التغير الذي قد يطرأ على قيم المتغير التابع نتيجة التغير في قيم المتغير المستقل ومن ثم التنبؤ بهذه القيم، وتكتب معادلة الانحدار الخطي البسيط في الصورة الرياضية:

$$Yi = \beta\square\square\square \beta xi + \epsilon i\,, \quad I = 1, 2,\ldots:.,n$$ (Bangdiwala, 2018).

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

بينما يعد الانحدار الخطي المتعدد (MLR) تعميم لنموذج الانحدار البسيط، فكلمة بسيط تشير إلى وجود متغير مستقل واحد ومتعدد تشير إلى وجود عدة متغيرات مستقلة، أي يعبر عن العلاقة الدالية بين متغير تابع Yوعدة متغيرات مستقلة X1,X 2,.... Xk، وتكتب معادلته بالصيغة: $Yi = \beta 0 + \beta 1\, xi,1 + \beta 2\, xi,2 + \cdots + \beta k\, xi,\ k + \epsilon l,\ l = 1, 2, n$ (القحطاني، ٢٠١٥؛ Paolella, 2019).

والهدف العام من الانحدار الخطي المتعدد هو التنبؤ بالمتغير التابع من خلال مجموعة من المتغيرات المستقلة تعرف بالمتنبئات، والتي تكمن قدرتها في تفسير أكبر قدر ممكن من تباين المتغير التابع لارتباطها به، ومع ذلك تعمل بعض المتغيرات المنبئة غير المرتبطة بالمتغير التابع بطريقة غير مباشرة على تفسير تباين المتغير التابع، تم وصفها بالمتغيرات القامعة (Lancaster,1999).

ويعد Mendershausen هو أول من أشار لهذه المتغيرات وأطلق عليها المتغيرات الماسحة لوصف متغير محدد مفيد بدون علاقة سببية مع المتغير التابع ويتمثل دوره في إزالة التأثير المزعج لمتغير متنبئ أخر في نموذج الانحدار، ثم قام Horst بتوسيع المفهوم ووصفها بأنها مجموعة من المتغيرات غير مرتبطة بالمتغير التابع مع وجود ارتباط بمتغير أو أكثر من المتغيرات المستقلة الأخرى (المتنبئات) (Ludlow & Klein, 2014).

وحدد Cohen ثلاثة أنواع للمتغيرات القامعة وهى (القامع الكلاسيكي، القامع الصافي، القامع التعاوني)، بينما حددها conger (بالقامع التقليدي، القامع السلبي، القامع المتبادل) (Darmawan, 2006).

وللكشف عن المتغير القامع وتأثيره في القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار المتعدد، اقترحت دراسة (Pandey & Elliott, 2010) أربعة طرق احصائية وهى (R^2، مجموع المربعات، وزن الانحدار، ،مقارنة الارتباطات الصفرية مع الارتباطات شبة الجزئية)، وأضافت أنه يمكن الكشف عنه أيضاً من خلال المقارنة السريعة للمعاملات المعيارية قبل وبعد إضافة متغير ذا ارتباط ضعيف بالتابع ومرتبط بالمتغيرات المستقلة، فإذا تحسنت العلاقة بين المتغيرات المستقلة والمتغير التابع دل ذلك على أنه متغير قامع .

فتضمين هذا المتغير في نموذج الانحدار يثري النتائج بينما استبعاده يقلل من تقدير معلمات النموذج مما يؤثر على دقة النتائج ومصداقيتها، ومن هذا المنطلق يسعى البحث الحالي إلى معرفة مدى تأثير المتغير القامع على دقة ومصداقية نتائج تحليل الانحدار.

مشكلة البحث

أسلوب الانحدار المتعدد شائع الاستخدام في مجال العلوم التربوية والنفسية، حيث يهدف إلى اختزال عدد المتغيرات المستقلة الكثيرة التي تؤثر في الظاهرة إلى أقل عدد ممكن، بحيث يكون لها نسبة تفسير كبيرة لتباين قيم المتغير التابع، كما يتناول إحدى المشكلات التي تهم العديد من الباحثين وهى مشكلة التنبؤ بمتغير بمعلومية متغير أو مجموعة من المتغيرات الأخرى، ومع ذلك كثير من الباحثين عند اختبار العلاقة بين المتغيرات المنبئة والمتغير التابع من أجل الأهمية الإحصائية لنموذج الانحدار المتعدد، يتم التخلص من المتغيرات المنبئة ذات ارتباط صفري أو ضعيف بالمتغير التابع، ولكن هذا غير صحيح، حيث أوصت العديد من الدراسات بإدراج هذه المتغيرات في نموذج الانحدار لدورها في تحسين القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار منها ما يلي:

دراسة (Pandey & Elliott, 2010) التي هدفت إلى مراجعة أنواع المتغيرات القامعة وتوضيح طرق تحديدها في الانحدار المتعدد، وتوصلت إلى عدة نتائج منها: أن المتغيرات القامعة تثري من نتائج نموذج الانحدار المتعدد، فالحذف المبكر لهذه المتغيرات يقلل من القدرة التنبؤية للنموذج، وأن يحتفظ الباحث بقائمة المتغيرات المستقلة حتى وإن كانت هذه المتغيرات ذات ارتباط ضعيف أو صفري بالمتغير التابع في النموذج ثنائي المتغير، وأن مخاطر استبعاد متغير ذا صله (قامع) تفوق مخاطر تضمين متغير ليس له صله، وأن اغفال وجود المتغير القامع في نموذج الانحدار يؤدي إلى تقليل معاملات الانحدار، زيادة مربعات الخطأ، وزيادة احتمال ارتكاب خطأ من النوع الثاني كالفشل في رفض فرضية العدم عندما تكون خاطئة.

ودراسة (Lo, 2012) التي هدفت إلى التعرف على تأثير كلًا من القامع الكلاسيكي والقامع المتبادل في التقدير السببي، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أن المتغيرات القامعة الكلاسيكية والمتبادلة تزيد من القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار وتقلل من تقديرات الخطأ المعياري.

ودراسة (Ludlow & Klein, 2014) التي هدفت إلى المساهمة في فهم عملي أكبر للمتغيرات القامعة، وتوصلت نتائج الدراسة إلى أنه يمكن الكشف عن تأثير المتغير القامع بالإضافة

الصريحة لمتغيرات تعمل كقامعات، وبالتالي زيادة التباين والقدرة التنبؤية للنموذج، كما يمكن ملاحظة تأثيره بالصدفة، وأكدت على ضرورة فهم الباحثين للفرق بين دور المتغير الوسيط والقامع في نموذج الانحدار.

يتضح من نتائج الدراسات السابقة أهمية تضمين المتغيرات القامعة وعدم استبعادها في نموذج الانحدار، ومع ذلك يغفل الكثير من الباحثين هذه المتغيرات عند استخدام تحليل الانحدار المتعدد، كما يُلاحظ أن القامع متغير يتم إضافته إلى النموذج لمعرفة أثره، وبذلك تتم المقارنة بين نموذجين مختلفين في عدد المتنبئات أحدهما n والأخر (n+1) بإضافة القامع، وهذه مقارنة متحيزة وغير متكافئة. وباطلاع الباحثة على محركات البحث المختلفة مثل:

Eric, Google Scholar, Research Gate, Refseek, Science Direct, Ebsco, Taylor&Francis). وجدت عدم وجود دراسة توضح أثر القامع من خلال مقارنة نموذجين متساويين في عدد المتنبئات أحدهما يتضمن القامع والأخر لا يتضمن وجوده، لذلك تبلورت الفكرة لدراسة هذه المتغيرات من خلال نماذج متكافئة، ومعرفة الظروف السيكو مترية اللازمة لعملها كقامعات تُحسن من القدرة التنبؤية في نموذج الانحدار.

وبذلك يمكن تحديد مشكلة البحث في السؤال التالي:

- ما تأثير المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد ثنائي المتغير؟

أهمية البحث

تكمن أهمية البحث الحالي النقاط التالية:-

١. تزويد الباحثين بمعلومات عن أسلوب إحصائي مهم وشائع الاستخدام في أبحاث العلوم الاجتماعية وهو الانحدار الخطي المتعدد، وتوضيح الظروف السيكو مترية الجيدة المحيطة به للحصول على نموذج تنبؤ دقيق.

٢. ندرة الدراسات العربية التي تناولت المتغير القامع وتأثيره على سلامة ودقة نتائج نموذج الانحدار المتعدد.

٣. مساعدة الباحثين في التعرف على أداة بحث قوية وهامة وهو أسلوب المحاكاة التي تستخدم في مجموعة متنوعة من التخصصات، وتعمل كبديل للمنهج النظري وتساعد في تقييم الأساليب الإحصائية الجديدة.

٤. تسليط الضوء على أهمية تضمين المتغير القامع وأثر استبعاده على قيم نتائج نموذج الانحدار المتعدد.

هدف البحث:

- الكشف غن تأثير المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد ثنائي المتغير.

المفاهيم الإجرائية لمتغيرات البحث

الانحدار الخطي المتعدد Multiple Linear Regression

هو نموذج إحصائي يستخدم على نطاق واسع في مختلف العلوم وخاصة العلوم الاجتماعية؛ وذلك لفحص العلاقات السببية المفترضة بين مجموعة من المتغيرات المستقلة والمتغير التابع، فالمتغير التابع هو المتغير الذي نسعى إلى تفسيره من خلال متغير مستقل أو مجموعة من المتغيرات المستقلة، بينما المتغير المستقل هو المتغير الذي يسبب أو يؤثر في المتغير التابع، وبالتالي يعمل هذا النموذج على إعادة تكوين العلاقة بين مجوعة المتغيرات المستقلة والمتغير التابع، من خلال معادلة يكون فيها المتغير التابع دالة لمجوعة المتغيرات المستقلة وتكتب معادلته في الصورة: $Y=a + b1x1+ b2x2+\ldots\ldots\ldots+ bjxj$

حيث أن Yهو القيمة المتوقعة للمتغير التابع، a هو الثابت، b1 هو معامل الانحدار للمتغير المستقل x1 (Nayebi, 2020.P.1,2).

المتغير القامع Suppressor Variable

هو متغير منبئ غير مرتبط أو ذا ارتباط ضعيف بالمتغير التابع ولكن مرتبط بواحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة الأخرى، يساعد في إزالة التباين غير المتصل وزيادة وزن الانحدار في نموذج الانحدار المتعدد. (Pandey & Elliott, 2010).

ويُعرف إجرائياً: بأنه متغير منبئ ذا ارتباط غير دال عند مستويات أكبر من (٠٥.) مع المتغير التابع، وارتباط دال عند مستويات أقل من (٠٥.) مع المتغيرات المنبئة الأخرى في نموذج الانحدار المتعدد.

المحاكاة Simulation

هي تجارب كمبيوتر تتضمن إنشاء بيانات بأخذ عينات عشوائية زائفة من احتمالية معروفة التوزيعات؛ لتقييم الأساليب الإحصائية الجديدة وللمقارنة بين الطرق طريقتين إحصائيتين أو أكثر (Morris et al.,2019).

أو هي عملية نقوم فيها بتصميم نموذج لنظام حقيقي، ثم إجراء تجارب مع هذا النموذج بغرض فهم سلوك النظام، أو تقييم الاستراتيجيات ضمن الحدود التي يفرضها المعيار أو مجموعة المعايير لتشغيل النظام (Shannon, 1975).

حدود البحث

اقتصر البحث الحالي في حدوده على التالي:

- **الحد الموضوعي:** تحدد البحث الحالي بدراسة نموذج انحدار متعدد يتضمن متغيرين مستقلين ومتغير تابع واحد، ونوع من أنواع المتغير القامع (القامع الكلاسيكي) الذي يرتبط فيها المتغير المنبئ ارتبطا ضعيفا بالمتغير التابع وارتباطا وثيقا مع المنبئ الأخر في النموذج.
- **الحد الزماني:** تحدد البحث الحالي زمنيًا بالعام الجامعي ٢٠٢٢/٢٠٢٣م.
- **عينة الدراسة:** هي عبارة عن بيانات عشوائية حجمها في هذه الدراسة ٢٩٠، يتم توليدها باستخدام أسلوب المحاكاة من خلال برنامج Spss(version.28).
- **المنهج المستخدم:** اعتمد البحث الحالي على أسلوب المحاكاة لملائمته، وذلك لاعتماده على إجراء تجارب كمبيوترية لتوليد بيانات عشوائية من مجتمع معروف المعالم للمقارنة بين نموذجين أحدهما يتضمن المتغير القامع، والأخر لا يتضمن القامع لمعرفة أثر إدراج المتغير القامع في نموذج الانحدار المتعدد.
- **الأساليب الإحصائية: –**

١) معامل ارتباط بيرسون (Pearson Correlation Coefficient)

٢) اختبار الاعتدالية (Kolmogorov–Smirnov test)

٣) اختبار تجانس التباين (Levene test)

٤) تحليل الانحدار المتعدد (Multiple Regression Analysis)

٥) اختبار كروسكال واليس(Kruskal–Wallis test)

الإطار النظري

١- تطور مفهوم المتغير القامع:

هناك تاريخ طويل للمفاهيم المتعددة للمتغير القامع، ويعد Horst (1941) هو أول من ناقش ظاهرة وجود المتغير القامع، عند استخدامه تحليل الانحدار المتعدد للتنبؤ بمتغير تابع باستخدام اثنين أو أكثر من متغيرات التوقع، فقد لاحظ أن المتغير المنبئ الذي ليس له علاقة بالمتغير التابع (أي أن ارتباطه صفرًا أو قريبًا من الصفر)، يمكن أن يحسن التنبؤ بالمتغير التابع بزيادة قيمة R^2 عند إضافته إلى معادلة الانحدار، ووصف هذا الظاهرة بالقامع الكلاسيكي.

في حين عرف Meehl (1945) المتغير القامع بفكرة الارتباط الجزئي، بالتمييز بين مصادر مكونات التباين الذي تشكله المتنبئات والمتغير القامع، وأشار إلى أن المتغير التابع يتم توقعه من هذا الجزء من المتنبئ الذي لا يرتبط مع القامع.

وعرفه Mc Nemar بتقديم تفسير ميكانيكي لكيفية حدوث قمع Horst، وجوهر تفسيره هو أن المتغيرات المتضمنة في الانحدار المتعدد، يمكن اعتبارها نظامًا يتكون فيه كل متغير من عناصر مشتركة، يحتوي المتنبئ الصالح فيها على العديد من العناصر المشتركة مع المتغير التابع، ولكن يحتوي أيضًا على بعض العناصر غير ذات الصلة، على عكس ذلك فالمتغير القامع متنبئ ليس له –أو له عدد قليل جدًا– من العناصر المشتركة مع المتغير التابع، ولكن يشترك في العديد من العناصر غير ذات الصلة للمتنبئات الأخرى في نموذج الانحدار (Becksted, 2012).

وعرفه Darlington (1968) بأنه متغير يتلقى وزنًا سلبيًا عند إدراجه في معادلة الانحدار، وذلك عندما يكون لجميع المتغيرات ارتباطات متبادلة موجبة ووصفه بالقمع السلبي.

ويرى Conger (1974) القمع بأنه متغير يزيد من الصلاحية التنبؤية لمتغير أو مجموعة من المتغيرات الأخرى عند إدراجه في معادلة الانحدار، وهو المتغير الوحيد الذي تزداد أوزان انحداره، لذلك لا يتم تعريفه بوزن الانحدار الخاص به، ولكن بتأثيره في المتغيرات الأخرى في نموذج الانحدار، وهذا يشير إلى الحالة التي يرتبط فيها اثنين من المتنبئات ارتباطًا إيجابيًا أو سلبيًا بعضهم مع بعض وارتباطًا إيجابيًا مع المتغير التابع ووصفها بالقمع المتبادل.

في الوقت الذي يعرف Velicer (1978) القمع بمفهوم معامل الارتباط شبه الجزئي، ويتميز مفهومه بإمكانية تحويله بسهولة من حالة اثنين من المتنبئات إلى حالة العامة (عدد P من المتنبئات)، ويتفق مع التفسير المعتاد للمتنبئات (نسبة التباين المفسر)، ولا يعتمد مفهومه على تحديد مسبق للمتغير القامع، ولكن مفهومه غير قادر على تحديد المتغير الذي يعمل كقامع.

ووصفه Thompson (1998) بأنه مفهوم يبدو سيئًا وفقًا لكلمة قمع، ولكن في الحقيقة هو متغير مفيد، يحسن التنبؤ بالمتغير التابع بقمع التباين غير ذي الصلة في متغير أو متغيرات التنبؤ الأخرى، مما يسمح بطريقة غير مباشر بتقدير علاقة المتغير أو المتغيرات الأخرى بالمتغير التابع، على الرغم من أنه لا يتنبأ بطريقة مباشر بأي تباين للمتغير التابع.

وعرف Shieh (2006) القمع بإعادة صياغة مفهوم Conger ومفهوم Velicer وأطلق عليهم C–Suppressor وV–Suppressor وذلك بفحص قابليتهم للمقارنة رياضيًا وجبريًا وبيانيًا، وتوصل إلى أن قمع Conger يحدث عندما $\widehat{\beta_j^2} > \widetilde{\beta_j^2}$، وقمع Velicer يحدث عندما $\widehat{t_j^2} > \widetilde{t_j^2}$.

٢– أنواع المتغير القامع: Types of Suppressor Variable

منذ أن قدم Horst (1941) مفهوم القامع، قام العديد من المؤلفين بتوسيع هذا المفهوم مثل:

(Lubin, 1957; Lutz, 1983; Velicer, 1978; Darlington, 1968; Conger, 1974)، مما ساعد على ظهور ثلاثة أنواع للمتغير القامع، وصفهم Conger (1974) بالقامع التقليدي والقامع السلبي والقامع المتبادل، في حين وصفهم Cohen & Cohen(1975) بالقامع الكلاسيكي والقامع الصافي والقامع التعاوني، ولتوضيح هذه الأنواع الثلاثة، نفترض أن هناك متغير تابع Y و اثنين من المنبئات X1, X2.

أ– القامع الكلاسيكي (التقليدي) Classic (Traditional) Suppressor:

قدمه Horst (1941)، وفسره رياضيًا Mc Nemar (1945)، يحدث هذا النوع من القمع عند تضمين متغير منبئ (X2) له علاقة صفرية أو قريبة من الصفر مع المتغير التابع، ولكنه يرتبط ارتباطًا وثيقًا بالمتنبئ الآخر (X1) في معادلة الانحدار، يزيد من قيمة معامل الارتباط المتعدد (R^2)، على الرغم من أنه غير مرتبط بالمتغير التابع، وذلك بإزالة التباين غير ذي الصلة (تباين

الخطأ) للمتنبئ الآخر بالتابع في معادلة للانحدار، مما يترك المتنبئ الآخر كمتغير محسن للمتغير التابع. (Smith, 1992)

أعطى كل من (Cohen et al., 2003 & Tu et al., 2008) صيغة معامل الارتباط المتعدد (R^2) من $R^2_{Y.12} = \frac{r^2_{y1}+r^2_{y2}-2r_{y1}r_{y2}r_{12}}{1-r^2_{12}}$، وفي حالة القمع الكلاسيكي عندما r_{y2}= صفر، فإن $R^2_{Y.12} = \frac{r^2_{y1}}{1-r^2_{12}}$، ولأن قيمة r^2_{y1} يجب أن تكون أكبر من الصفر، وقيمة $(1 - r^2_{12})$ أقل من الواحد، مما يعني أن قيمة $R^2_{Y.12}$ تكون أكبر من r^2_{y1}.

كما أعطى أيضًا كل من (Cohen et al., 2003 & Tu et al., 2008) صيغة المعاملين $B_{Y1.2}$ و$B_{Y2.1}$ من المعادلتين: $B_{Y1.2}$ =$\frac{r_{y1}-r_{y2}r_{12}}{1-r^2_{12}}$ و $B_{Y2.1}$ =$\frac{r_{y2}-r_{y1}r_{12}}{1-r^2_{12}}$

وعندما r_{y2}= صفر في حالة القمع الكلاسيكي، فإن $B_{Y1.2}$ =$\frac{r_{y1}}{1-r^2_{12}}$ و $B_{Y2.1}$ =$\frac{-r_{y1}r_{12}}{1-r^2_{12}}$، وبالتالي تعتمد علامة $B_{Y2.1}$ على علامة r_{12}، فإذا كان هناك ارتباط سلبي بين (X1)و(X2) ستكون $B_{Y2.1}$ و $B_{Y1.2}$لهما نفس العلامة، وعندما يرتبط (X1) و(X2) ارتباطًا إيجابيًا سيكون $B_{Y2.1}$ و $B_{Y1.2}$لهما علامة معاكسة، وعندما يكون $B_{Y2.1}$له علامة موجبة وصفه كلًا من Kurs & Wilkinson (1986) بأنه قمع كلاسيكي إيجابي، بينما يكون $B_{Y2.1}$ له علامة سالبة وصفه بقمع كلاسيكي سلبي.

ب- القامع السلبي (الصافي) Negative (Net) Suppressor:

قدمه Lubin (1957)، وفسره رياضيًا Darlington (1968)، يحدث هذا النوع عندما يتلقى أحد متغيري التنبؤ (X2) وزن انحدار سلبي (بيتا)، عند ارتباطه ارتباطًا إيجابيًا ضعيفًا مع المتغير التابع، وارتباطه ارتباطًا وثيقًا مع المتنبئ الآخر في معادلة الانحدار، وظيفته هو إزالة التباين غير ذي الصلة (تباين الخطأ) للمتنبئ الآخر في معادلة الانحدار، عند تضمينه ينتج زيادة وزن انحدار X1 وسيكون وزن انحدار X2 مهمًا، ولكن بعلامة سلبية تشير إلى أنX2 يرتبط ارتباطًا وثيقًا بتباين الخطأ في X1. (Lo. 2012; Lancaster, 1999)

فإذا كانت X2 ترتبط إيجابيًا مع Y و$B_{Y2.1}$ له علامة سالبة وصفه كل من Kurs & Wilkinson (1986) بأنه قمع صافٍ سلبي، وعندما ترتبط X2 سلبيًا مع Y و $B_{Y2.1}$ له علامة موجبة وصفه بقمع صافٍ إيجابي.

ج- القامع المتبادل (التعاوني): Reciprocal (Cooperative) Suppressor

قدمه Conger (1974) وVelicer (1978)، يحدث هذا النوع عندما ترتبط المنبئات سلبًا مع بعضها، ولكن يرتبطان إيجابيًا أو سلبيًا مع المتغير التابع، في هذه الحالة يعمل كل متنبئ كقامع، فيزيد كل متغير من المتغيرات المنبئة نسبة التباين المفسر في المتغير التابع عندما يكون في المعادلة مع المتغير الآخر أكثر من تقديمه في معادلة الانحدار بمفرده، ولا يتم تعريف القامع في هذا النوع بوزن الانحدار الخاص به ولكن بتأثيره في المتغيرات الأخرى في نموذج الانحدار. (Darmawan, 2006)

يُحدد القمع المتبادل بعدة طرق منها:

١) من حيث معامل الارتباط المتعدد (R^2) من المعادلة:

$$R^2_{Y.12} > r^2_{y1} + r^2_{y2}$$

أي أنه عندما يتجاوز معامل الارتباط المتعدد $R^2_{Y.12}$ مجموع معامل الارتباط البسيط لكل متغير منبئ مع المتغير التابع (Velicer, 1978).

٢) من حيث معامل الانحدار الجزئي $B_{Y2.1}$ و$B_{Y1.2}$، يحدث القمع المتبادل عندما:

$$B_{Y1.2} > B_{Y1} \text{ أو } B_{Y2.1} > B_{Y2}$$

أي أنه عندما يتجاوز حجم كل معامل انحدار جزئي حجم كل معامل الانحدار البسيط المقابل له (Lynn, 2003; Nickerson, 2008).

٣) من حيث وزن الانحدار (بيتا)

- وفقا لمفهوم Conger يحدث القمع المتبادل عندما $B_j^{*2} > r_j^2$

عندما B_j^* هو مقدر المربعات الصغرى لمعامل الانحدار المعياري (وزن بيتا أو معامل بيتا)، و r_j هو معامل الارتباط بين y و x_j (Conger, 1974; Shieh, 2006).

- أو وفقا لمفهوم Shieh يحدث القمع المتبادل عندما $\widehat{\beta_j^2} > \widetilde{\beta_j^2}$

عندما $\widehat{\beta_j^2}$ هو مقدر المربعات الصغرى لمعامل الانحدار المعياري β_j، و$\widetilde{\beta_j^2}$ هو مقدر المربعات الصغرى لمعامل ميل نموذج الانحدار البسيط للمتغير التابع Y والمتغير المنبئ X_j (Shieh, 2006).

د- القامع المطلق أو النسبي: Absolute or Relative Suppressor

وذكرت دراسة (Pandey & Elliott, 2010) نوعًا جديدًا للقمع يُعرف بالقامع المطلق أو النسبي، تم تقديمه بواسطة (1974) Conger، وفُسره (1991)Tzelgov& Henik، يتم تعريف هذا النوع من القمع باستخدام العلاقة بين وزن انحدار (بيتا) للمتنبئ في معادلة انحدار ثنائية المتغير، وبين وزنه في معادلة الانحدار متعددة المتغيرات، أي أنه إذا كان وزن انحدار المتنبئ يزيد عند إضافة متغير جديد لمعادلة الانحدار، ولكن الزيادة لا تتجاوز وزن المتنبئ في النموذج ثنائي المتغير، فإن المتغير الجديد هو القامع النسبي، لذلك يتم اختيار القامع النسبي اختيارًا هرميًا و مقارنة وزن بيتا موحد للمتنبئات في المعادلة، قبل وبعد إدراج المتغير الذي سيكون قامعًا نسبيًا محتملًا، لذلك يجب اختيار القامع النسبي في حال وجود ثلاثة أو أكثر من المتنبئات في نموذج الانحدار.

٣- تأثير المتغير القامع:

أشارت العديد من الدراسات إلى دور المتغير القامع في نموذج الانحدار المتعدد منها ما يلي:

دراسة (MacNeill et al., 2000) التي أشارت إلى تأثير القمع لمتغير القدرة المعرفية عند فحص نتائج التأهيل الطبي لدى كبار السن في احتمال عودة المريض إلى العيش بمفرده مقابل العيش مع الآخرين أدى إلى أن المتغيرات الديموغرافية مثل: العمر والتعليم أصبحت مؤشرًا مهمًا لعودة المريض إلى العيش بمفرده عندما تم تضمين متغير القدرة المعرفية مقارنة بعدم تضمينه في النموذج.

ودراسة (Walker, 2003) التي لاحظت أنه في أثناء استخدام نموذج الانحدار المتعدد للتنبؤ برواتب الإداريين في المؤسسات التعليمية، أن متغير مستوى التعليم يعمل كقامع وذلك على الرغم من أن ارتباطه إيجابيًا وقريبًا من الصفر بالمتغير التابع (رواتب الإداريين) سواء في المؤسسات العامة (r=.010)، وفي المؤسسات الخاصة (r=.014)، وذلك بمقارنة نموذجين من الانحدار: نموذج لا يتضمن المتغير القامع (مستوى التعليم) ونموذج يتضمنه، وتوصلت إلى أن تضمين مستوى التعليم في نموذج المؤسسات الخاصة أدى إلى زيادة قيمة (R^2) من النموذج الذي استبعد فيه القامع من ٢٢ إلى ٣٦ في حالة النموذج الذي يتضمن المتغير القامع، وكذلك زادت قيمة (R^2) في نموذج المؤسسات العامة من ٢٦ إلى ٢٨.

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

ودراسة (Martz, 2003) التي أظهرت في أثناء التنبؤ بالوظيفة بين طلاب كلية ذوي الإعاقة باستخدام بعض المتغيرات النفسية والديموغرافية المستقلة، كالخبرة في العمل مدفوعة الأجر (متغير قامع)، وجدت أن متغير الخبرة في العمل مدفوعة الأجر على الرغم من أنه مؤشر غير مهم للعمل، إلا أن تضمينه في نموذج الانحدار مع مجموعة المتغيرات الأخرى تحسنت القوة التنبؤية بمقدار ثلاث مرات أي زادت قيمة إلى(R^2=.٤٦) مقارنة بالنموذج الذي استُثنِيَ منه (R^2=.١٣).

ودراسة (Paulhus et al., 2004) التي وضحت الدور الذي يلعبه المتغير القامع في التأثير في نموذج الانحدار المتعدد بدراسة متغيرات الشعور بالذنب والبخل في تفسير متغير العدوان (تابع)، فوجدت أن تأثير متغير البخل في العدوان سلبي، (beta=−0.13) زادت إلى (beta=−0.23) عند إضافة متغير الشعور بالذنب إلى نموذج الانحدار، وكذلك زادت قيمة (R^2) من ٣% عند وجود الشعور بالذنب وحده في النموذج إلى ٩% في حال وجود الشعور بالذنب والبخل معًا في نموذج الانحدار، مما يدل على أن متغير الشعور بالذنب تعمل كقامعات متبادلة لما لها من تأثير متبادل في نموذج الانحدار.

وفسرت دراسة (Woolley, 1997) أهمية تضمين المتغير القامع في نموذج الانحدار المتعدد في كونه يعمل كعامل تنظيف لتباين المتغير المنبئ الآخر (تباين الخطأ) مما يسمح للمتغير المنبئ بتفسير أكبر قدر من التباين في المتغير التابع وبالتالي زيادة إجمالي قيمة (R^2)، وبالتالي تغير المتغيرات القامعة الطريقة التي تفسر بها متغيرات التنبؤ المتغير التابع، وأوصت بأن فهم المتغيرات القامعة وكيفية عملها أمر ضروري في سلامة أبحاث العلوم الاجتماعية.

يتضح من نتائج الدراسات السابقة الدور الفعال للمتغير القامع في زيادة قيمة (R^2) وقيمة beta بعد مقارنة هذه القيم قبل وبعد إدراجه في معادلة الانحدار، كما يتبين أن المقارنة تكون بين نموذجين مختلفين في عدد المتنبئات، ففي دراسة (Walker, 2003) كانت المقارنة بين نموذجين، نموذج (١) يتضمن اثنين من المتغيرات المستقلة ومتغيرًا تابعًا واحدًا، بينما نموذج (٢) تضمن (٣) من المتغيرات المستقلة ومتغيرًا تابعًا واحدًا وذلك بإدراج القامع، بينما في دراسة (Paulhus et al., 2004) قارنت بين نموذجين أحدهما يتضمن متغيرًا منبئًا واحدًا وهو الشعور بالذنب، والنموذج الثاني يتضمن اثنين من المتنبئات وذلك بإضافة البخل كمتغير قامع، كما قارنت بين نموذجين أحدهما يتضمن متغيرًا منبئًا واحدًا وهو البخل، والنموذج الثاني يتضمن اثنين من المتنبئات وذلك بإضافة

الشعور بالذنب كمتغير قامع، وذلك لتوضيح القمع المتبادل، ولكن هذه مقارنة غير متكافئة لذلك قارن البحث الحالي بين نماذج متكافئة في عدد المتنبئات لتوضيح تأثر القامع.

٤- مشكلات الكشف عن المتغير القامع

أشارت دراسة (Lancaster, 1999) إلى مشكلات عدة تواجه الباحثين في اكتشاف المتغير القامع منها ما يلي:

١. الباحثون في بحث دائم عن العلاقات الجوهرية بين المتغيرات، ونظرًا لذلك يستخدمون متغيرات منبئة ذات ارتباط كبير بالمتغير التابع، مما يؤدي إلى عدم البحث عن المتغيرات القامعة لتضمينها في معادلة الانحدار.

٢. يمكن دمج المتغيرات القامعة في دراسة دون علم الباحث، في هذه الحالة المتغيرات التي يمكن اعتبارها غير معقولة من الناحية النظرية كمتنبئات مباشرة –قد يكون لها تأثير كمتغيرات قامعة– تحسن بطريقة غير مباشرة من القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار.

٣. التغاضي عن المتغيرات القامعة بسبب ارتباطها الصفري أو المنخفض.

٤. وفقًا لمفهوم القامع هناك مؤشرين مهمين للكشف عن تأثير القامع هما: أ- أوزان الانحدار (بيتا) ب- الارتباطات الثنائي للمتغيرات المنبئة بالتابع، ومع ذلك قد يتجاهل بعض الباحثين أحد هذه المؤشرات، مما يؤدي إلى إغفال كبير في تحليل البيانات، لذلك أوصى Thompson (1992) بأن الباحث الجيد يُفسر دائما تأثير القامع إما: بأوزان الانحدار (بيتا) ومعامل البنية Structure Coefficient أو أوزان الانحدار (بيتا) ومعاملات ارتباط المتنبئات الثنائية بالمتغير التابع.

إجراءات الدراسة:

تشمل منهجية توليد البيانات والمعالجة الإحصائية:

أولاً توليد البيانات:

استخدمت الحزمة الإحصائية(V:28) SPSS ، لتوليد بيانات الدراسة الحالية بغرض فحص أثر وجود / عدم وجود المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد، وذلك بمقارنة نموذجين أحدهما يتضمن المتغير القامع، والنموذج الأخر لا يتضمن متغير قامع، تحت توليفة الشروط التالية:

١. **حجم العينة:** ٢٩٠، والحد الأدنى لعدد الوحدات التي يتم توليدها لكل Data Sate هو ١٠٠٠

٢. **التوزيع:** اعتدالي للمجتمع الأصلي

٣. **الخصائص الوصفية:** المتوسط الحسابي ٥٠، الانحراف المعياري ٥، المدى يتراوح بين (١٠٠:٢٠).

٤. **عدد المتغيرات:** اثنين من المتغيرات المستقلة X1,X2 ومتغير تابع واحدY .

٥. **التكرار:** ٧٥٠٠ تكرار، وفقا لدراسة (Mundform et al., 2011) التي أوصت بأن من ٧٥٠٠ إلى ٨٠٠٠ تكرار كافية لتحقيق نتائج مستقرة في دراسات المحاكاة.

٦. **معاملات الارتباط من خلال مستوى الدلالة وفقا لجدول (١):**

جدول (١)

قيم معاملات الارتباط ومستوى دلالتها قبل إدخال البيانات

ضعيف غير دال		متوسط دال		مرتفع دال	
R	P-value	R	P-value	R	P-value
.051	.107	.063	.046	.081	.01
.053	.094	.065	.040	.083	.0086
.055	.082	.067	.034	.085	.0072
.057	.072	.073	.021	.087	.0059
.059	.062	.075	.017	.089	.0049

ويمكن تلخيص توصيف تصميم الدراسة على النحو المبين بالجدول (٢):

جدول (١)

وصف تصميم الدراسة

رقم النموذج	الموقف	الوصف	عدد الحالات
١	نموذج انحدار بوجود تعددية خطية ووجود متغير قامع.	• (RX1X2) و (RX1Y) دال عند مستويات أقل من (٠٥.). • (RX2Y) غير دال عند مستويات أكبر من (٠٥.).	٢٠٠
٢	نموذج انحدار بعدم وجود تعددية خطية وعدم وجود متغير قامع.	• (Rx1x2) غير دال عند مستويات أكبر من (٠٥.). • (Rx2y) و (Rx1y) دال عند مستويات أقل من (٠٥.).	٩٠

ثانيًا الخصائص الوصفية للبيانات المولدة:

- تم حساب معامل ارتباط بيرسون (Pearson Correlation Coefficient) للبيانات المولدة للمتغيرات المنبئة x1,x2 والمتغير التابعy .
- تم حساب المتوسط الحسابي والانحراف المعياري والمدى للبيانات المولدة للمتغيرات المنبئة x1,x2 والمتغير التابعy.
- تم التحقق من شرط الاعتدالية بواسطة اختبار (Kolmogorov–Smirnov)، لتطبيق الأسلوب الإحصائي المناسب للبيانات المولدة للمتغيرات المنبئة x1,x2 والمتغير التابع.y

ثالثا المعالجة الإحصائية:

عند التحقق من شرط الاعتدالية، لوحظ أن قيم مستوى الدلالة (P–Value) للمتغيرين المنبئين X1,X2 والمتغير التابع Y في كلا النموذجين أكبر من مستوى الدلالة القياسي (٠٥.)، مما يشير إلى أن توزيع البيانات توزيعًا اعتداليًا، لذلك تم استخدام الانحدار الخطي المتعدد، والتوصل إلى (١٣) مؤشراً لكل نموذج متمثلة في: قيم معامل التحديد (R^2) ، معامل التحديد المعدل، معامل

الانحدار (b1)، معامل الانحدار (b2)، قيمة (ف)، مستوى دلالة (ف)، الخطأ المعياري، قيمة (Beta1)، قيمة (Beta2)، قيمة (ت١)، قيمة (ت٢)، مستوى دلالة (ت١)، مستوى دلالة (ت٢).

نتائج البحث ومناقشتها وتفسيرها:

ينص الفرض على أنه يوجد تأثير المتغير القامع على نتائج تحليل الانحدار المتعدد ثنائي المتغير، ولقبول أو رفض هذا الفرض يتم التعرف على تأثير المتغير القامع كمتغير مستقل على قيم نتائج تحليل الانحدار المتعدد ثنائي المتغير (١٣ مؤشر) كمتغير تابع وذلك بمقارنة هذه القيم في نموذجين: ١- نموذج بوجود تعددية خطية ووجود متغير قامع ٢- نموذج بعدم وجود تعددية خطية وعدم وجود متغير قامع، وقبل إجراء المقارنة يجب التأكد من اعتدالية توزيع النتائج بواسطة اختبار (Kolmogorov–Smirnov test) واختبار تجانس التباين (Levene test) كما موضح في الجدول رقم (٣):

جدول (٣)

اعتدالية وتجانس قيم نتائج الانحدار المتعدد (١٣مؤشر) في النموذجين (١) و(٢)

الاختبار	رقم النموذج	الاعتدالية			التجانس		
		Kolmogorov–Smirnov test			Levene test		
		الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة	الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة
معامل التحديد (R^2)	١	.388	200	أقل من .٠٠١	19.727	398	أقل من .001
	٢	.232	200	أقل من .٠٠١			
معامل	1	.385	200	أقل من .٠٠١	18.959	398	أقل من

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

الاختبار	رقم النموذج	الاعتدالية			التجانس		
		Kolmogorov–Smirnov test			Levene test		
		الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة	الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة
التحديد المعدل	2	.232	200	أقل من .٠٠١			.001
معامل الانحدار (b1)	1	.144	200	أقل من .٠٠١	.062	398	.804
	2	.122	200	أقل من .٠٠١			
معامل الانحدار)b2(	1	.127	200	أقل من .٠٠١	86.846	398	أقل من .001
	2	.165	200	أقل من .٠٠١			
قيمة (ف)	1	.052	200	.200	34.050	398	أقل من .001
	2	.071	200	.015			
مستوى دلالة (ف)	1	.080	200	.003	4.910	398	.027
	2	.062	200	.057			
الخطأ المعياري	1	.145	200	أقل من .001	53.679	398	أقل من .001
	2	.140	200	أقل من .001			
قيمة	1	.121	200	أقل من .001	1.705	398	.192

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

الاختبار	رقم النموذج	الاعتدالية			التجانس		
		Kolmogorov–Smirnov test			Levene test		
		الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة	الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة
(Beta1)	**2**	.480	200	**أقل من .001**			
قيمة (Beta2)	**1**	.113	200	**أقل من .001**	137.33	398	**أقل من .001**
	2	.152	200	**أقل من .001**			
قيمة (ت١)	**1**	.085	200	**أقل من .001**	.000	398	.998
	2	.093	200	**أقل من .001**			
قيمة (ت٢)	**1**	.082	200	**أقل من .001**	146.228	398	**أقل من .001**
	2	.167	200	**أقل من .001**			
مستوى دلالة (ت١)	**1**	.124	200	**أقل من .001**	.340	398	.560
	2	.124	200	**أقل من .001**			
مستوى دلالة	**1**	.073	200	**أقل من .001**	80.597	398	**أقل من .001**

الاختبار	رقم النموذج	الاعتدالية			التجانس		
		Kolmogorov–Smirnov test			Levene test		
		الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة	الإحصاء	درجة الحرية	الدلالة
(ت٢)	2	.094	200	أقل من .001			

يتضح من جدول (٣) عدم تحقق شرط الاعتدالية وتجانس التباين في قيم نتائج كلا النموذجين (١) و(٢)، لذلك يتم اللجوء إلى اختبار كروسكال واليس البديل اللابارامتري للمقارنة بين نتائج النموذجين.

جدول (٤)

جدول لتوضيح قيم اختبار كروسكال واليس في كلا النموذجين (١)، (٢)

البيان / معاملات الانحدار	رقم النموذج	Kruskal–Wallis test (H)	درجة الحرية	مستوى الدلالة
معامل التحديد (R^2)	١	49.737	1	أقل من .٠٠١
	٢			
معامل التحديد المعدل R^2(–adj)	١	٤٨.٥٩١	١	أقل من .٠٠١
	٢			
معامل الانحدار (b1)	١	٢.٦٧٣	١	.١٠٢
	٢			
معامل الانحدار (b2)	١	١٠١.٣٠٨	١	أقل من .٠٠١
	٢			

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

قيمة (ف)	١	٥٣.٨١٩	١	أقل من .٠٠١
	٢			
مستوى دلالة (ف)	١	٥١.٨١٩	١	أقل من .٠٠١
	٢			
الخطأ المعياري	١	٦٥.٣٦٤	١	أقل من .٠٠١
	٢			
قيمة (Beta1)	١	١.٩٣٣	١	.١٦٤
	٢			
قيمة (Beta2)	١	١٠١.٦٣٥	١	أقل من .٠٠١
	٢			
قيمة (ت١)	١	٥.٥٧٠	١	.٠١٨
	٢			
قيمة (ت٢)	١	١٠٥.٤٧٤	١	أقل من .٠٠١
	٢			
مستوى دلالة (ت١)	١	٥.٠٤٤	١	.٠٢٥
	٢			
مستوى دلالة (ت٢)	١	١٠٣.٩٢٩	١	أقل من .٠٠١
	٢			

جدول (٥)

جدول لحساب المتوسط والانحراف المعياري لنتائج الانحدار المتعدد في النموذجين (١) و(٢)

البيان / معاملات الانحدار	رقم النموذج	وصف النموذج	المتوسط	الانحراف المعياري
معامل التحديد (R^2)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0063	.00052
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0068	.00078
معامل التحديد المعدل	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0043	.00052
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0048	.00078
معامل الانحدار (b1)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0068	.00289
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0069	.00290
معامل الانحدار (b2)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0351	.0418
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.00435	.00756
قيمة (ف)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	3.146	.2231
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	3.404	.3644

Print: (ISSN: 0561-2537) Online:(ISSN: 5292-2735)

مستوى دلالة (ف)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0445	.0099
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0358	.0119
الخطأ المعياري	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	4.981	.0014
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	4.979	.0025
قيمة (Beta1)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0694	.00296
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0729	.04466
قيمة (Beta2)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.0329	.00283
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0394	.00713
قيمة (ت١)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	2.1909	09317
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	2.2089	.09317
قيمة (ت٢)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	1.0406	.08871
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	1.25697	.24484
مستوى دلالة (ت١)	١	وجود تعددية خطية و وجود	.0294	.0068

		قامع		
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.0281	.0066
مستوى دلالة (ت٢)	١	وجود تعددية خطية و وجود قامع	.2999	.04086
	٢	عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود قامع	.2241	.07603

نتائج الفرض:

١- يتضح من جدول (٤) وجدول (٥) وجود فروق ذات دلالة إحصائية في متوسط قيم معامل التحديد (R^2) ومعامل التحديد المعدل ومعامل الانحدار(b2) و قيمة (Beta2) وقيمة (ف) وقيمة (ت١) وقيمة (٢ت) لصالح نموذج عدم وجود تعددية خطية وعدم وجود متغير قامع (نموذج ٢).

٢-كما يتضح من جدول (٤) وجدول (٥) وجود فروق ذات دلالة إحصائية في متوسط قيم الخطأ المعياري ومستوى دلالة (ف) ومستوى دلالة (ت١) ومستوى دلالة (ت٢) لصالح نموذج وجود تعددية خطية ووجود متغير قامع (نموذج ١).

٣- كما يتضح من جدول (٤) وجدول (٥) عدم وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين متوسط قيم معامل الانحدار (b1) وقيم (beta١) وقيم (ت١) في كلا النموذجين (١) و(٢).

تفسير النتائج:

يتضح من النتائج السابقة أن وجود المتغير القامع في نموذج (٢) قلل من قيم معامل التحديد (R^2) ومعامل التحديد المعدل ومعامل الانحدار(b2) و قيمة (Beta2) وقيمة (ف) وقيمة (ت١) وقيمة (٢ت)، وعمل أيضا على زيادة قيم الأخطاء المعيارية وقيم مستويات دلالة (ف)، (ت١)، (ت٢)، وهذا عكس ما ذكرته الأدبيات السابقة للمتغير القامع مثل: (Lo,2012; Ludlow&Klein,2014; Martz,2003; Pandey&Elliot,2010; Paulhus et al.,2004;

(Walker,2003; Woolley,1997) ، فقد أشارت أن إدراجه في نموذج الانحدار يحسن من القدرة التنبؤية للنموذج، ويمكن تفسير ذلك وفقًا للأسباب الأتية:

- وجود ارتباطات دالة إحصائيًا بين قيم المتغيرات التابعة (١٣ مؤشر) عند عمل مصفوفة ارتباط لها، مما دل على وجود تعددية خطية بين المتغيرات التابعة (١٣مؤشر)، لذلك يجب عمل معالجة للتعددية الخطية وإجراء تحليل MA Nova للمتغيرات التابعة في نموذج واحد وليس بشكل منفصل لكل متغير تابع (مؤشر) على حدي، فقد يكون ذلك أول سبب لحدوث هذه النتائج.
- وقد تكون هذه النتائج، نتيجة اعتماد الدراسة الحالية على الدلالة الإحصائية وليس على الدلالة العملية، فالدلالة الإحصائية تحكم على مقارنة قيم معامل الارتباط بقيمة احتمالية بغض النظر عن قيمة معامل الارتباط، في حين أن الدلالة العملية تركز على قيمة معامل الارتباط نفسه.
- التعددية الخطية بين المتنبئات هي جزء من مفهوم المتغير القامع، وفي هذا الصدد أشارت دراسة (Akinwande et al.,2015) أن عند استخدام المتغير القامع تكون قيمة VIF<5، أي لا تحقق التعددية الخطية، ولكن الدراسة الحالية اعتمدت على ارتباطات داله تدل على وجود تعددية خطية قوية، مما ساعد على وجود الآثار السلبية لهذه الظاهرة.
- ومن الأسباب الأخرى التي قد أدت اختلاف نتائج البحث الحالي عن الدراسات السابقة للمتغير القامع، أن الدراسات السابقة قارنت بين نموذجين مختلفين في عدد المتنبئات ، أحدهما عدد متنبئاته n والأخر عدد متنبئاته n+1 والمنبئ الإضافي هو القامع، ولكن الدراسة الحالية قارنت بين نموذجين متساويين في عدد المتنبئات أحدهما يتضمن المتغير القامع والأخر بدون متغير قامع، وسبب عدم اتباع الدراسات السابقة أن تكون المقارنة متكافئة وغير متحيزة، ولكن أدى ذلك إلى تضارب النتائج ، لذلك أوجه الباحثين إلى أن المتغير القامع هو إضافة متغير منبئ له ارتباط صفري أو قريب من الصفر بالمتغير التابع، وله ارتباط دال عمليا بالمتنبئات الأخرى في نموذج الانحدار، تظهر أهميته عند إدراجه في نموذج الانحدار مع الأخذ في الاعتبار قيم معامل التحديد المعدل وليس معامل التحديد أنه غير حساس لعدد المتنبئات في حين أن معامل التحديد حساس لعدد المتنبئات وفقا لدراسة(Pandey&Elliott,2010).

قد يكون لجميع الأسباب السابقة أو أحدها دور في حدوث اختلاف النتائج مع أدبيات المتغير القامع، كما تفتح المجال لدراسات أخرى، وبالتالي تكون الدراسة الحالية حققت هدفها باستخدام المحاكاة لمعرفة الظروف السيكو مترية التي يعمل بها المتغير القامع، وأن الظروف الموجودة في البحث الحالي يجب تجنبها عند استخدام المتغير القامع لتحسين التنبؤ في نموذج الانحدار.

التوصيات والبحوث المقترحة:

- إجراء تحليل MA Nova لقيم المتغيرات التابعة (١٣مؤشر) في نموذج واحد، وليس لكل مؤشر على حدي بعد الكشف عن وجود التعددية الخطية بين هذه المؤشرات ومعالجتها بإحدى الطرق المعروفة مثل: انحدار Ridge، أو المكونات الرئيسية.
- الاعتماد على الدلالة العملية عند تحديد المتغير القامع وأنواعه، وليس على الدلالة الإحصائية لأنها لا تعطي النتائج المرجوة.
- إجراء بحوث محاكاة أخرى يتوفر فيها الظروف السيكو مترية المناسبة لحدوث القمع، مع تجنب الظروف التي تمنع من حدوثه.
- استخدام معامل تضخم التباين VIF لتحديد درجة التعددية الخطية بين المتغير المنبئ (القامع) والمتغيرات المنبئة الأخرى في النموذج، بحيث تكون أقل من ٥ لتحقيق النتائج المرجوة.
- الاعتماد على قيمة معامل التحديد المعدل في توضيح أهمية إضافة المتغير القامع إلى نموذج الانحدار لعدم حساسيته لعدد المتنبئات على عكس معامل التحديد.

المراجع

الراوي، خاشع محمود. (١٩٨٧). *المدخل إلى تحليل الانحدار*. دار الكتب للطباعة والنشر.

القحطاني، سعد سعيد. (٢٠١٥). *الاحصاء التطبيقي للمفاهيم الأساسية وأدوات التحليل الإحصائي الأكثر استخداما في الدراسات والبحوث الاجتماعية والإنسانية باستخدام spss*. معهد الادارة العامة.

Akinwande, M.o., Dikko,H.G., Samson,A. (2015). Variance inflationfactor: As a condition for the inclusion of suppressor variable(s) in regression analysis. *Journal of Statistics,5,*754-767. http://dx.doi.org/10.4236/ojs.2015.57075

Beck stead, J. W. (2012). Isolating and examining sources of suppression and multi collinearity in multiple linear regression. *Multivariate Behavioral Research, 47*(2), 224-246. http://dx.doi.org/10.1080/00273171.2012.658331

Bangdiwala, S. I. (2018, Feb 5). Regression: Simple linear. *International Journalof Injury Control and Safety Promotion, 25*(1), 113-115. http://dx.doi.org/10.1080/17457300.2018.1426702

Cohen, J. and Cohen, P. (1975). *Applied multiple regression correlation analysis for the behavioral sciences* (2nded.). Lawrence Erlbaum Associates.

Cohen, J., West, S.G., Aiken, L. and Cohen, P. (2003*) Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (3end ed.). Mahwah, NJ.: Erlbaum Associates.

Conger, A. J. (1974). A revised definition for suppressor variables: A guide to their identification and interpretation. *Educational and Psychological Measurement, 34*(1), 35-46. https://doi.org/10.1177/001316447403400105

Darlington, R. B. (1968). Multiple regression in psychological research and practice. *Psychological Bulletin, 69*(3), 161-182. https://doi.org/10.1037/h0025471

Darmawan, I. G. (2006). Suppressor variables and multilevel mixture. *International Education Journal, 7*(2), 160-173. ISSN 1443-1475 © 2006 Shannon Research Press.

Gogtay, N.J., Deshpande, S. P., Thatte, U.M. (2017). Principles of regression analysis. *Journal of The Association of Physicians of India, 65. 48-52.*

Horst, P. (1941). The prediction of personal adjustment. *Social Science Research Council Bulletin, 48.*

Krus, D.J. and Wilkinson, S.M. (1986). Demonstration of properties of a suppressor variable. *Behavior Research Methods*, Instruments, and Computers, *18*, 21-24.

Lancaster, B. P. (1999, January 21). Defining and interpreting suppressor effects: Advantages and limitations. *Paper presented at the Annual Meeting of the Southwest Educational Research Association*, San Antonio.

Lo, Y. (2012). *How a suppressor variable affects the estimation of causal effect: Examples of classical and reciprocal suppressions*. Doctor Of Philosophy Measurement and Quantitative Methods.

Lubin, A. (1957). Some formulae for use with suppressor variables. *Educational and Psychological Measurement, 17*(2), 286-296. https://doi.org/10.1177/001316445701700209

Ludlow, L., & Klein, K. (2014). Suppressor Variables: The difference between “Is” versus "Acting As". *Journal of Statistics Education, 22*(2). 1-28

Lutz, J. G. (1983). A method for constructing data which illustrate three types of suppressor variables. *Educational and Psychological Measurement*. (43) 373-377. https://doi.org/10.1177/001316448304300206

Lynn, H. S. (2003), “Suppression and confounding in action*,” The American Statistician, 57*(1), 58-61. http://dx.doi.org/10.1198/0003130031090

MacKinnon, D. P., Krull, J. L., & Lockwood, C. M. (2000). Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect. *Prevention Science, 1*(4), 173-181. https://doi.org/10.1023/A:1026595011371

Martz, E. (2003). Invisibility of disability and work experience as predictors of employment among community college students with disabilities. *Journal of Vocational Rehabilitation, 18*, 153-161.

Meehl, P.E. (1945). A simple algebraic development of Horst's suppressor variables. *American Journal of Psychology, 58*, 550-554.

Morris, T.P, White, I.R, & Crowther, M.J. (2019). Using simulation studies to evaluate statistical methods. *Wiley Statistics in Medicine, 38,* 2074-2102. https://doi.org/10.1002/sim.8086

Montgomery, D.C., Peck, E.A. and Vining, G.G. (2012). *Introduction to linear regression analysis(5^{end}.ed).* Wiley & Sons, Inc.

Mundfrom, D. J., Smith, M. D., & Kay, L. W. (2018, January). The effect of multicollinearity on prediction in regression models. *General Linear Model Journal, 44*(1), 24-28. https://doi.org/10.31523/glmj.044001.003

Nayebi, H. (2020) Advanced statistic for testing assumed casual relationships: Multiple regression analysis path analysis logistic regression analysis. *University of Tehran Science and Humanities Serie*s.

Nickerson, C. (2008). Mutual suppression: A comment on Paulhus et al. (2004*). Multivariate Behavioral Research, 43,* 556–563. https://doi.org/10.1080/00273170802490640

Pandey, S., & Elliott, W. (2010, June). Suppressor variables in Social work research: Ways to identify in multiple regression models. *Journal of the Society for Social Work and Research, 1*(1), 28–40. https://doi.org/ 10.5243/jsswr.2010.2

Paolella, M. S. (2019). *Linear models and time-series analysis regression, anova, arma and garch*. John Wiley & Sons.

Paulhus, D. L., Robins, R.W., Trzesniewski, K. H., & Tracy, J. L. (2004). Two replicable suppressor situations in personality research. Multivariate *Behavioral Research, 39,* 303-328. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr3902_7

Shannon, R.E. (1975). *Systems simulation: The art and science*. Prentice-Hall.

Shieh, G. (2006). Suppression situations in multiple linear regression. *Educational and Psychological Measurement, 66*, 435–447. http://dx.doi.org/10.1177/0013164405278584

Smith, R. L., Ager, J. W., & Williams, D. L. (1992). Suppressor variables in multiple regression/correlation. *Educational and Psychological Measurement, 52*, 17-29. https://doi.org/10.1177/001316449205200102

Thompson, B. (1992, April). Interpreting regression results: Beta weights and structure coefficients are both important. *Paper presented at the annyal meeting of the American Educational Research Association, San Francisco.*

Thompson, B. (1998, April). Five methodology errors in educational research: The pantheon of statistical significance and other faux pas. *Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, San Diego.*

Tu, Y. K., Gunnell, D., & Gilthorpe, M. S. (2008). Simpson's paradox, lord's paradox, and suppression effects are the same phenomenon–the reversal paradox. *Emerging Themes in Epidemiology, 5*(2).

Tzelgov, J., & Henik, A. (1991). Suppression situations in psychological research: Definitions, implications, and applications. *Psychological Bulletin, 109*, 524-536
https://doi.org/10.1037/0033- 2909.109.3.524

Velicer, W. F. (1978). Suppressor variables and the semipartial correlation coefficient. *Educational and Psychological Measurement, 38*, 953–958 https://doi.org/10.1177/001316447803800415

Walker, E. (1989) Detection of collinearity- influential observations, *Communications in Statistics - Theory and Methods, 18*(5), 1675-1690. https://doi.org/10.1080/03610928908829993

Woolley, K. K. (1997, January). How variables uncorrelated with the dependent variable can actually make excellent predictors: The important suppressor variable case. *Paper presented at the Annual Meeting of the Southwest Educational Research Association*, Austin, 2.