

قياس القدرة التنبؤية لطريقتي المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف

"دراسة قياسية على سوق الأوراق المالية المصري"¹

أ.د. مصطفى عبد المنعم الخواجة

الأستاذ بقسم الإحصاء والرياضة والتأمين

كلية الأعمال – جامعة الإسكندرية

Mostafa.elkhwaga@alexu.edu.eg

أ. أحمد عطا مخيمر عطا

معيد بقسم الإحصاء والرياضة والتأمين

كلية الأعمال – جامعة الإسكندرية

Ahamed.Atta@alexu.edu.eg

د. سمية محمد على

مدرس بقسم الإحصاء والرياضة والتأمين

كلية الأعمال – جامعة الإسكندرية

Somaia.Said@alexu.edu.eg

ملخص البحث

يواجه الكثير من الباحثين في الغالب بيانات تعاني من سقوط بعض افتراضات طريقة OLS، كحالة وجود ارتباط خطي قوي بين بعض المتغيرات المستقلة وهو ما يعرف بمشكلة الازدواج الخطي Multicollinearity، ومن ثم لا يصلح استخدام طريقة المربعات الصغرى العادية OLS مع مثل هذه البيانات، إذ تكون القيم المتنبأ بها في هذه الحالة غير دقيقة ولا يمكن الاعتماد عليها في الاستدلال الإحصائي. لذلك ظهرت طرق أخرى بديلة لطريقة OLS عند تقدير نموذج انحدار خطي Linear Regression تعاني بياناته من مشكلة الازدواج الخطي، منها طريقة المربعات الصغرى المقيدة Restricted least square، وحديثاً اعتمدت كثير من الدراسات على طريقة برمجة الأهداف Goal Programming في تقدير معالم نموذج الانحدار

يهدف هذا البحث قياس القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار الخطي المتعدد من خلال عقد مقارنات بين طريقتي المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف وذلك في حالة وجود مشكلة الازدواج الخطي، كما تم تقديم أسلوب مقترح وهو أسلوب برمجة الأهداف المقيدة Restricted Goal Programming كطريقة تقدير للحد من مشكلة الازدواج الخطي.

ولتحقيق أهداف البحث تم تصميم دراسة قياسية للتنبؤ بأسعار الأسهم - كمتغير تابع - لبعض الشركات المساهمة المقيدة ببورصة الأوراق المالية المصرية وبعض عناصر القوائم المالية - كمتغيرات مستقلة - لهذه الشركات خلال الفترة من 2017 إلى 2020. أوضحت النتائج قبول القدرة التنبؤية لطريقة برمجة الأهداف كأسلوب بديل في تقدير نموذج LR حيث لا يتطلب أى افتراضات في البيانات، وقبول القدرة التنبؤية للأسلوب المقترح RGP في تقدير نموذج LR في ظل مشكلة الازدواج الخطي.

الكلمات الدالة

الانحدار الخطي المتعدد، المربعات الصغرى المقيدة، برمجة الأهداف، القدرة التنبؤية، الازدواج الخطي

¹ تم تقديم البحث في 2025/8/23، وتم قبوله للنشر في 2025/9/23.

(1) مقدمة

يمثل الهدف الأساسي من أغلب البحوث الإحصائية وخاصة القياسية منها في تحليل وتقييم العلاقات بين مجموعة من المتغيرات بغرض الوصول إلى صيغة (نموذج) model تصف هذه العلاقات. ويهتم الاقتصاد القياسي بطرق وأساليب تلك العلاقات وذلك لتقديرها بعد صياغتها في نموذج إحصائي. وبناءً عليه، يعد التنبؤ بسلوك الظواهر الإقتصادية من أهم أهداف الاقتصاد القياسي، ويعرف التنبؤ العلمي بأنه تقدير كمي للقيم المتوقعة للمتغيرات التابعة في المستقبل القريب بناءً على ما هو متاح من معلومات عن الماضي والحاضر. يعتبر تحليل الانحدار أحد الأساليب الإحصائية الهامة لدراسة العلاقة بين المتغيرات، حيث يختص بقياس العلاقة بين متغير واحد يسمى بالمتغير التابع (الاستجابة) Response Variable ومتغير آخر أو مجموعة من المتغيرات تسمى بالمتغيرات المستقلة (التفسيرية) Explanatory Variables، ويعد نموذج الانحدار أحد الأساليب الهامة المستخدمة في التنبؤ، كما يعد نموذج الانحدار الخطي Linear Regression من أكثر النماذج ملاءمة للكثير من الظواهر الإقتصادية. هناك العديد من طرق تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي، كما يعتبر نموذج الانحدار الخطي أداة قوية ومناسبة لفهم العلاقات بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة (التفسيرية)، من أجل ذلك، ولضمان دقة النموذج المقدر يجب أن تكون طرق التقدير فعالة حتى ينتج عنها مقدرات كفاء وغير متحيزة ولها أقل تباين، وتعد طريقة المربعات الصغرى العادية Ordinary least square (OLS) من أشهر تلك الطرق، ولإستخدام طريقة (OLS) لابد من تحقق افتراضات جاوس – ماركوف Gauss-Markove في بيانات العينة، ومن بين هذه الافتراضات عدم وجود ازدواج خطي بين المتغيرات المستقلة، إذ تكون القيم المتنبأ بها في هذه الحالة غير دقيقة ولا يمكن الإعتماد عليها في الاستدلال الإحصائي. لذلك ظهرت طرق أخرى بديلة لطريقة OLS عند تقدير نموذج انحدار خطي LR تعاني بياناته من مشكلة الإزدواج الخطي، منها طريقة المربعات الصغرى المقيدة Restricted least square، وحديثاً اعتمدت كثير من الدراسات على طريقة برمجة الأهداف Goal Programing في تقدير معالم نموذج الانحدار (Lobna, 2016; Al-Sabbah & Al Ibraheemi, 2021).

وتسعى الدراسة الحالية للمقارنة بين طريقتي المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف في تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي اعتماداً على قياس القدرة التنبؤية.

(1-1) مشكلة الدراسة

إن توافر الافتراضات الخاصة لإستخدام طريقة المربعات الصغرى العادية (OLS) يجعلها مقبولة تطبيقياً لغرض اختبارات الفروض وإيجاد فترات الثقة لمعالم النموذج المقدر، إلا أنه في الواقع العملي تعاني الكثير من البيانات من سقوط بعض إفتراضات طريقة (OLS) مما يؤدي إلى فقد معالم النموذج المقدر صفة الكفاءة Efficiency، وأيضاً صغر حجم الأخطاء المعيارية للمعالم المقدر وبالتالي قبول بعض المتغيرات المستقلة غير المعنوية إحصائياً في النموذج، ومن ثم اختبارات الفروض غير دقيقة أو غير ملائمة مما يؤثر بشكل كبير على النتائج المتحصل عليها. من أجل ذلك، كانت هناك حاجة ضرورية وملحة إلى البحث عن أسلوب بديل لتقدير

معالم نموذج الانحدار، ومن ثم القدرة على التنبؤ في ظل وجود مشكلة ازدواج خطي، لذا تتلخص مشكلة الدراسة فيما يلي:

- كيف يمكن الاعتماد على طريقة (GP) في تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي في ظل وجود مشكلة ازدواج خطي.
- ما مدى كفاءة طريقة (GP) في التنبؤ مقارنةً بطرق التقدير الأخرى.

(2-1) الهدف من الدراسة

تهدف الدراسة في جانبها النظري ما يلي:

(1-2-1) استخدام طريقة برمجة الأهداف الخطية في تقدير معالم نموذج انحدار خطي في حالة وجود مشكلة ازدواج خطي.

(2-2-1) قياس القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار الخطي من خلال عقد مقارنات بين بعض طرق التقدير المختلفة ويذكر منها :

○ طريقة برمجة الأهداف الخطية.

○ طريقة المربعات الصغرى المقيدة.

كما تهدف الدراسة إلى اقتراح أسلوب جديد يعتمد على طريقة برمجة الأهداف ويمكن تسميته طريقة برمجة الأهداف المقيدة Restricted Goal Programing للحد من تأثير مشكلة الازدواج الخطي، ثم مقارنة هذا الأسلوب المقترح بطريقتي طريقة المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف من حيث القدرة التنبؤية.

وتهدف الدراسة في جانبها التطبيقي إلى الاعتماد على بيانات فعلية بأحجام عينات مختلفة لأسعار الأسهم الخاصة ببعض الشركات المقيدة بالبورصة المصرية، وذلك وفقاً للخطوات التالية:

- الاعتماد على عينات مختلفة لبيانات فعلية بها مشكلة ازدواج خطي.
- تقدير نموذج انحدار خطي لهذه البيانات بالاعتماد على طريقتي التقدير المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف والأسلوب المقترح.
- مقارنة طرق التقدير المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف والأسلوب المقترح بالاعتماد على معيار القدرة التنبؤية.

(3-1) أهمية موضوع الدراسة

تكمن أهمية هذه الدراسة فيما يلي:

- تقييم الخصائص الإحصائية لطريقة برمجة الأهداف الخطية في تقدير نموذج انحدار خطي وذلك في حالة وجود مشكلة الازدواج خطي

- تقديم أسلوب جديد مقترح RGP لتقدير معالم نموذج انحدار خطى المتعدد المقيد فى حالة وجود مشكلة ازدواج خطى

- تقييم خصائص مقدرات الأسلوب المقترح RGP فى التقدير فى حالة وجود الازدواج الخطى.

- التنبؤ بأسعار الأسهم الخاصة ببعض الشركات المقيدة بالبورصة المصرية.

يحتوى هذا البحث على ستة أقسام رئيسة، يختص القسم الأول بعرض المقدمة بينما اختص القسم الثانى بطرق تقدير نموذج الانحدار الخطى المتعدد محل البحث، ويختص القسم الثالث بعرض الأسلوب المقترح: أسلوب برمجة الأهداف المقيدة **Restricted Goal Programing**، وعرض القسم الرابع: قياس القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار الخطى المتعدد، بينما يختص القسم الخامس بعرض الدراسة القياسية، وأخيراً يختص القسم السادس بعرض النتائج والتوصيات المقترحة

(2) طرق تقدير نموذج الانحدار الخطى المتعدد محل البحث

اشتملت الأدبيات السابقة على العديد من طرق تقدير نموذج الانحدار الخطى

(1-2) طريقة المربعات الصغرى المقيدة (Restricted least square (RLS)

أوضح كلٌ من (1991) Greene & Seaks؛ (2021) Elkhwaga أن طريقة (RLS) من الطرق المستخدمة فى تقدير معالم نموذج الانحدار الخطى فى حالة وجود مشكلة الازدواج الخطى بين المتغيرات التفسيرية Multicollinearity، وتعد هذه الطريقة امتداد لطريقة (OLS) وبالتالي فهى تعتمد على نفس الافتراضات، هذا إلى جانب إضافة قيود خطية أو غير خطية على النموذج الذى يتم تقديره باستخدام المربعات الصغرى.

وتعتمد طريقة المربعات الصغرى المقيدة RLS فى تقدير معالم نموذج الانحدار الخطى على إدخال معلومات إضافية تُعرف بالقيود (Restrictions) يتم فرضها على هذه المعالم، وتستند هذه القيود غالباً إلى خلفيات نظرية مستمدة من الفرضيات الاقتصادية أو المعرفة العلمية أو حتى من الخبرات السابقة للباحث أو المحلل الإحصائي. وتعد هذه الطريقة امتداداً لطريقة المربعات الصغرى العادية OLS، ولكنها تختلف عنها بإدخال هذه القيود صراحةً فى عملية التقدير، مما يؤدي إلى تحسين خصائص المقدرات الناتجة.

بفرض أنه تم وضع مجموعة من القيود (q) على متجه المعالم ($\beta_{k,1}$) كما يلى :

$$r_{q,1} = R_{q,k} \beta_{k,1} \quad (2 - 1)$$

حيث

$R_{q,k}$: مصفوفة المعلومات المسبقة عن المعالم وهى من الرتبة $q \times k$

q : عدد القيود المفروضة على معالم نموذج الانحدار الخطى المتعدد

$r_{q,1}$: متجه عمود من العناصر المعلومة ذات لأبعاد $(q \times 1)$

وتكون مقدرات (RLS) هى الصورة المعدلة من مقدرات (OLS) كما يلى :

$$\hat{\beta}_{(R.L.S)k,1} = \hat{\beta}_{(O.L.S)k,1} + (\dot{X}_{n,k} \ X_{n,k})^{-1} R_{q,k} \left[R_{q,k} (\dot{X}_{n,k} \ X_{n,k})^{-1} R_{q,k} \right]^{-1} (r_{q,1} - R_{q,k} \hat{\beta}_{(O.L.S)k,1}) \quad (2-2)$$

(Fomby, Hill & Johnson, 2012; Oloyede, 2023; Özkale & Kaciranlar, 2007)

وعند وجود قيود صحيحة ودقيقة، فإن طريقة RLS ينتج عنها مقدرات أكثر كفاءة من مقدرات OLS، حيث يكون تباين هذه المقدرات أقل، وغير متحيزة في بعض الحالات، مما يؤدي إلى تحسين الخصائص الإحصائية للنموذج بشكل عام، وزيادة استقراره وتفسيره الاقتصادي. وذلك في حالة وجود مشكلة الازدواج الخطي (Multicollinearity)، حيث تعمل القيود المفروضة على الحد من تأثير العلاقات القوية بين المتغيرات المستقلة، وبالتالي تقلل من تباين المقدرات وتحسن من دقتها (Greene, 2012; Gujarati & Porter, 2009).

(2-2) استخدام برمجة الأهداف (GP) في تقدير نموذج انحدار خطي متعدد

ظهرت في السنوات الأخيرة مجموعة من الدراسات حول استخدام أسلوب برمجة الأهداف (GP) كبديل مناسب لبعض طرق التقدير الإحصائية في تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي. وفيما يلي الصيغة الرياضية لبرمجة الأهداف المستخدمة في تقدير نموذج انحدار خطي متعدد: تأخذ معادلة الانحدار الخطي المتعدد الشكل التالي:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + U_i \quad (2-3)$$

وتأخذ معادلة الانحدار الخطي المتعدد المقدر الشكل التالي:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} \quad (2-4)$$

وعند الاعتماد على برمجة الأهداف في تقدير معالم نموذج الانحدار الخطي فإن الصيغة الرياضية لهذه الطريقة تحتوي على ثلاث متغيرات وهي:

القيم المستهدفة (المنشودة): هي قيم المتغير التابع (Y_i) المراد التنبؤ بها.

القيم الفعلية: هي القيم التي تناظر $\hat{Y}_i$ في نموذج الانحدار الخطي والتي تنتج عن استخدام المتغيرات المستقلة في البيانات المتاحة (x_{ij}) والتي يتم وضعها كمعاملات للمعالم (β_j) ويضاف عليها قيمة الحد الثابت (β_0) وتأخذ الصيغة ($\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}$) وذلك لكل حالة (case) i من حالات العينة ذات الحجم (n) حيث ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)، بمعنى أنه يتم التعبير عن كل حالة بقيد، ومن ثم تكون عدد القيود في مشكلة GP هي حجم العينة

الانحرافات:

يقصد بالانحرافات في هذه الحالة بأنها الفرق بين الملاحظة الفعلية ($\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}$) والقيمة المستهدفة (Y_i) لكل حالة (case) i من حالات العينة، ويرمز للانحراف $d_i = (Y_i - \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij})$ مما سبق يمكن القول بأن d_i تأخذ ثلاث صور، فإذا كانت القيمة الفعلية Y_i أكبر من

القيمة المستهدفة نتج عنها انحراف موجب (d_i^+) لذلك وجب التخلص منه عند التقدير بمعنى أنه يتم طرح (d_i^+) م القيد i ، وإذا كانت القيمة الفعلية أقل من القيمة المستهدفة نتج عنها انحراف سالب (d_i^-) لذلك وجب التخلص منه عند التقدير بمعنى أنه يتم جمع (d_i^-) من القيد i ، وإذا تساوت القيمة المستهدفة بالقيمة الفعلية فلا يوجد أى انحرافات $d_i = 0$ وهذا هو الهدف المرجو، وتم تلخيصها في الجدول التالي :

جدول 1: متغيرات الانحراف

متغيرات الانحراف المطلوب تخفيضها	نوع القيد
انحراف موجب d_i^+ ، ويتم تحويل القيد إلى الشكل : $\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} - d_i^+ = y_i$	$\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} > y_i$
انحراف سالب d_i^- ، ويتم تحويل القيد إلى الشكل : $\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} + d_i^- = y_i$	$\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} < y_i$
لا يوجد انحراف ($d_i^+ = d_i^- = 0$)	$\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} = y_i$

وتتمثل دالة الهدف لنموذج برمجة الأهداف عند تقدير نموذج الانحدار الخطى في تخفيض مجموع الانحرافات $\text{Min } Z = \sum_{i=1}^n d_i^+ + d_i^-$ ، وذلك لإيجاد قيم مقدرات معالم النموذج ($\hat{\beta}_0$ و $\hat{\beta}_j$) التي ينتج عنها أقل خطأ عشوائى.

تكون متغيرات القرار ($\hat{\beta}_0$ و $\hat{\beta}_j$ و d_i^+ و d_i^-) وتكون القيمة المستهدفة لكل قيد هو القيمة المشاهدة المقابلة له (y)، بحيث يتم عمل قيد لكل حالة (case) من البيانات، ويأخذ الشكل العام لنموذج برمجة الأهداف المستخدم لتقدير معالم نموذج الانحدار الصيغة التالية:

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^n d_i^+ + d_i^- \quad (2-5)$$

St :

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + d_i^- - d_i^+ \quad i: 1, 2, \dots, n$$

β_0, β_j Unrestricted in sign.

$$d_i^-, d_i^+ \geq 0, d_i^+ \times d_i^- = 0$$

وجدير بالذكر أن طريقة برمجة الأهداف تتعامل مع القيود كأهداف متنافسة بحيث ينتج عنها أفضل حل ممكن أن يُحقق توازن بين الأهداف المتعددة (Jones & Tamiz, 2016 ; Taha, 2013).

(3) الأسلوب المقترح : أسلوب برمجة الأهداف المقيدة Restricted Goal Programing

اقترحت الدراسة الحالية أسلوباً جديداً يجمع بين مزايا طريقة (RLS) والتي من خلالها يتم وضع قيود على المعالم للحد من أثر مشكلة الازدواج الخطى و طريقة برمجة الأهداف GP والتي تعمل على تخفيض المجموع المطلق لحد الخطأ العشوائي ولا تتطلب أى افتراضات فى بيانات العينة كما فى OLS، من خلال عمل قيد لكل حالة case. وينتج عنها مقدرات لها قدرة تنبؤية عالية، وبناءً عليه اقترح الباحث نموذج برمجة الأهداف المقيدة RGP وفيه يتم وضع قيود على المعالم المقدره كما فى (RLS)، يأخذ النموذج الرياضى لطريقة برمجة الأهداف المقيدة RGP نفس شكل أسلوب GP علاقة (5) بالإضافة إلى عدد C من القيود على العلاقات التى يضعها متخذ القرار على متغيرات النموذج كما بالشكل التالى:

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^m d_i^+ + d_i^- \quad (3-6)$$

St :

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_{ij} + d_i^- - d_i^+ \quad i: 1, 2, \dots, n$$

constrain con1, con2,, con_C; C:(عدد القيود على المعالم):1,2,3,....

وللتوضيح يتم وضع مثلاً لبعض القيود المقترحة على معالم النموذج كما يلى:

- بفرض أن حاصل ضرب $\beta_4 = \beta_5 \times \beta_3$ وبالتالي يتم وضعها فى القيد الأول (constraint1) وتأخذ الشكل التالى فى أكواد البرمجة :

$$\text{con1.. } \beta_3 * \beta_5 = \beta_4; \quad (3-7)$$

- بفرض أن قيمة المعلمة β_1 أكبر من الصفر وقيمة المعلمة β_2 تكون سالبة بينما قيمة المعلمة β_3 أكبر من (-1) وبالتالي تأخذ القيود الشكل الأتى :

$$\text{con2.. } \beta_1 > 0; \quad (3-8)$$

$$\text{con3.. } \beta_2 < 0; \quad (3-9)$$

$$\text{con4.. } \beta_3 > -1; \quad (3-10)$$

$$d_i^-, d_i^+ \geq 0, d_i^+ \times d_i^- = 0$$

ومما سبق يكون الهدف هو تقدير معالم نموذج الانحدار الخطى β_s والتي تحقق أدنى مجموع لحد الخطأ العشوائى $\sum_{i=1}^m d_i^+ + d_i^-$ فى ظل القيود المفروضة على معالم النموذج والعلاقات بين المعالم.

(4) قياس القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار الخطي

أشارت بعض الدراسات Hendry & Hubrich (2006); Khamis, Elkhwaga, & Qarousa (2023); Muhammad et al. (2021) إلى أن عملية التنبؤ تعد أحد الأهداف الهامة للاقتصاد القياسى، حيث يتم تقدير معالم نموذج

انحدار خطي لاستخدامها في عملية التنبؤ. لذلك كان لابد من قياس القدرة التنبؤية لنماذج الانحدار لمعرفة أى من المعالم المقدرة أكثر كفاءة للتنبؤ، ومنها يمكن المقارنة بين طرق التقدير المتعددة خاصة في ظل وجود مشكلة ازدواج خطى. وتعرف القدرة التنبؤية بأنها "مدى كفاءة التنبؤات المحسوبة من بيانات العينة". وتنحصر الأسباب التي تؤدي إلى عدم دقة التنبؤات إلى:

- عدم دقة البيانات الخاصة بالمتغيرات المستقلة في النموذج.
- عدم دقة تقديرات معالم النموذج مع تغير ظروف النموذج.
- وبناءً عليه لا يمكن الاعتماد على التقديرات القديمة عند إضافة بيانات جديدة للعينة، ولذلك يتم تقدير نموذج جديد على أساس إجمالى حجم العينة الجديدة.

وذكر الخواجة [1] أن اختبار وتقييم القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار يتم فيه استخدام مجموعات مختلفة من بيانات العينة وأجراء إحدى اختبارات القدرة التنبؤية وهما:

- قياس القدرة التنبؤية للنموذج من خلال التنبؤ بمسار الظاهرة.
 - قياس القدرة التنبؤية للنموذج بقياس مدى استقرار التقديرات.
- لذا تم تقسيم المبحث الحالى إلى قسمين:

- قياس القدرة التنبؤية للنموذج بقياس مدى استقرار التقديرات
- ومن خلال هذا القسم يتم قياس القدرة التنبؤية بالأسلوبين:

○ الأسلوب الأول : التأثير على قيم مقدرات النموذج

○ الأسلوب الثانى : التأثير على المتغير التابع

- قياس القدرة التنبؤية للنموذج من خلال التنبؤ بمسار الظاهرة

(1-4) قياس القدرة التنبؤية للنموذج بقياس مدى استقرار التقديرات

يتم هذا الاختبار بقياس مدى استقرار تقديرات معالم النموذج ومدى استقرار القيم المقدرة للمتغير التابع قبل وبعد إضافة بيانات جديدة للعينة، وبالتالي ينقسم هذا الاختبار إلى أسلوبين وهما:

- الأسلوب الأول : قياس القدرة التنبؤية من خلال التأثير على قيم مقدرات النموذج

يتم هذا الأسلوب بقياس مدى استقرار تقديرات معالم نموذج الانحدار وذلك على الرغم من قبول النموذج وفقاً للخصائص الإحصائية، ويتم ذلك من خلال تقدير معالم النموذج للعينة ذات الحجم n_1 وهى $(\hat{\beta}_{before})$ ، ثم يتم إضافة بيانات جديدة إلى مشاهدات العينة بحيث يصبح حجم العينة الجديدة n_2 حيث $n_2 > n_1$ ، ومنها يتم تقدير معالم النموذج للعينة الجديدة $(\hat{\beta}_{after})$ ، ثم مقارنة التقديرات الجديدة لمعالم النموذج بعد الحصول على بيانات جديدة $(\hat{\beta}_{after})$ بالتي تم الحصول عليها فيما سبق قبل الحصول على تلك البيانات $(\hat{\beta}_{before})$ ، وذلك من خلال الاستدلال عن الفرق بين تقديرات نموذج

الانحدار ($\beta_{\text{after}} - \beta_{\text{before}}$) وذلك بافتراض استقلال البيانات في كلا الحالتين ، ويجب أن تكون الفروق في التقديرات غير معنوية لضمان قبول القدرة التنبؤية للنموذج.

- الأسلوب الثانى : قياس القدرة التنبؤية من خلال التأثير على المتغير التابع

يعتمد هذا الأسلوب على بيانات المتغير التابع (y) حيث يتم تقدير نموذج للعينة ذات الحجم n_1 ومنها نحصل على النموذج المقدّر ($\hat{y}_{n_1}$) ، ثم يتم إضافة بيانات جديدة n_2 إلى مشاهدات العينة بحيث يصبح حجم العينة الجديدة m حيث ($n = n_1 + n_2$) ، ومنها يتم تقدير معالم النموذج للعينة الجديدة ($\hat{y}_n$) ، وبالتالي مقارنة القيم المقدرة الجديدة ($\hat{y}_n$) مع التي تم الحصول عليها أولاً ($\hat{y}_{n_1}$) ، وذلك للاستدلال عن الفرق بين متوسط القيم المقدرة للمتغير التابع قبل الحصول على بيانات جديدة وبعد الحصول على تلك البيانات وذلك بافتراض استقلال البيانات في كلا الحالتين من خلال اختبار الفرق بين متوسطى مجتمعين مستقلين ($\mu_{\hat{y}_n} - \mu_{\hat{y}_{n_1}}$) ، وفى هذه الحالة يلزم أن تكون الفروق للقيم المقدرة (من خلال اختبارات الفروض الإحصائية) ليست معنوية.

(2-4) قياس القدرة التنبؤية للنموذج من خلال التنبؤ بمسار الظاهرة

يعتمد هذا الأسلوب على بيانات المتغير التابع (y) حيث يتم تقسيم العينة ذات الحجم n إلى قسمين حيث $n = n_1 + n_2$ ، ومن مشاهدات القسم الأول m_1 يتم الحصول على نموذج انحدار

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, n_1 \quad (4-11)$$

حيث تكون المعادلة المقدرة من القسم الأول لعدد n_1 من المشاهدات على النحو التالى:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} \quad (4-12)$$

من خلال تلك المعادلة المقدرة يتم الحصول على القيم المقدرة للمتغير التابع لمشاهدات القسم الثانى وعددها n_2 قيمة مقدرة وبالتالى يكون لدينا بيانات القسم الثانى وهى القيم الفعلية y_i للمتغير التابع وعددها n_2 وأيضاً القيم المقدرة $\hat{y}_i$ وعددها n_2 ، ومن ثم يتم مقارنة قيم المتغير التابع الفعلية y_{n_2} للبيانات n_2 بالقيم التي تم الحصول عليها -القيم المقدرة ($\hat{y}_{n_2}$) - من خلال النموذج المقدّر المناظرة لقيمة المتغير التابع الفعلية للبيانات n_2 ، ويتم اختبار الفرق بين القيم المقدرة والقيم الفعلية إحصائياً من خلال الاستدلال عن الفرق بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع ($\mu_{y_{n_2}}$) ومتوسط القيم المقدرة ($\mu_{\hat{y}_{n_2}}$) ، فإذا كان الفرق غير معنوى تكون القدرة التنبؤية للنموذج جيدة.

(5) الدراسة القياسية: قياس القدرة التنبؤية لأساليب الدراسة : RGP و GP و RLS

يتكون المبحث الحالى من أربعة أقسام، يحتوى القسم الأول عينة الدراسة، ويحتوى القسم الثانى على متغيرات الدراسة، ويحتوى القسم الثالث على خطوات تقدير معالم نماذج الانحدار الخطى، ويحتوى القسم الأخير على توفيق نموذج انحدار خطى.

(1-5) مجتمع الدراسة

تتكون عينة الدراسة من بعض الشركات المساهمة المقيدة ببورصة الأوراق المالية المصرية، خلال الفترة من 2017 وحتى الفترة 2020، بعد استبعاد المؤسسات المالية، نظراً لخضوعها لقواعد تنظيمية ومتطلبات قياس وإفصاح خاصة بها، بالإضافة إلى خضوعها لرقابة مرتفعة محلياً ودولياً لضمان جودة تقاريرها المالية. وقد تم اختيار عينة تحكيمية من هذه الشركات رُوى في اختيارها عدة اعتبارات وهى :

- أهم هذه الاعتبارات أن تكون قوائمها المالية والإيضاحات المتممة لها متوفرة خلال الدراسة
- أن تتوافر أسعار أسهمها في تواريخ محدد، وأن تكون القيمة الدفترية لحقوق الملكية موجبة
- أن تقوم بنشر قوائمها المالية بالجنينة المصرى.

وتم الاستعانة بالبيانات المتاحة على الموقع الإلكتروني لمعلومات مباشر مصر (www.mubasher.info/countries/eg)؛ والمواقع الإلكترونية لبعض الشركات الواردة بعينة الدراسة والموقع الإلكتروني للبورصة المصرية (www.egx.com.eg/ar/NewsSearch.aspx?com).

وقد تم استبعاد مشاهدات الشركات التي لم تتوافر قوائمها المالية أو أسعار أسهمها لبعض سنوات الدراسة، حيث بلغ عدد شركات العينة الواحدة محل الدراسة 58 شركة وذلك على مدار الثلاث سنوات (2018-2019-2020)، وسيتم التحليل بناءً على أسلوبين وفقاً لأحجام العينات: الأسلوب الأول وهو العينة المقسمة، والأسلوب الثانى وهو العينة الكاملة وذلك تمهيداً لقياس القدرة التنبؤية.

(1-1-5) أساليب التحليل وفقاً لأحجام العينات

(1-1-1-5) الأسلوب الأول : العينة المقسمة

يعد زيادة حجم العينة ببيانات جديدة من طرق التغلب على مشكلة الازدواج الخطى. من أجل ذلك، تم اتباع ما يلى:

- تم تقسيم عينة السنة الأولى إلى جزئين، أولهما الأساسية ذات الحجم ($n_1 = 40$) يستخدم في تقدير نموذج الانحدار وباقي العينة ذات الحجم ($n_2 = 18$) والتي تم استخدامها في قياس القدرة التنبؤية، وذلك لثلاث سنوات على التوالى (2018 و 2019 و 2020).

- تم دمج كل عينة أساسية لكل سنة ($n_1 = 40$) مع العينة الأساسية للسنة الأخرى، لينتج ثلاث عينات أساسيات حجم كل منهما ($n_1 = 80$) استخدمت في تقدير نموذج انحدار و ثلاث عينات حجم كل منها ($n_2 = 36$) استخدمت في قياس القدرة التنبؤية.

- تم دمج الثلاث عينات الناتجة عن الخطوة السابقة معاً ليصبح حجم العينة الأساسية ($n_1 = 120$) المستخدم في تقدير نموذج انحدار وعينة ($n_2 = 54$) تستخدم في قياس القدرة التنبؤية، وبالتالي تم تقدير نموذج الانحدار وفقاً لهذا الأسلوب بالاعتماد على عدد (7) عينات ذات أحجام مختلفة.

(2-1-1-5) الأسلوب الثاني : العينة الكاملة

وفقاً لأسلوب العينة الكاملة تم اتباع ما يلي:

- تم تقدير نموذج انحدار لكل سنة من سنوات الدراسة بحجم عينة كامل ($n = 58$).
 - تم دمج عينة كل سنة مع عينة السنة الأخرى لينتج ثلاث عينات حجم كل منها ($n = 116$).
 - تم دمج الثلاث عينات معاً لتصبح عينة واحدة ذات حجم ($n = 174$) ، وبالتالي تم تقدير نموذج الانحدار وفقاً لهذا الأسلوب بالاعتماد على عدد (7) عينات ذات أحجام مختلفة.
- ويوضح الجدول التالي عينات الدراسة وأحجامها المختلفة:

جدول 2: عينات الدراسة وأحجامها المختلفة

السنوات	2018	2019	2020	2018&2019	2018&2020	2019&2020	2018&2019&2020
حجم العينة المستخدم في التقدير (n)	n=58	n=58	n=58	n=116	n=116	n=116	n=174
حجم العينة المستخدم في التقدير (n_1)	$n_1 = 40$	$n_1 = 40$	$n_1 = 40$	$n_1 = 80$	$n_1 = 80$	$n_1 = 80$	$n_1 = 120$
حجم العينة المستخدم في قياس القدرة التنبؤية (n_2)	$n_2 = 18$	$n_2 = 18$	$n_2 = 18$	$n_2 = 36$	$n_2 = 36$	$n_2 = 36$	$n_2 = 54$

ومما سبق يمكن القول بأن الدراسة الحالية اشتملت على عدد (14) عينة.

(2-5) متغيرات الدراسة

تتكون متغيرات الدراسة من متغير تابع هو قيمة الشركة - والتي يتم قياسها بدلالة أسعار الأسهم - وخمس متغيرات مستقلة كما يلي :

(X_1) : ربحية السهم

(X_2) : قيمة الدفترية للسهم

(X_3) : مضاعف الملكية (الرفع المالى)

(X_4) : العائد علي حقوق الملكية

(X_5) : العائد علي الاصول

بحيث تم توفيق نموذج انحدار سعر السهم في سنة (i) مع المتغيرات المستقلة والتي تم الحصول عليها من القوائم المالية للسنة السابقة لها (i-1).

(3-5) خطوات تقدير معالم نماذج الانحدار الخطي

تم استخدام كل من : (GAMS 2.25 statistical package) وبرنامج MINITAB وبرنامج Matlab لتقدير معالم نموذج الانحدار الخطي المتعدد بطرق التقدير الثلاثة، وقياس القدرة التنبؤية، وذلك على عدة خطوات متتالية كما يلي:

- استخدام العينة الأساسية ذات حجم (n_1) والكشف عن وجود مشكلة الازدواج الخطي بين المتغيرات المستقلة وذلك تبعاً لأسلوبين مختلفين وهما:

$$\bigcirc \text{ أسلوب فارار جلوبير } (F - G = \frac{R_{X_i/X,S}}{R_{Y/X,S}})$$

$$\bigcirc \text{ معامل تضخم التباينات } (VIF = \frac{1}{1 - R^2})$$

- استخدام عينة أخرى (عينة التنبؤ) المستخدمة في القدرة التنبؤية ذات الحجم (n_2) والكشف عن وجود مشكلة الازدواج الخطي بين المتغيرات المستقلة لهذه العينة (n_2)، وذلك لتقييم والحكم على كفاءة طرق التقدير محل البحث والدراسة.

- دمج العينة الأساسية (n_1) مع العينة الأخرى (n_2) لتصبح العينة الكاملة (n) والكشف عن وجود مشكلة الازدواج الخطي بين المتغيرات المستقلة لهذه العينة (n).

- تقدير نماذج انحدار خطي متعددة للعينتين (n_1) و (n) وذلك وفقاً لطرق التقدير الثلاثة محل الدراسة.

- قياس القدرة التنبؤية لطرق التقدير الثلاثة محل الدراسة وذلك من خلال أسلوبين :

الأسلوب الأول لقياس القدرة التنبؤية: التنبؤ بمسار الظاهرة

يشتمل أسلوب التنبؤ بمسار الظاهرة على ثلاث خطوات أساسية :

- الاعتماد على العينة الأساسية (n_1) في التقدير والحصول على:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \hat{\beta}_4 X_{4i} + \hat{\beta}_5 X_{5i} \quad (5 - 13)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_1$$

- استخدام معادلة (13) للتنبؤ بقيم عينة التنبؤ (n_2) والحصول على القيم المتنبأ بها:

$$\hat{y}_l = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1l} + \hat{\beta}_2 X_{2l} + \hat{\beta}_3 X_{3l} + \hat{\beta}_4 X_{4l} + \hat{\beta}_5 X_{5l} \quad (5 - 14)$$

$$l = 1, 2, \dots, n_2$$

- مقارنة القيم الفعلية (y_l) مع القيم المقدرة ($\hat{y}_l$) من خلال الاستدلال عن الفرق بين المتوسطين

$$(\mu_{y_l}) \text{ و } (\mu_{\hat{y}_l})$$

الأسلوب الثاني لقياس القدرة التنبؤية: قياس مدى استقرار التقديرات

يعتمد أسلوب قياس مدى استقرار التقديرات علي بيانات المتغير التابع (y) ويتم ذلك من خلال خطوات رئيسية:

- تقدير نموذج انحدار خطي متعدد بالاعتماد على العينة الأساسية (n_1) والحصول على النموذج المقدّر $\hat{y}_i$:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \hat{\beta}_4 X_{4i} + \hat{\beta}_5 X_{5i} \quad (5 - 15)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_1$$

- زيادة حجم العينة لتصبح- العينة الكاملة - ($n = n_1 + n_2$) والاستدلال عن وجود مشكلة الازدواج الخطي، ثم تقدير نموذج انحدار خطي متعدد $\hat{y}_l$ حيث :

$$\hat{y}_l = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1l} + \hat{\beta}_2 X_{2l} + \hat{\beta}_3 X_{3l} + \hat{\beta}_4 X_{4l} + \hat{\beta}_5 X_{5l} \quad (5 - 16)$$

$$l = 1, 2, \dots, n$$

- الاستدلال الاحصائي عن مدى وجود فروق معنوية بين متوسطي القيم المقدرة $\hat{y}_{n_1}$ و $\hat{y}_n$

(4-5) توفيق نموذج انحدار خطي

ينقسم هذا المبحث إلى ثلاثة أقسام، إختص القسم الأول بالكشف عن وجود ازدواج، واختص القسم الثاني بتقدير معالم نماذج الانحدار لسعر السهم بطرق التقدير الثلاثة محل البحث، وأخير استعرض القسم الأخير قياس القدرة التنبؤية

(1-4-5) الكشف عن وجود الازدواج الخطي بين المتغيرات المستقلة للعينات ($n = 40, n = 18, n = 58$)

(58) في ظل طريقة OLS

اختص هذا القسم بالكشف عن وجود ازدواج خطي للعينات ($n = 40, n = 18, n = 58$) لجميع سنوات الدراسة

بدايةً تم الاعتماد على برنامج Minitab لتوفيق نموذج الانحدار الخطي المتعدد باستخدام طريقة (OLS):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \varepsilon \quad (5 - 17)$$

وتم الحصول على نموذج الانحدار الخطي المقدّر لبيانات عام 2018 كما يلي:

$$\hat{y} = 0.289 + 0.024x_1 + 0.028x_2 - 0.168x_3 - 3.091x_4 + 4.797x_5 \quad (5 - 18)$$

وتبين أن معامل التحديد للنموذج المقدّر

$$R^2 = 0.8223$$

وبالتالي فإن معامل الارتباط الخطي المتعدد ($R_{y/x,s}$) بين المتغير التابع وجميع المتغيرات المستقلة

$$R_y = 0.906807587$$

وحيث أن المتغير المستقل (ربحية السهم) X_1 من المتوقع أنه يسبب ازدواج خطى فعال فإنه تم توفير نموذج انحدار X_1 على باقى المتغيرات المستقلة:

$$X_1 = \gamma_0 + \gamma_1 X_2 + \gamma_2 X_3 + \gamma_3 X_4 + \gamma_4 X_5 + u \quad (5-19)$$

وكان نموذج الانحدار الخطى المقدر فى هذه الحالة على النحو التالى:

$$\hat{X}_1 = -1.726 + 0.1716 X_2 + 0.668 X_3 + 37.39 X_4 + -34.6 X_5 \quad (5-20)$$

وبالتالى فإن معامل التحديد للنموذج هو:

$$R^2 = 0.8368$$

ومنه فإن معامل الارتباط الخطى المتعدد ($R_{X_1/x,s}$) بين المتغير المستقل (ربحية السهم) X_1 وباقى المتغيرات المستقلة

$$R_{X_1/x,s} = 0.91476773$$

ولاختبار وجود ازدواج خطى بين X_1 وباقى المتغيرات المستقلة تم إجراء اختبار فارار جلوبير باستخدام برنامج MINITAB، وكانت الفروض الاحصائية لاختبار فارار جلوبير كما يلى :

H_0 : لا يوجد ازدواج خطى فعال بين المتغير المستقل (ربحية السهم) X_1 وباقى المتغيرات المستقلة

H_1 : يوجد ازدواج خطى فعال بين المتغير المستقل (ربحية السهم) X_1 وباقى المتغيرات المستقلة

وتكون إحصائية اختبار فارار- جلوبير على النحو التالى:

$$F - G = \frac{R_{X_1}}{R_Y} = \frac{R_{X_1}}{R_Y} = \frac{0.91476773}{0.906807587} = 1.008778205$$

وأوضحت تلك الإحصائية أنه يوجد ازدواج خطى فعال بسبب المتغير المستقل X_1 وذلك لأن قيمة إحصائية الاختبار تزيد عن الواحد الصحيح. وقد تم تكرار هذا الاختبار بنفس الخطوات السابقة على باقى المتغيرات المستقلة محل البحث الخاصة بكل عينة بمعنى أنه تم إجراء اختبار فارار جلوبير لنموذج انحدار لباقى المتغيرات المستقلة ($X_5/x, s, X_4/x, s, X_3/x, s, X_2/x, s$) وذلك للثلاث عينات الخاصة بالأعوام (2018 و 2019 و 2020)، وكانت النتائج كما هو موضح فى جدول (2).

جدول 2: احصائية اختبار فارار- جلوبير (F-G) عندما ($n_1 = 40$ و $n_2 = 18$ و $n = 58$)

		2018		2019		2020	
حجم العينة	المتغيرات	F-G	VIF	F-G	VIF	F-G	VIF
$n_1=40$	x_1	1.00877	6.13	0.999359	4.53	0.8734	2.16
	x_2	0.86432	2.59	0.646902	1.48	0.8696	2.14
	x_3	0.764657	1.93	0.591532	1.38	0.5727	1.30
	x_4	1.08200	26.82	1.099043	17.35	1.0357	4.08
	x_5	1.07473	19.91	1.082001	11.55	1.0194	3.72
$n_2=18$	x_1	0.995289	3.67	0.941247	4.61	1.0863	6.59

		2018		2019		2020	
حجم العينة	المتغيرات	F-G	VIF	F-G	VIF	F-G	VIF
$n = 58$	x_2	0.662396	1.48	0.918616	3.93	1.0614	4.26
	x_3	0.491585	1.22	0.681853	1.70	0.6312	1.37
	x_4	0.977404	3.35	1.001752	8.84	1.1808	18.85
	x_5	0.572016	1.32	1.008058	9.82	1.1813	19.14
	x_1	0.946425	2.72	0.77211	1.84	0.8935	2.17
	x_2	0.830490	1.95	0.62939	1.44	0.8737	2.06
	x_3	0.511970	1.23	0.60817	1.39	0.4879	1.19
	x_4	0.471488	1.19	1.06804	7.88	1.0610	4.15
	x_5	0.763654	1.70	1.05907	7.07	1.0452	3.80

أوضح جدول (2) نتائج الكشف عن وجود الأزواج لكل المتغيرات المستقلة محل البحث، حيث اتضح من هذه النتائج أن قيمة احصائية (F - G) لبعض المتغيرات أكبر من الواحد الصحيح، وأيضاً إرتفاع قيمة (VIF) وبالتالي يوجد أزواج خطي فعال بسبب بعض المتغيرات المستقلة وفيما يلي توضيح لما تم عرضه في جدول (2):
بالنسبة لبيانات العينة الخاصة بعام (2018) وعند الكشف على العينة الأساسية ذات الحجم (n_1) اتضح أنه يوجد أزواج خطي فعال بسبب المتغيرات المستقلة الآتية :

- ربحية السهم x_1 مع باقي المتغيرات المستقلة

- العائد علي الأصول x_4 مع باقي المتغيرات المستقلة

- العائد علي حقوق الملكية x_5 مع باقي المتغيرات المستقلة

وعند الكشف على عينة التنبؤ ذات الحجم (n_2) والعينة الكاملة ذات الحجم (n) اتضح أنه لا يوجد أزواج خطي فعال بين المتغيرات المستقلة ، ومما سبق يوضح أنه عند زيادة حجم العينة (n_1) التي بها مشكلة أزواج خطي بحجم عينة آخر (n_2) لا توجد بها مشكلة الأزواج أصبحت عينة أخرى ذات حجم (n) لا يوجد بها مشكلة الأزواج الخطي .

بالنسبة لبيانات العينة الخاصة بعام (2019) والعينة الخاصة بعام (2020) كل على حده وعند الكشف على العينة الأساسية ذات الحجم (n_1) وعينة التنبؤ ذات الحجم (n_2) والعينة الكاملة ذات الحجم (n) اتضح أنه يوجد أزواج خطي فعال بسبب المتغيرات المستقلة الآتية:

- العائد علي الأصول x_4 مع باقي المتغيرات المستقلة

- العائد علي حقوق الملكية x_5 مع باقي المتغيرات المستقلة

بالإضافة إلى أنه في عام (2020) وعند حجم عينة (n_2) اتضح أنه يوجد أزواج خطي فعال بسبب المتغيرات المستقلة الآتية :

- ربحية السهم x_1 مع باقي المتغيرات المستقلة

- القيمة الدفترية للسهم X_2 مع باقى المتغيرات المستقلة

حيث تزيد إحصائية فارار جلوبير عن الواحد الصحيح، والتي كانت عندها ($VIF = 3.8, 3.8$)، فى حين أن هناك قيم لإحصائية فارار جلوبير أقل من الواحد وتناظر قيم ($VIF = 4.6$).

ومما سبق يتضح أنه عند زيادة حجم العينة (n_1) التى بها مشكلة ازدواج خطى بحجم عينة آخر (n_2) والتى بها نفس المشكلة ينتج عينة أخرى ذات حجم (n) بها مشكلة الازدواج الخطى، وينتج عن احصائية فارار جلوبير نتائج أكثر دقة من احصائية (VIF) حيث تأخذ فى الحسبان عاملين للارتباط وهما:

- معامل الارتباط الخطى بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة وهو جذر معامل التحديد.

- معاملات الارتباط بين كل متغير مستقل والمتغيرات المستقلة الأخرى كل على حده.

ومما سبق اتضح وجود مشكلة الازدواج الخطى بين المتغيرات المستقلة، ولا يمكن الاعتماد على طريقة OLS فى التقدير، لذلك تم الاعتماد على طرق التقدير (RLS, GP, RGP) محل البحث.

(2-4-5) تقدير معالم نماذج الانحدار الخطى لسعر السهم

تم توفير نموذج انحدار خطى لسعر السهم فى الشركات المقيدة بالبورصة المصرية لثلاث عينات الخاصة ببيانات الأعوام (2018 و 2019 و 2020) كل على حده وذلك بطرق التقدير محل الدراسة، وأيضاً توفير نموذج انحدار خطى لسعر السهم فى الشركات المقيدة بالبورصة المصرية لثلاث عينات الناتجة عن دمج بيانات كل عامين معاً (2018 مع 2019) و (2018 مع 2020) و (2019 و 2020)، وأخيراً تم توفير نموذج انحدار سعر السهم للشركات المقيدة بالبورصة المصرية عن الأعوام (2018 مع 2019 مع 2020) وذلك بطرق التقدير (RLS, GP, RGP) باستخدام برنامج GAMS، وكانت بعض النتائج موضحة فى جدول التالى

جدول 3: قيم التقديرات بالطرق الثلاثة عندما ($n_1 = 40$ و $n = 58$)

		2018			2019			2020		
حجم العينة	المعالم المقدر	قيم التقديرات GP	قيم التقديرات RLS	قيم التقديرات RGP	قيم التقديرات GP	قيم التقديرات RLS	قيم التقديرات RGP	قيم التقديرات GP	قيم التقديرات RLS	قيم التقديرات RGP
$n_1=40$	β_0	0.501	0.364	0.540	0.389	0.396	0.368	0.591	0.548	0.577
	β_1	-0.007	0.002	0.004	0.004	0.037	0.000	0.008	0.039	0.000
	β_2	0.029	0.030	0.028	0.028	0.016	0.026	0.023	0.012	0.023
	β_3	-0.016	-0.063	-0.036	-0.045	-0.051	-0.159	-0.082	-0.092	-0.087
	β_4	0.175	0.000	0.000	0.050	0.000	0.000	-0.068	0.000	0.000
	β_5	0.123	0.000	0.000	0.035	0.000	0.000	-0.166	0.000	0.000
$n = 58$	β_0	0.574	0.452	0.530	0.460	0.384	0.473	0.621	0.572	0.551
	β_1	0.004	0.004	0.004	0.002	0.040	0.019	0.061	0.035	0.060
	β_2	0.028	0.029	0.028	0.027	0.018	0.026	0.022	0.015	0.023
	β_3	0.005	-0.023	-0.030	0.005	-1.1449E-16	-0.020	0.014	-0.019	-0.032
	β_4	-0.070	0.000	0.000	0.408	0.000	0.000	-0.223	0.000	0.000
	β_5	0.070	0.000	0.000	0.222	1.000	0.000	-0.104	0.000	0.000

وبلاحظ من جدول (3) ما يلي:

- بالنسبة لمقدرات طريقة (GP) كانت اشارة مقدرات معاملات المتغيرات المستقلة (العائد على حقوق الملكية والعائد على الأصول) سالبة على عكس المتعارف عليه نظرياً في بعض العينات، مع العلم أن هذان المتغيران كانا سبباً في وجود مشكلة الازدواج .
- وأما عن طريقتي (RLS و RGP) كانت قيم $(\hat{\beta}_4 \text{ و } \hat{\beta}_5)$ تساوي (0.000)، وذلك يتماشى مع القيد $(\beta_4) = (\beta_5) \times (\beta_3)$

(3-4-5) قياس القدرة التنبؤية

تم قياس القدرة التنبؤية لطرق التقدير محل الدراسة من خلال أسلوب التنبؤ وهما التنبؤ بمسار الظاهرة وقياس مدى استقرار التقديرات، لذا اشتملت الخطوة الحالية على قسمين فرعيين:

الأسلوب الأول لقياس القدرة التنبؤية: التنبؤ بمسار الظاهرة

تم اختبار الفرق بين القيم المقدرة و القيم الفعلية للمتغير التابع إحصائياً من خلال الاستدلال عن الفرق بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع $(\mu_{y_{n_2}})$ ومتوسط القيم المقدرة $(\mu_{\hat{y}_{n_2}})$ باستخدام برنامج MINITAB. وتم تحديد فرض العدم والفرض البديل للاختبار على النحو التالي:

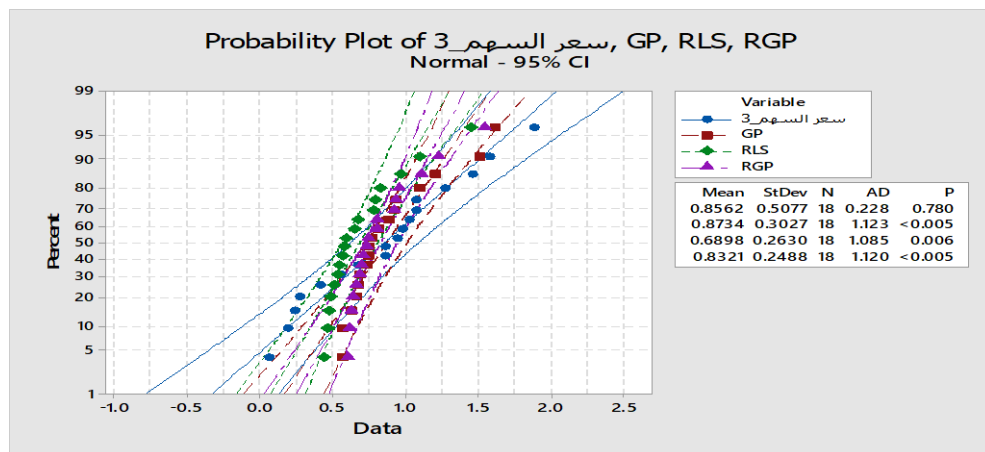
H_0 (فرض العدم) : لا يوجد فرق معنوي بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع $(\mu_{y_{n_2}})$ ومتوسط القيم المقدرة $(\mu_{\hat{y}_{n_2}})$.

$$H_0 : \mu_{y_{n_2}} = \mu_{\hat{y}_{n_2}}$$

H_1 (الفرض البديل) : يوجد فرق معنوي بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع $(\mu_{y_{n_2}})$ ومتوسط القيم المقدرة $(\mu_{\hat{y}_{n_2}})$.

$$H_1 : \mu_{y_{n_2}} \neq \mu_{\hat{y}_{n_2}}$$

وعند اجراء اختبار الاعتدالية لكل من: المتغير التابع للبيانات الفعلية y_{n_2} والقيم المقدرة $(\hat{y}_{n_2})$ الناتجة عن طرق التقدير الثلاثة محل البحث للعينه الخاصة بأسعار الأسهم لعام (2018) اتضح من الشكل (1) أن القيم المقدرة بالطرق محل الدراسة لا تتبع التوزيع الطبيعي حيث $(P < 0.05)$ ، لذلك تم استخدام اختبار Mann-Whitney للاستدلال عن الفرق بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع $(\mu_{y_{n_2}})$ ومتوسط القيم المقدرة $(\mu_{\hat{y}_{n_2}})$ في تقييم أداء الطرق المستخدمة في التقدير



شكل 1: اختبار الاعتدالية للبيانات الفعلية y_{n_2} والقيم المقدرة $(\hat{y}_{n_2})$ الناتجة عن طرق التقدير الثلاثة لعام (2018)

وعند اجراء اختبار الاعتدالية لكل من: المتغير التابع للبيانات الفعلية y_{n_2} والقيم المقدرة $(\hat{y}_{n_2})$ للعينة الخاصة بعام (2019) الناتجة عن طرق التقدير الثلاثة محل البحث اتضح من الشكل رقم (2) أن القيم المقدرة بطريقة (RGP) تتبع التوزيع الطبيعي حيث $(PV = 0.196)$ وبالتالي عند الاستدلال يتم استخدام اختبار (t - test)، وأما القيم المقدرة بطريقتي (GP و RLS) لا تتبع التوزيع الطبيعي حيث $(PV < 0.05)$ لذلك تم استخدام اختبار Mann–Whitney .

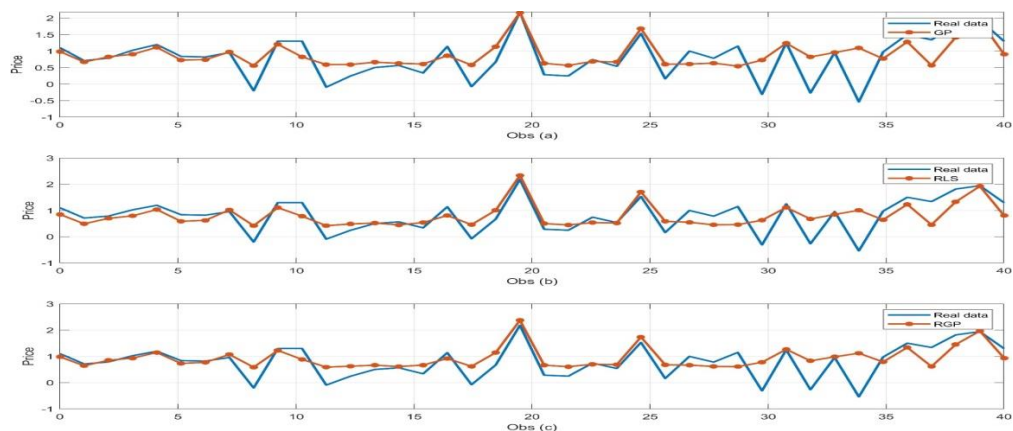
وعند استخدام اختبار Mann–Whitney و (t - test) كانت نتائج الاستدلال عن الفرق بين (y_{n_2}) و $(\hat{y}_{n_2})$ كما يلي :

جدول 4: نتائج اختبار Mann–Whitney و (t - test) للفرق بين متوسطين

		GP	RLS	RGP
P . value	2018	0.962	0.261	0.740
	2019	0.467	0.275	0.772
	2020	0.477	0.496	0.772

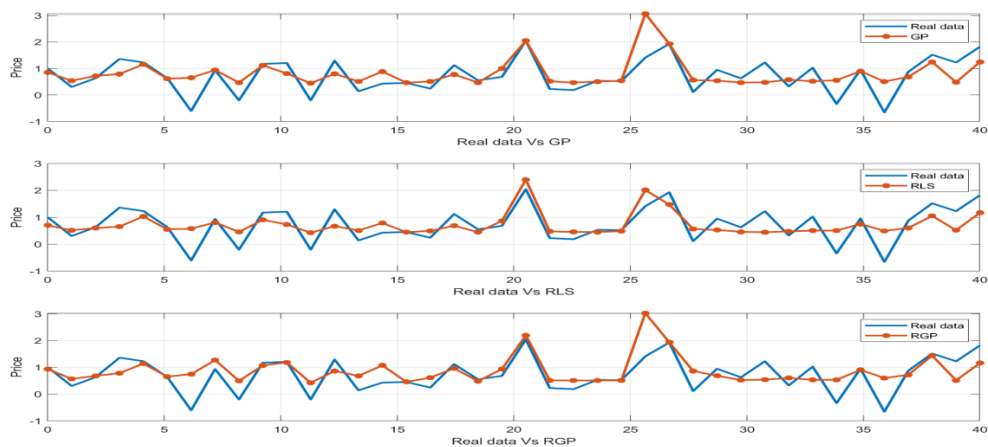
ويوضح جدول (4) أن القيمة الاحتمالية لكافة الطرق السابقة ولكل العينات كانت كبيرة $(p.v > 0.05)$ وبناءً عليها نقبل فرض عدم القائل بأنه لا يوجد فرق معنوي ذو تأثير بين متوسط القيم الفعلية للمتغير التابع $(\mu_{y_{n_2}})$ ومتوسط القيم المقدرة $(\mu_{\hat{y}_{n_2}})$ وذلك لكل الطرق محل الدراسة، مما يعنى أن الثلاث طرق يمكن الاعتماد عليها في التنبؤ.

كما تم الاعتماد على برنامج Matlab في المقارنة بين مسارات القيم الفعلية والقيم المقدرة بطرق التقدير محل الدراسة لثلاث عينات وتم توضيح النتائج في الأشكال الثلاثة التالية.



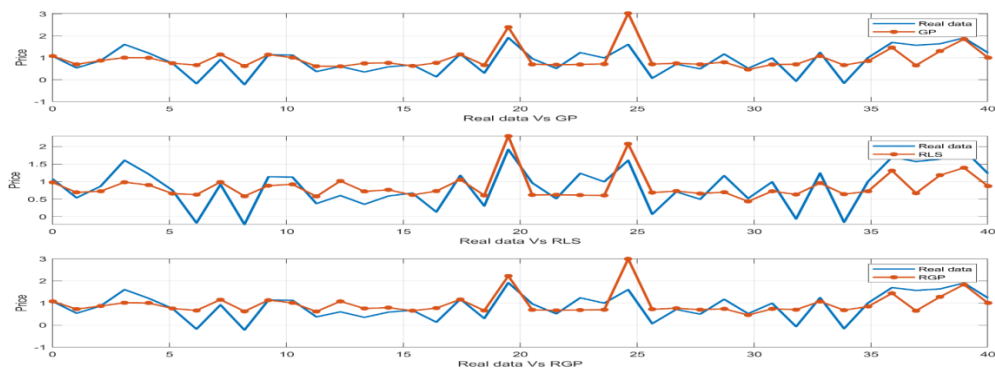
شكل 3: مسار القيم الفعلية والقيم المقدرة وفقاً لطرق التقدير محل الدراسة لعينة عام (2018)

المصدر: الباحث



شكل 4: مسار القيم الفعلية والقيم المقدرة وفقاً لطرق التقدير محل الدراسة لعينة عام (2019)

المصدر: الباحث



شكل 5: مسار القيم الفعلية والقيم المقدرة وفقاً لطرق التقدير محل الدراسة لعينة عام (2020)

المصدر: الباحث

ولتتبع مسار القيم الفعلية لسعر السهم والقيم المقدرة له وفقاً لطرق التقدير الثلاثة محل الدراسة كما هو موضح في الشكل (3) ، واتضح منهم تطابق القيم الفعلية والقيم المقدرة للطريقتين (GP & RGP) في بداية المشاهدات، ثم تقاربت خطوط القيم المقدرة لكل الطرق مع القيم الفعلية وهذا يدل على كفاءة طريقتي (GP و RGP) في التقدير، فإن لم تكن أفضل من (RLS) فإنها تعادل أدائها كما في الشكلين (4) و (5) .

الأسلوب الثاني لقياس القدرة التنبؤية: قياس مدى استقرار التقديرات.

وتم قياس القدرة التنبؤية من خلال الاستدلال عن الفرق بين متوسط القيم المقدرة للمتغير التابع قبل الحصول على بيانات جديدة وبعد الحصول على تلك البيانات $(\mu_{\hat{y}_n} - \mu_{\hat{y}_{n1}})$ ، وذلك بافتراض استقلال البيانات في كلا الحالتين من خلال اختبار الفرق بين متوسط مجتمعين مستقلين، حيث أن الفروض الاحصائية على النحو التالي :

H_0 (فرض العدم) : لا يوجد فرق معنوي بين متوسط القيم المقدرة للمتغيرين $(\mu_{\hat{y}_n})$ و $(\mu_{\hat{y}_{n1}})$.

$$H_0 : \mu_{\hat{y}_n} = \mu_{\hat{y}_{n1}}$$

H_1 (الفرض البديل) : يوجد فرق معنوي بين متوسط القيم المقدرة للمتغيرين $(\mu_{\hat{y}_n})$ و $(\mu_{\hat{y}_{n1}})$.

$$H_1 : \mu_{\hat{y}_n} \neq \mu_{\hat{y}_{n1}}$$

وعند اجراء اختبار الاعتدال للمتغير التابع المقدر للعينة الأولى $\hat{y}_{n1}$ والمتغير التابع المقدر للعينة الثانية $(\hat{y}_n)$ وفقاً لطريقة (GP) وذلك لثلاث عينات اتضح أنهما لا يتبعان التوزيع الطبيعي كما هو موضح في الأشكال (6) و (7) و (8) حيث $(P.V < 0.05)$. كما تم اجراء اختبار الاعتدال للقيم المقدرة بطريقتي RLS و RGP وعرضها في الملاحق وكانت النتيجة أنهما لا يتبعان التوزيع الطبيعي حيث $(P.V < 0.05)$ ، لذلك تم الاعتماد على اختبار Mann–Whitney.

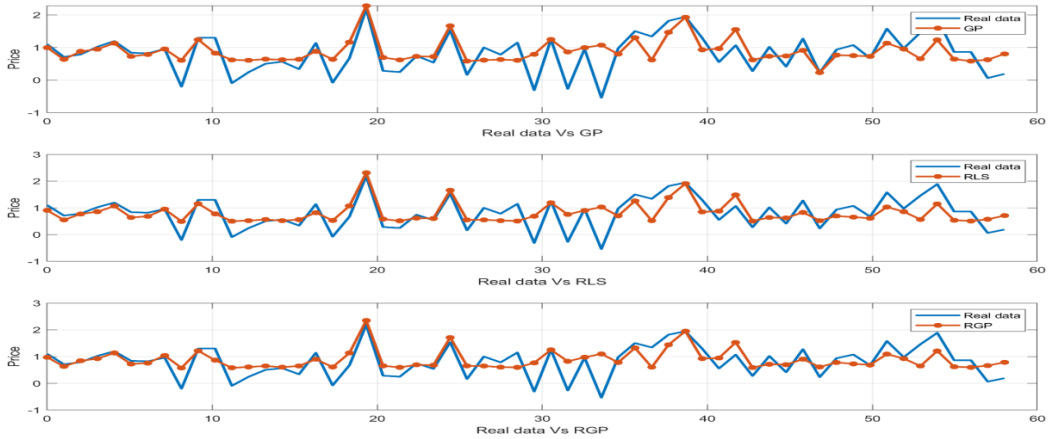
وكانت نتائج الاستدلال عن الفرق بين $(\hat{y}_n)$ و $(\hat{y}_{n1})$ باستخدام Minitab كما هو موضح في جدول (6) :

جدول 5: نتائج الاستدلال عن الفرق بين $(\hat{y}_n)$ و $(\hat{y}_{n1})$ عندما $(n = 40,58)$

		GP	RLS	RGP
P . value	2018	0.958	0.471	0.998
	2019	0.057	0.490	0.848
	2020	0.270	0.463	0.221

ويتضح من جدول (6) أن القيمة الاحتمالية للطرق الثلاثة محل الدراسة كانت كبيرة $(p.v > 0.05)$ وبناءً عليه يتم قبول فرض العدم القائل بأنه لا يوجد فرق معنوي بين متوسط القيم المقدرة للمتغير التابع $(\mu_{\hat{y}_n})$ بعد الحصول على بيانات جديدة وقبل الحصول على تلك البيانات $(\hat{y}_{n1})$ ، وهذا يدل على استقرار التقديرات رغم الحصول على بيانات جديدة وذلك لكل الطرق محل الدراسة، مما يعنى قوة القدرة التنبؤية للطرق الثلاثة .

وبالاعتماد على برنامج Matlab تم تتبع مسار القيم المقدرة ($\hat{y}_n$) والقيم الفعلية لسعر السهم وفقاً لطرق التقدير الثلاثة محل الدراسة لعام (2018) اتضح الشكل التالي



شكل 6: مسار القيم المقدرة ($\hat{y}_n$) والقيم الفعلية وفقاً لطرق التقدير محل الدراسة لأسعار الأسهم الخاصة بعام (2018)

المصدر: الباحث

واتضح من شكل (6) تطابق القيم المقدرة ($\hat{y}_{n_1}$) والقيم الفعلية للطريقتي (GP) و (RGP) في بداية المشاهدات ثم تقاربت خطوط القيم المقدرة لكل الطرق وهذا يدل على كفاءة طريقتي (GP) و (RGP) في التقدير.

(6) النتائج والتوصيات

(1-6) نتائج الدراسة

تتلخص الاستنتاجات النظرية للدراسة فيما يلي:

- انقسمت الدراسات التي اعتمدت على طريقة برمجة الأهداف في تقدير نموذج LR إلى قسمين: يشمل القسم الأول منها الدراسات التي سعت إلى التقدير في ظل عدم وجود أى مشاكل للقياس ومقارنة طريقة برمجة الأهداف بطرق تقدير أخرى. بينما اختص القسم الثانى منها الدراسات التي سعت إلى استخدام برمجة الأهداف في ظل وجود بعض مشاكل القياس.
- تعد طريقة برمجة الأهداف نهجاً بديلاً مقبولاً وفعالاً في تقدير نماذج الانحدار الخطى
- كما أظهرت طريقة برمجة الأهداف تفوقها في تقدير نموذج LR في ظل وجود مشاكل القياس كالارتباط الذاتي ووجود القيم الشاذة والبيانات ذات التوزيعات الملتوية، لذلك تعد من الطرق الفعالة في تقدير نموذج LR في هذه الحالات
- تتميز طريقة برمجة الأهداف بالمرونة العالية، كما أنها لا تتطلب أى افتراضات في البيانات كما في (OLS).

- من الممكن وضع قيود على معالم النموذج والتقدير باستخدام GP وذلك لزيادة دقة المقدرات فى ظل مشكلة الازدواج الخطى.
- نتج عن استخدام طريقة برمجة الأهداف أن لها قدرة تنبؤية مقبولة مقارنة RLS و RGP
- يعاب على GP أنه فى بعض الحالات كان للمقدرات الناتجة عنها إشارات مخالفة للواقع العملى.
- ومن خلال الدراسة التطبيقية توصلت الدراسة إلى مجموعة من الاستنتاجات الهامة التى تم تلخيصها فيما يلى:
- يمكن لبرمجة الأهداف أن توفر نهجاً مرناً يتيح تحسين المقدرات وذلك فى الحالات التى تحتوى على ارتباطات معقدة أو علاقات غير خطية، لما لها من مرونة فى التعامل مع البيانات المعقدة.
- يمكن الإعتماد على الأسلوب المقترح RGP لتقدير نموذج LR فى ظل مشكلة الازدواج وذلك بوضع قيود على المعالم المقدرة
- ينتج عن احصائية فارار جلوبير نتائج أكثر دقة من احصائية (VIF) حيث تأخذ فى الحسبان عاملين للارتباط وهما:

○ معامل الارتباط الخطى بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة للنموذج ككل.

○ معاملات الارتباط بين كل متغير مستقل والمتغيرات المستقلة الأخرى كل على حده.

- لا يعد زيادة حجم العينة من الطرق الفعالة لحل مشكلة الازدواج الخطى إلا إذا كانت العينة الجديدة ليس بها المشكلة، وبالتالى عند زيادة حجم العينة التى بها مشكلة الازدواج الخطى ببيانات جديدة بها نفس المشكلة فإن ذلك يؤدى إلى الحصول على عينة جديد تحتوى على الازدواج الخطى أيضاً.
- تقل درجة عند زيادة حجم العينة التى بها مشكلة الازدواج الخطى عند زيادة حجمها ببيانات ليس بها هذه المشكلة.

(2-6) التوصيات والمقترحات لأبحاث أخرى

- توصى الدراسة باستخدام طريقة برمجة الأهداف كأسلوب بديل فى تقدير نموذج LR حيث لا يتطلب أى افتراضات فى البيانات.
- توصى الدراسة باستخدام الأسلوب المقترح RGP فى تقدير نموذج LR فى ظل مشكلة الازدواج الخطى.
- تقترح الدراسة استخدام طريقة برمجة الأهداف لتقدير نموذج LR فى ظل مشاكل قياس أخرى.
- تقترح الدراسة استخدام طريقة برمجة الأهداف المقيدة RGP فى تقدير نموذج LR فى ظل مشاكل قياس أخرى.

المراجع

- Al-Sabbah, S. A., Radhy, Z. H., & Al Ibraheemi, H. (2021). Goals programming multiple linear regression model for optimal estimation of electrical engineering staff according to load Demand. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 12, 123-132.
- Elkhwaga, M. A. (2021). *Econometrics: Measurement and measurement problems*. Alexandria: Dar Faros Scientific Publishing and Distribution. (in Arabic)
- Fomby, T. B., Hill, R. C., & Johnson, S. R. (2012). *Advanced econometric methods*. Springer Science & Business Media.
- Greene, W. H. (2012). *Econometric Analysis* (7th ed.). Prentice Hall.
- Greene, W. H., & Seaks, T. G. (1991). The restricted least squares estimator: a pedagogical note. *The Review of Economics and Statistics*, 563-567.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics*. New York: MC Graw-Hill Irwin.
- Hendry, D. F., & Hubrich, K. (2006). Forecasting aggregates by disaggregates. *Documento de Trabajo*, 589.
- Jones, D., & Tamiz, M. (2016). A review of goal programming. *Multiple criteria decision analysis*, 903-926.
- Khamis, M. A. H., Elkhwaga, M. A., & Qarousa, A. M. (2023). A comparative study of some treatments of multicollinearity and autocorrelation problems. *Alexandria University Journal of Administrative Sciences, Faculty of Business*, 60(4), 347-363. (in Arabic)
- Lobna, A. T. (2016). Behavior of Goal Programming with Heavy Tailed Distribution. *Journal of Basic and Applied Research in Biomedicine*, 2(4), 606-611.
- Muhammad, L. J., Algehyne, E. A., Usman, S. S., Ahmad, A., Chakraborty, C., & Mohammed, I. A. (2021). Supervised machine learning models for prediction of COVID-19 infection using epidemiology dataset. *SN computer science*, 2(1), 11.
- Oloyede, I. (2023). Bayesian linear restricted least squares estimators. *Journal of the Indian Society for Probability and Statistics*, 24(1), 65-74.
- Özkale, M. R., & Kaciranlar, S. (2007). The restricted and unrestricted two-parameter estimators. *Communications in Statistics—Theory and Methods*, 36(15), 2707-2725.
- Taha, H. A. (2013). *Operations research: an introduction*. Pearson Education India.

Measuring the Predictive Ability of Restricted Least Squares and Goal Programming Methods " An Econometric Study of The Egyptian Stock Market "

Mr. Ahmed Atta Mekemar Atta Prof. Dr. Mostafa Abdel-Monem El-Khawaga

Dr. Somaia Mohamed Ali

Abstract

Researchers often encounter datasets that violate the assumptions of the Ordinary Least Squares (OLS) method, particularly in the presence of multicollinearity among independent variables. In such cases, OLS becomes inefficient methods, as the estimated parameters, in this case don't satisfy BLUE property, then predicted values lose accuracy and reliability for statistical inference. Consequently, alternative estimation techniques have been developed, including the Restricted Least Squares (RLS) method.

Recently, the Goal Programming (GP) approach, which has gained attention in several studies for estimating regression parameters without any assumptions about variables.

This study aims to evaluate the predictive performance of the Multiple Linear Regression (MLR) model under multicollinearity by conducting a comparative analysis between RLS and GP. Moreover, the study proposes a new estimation method, Restricted Goal Programming (RGP), as an approach to mitigate the effects of multicollinearity.

To achieve this objective, an empirical analysis was carried out to forecast stock prices (dependent variable) of selected listed companies on the Egyptian Stock Exchange, using various financial statement indicators (independent variables) during the period 2017–2020.

The findings indicate that Goal Programming provides acceptable predictive ability as an alternative estimation method for linear regression models, since it does not require strict data assumptions. Additionally, the proposed RGP method demonstrated strong predictive performance for estimating regression models in the presence of multicollinearity, thus offering a promising solution to this classical econometric problem.

Keywords

Linear Regression; Multicollinearity; Restricted Least Squares (RLS); Goal Programming (GP)

التوثيق المقترح للدراسة وفقا لنظام APA

عطا، أحمد عطا مخيمر، الخواجة، مصطفى عبد المنعم، على، سمية محمد (2025). قياس القدرة التنبؤية لطريقتي المربعات الصغرى المقيدة وبرمجة الأهداف "دراسة قياسية على سوق الأوراق المالية المصري". مجلة جامعة الإسكندرية للعلوم الإدارية، كلية الأعمال، جامعة الإسكندرية 62(6)، 63-86.