مجلة البحوث المالية والتجارية
المجلد (26) – العدد الأول – يناير 2025

تقدير دالة استهلاك الزيوت النباتية فى مصر باستخدام مقدرات انحدار الريدج الحصين المقترح ومقدرات انحدار الجذور الكامنه الحصينة

Estimation of the Consumption of Vegetable Oils Function in Egypt using the proposed Robust Ridge Regression Estimators and Robust Latent Roots Regression Estimators

إعـــداد
الباحث/ سامية حسنين رجب معيط
مرشح للدكتوراة – كلية التجارة، جامعة بورسعيد – قسم الاحصاء التطبيقى

تحت إشراف
أ.د/ محمد المهدى محمد على
أستاذ الرياضيات و الاحصاء الاكتوارى المتفرغ
كلية التجارة . جامعة بورسعيد

د/سماح كمال عبد العزيز
مدرس بقسم الاحصاء والرياضيات والتأمين
كلية التجارة . جامعة بورسعيد

د/سمر أحمد حلمى عبد الغنى
مدرس بقسم الاحصاء والرياضيات والتأمين
كلية التجارة . جامعة بورسعيد

تاريخ الإرسال	2024-10-30
تاريخ القبول	2024-11-17
رابط المجلة: https://jsst.journals.ekb.eg/	

الملخص :-

تهدف هذه الورقة البحثية الى تقدير دالة استهلاك الزيوت النباتية فى مصر لمعرفة أهم العوامل المؤثرة علىها باستخدام مقدرات انحدار الريدج الحصينة المقترحة (Robust Ridge Estimators) باقتراح مقدر جديد لطريقة انحدار الريدج(Ridge Method) العادية ثم دمجه مع بعض طرق الانحدار الحصينة (Robust Ridge) ومقارنته مع طريقة انحدار الجذور الكامنه الحصينة (Robust Latent Root Regression Method) وذلك فى محاولة لحل مشكلة التعدد الخطى (Multicollinearity) فى نموذج الانحدار فى ظل وجود قيم شاذة(Outliers) مستخدمة فى ذلك معامل التحديد R^2 ومعامل تضخم التباين VIF ومتوسط مربعات الخطأ MSE كاداة للمقارنة والتقييم وتم التطبيق على دالة استهلاك الزيوت النباتيه في مصر، وتوصل البحث الى أن افضل النماذج هى الجذور الكامنة الحصينة ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمة المقترحة باستخدام مقدر MM ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمه المقترحة باستخدام مقدر LAV ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمة المقترحة باستخدام مقدر LTS وانخفاض قيم معامل تضخم التباين اقل من 10 مما يدل على التخلص من مشكلة التعدد الخطى ووجود اقل متوسطات لمربعات الخطأ.

الكلمات المفتاحية :-

انحدار الريدج ، الانحدار الحصين ، انحدار الجذور الكامنه الحصينة ، معامل تضخم التباين ، متوسط مربعات الخطأ.

Abstract:

This research paper aims to estimate the vegetable oil consumption function in Egypt using the proposed Robust Ridge Estimators by proposing a new estimator for the regular Ridge Method, then combining it with some Robust Ridge methods and comparing it with the Robust Latent Root Regression Method in an attempt to solve the problem of multicollinearity in the regression model in the presence of outliers using the coefficient of determination R^2, the variance inflation factor VIF and the mean square error MSE as a tool for comparison and evaluation. The application was applied to the vegetable oil consumption function in Egypt. The research concluded that the best models are the robust latent roots, then the robust ridge regression with the proposed parameter using the MM estimator, then the robust ridge regression with the proposed parameter using the LAV estimator, then the robust ridge regression with the proposed parameter using The LTS estimate and the variance inflation factor values are less than 10, indicating the elimination of the multicollinearity problem and the presence of the lowest mean squared errors.

Ketwords:
Ridge Regression , Robust Regression , Robust Latent Roots Regression, Variance Inflation Factor, Mean Square Error.

1- مقدمة

تتعدد الظواهر الموجودة في المجتمع ، والتي تستحق الدراسة والتحليل من أجل تحديد العوامل التي تؤثر على تلك الظواهر ومن ثم إمكانية التعرف على هذه الظواهر والاستفادة منها من خلال بيان أكثر العوامل التي تؤثر على الظواهر والتأثير عليها والاستفادة منها، وتتعدد الطرق التي يمكن من خلالها تحديد العوامل التي تؤثر في ظاهرة ما، وبناءاً على ذلك سيتم دراسة ظاهرة استهلاك الزيوت النباتية نظراً لأهميتها فى مصر ووجود مشاكل فى التخطيط للانتاج والاستهلاك والتصنيع وتلبية احتياجات السوق المصرى من هذه الزيوت النباتية ، ونقص انتاج هذه الزيوت يمثل أهمية قصوى فى مصر وذلك لكونها غذاءاً هاما للانسان وسلعة من السلع الاستراتيجية ، وتنحصر مشكلة الزيوت النباتية في مصر فى قلة الكميات المنتجة من الزيوت النباتية بالمقارنة للكميات المطلوبة منه ، حيث يعجز الانتاج المحلى عن تغطية احتياجات الاستهلاك المحلى وبذلك اتسعت الفجوة الغذائية .

ومما سبق يتضح أن مشكلة البحث هى تقدير دالة استهلاك الزيوت النباتية فى مصر باستخدام مقدرات انحدار الريدج الحصين ومقدرات انحدار الجذور الكامنه الحصينة لمعرفة أيهما أفضل فى معالجة مشكلة التعدد الخطى Multicollinearity فى ظل وجود القيم الشاذة Outliers حيث يترتب على ذلك بناء نموذج قياسى للانحدار المتعدد لظاهرة ما مثل العوامل المؤثرة على استهلاك الزيوت النباتية فى مصر دون التحقق من الفروض الأساسية الواجب توافرها عند تطبيقه الى نتائج غير صحيحة تؤدى الى قرارات خاطئة.

2. مشكلة التعدد الخطى (The Multicollinearity problem) :.

مصطلح التعدد الخطى يشير الى وجود ترابط بين المتغيرات المستقلة المستخدمة فى نموذج الانحدار الخطى مما يجعل من الصعب أو المستحيل عزل تأثيراتها الفرديه عن المتغير التابع وبالتالى يصعب الحصول على مقدرات جيدة للتنبؤ .

(1.2) طرق اكتشاف التعدد الخطي:

توجد مجموعة متنوعة من الطرق التي يمكن من خلالها اكتشاف مشكلة التعدد الخطي وتحديد ما إذا كان يوجد ارتباط بين المتغيرات التفسيرية أم لا ويمكن بيان هذه الطرق [Daoud Jamal I.] على النحو التالي:

1- طريقة معامل الارتباط .

2- طريقة استخدام محدد مصفوفة المتغيرات المستقلة ومصفوفة الارتباط .

3- استخدام اختبار F و t كمؤشر لوجود الارتباط .

إذا كان معامل التحديد مرتفع R^2 وقيمة t منخفضة (غير معنوية)، حيث أن القيمة المرتفعة لمعامل التحديد تعني قبول النموذج من حيث صلاحيته ولكن عدم معنوية المتغيرات المستقلة تعطي نتائج متناقضة مع قيمة معامل التحديد.

4- التباين المرتفع في حالة الارتباط، حيث تكون الأخطاء المعيارية مرتفعة جداً وقيمة t منخفضة

5-عامل تضخم التباين variance inflation factor VIF

عندما يوجد التعدد الخطي فإن الخطأ المعيارى لمعاملات المتغيرات التفسيرية سوف يزداد وبالتالي فإن تباين معاملات المتغيرات التفسيرية سوف يتضخم، ويتم ايجاد معامل تضخم التباين

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

كالتالي :

حيث أن $j = 1,2,3,\ldots\ldots,m$ ، ويحسب هذا المعيار لكل متغير مستقل فى نموذج الانحدار المتعدد وتمثل R_j^2 معامل التحديد ، فاذا كانت $VIF > 10$ فهناك اشارة لوجود تعدد خطى ما بين X_j وباقى المتغيرات مما يستوجب حذف هذا المتغير من النموذج لأنه السبب فى المشكلة.

، ويتم تفسير قيمة معامل تضخم التباين من خلال الجدول التالي:

جدول (1.2)

قيمة معامل تضخم التباين VIF	النتيجة
تساوي 1	لا يوجد تعدد خطي
أكبر من الواحد وأقل من 5	يوجد تعدد خطي بدرجة متوسطة
أكبر من 5	يوجد تعدد خطي مرتفع

فعلى سبيل المثال إذا كانت قيمة معامل التباين = 9 فإن هذا يعني أن معامل الخطأ المعياري للمتغير المستقل يكون أكبر 3 أمثال الخطأ المعياري للمتغير المستقل في حالة عدم التعدد الخطي.

3 . طرق التقدير (Methods of Estimation)

(1.3) مقدرات الانحدار الحصين Robust Regression Estimators:-

استهدف الكثير من الباحثين إيجاد الطرق الأكثر كفاءة في الانحدار والتي تساعد في التعامل مع الحالات التي يكون فيها عدم توافر الفروض الخاصة بالانحدار وخاصة في ظل وجود القيم الشاذة، وتمتاز المقدرات الحصينة بأنها أكثر قدرة وملائمة على التعامل مع شتى الحالات التي لا يتحقق فيها الفروض والشروط الخاصة بجودة نموذج الانحدار، حيث تكون هذه المقدرات الحصينة الناتجة غير حساسة للقيم الشاذة، وتقوم الطرق الحصينة على الرغم من اختلافها على نقطتين أساسيتين وهما:

1. إعطاء وزن أقل للمشاهدة الشاذة في حالة وجودها وهو ما يؤدي إلى تقليل تأثيرها.
2. استخدام أسلوب التكرار **Iteration** الذي يعمل على التقليل من أثر المشاكل القياسية مثل مشكلة التعدد الخطي ومشكلة الارتباط الذاتي.

أهم الطرق الحصينة المستخدمة:

قدمت مجموعة من الطرق الحصينة على نطاق واسع والتي من أهمها مجموعة الطرق التالية:

1. طريقة مقدر M-estimator :

قدم Huber, 1973 هذه الطريقة من خلال الوصول إلى تقديرات أكثر مرونة وكفاءة من المقدرات الحصينة الأخرى ويمكن تعميمها بشكل مباشر على الانحدار المتعدد وتقوم هذه الطريقة على تدنية دالة هدف مقدر **M** للانحدار **(P)** في البواقى بدلا من مربعات البواقى كالتالي:

$$Min\sum_{i=1}^{n} P(r_i)$$

حيث يجب أن تكون تلك الدالة **P** متماثلة **Symmetric** ولها نهاية صغرى وحيدة عند الصفر.

2. طريقة مقدر MM-estimator :-

اقترح **Yahai** مقدرات **MM** وهى الطريقة الاوسع انتشارا حيث أنها تجمع بين نقطة التحطم العالية والكفاءة النسبية الجيدة التى تصل الي 95% وأيضا لأنها مقاومة للمشاهدات الشاذة فى اتجاه كل من المتغير التابع والمتغيرات المستقلة ،وهى تسمي **MM** لأنها تعتمد على استخدام مقدر **M** فى أكثر من خطوة لحساب التقديرات النهائية ويتم الحصول على مقدر **MM** بالخطوات التالية :.

أ. ايجاد المقدر المبدئى $\hat{\beta}_0$ لمتجه المعالم β والبواقى المبدئية المناظرة $r_i^{(0)}$. وهذا المقدر المبدئى يجب ان يكون مقدر ذو نقطة تحطم عالية وليس من الضرورى أن يكون كفء ، وعادة ما يستخدم مقدر **S** أو مقدر **LMS** كمقدر مبدئى .

ب ـ يتم ايجاد مقدر **M** لتشتت البواقى $(\hat{\sigma}_{(0)})$ باستخدام التقدير المبدئى وذلك بحل معادلات **M** لمعلمة التشتت التالية

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\rho_0\left(\frac{r_i^{(0)}}{\sigma}\right)=0.5$$

ج ـ يتم الحصول على النهاية الصغرى المطلقة كالتالى :.

$$L(\beta)=\sum_{i=1}^{n}\rho_1(\frac{r_i}{\hat{\sigma}_{(0)}})x_i=0$$

3. طريقة مقدر أدنى مجموع بواقى مطلقة Least Absolute Value(LAV)

ويمكن تعريفها على الصورة التاليه :

$$\min_{\beta}\sum_{i=1}^{n}|r_i|$$

وقد يطلق عليها اسم **L1-norm** أو **LAD** أو **LAR** ويهدف المقدر الى تدنية مجموع البواقى المطلقة $\sum_{i=1}^{n}|y_i-x_i^t\beta|$ وعادة يتم حله باستخدام البرمجة الخطيه .

4. مقدر أدنى مجموع مربعات مشذبة Least Trimmed Squares (LTS):

قدم **Rousseeuw** مقدر **(LTS)** كعلاج للبطء الشديد فى معدل تقارب مقدر **LMS** ، وفى هذا المقدر ، يتم تدنية مجموع أول عدد **h** من مربعات البواقى المرتبة تصاعديا ، ويمكن صيغة دالة الهدف كما يلى :.

$$\min\sum_{i=1}^{h}(r_i^2)m$$

حيث $r_{(1)}^2, r_{(2)}^2, r_{(3)}^2, \ldots\ldots, r_{(n)}^2$ هى مربعات البواقى المرتبة تصاعديا ، وبالتالى فان هذا المدخل مشابه لطريقة المربعات الصغرى فيما عدا أن المجموع لا يشمل أكبر مربعات البواقى مما يسمح للتوفيق أن يتفادى المشاهدات الشاذة .

(2.3)مقدرات انحدار ريدج Ridge Regression estimators :-

قدم كل من **Hoerl and Kennard** طريقة جديدة في عام **1970** من أجل حل مشكلة التعدد الخطي، وتعتمد الطريقة بشكل أساسي على إضافة ثابت التحيز **k** للمصفوفة، وتعتبر طريقة انحدار **ridge** واحدة من الطرق المعدلة لطريقة المربعات الصغرى **OLS** الاعتيادية وذلك في حالة وجود مشكلة التعدد الخطي بين المتغيرات المستقلة في النموذج، وتعتبر طريقة انحدار **ridge** واحدة من أساليب التقدير المتحيزة، حيث أنها تقوم على إضافة مصفوفة **kIp** إلى المصفوفة الأساسية $(X'X)$ وبعدها يتم إيجاد معكوس المصفوفة ويمكن توضيحها وفقاً للمعادلة التالية:

$$\hat{\beta}=(X'X+klp)^{-1}X'Y$$

حيث أن:

Y تمثل متجه المشاهدة

X تمثل مصفوفة المتغير المستقل

$\hat{\beta}$ تمثل مقدر ريدج

k تمثل ثابت تحيز، حيث أنها أكبر من الصفر

ويترتب على هذه الطريقة مقدر ريدج الذي يكون متحيز ويعتمد على ثابت التحيز k ولذلك يتمثل الهدف الأساسي في إيجاد الثابت k الذي يعمل على تحقيق أمثلية مقدرات ريدج من خلال إيجاد تباين وتحيز صغير، وقد قدم كل من Gross and Sarker طريقة يتم فيها استخدام المعلومات المسبقة من معلمات β والتي يطلق عليها طريقة انحدار ريدج المقيد restricted ridge regression RRR .

(3.3) طريقة انحدار ريدج المقترحة [بحث المحاكاة ساميه 2024]:

والتى قامت على تعديل معلمة k المعممه والمقترحة من طريقة Firinguetti (1999) والتى تأخذ الشكل التالى:

$$\widehat{k}_{iF}=\frac{\lambda_i S^2}{\lambda_i \hat{\alpha}_i^{\,2}+(n-p)S^2}$$

والتى تتلخص فى أخذ الوسط الحسابي لعناصر المتجه λ^T والحصول على حاصل ضرب المتجهي $\lambda^T \hat{\alpha}^2$ مقسوما على عدد المتغيرات المفسرة بالنموذج ، وسوف يتم التعامل معها كمعلمه مقترحة يمكن استخدامها فى الحصول على مقدر ريدج العادى المقترح، ثم سوف نستخدمها للحصول على ثلاثة من مقدرات الانحدار الحصينه المقترحة بدمجها مع كل من الطرق التاليه :.

1. مقدر LAV

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAV} = (X^t X + K^*_{LAV} I)^{-1} X^t Y$$

ومنه يمكن الحصول على K^*_{LAV} الحصينة كالتالى :.

$$K^*_{LAV} = \frac{p s^2_{LAV}}{\widehat{\beta}^t_{LAV}\widehat{\beta}_{LAV}}$$

حيث $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAV}$ هو مقدر LAV الحصين لمتجه معالم الانحدار β و s^2_{LAV} ويمكن حساب s^2_{LAV} كالتالى :

$$s^2_{LAV} = \frac{(y-x\widehat{\beta}_{LAV})^T (y-x\widehat{\beta}_{LAV}}{n-p}$$

2. مقدر LTS

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RSTO} = (X^t X + K^*_{LTS} I)^{-1} X^t Y$$

ومنه يمكن الحصول على K^*_{LTS} الحصينة كالتالى :

$$K^*_{LTS} = \frac{p s^2_{LTS}}{\widehat{\beta}^t_{LTS}\widehat{\beta}_{LTS}}$$

حيث $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LTS}$ هو مقدر LTS الحصين لمتجه معالم الانحدار β و s^2_{LTS} ويمكن حساب s^2_{LTS} كالتالى :.

$$s^2_{LTS} = \frac{(y-x\widehat{\beta}_{LTS})^T (y-x\widehat{\beta}_{LTS})}{n-p}$$

3. مقدر MM

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RMM} = (X^t X + K^*_{MM} I)^{-1} X^t Y$$

ومنه يمكن الحصول على K^*_{MM} الحصينه كالتالى :

$$K^*_{MM} = \frac{p s^2_{MM}}{\widehat{\beta}^t_{MM}\widehat{\beta}_{MM}}$$

حيث $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{MM}$ هو مقدر MM الحصين لمتجه معالم الانحدار β و s^2_{MM} ويمكن حساب s^2_{MM} كالتالى :-

$$s^2_{MM} = \frac{(y-x\widehat{\beta}_{MM})^T(y-x\widehat{\beta}_{MM}}{n-p}$$

وتم التطبيق على دالة استهلاك الزيوت النباتيه في مصر باستخدام طرق التقدير المقترحة بالاضافة لمقارنتها مع طريقة انحدار الجذور الكامنه الحصينة مستخدمة فى ذلك معامل التحديد R^2 ومعامل تضخم التباين VIF ومتوسط مربعات الخطأ MSE كاداة للمقارنة والتقييم للوصول الى أهم المتغيرات التى تؤثر على هذا الاستهلاك ولذلك شمل مجتمع الدراسة كل من :- الانتاج المحلى من الزيوت النباتيه ، ووارادات الزيوت النباتيه ، ومتوسط سعر استيراد الزيوت النباتيه ، الدخل الفردى الحقيقي ، متوسط سعر التجزئة الحقيقي ، عدد السكان ، قيمة الدعم الحقيقي للزيوت النباتيه وذلك خلال الفترة من عام 2000 الى عام 2020 ، تم جمع البيانات من وزارة الزراعة واستصلاح الأراضى ، قطاع الشئون الاقتصادية ، الادارة المركزية للاقتصاد الزراعى ، نشرة الاقتصاد الزراعى ، أعداد مختلفة .

(3-4) طريقة مقدر انحدار الجذور الكامنه Latent Root Regression:-

وتقوم هذه الطريقه على أساس اضافة متجه المتغير التابع القياسى Y الى مصفوفة المتغيرات المستقلة القياسيه X [Habashi& Mohamed] لتكون لدينا مصفوفة $A=[Y:X]$ ذات بعد $n\times(p+1)$ لذلك فان مصفوفة (A^TA) هى $\lambda_1,\lambda_2,.....,\lambda_p$ بحيث أن $\lambda_1,\lambda_2,.....,\lambda_p$ والمتجهات المميزة المقابله لتلك القيم هى $\gamma_1,\gamma_2,.....,\gamma_p$ ، وبذلك يصبح مقدر طريقة انحدار الجذور الكامنه كالتالى :

$$\hat{\beta}_{(LRR)} = -\left[\sum_{j=1}^{p}\omega_j\gamma_{0j}\lambda_j^{-1}\gamma_j^0 / \sum_{j=1}^{p}\omega_j\gamma_{0j}^2\lambda_j^{-1}\right]$$

حيث أن :-

λ_j هى الجذور الكامنه لمصفوفة $A`A$ ، $j=0,1,2,.....,p$.

γ_i هى المقابله لمتجه الجذور .

γ_j^0 هى المقابله لمتجه الجذور بدون العنصرالأول .

γ_0 هى العنصر الأول لمتجه j^{th} .

ω_j تكون متغير 0,1 .

(3-5) مقدر انحدار الجذور الكامنه الحصينة Robust Latent Roots Regression Estimators :

تقوم طريقة انحدار الجذور الكامنة الحصينة على إدخالresistance في انحدار الجذور الصماء العادية ويتم هذا من خلال فرض وزن لمصفوفة الارتباط للمتغيرات التابعة والمستقلة A'A

وقدم هذه الطريقه Habshah and Lau وتقوم على افتراض اوزان مصفوفة ارتباط w_i تضاف بين المتغيرات المستقلة والتابعه بمعامل الارتباط القوى r_w :.

$$r_w = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i Y_i^* X_i^*}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{n} w_i Y_i^{*2}\right)\left(\sum w_i X_i^{*2}\right)}}$$

حيث أن w_i تمثل أوزان المصفوفة .

ثم ايجاد المقدر $\hat{\beta}$ كالآتي : $\widehat{\boldsymbol{\beta}}=(X^T W X)^{-1} XWY$

حيث W تمثل أوزان w_i

ثم بعد ذلك اقترح Schweppes دمج مقدر M مع مقدر RLRR ليسمى GM بالخطوات التاليه :.

أ. ايجاد w_i $w_i = \frac{\Psi\left[(y_i - x_i` \widehat{\beta}_{GM})/\pi_i \; S\right]}{(y_i - x_i` \widehat{\beta}_{GM})/\pi_i \; S}$

2. ايجاد مقدر $\hat{\beta}_{GM}$ $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{GM}} = (X`WX)^{-1} X`WY$

حيث X هى مصفوفة الأوزان .

ثم بعد ذلك اقترح Leroy and Rousseew دمج مقدرGM الحصين مع مقدر الجذور الكامنه RLRR ليسمى مقدرMM الحصين وهو يجمع بين الكفاءة ونقاط القوة العاليه ويكون على ثلاثة مراحل كالتالى :.

أ. حساب قيمة مقدر S كمقدر ابتدائى :. $\mathbf{p(x)} = 3(\frac{x}{c})^2 - 3(\frac{x}{c})^4 + (\frac{x}{c})^6$

حيث c=1.548 مقدار ثابت .

ب . حساب مقدر MM الذى يمثل أقل قيمة $\widehat{\pi}$ للمقدار التالى :. $\sum_{i=1}^{n} p(\frac{y_i - x_i` \hat{\hat{\beta}}_{MM}}{\widehat{\sigma}_o})$

حيث $\mathbf{p(x)}$ هى دالة التأثير الثابت 4.687 و $\widehat{\sigma}_o$ الانحراف المعيارى المقدر للبواقى.

ج . حساب مقدر MM الحصين $\frac{1}{n-p}\sum_{i=1}^{n} p(\frac{y_i - x_i` \hat{\hat{\beta}}_{MM}}{S})$=0.5

ثم بعد ذلك Habshah and Lau , Tukey`s biweight function اقترحوا دمج مقدر MM الحصين مع GM الحصين ليسمى LRMGMB بالخطوات التاليه :.

1. حساب البواقى $e_i = y_i - \widehat{\beta}_0 - \widehat{\beta}_1 x_{i1} \ldots . \widehat{\beta}_p x_{ip}$

$\hat{\pi} = 1.4826(1 + 5/(\mathrm{n} - \mathrm{p})\mathrm{Median}|e_i|$

2. حساب دالة الأوزان : $w_i = min\left[1, \left\{\frac{\chi^2 0.95;k}{RMD_i^2}\right\}\right], i = 1, 2, \ldots \ldots$

حيث أن k هى عدد المتغيرات المستقلة متضمنه العنصر الثابت k

3. حساب Q :. $Q = diag[\Psi`\left(\frac{e_i}{\hat{\tau} X w_i}\right)]$

حيث أن Ψ` هى اشتقاق الدالة Hiber (Ψ).

4. اشتقاق مقدر $\hat{\beta}_{MGM}$ كالتالى :. $\hat{\beta}_{MGM} = \hat{\beta}_0 + (X^* \beta X)^{-1} X w \psi\left(\frac{e_i}{w_i \hat{\tau}}\right)\hat{\tau}$

حيث w هى مصفوفة n*n لدالة الأوزان w_i التى حصلنا عليها من الخطوة رقم (2).

4. دراسة تطبيقية :.

وسوف يتم دراسة ظاهرة استهلاك الزيوت النباتية فى مصر وتحديد المتغيرات التفسيرية والتى تؤثر عليها بناء على الأساس النظرى لدوال الإستهلاك والطلب والدراسات التطبيقية السابقة ، وكانت هذه المتغيرات على النحو التالى : الانتاج المحلي من الزيوت النباتية (X1)، واردات الزيوت النباتية (X2)، الدخل الفردي الحقيقي (X3)، سعر التجزئة الحقيقي (X4)، عدد السكان (X5)، قيمة الدعم الحقيقي للزيوت النباتية (X6)، وتم دراسة هذه العوامل خلال الفترة الزمنية (2000-2020) وذلك باستخدام برنامج R كالتالى

وتم دراسة هذه العوامل خلال الفترة الزمنية (2000–2020) وفيما يلى تطور هذه العوامل خلال فترة الدراسة:

اتضح من جدول رقم (1) أن متوسط كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية (y)خلال الفترة (2000–2020) بلغت نحو 1162 طن وبلغت كمية الإستهلاك أقصاها عام 2020 بحوالى 2032 طن ، فى حين بلغت أدناها عام 2002 بنحو 494 طن، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي إحصائي في كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية قُدر بنحو 51.52طن سنويا، وبمعدل تغير سنوى متزايد قدره 5.24% من المتوسط السنوى خلال فترة الدراسة، وقد بلغ معامل التحديد نحو 0.4559 أى أن عنصر الزمن بما يتضمنه من متغيرات يفسر نحو 45.59% من التغيرات فى كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية.

كما يتضح من جدول رقم (1) أن متوسط كمية الانتاج المحلي من الزيوت النباتية (X1)خلال الفترة (2000–2020) بلغت نحو 204 طن وبلغت أقصى كمية لها في عام

2020 والتي بلغت 494 طن ، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي في كمية الانتاج المحلى من الزيوت النباتية قُدر بنحو 6.59 طن سنويا، وبمعدل تغير سنوى متزايد قدره 4.20% (43.9%) وهو ما يعني أن هناك حولي 56% من التغيرات في المتغير التابع تعود إلى عوامل أخرى غير الزمن وهي عوامل لم يتم قياسها وبمعنى آخر أن عنصر الزمن يفسر 43.9% في كمية الاستهلاك من الزيوت النباتيه فقط .

كما يتضح من جدول رقم (1) أن متوسط كمية الواردات من الزيوت النباتية (X2)خلال الفترة (2000–2020) بلغت نحو 930 طن وبلغت كمية الواردات أقصاها عام 2019 بحوالى 1766 طن ، فى حين بلغت أدناها عام 2003 بنحو 265 طن، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي إحصائيا في كمية الواردات من الزيوت النباتية قُدر بنحو 32.15 طن سنويا، وبمعدل تغير سنوى قدره 4.2% ، وقد بلغ معامل التحديد نحو 0.96 وهو ما يفيد ارتفاع تأثير الواردات على كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية خلال نفس الفترة حيث أن الواردات مسؤولة عن 96% من التغير في الاستهلاك في حين أن العوامل الأخرى (غير الواردة والتي لم يتم قياسها) مسؤولة فقط عن 4% من التغير في الاستهلاك المحلي من الزيوت النباتية في نفس الفترة.

كما يتضح من جدول رقم (1) أن متوسط الدخل الفردي الحقيقي (X3)خلال الفترة (2000–2020) بلغت نحو 16438 جنيه وبلغ الدخل الفردي الحقيقي أقصاه عام 2020 بحوالى 34560 جنيه ، فى حين بلغت أدناه عام 2000 بنحو 5150 جنيه، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي إحصائيا في الدخل الفردي الحقيقي قُدر بنحو 4840 جنيه سنويا، وبمعدل تغير سنوى متزايد قدره 13.8 % من المتوسط السنوى خلال فترة الدراسة، وقد بلغ معامل التحديد نحو 0.42 وهو ما يفسر أن 42% من التغير في الدخل الحقيقي انما يفسر فقط بنسبة 42% من تغيرات التغيرات فى الدخل الفردي الحقيقي في حين أن حوالي 58% من التغيرات في الدخل الحقيقي للفرد إنما يعود لعوامل أخرى لم يتم قياسها في هذه الدراسة.

يتضح أيضاً من جدول رقم (1) أن متوسط سعر التجزئه الحقيقي(X4) خلال الفترة (2000–2020) بلغت نحو 6764 جنيه وبلغ سعر التجزئه الحقيقي أقصاه عام 2020

بحوالى 26500 جنيه ، فى حين بلغ أدناه عام 2014 بنحو 2289 جنيه، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي إحصائيا في سعر التجزئه الحقيقي قُدر بنحو 23.4 طن سنويا، وبمعدل تغير سنوى متناقص قدره 1.89% من المتوسط السنوى خلال فترة الدراسة، وقد بلغ معامل التحديد نحو 42.2% مما يفسر أن الزمن مسؤول عن 42.2 % من التغيرات فى سعر التجزئه الحقيقي والباقى يرجع لعوامل أخرى (غير الزمن) ولم يتم قياسها في هذه الدراسة.

يتضح أيضاً من جدول رقم (1) أن متوسط عدد السكان (X5)خلال الفترة (2000-2020) بلغت نحو 80.2 مليون نسمة وبلغ عدد السكان أدنى معدل له عام 2000 بحوالي 63.98 مليون نسمة، فى حين بلغ أكبر معدل للسكان في سنة 2020 حيث بلغ 100.62م. نسمة ، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي في عدد السكان يقُدر بنحو 1.72 مليون نسمة سنويا، وبمعدل تغير سنوى قدره 2.22 % من المتوسط السنوى خلال فترة الدراسة، وقد بلغ معامل التحديد نحو 0.982 وهو ما يعني أن عنصر الزمن بما يتضمنه من متغيرات يفسر نحو 98.2% من التغيرات فى عدد السكان والباقى يرجع لعوامل أخرى لم يتم تناولها في الحسبان أو قياسها في هذه الدراسة.

اتضح من جدول رقم (1) أن متوسط قيمة الدعم الحقيقي للزيوت النباتية (X6)خلال الفترة (2000-2020) بلغت نحو 5257.2 مليون جنيه وبلغت قيمة الدعم الحقيقي أقصاها عام 2020 بحوالى 41948 مليون جنيه، فى حين بلغت أدناها عام 2009 بنحو 366 مليون جنيه، كما يتبين من معادلة الإتجاه الزمنى العام بجدول رقم (2) وجود تزايد معنوي احسائي في قيمة الدعم الحقيقي قُدر بنحو 143.96 مليون جنيه سنويا، وبمعدل زيادة (موجب) قدره 13.34% من المتوسط السنوي، وقد بلغ معامل التحديد نحو 0.458 وهو ما يعني أن عنصر الزمن بما يتضمنه من متغيرات يفسر نحو 45.8% من التغيرات في قيمة الدعم الحقيقي للزيوت النباتية في حين أن العوامل الأخرى غير الزمنية (والتي لم يتم قياسها في هذه الدراسة) مسئولة عن النسبة الأكبر من الدعم ويبلغ تأثيرها حوالي 54.2 %.

جدول (1)

تطور استهلاك الزيوت النباتية والعوامل المؤثرة عليها خلال الفترة (2000–2020)

السنة	كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية (ألف طن)	الإنتاج المحلي للزيوت النباتية (الألف طن)	واردات الزيوت النباتية (بالألف طن)	الدخل الفردي الحقيقي (جنيه /سنة)	سعر التجزئة الحقيقي (جنيه /طن)	عدد السكان (مليون نسمة)	قيمة الدعم الحقيقي للزيوت النباتية (بالمليون جنيه)
	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6
2000	748	115	648	5150	3705	63.98	663
2001	574	121	471	5400	4079	65.34	586
2002	494	169	348	5700	3978	66.67	490
2003	508	135	265	6100	4184	67.98	558
2004	1007	141	877	7000	4389	69.33	478
2005	1248	200	1071	7600	4154	70.00	422
2006	1389	207	1207	6000	4326	70.65	593
2007	786	251	580	10100	4510	74.36	496
2008	736	175	514	11900	4293	75.10	418
2009	714	176	504	13200	5034	76.82	366
2010	671	174	471	15100	5090	78.73	484
2011	1270	200	1212	16700	3316	80.41	2314
2012	1207	176	1198	18090	3324	82.31	2434
2013	1530	228	1531	21330	3307	84.63	1975
2014	1324	199	640	22010	2289	86.81	2538
2015	1450	211	720	24580	2950	88.96	2456
2016	1731	179	1633	26790	8282	91.02	6911
2017	1752	184	1615	27460	11025	94.80	10751
2018	1947	259	1281	29370	14200	97.15	17255
2019	1273	282	1766	31050	19108	98.80	16266
2020	2032	494	977	34560	26500	100.62	41948
المتوسط	1162	204	930	16438	6764	80.2	5257.2

المصدر: جمعت من بيانات وزارة الزراعة واستصلاح الأراضي، قطاع الشئون الاقتصادية، الإدارة المركزية للاقتصاد الزراعي، نشرة الاقتصاد الزراعي، أعداد مختلفة.

جدول (2)

معادلات الإتجاه الزمنى العام لتطور العوامل المؤثرة على استهلاك الزيوت النباتية خلال الفترة (2000-2020)

المتغيرات	المعادلة $Y_t = \alpha + \beta X_t$	متوسط معدل التغير السنوي[1]	R^2	Fc
كمية الاستهلاك من الزيوت النباتية	Y_t= 471.66+62.66X_t **(6.14)**(3.68)	5.40	0.6649	**37.698
الانتاج المحلي من الزيوت النباتيه	Y_t= 89.19+9.62X_t **(3.96)**(2.92)	4.93	0.439	**14.903
واردات الزيوت النباتيه	Y_t= 397.081+48.45X_t **(3.72) *(2.42)	5.20	0.4215	**13.845
الدخل الفردي الحقيقي	Y_t= 434.95+1533.87X_t **(22.04) (0.49)	9.33	0.9623	**485.76
سعر التجزئه الحقيقي	Y_t= 304.60+642.59X_t **(3.72) (0.148)	9.50	0.4216	**13.85
عدد السكان	Y_t= 59.77+1.87X_t **(33.78)**(85.98)	2.33	0.9836	*1140.80*
قيمة الدعم الحقيقي للزيوت	Y_t= 648.56+1073.26X_t *(4.01)**(1.95)	20.41	0.4583	**16.08

Y_t Yt : القيمة التقديرية للمتغير موضع الدراسة X_t : متغير الزمن حيث (1، 2، 3،.....21)

القيم ما بين الأقواس = (t المحسوبة). * معنوى عند مستوى 0.05. **معنوى عند مستوى0.01.

[1] متوسط معدل التغير السنوي=معامل الإنحدار/المتوسط الحسابى*100

المصدر: حسبت من بيانات الجدول رقم (2) ومخرجات برنامج (SPSS ver. 28) بواسطة الباحثة .

5 . طرق المقارنة بين المقدرات المختلفة للانحدار:.

(5-1)طريقة انحدار الجذور الكامنة الحصينة Robust Latent Roots Regrssion Method:.

ويتضح من نتائج طريقة انحدار الجذور الكامنة الحصينة للجدول التالى ارتفاع قيمة معامل التحديد ارتفعت ووصلت الى 0.981 وهى قيمة مرتفعة وهي تعني أن المتغيرات المستقلة تفسر حوالى 98.1% من التغير فى المتغير التابع في حين أن أقل من 2% (1.9%) من التغيرات في هذه المتغيرات التابعة تفسرها باقي المتغيرات التي لم يتم دراستها أو تناولها في الحسبان وقياسها في هذه الدراسة. وكما خفضت هذه الطريقة قيم معامل تضخم التباين VIFفي جميع المتغيرات الي اقل من 10 ، كما أنها خفضت من قيم متوسطات مربعات الخطأ MSE مما يعنى أن طريقة انحدار الجذور الكامنة الحصينة قد حسنت من نتائج التقدير.

جدول رقم (3) نتائج طريقة انحدار الجذور الكامنة الحصينة

VIF	R- Square	MSE	Variable
1.56	0.981	14950.34067	X1(الانتاج المحلى)
3.59			X2(واردات الزيوت النباتية)
2.65			X3(الدخل الفردى الحقيقى)
7.23			X4(سعر التجزئة الحقيقى)
4.32			X5(عدد السكان)
8.54			X6(قيمة الدعم الحقيقى)

المصدر : مخرجات برنامج R بواسطة الباحث.

(5-2)طريقة انحدار الريدج الحصين Robust Ridge Regression Method :.

اتضح من نتائج انحدار الريدج الحصين من خلال الجدول التالى حيث بلغت قيمة معامل التحديد (92.8) أى أنه حوالي 93% من التغيرات الحادثة فى المتغير التابع ترجع إلى المتغيرات المستقلة وهى نسبة مرتفعة ، وهذا بجانب انخفاض في قيمة معامل VIF أقل من10، كما أنها خفضت من قيم متوسطات مربعات الخطأ MSE وهو ما يعني قد تمت معالجة مشكلة التعدد الخطى فى النموذج

جدول رقم (4) نتائج طريقة انحدار الريدج الحصين

VIF	R- Square	MSE	Variable
1.78	0.928	20619.84535	X1(الانتاج المحلى)
4.59			X2(واردات الزيوت النباتية)
3.75			X3(الدخل الفردى الحقيقى)
8.81			X4(سعر التجزئة الحقيقى)
5.63			X5(عدد السكان)
9.76			X6(قيمة الدعم الحقيقى)

المصدر : مخرجات برنامج R بواسطة الباحث

أولا : طريقة انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر LTS

اتضح من نتائج انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر LTS من خلال جدول (5) بلغت قيمة معامل التحديد (0.928) أى أنه حوالي 93% من التغيرات الحادثة فى المتغير التابع ترجع إلى المتغيرات المستقلة وهى نسبة مرتفعة ، وهذا بجانب انخفاض في قيمة معامل VIF أقل من10 ، كما أنها خفضت من قيم متوسطات مربعات الخطأ MSE وهو ما يعني أنه قد تمت معالجة مشكلة التعدد الخطي فى النموذج .

جدول رقم(5)نتائج طريقة انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر LTS

VIF	R- Square	MSE	Variable
4.36	0.928	28808.82426	X1(الانتاج المحلى)
3.69			X2(واردات الزيوت النباتية)
4.69			X3(الدخل الفردى الحقيقى)
5.63			X4(سعر التجزئة الحقيقى)
6.54			X5(عدد السكان)
9.69			X6(قيمة الدعم الحقيقى)

المصدر : مخرجات برنامج R بواسطة الباحث

ثانيا : انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر LAV

اتضح من نتائج انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمه المقترحة LAV من خلال الجدول التالى بلغت قيمة معامل التحديد المعدل (926.) أى أنه حوالي 93% من التغيرات الحادثة فى المتغير التابع ترجع إلى المتغيرات المستقلة وهى نسبة مرتفعة ، وهذا بجانب انخفاض في قيمة معاملVIF أقل من10 فى جميع المتغيرات ، كما أنها خفضت من قيم متوسطات مربعات الخطأ MSE وهو ما يعني أنه قد تمت معالجة مشكلة التعدد الخطي فى النموذج.

جدول رقم (6)نتائج طريقة انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر LAV

VIF	R- Square	MSE	Variable
2.89	0.926	15710.05634	X1(الانتاج المحلى)
1.63			X2(واردات الزيوت النباتية)
3.64			X3(الدخل الفردى الحقيقى)
6.67			X4(سعر التجزئة الحقيقى)
4,69			X5(عدد السكان)
9.02			X6(قيمة الدعم الحقيقى)

المصدر : مخرجات برنامج R بواسطة الباحث

ثالثا : انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر MM

اتضح من نتائج انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر MM من خلال الجدول التالى نقص المعنوية الإحصائية لعدد معلمات النموذج حيث لا يوجد معنوية لمعلمات النموذج، وبلغت قيمة معامل التحديد المعدل (939.) أى أنه حوالي 94% من التغيرات الحادثة فى المتغير التابع ترجع إلى المتغيرات المستقلة وهى نسبة مرتفعة ، وهذا بجانب انخفاض في قيمة معامل VIF أقل من10 ، كما أنها خفضت من قيم متوسطات مربعات الخطأ MSE وهو ما يعني قد تمت معالجة مشكلة التعدد الخطي فى النموذج .

جدول رقم (7)نتائج طريقة انحدار الريدج الحصين باستخدام المعلمة المقترحة بالمقدر MM

VIF	R- Square	MSE	Variable
1.87	0.939	15710.05634	X1(الانتاج المحلى)
5.98			X2(واردات الزيوت النباتية)
6.16			X3(الدخل الفردى الحقيقى)
1.73			X4(سعر التجزئة الحقيقى)
6.69			X5(عدد السكان)
5.78			X6(قيمة الدعم الحقيقى)

المصدر : مخرجات برنامج R بواسطة الباحث

ويتضح مما سبق أن افضل النماذج هى الجذور الكامنة الحصينة ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمة المقترحة باستخدام مقدر MM ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمه المقترحة باستخدام مقدر LAV ثم انحدار الريدج الحصين بالمعلمة المقترحة باستخدام مقدر LTS وانخفاض قيم معامل تضخم التباين اقل من 10 مما يدل على التخلص من مشكلة التعدد الخطى ووجود اقل متوسطات لمربعات الخطأ .

التوصيات :.

بناءا على ما تقدم ، وفى ضوء الدراسة فان الباحث يقترح التوصيات التالية :.

1. استخدام الطرق المتحيزة لعلاج مشكلة التعدد الخطى فى الدراسات الاقتصادية والاجتماعية ، حيث انحصرت ظهورها فى المحاكاة Simulation ولم تستخدم في المجالات التطبيقيه .
2. زيادة دراسات حول استهلاك الزيوت النباتية فى مصر بصفة مستمرة ، خاصة مع ظهور المتغيرات التكنولوجية والاقتصادية والاجتماعية الجديدة ، وذلك بإدخال مزيد من العوامل التى تؤثر على استهلاك الزيوت النباتيه في مصر .
3. استخدام طرق إحصائية أخرى لدراسة مشكلتي التعدد الخطى والقيم الشاذة ومقارنة نتائجها مع طريقة انحدار الريدج الحصين وانحدار الجذور الكامنه الحصينة مثل طريقة المربعات الصغرى الجزئية وطريقة انحدار المكونات الرئيسية .
4. استخدام الطرق الحصينة بدلا من الطرق الاعتيادية نظرا لكفاءتها العالية فى تقدير المعلمات حيث أنها أقل حساسية تجاة القيم الشاذة وتعالج مشكلة التعددية الخطية ,
5. اجراء دراسة موسعة للطرق الحصينة الأخرى ومقارنتها بالطرق الاعتيادية وتطبيقها على الدراسات التسويقية والبيئية والمناخية .

المراجع:

أولا المراجع العربية :.

أحمد قاروصة ، "دراسة مقارنة لبعض مقدرات انحدار ريدج المتينة " ، مجلة كلية التجارة والبحوث العلمية ، كلية التجارة جامعة الاسكندرية ، العدد الأول ، المجلد السادس والخمسون ، يناير 2019 ، ص7:ص10.

ماجي أحمد محمد الحلواني. (2019). "استخدام أسلوب انحدار الحرف لتقدير حجم الهجرة الداخلية لجمهورية مصر العربية". معهد التخطيط القومي، العدد، 27، ص، 29-30.

ساميه حسنين رجب معيط ، (2024) ، "تحسين مقدرات انحدار الريدج الحصين مع مقدرات انحدار الجذور الكامنه الحصينة (دراسة محاكاة)" ، كلية التجارة ، جامعة بورسعيد ، بحث الدكتوراة .

ثانيا المراجع الأجنبيه :.

Barnett,v &Lewis,T,"Outliers in Statistical Data",(1978), John Wiley and Sons, New York

Bross,I.D.J.,"Outliers in Patteernend Experiments strategic Re-Appraisal" ,Technometics. 1961, 3, 19 -1025(3)Firinguetti, L. (1999), "A generalized ridge regression estimator and its finite sample properties", Communications in Statistics-Theory and Methods, 28(5),P 1217-1229 .

Guunst.R.F.&Mason,R.I.,"Regression Analysis and It`s Application", Marcel Dekker, New York, U.S.A.,1980.

G.,Barrie Wetherill., "Regression Analysis with Applications"General Editors, Chapman and Hall , Science Business Media B.V.,1986, P.102.

Hocking,R.R., Speed, F.M.,& Lyn, M.J.(1976), "A class of biased estimators in linear regression",Technometrics, 18,4,P425-P437, P149.

Habshah Midi, Mohammed A. Mohammed , "The performance of Robust Latent Root Regression Based on MM and modified GM estimators" WSEAS Transaction on Mathematics, Vol.13 , 2014 , p.916:p.924

Habshah Midi , Mohammed AbdulHuaaein Mohammed, "A Robust Latent Root Regression in the Presence of Multicollinearity and Outliers", Mathematical and Computational Methods in

Science and Engineering,University Putra Malaysia, 43400 UPM Serdang Selangor, p.44: p.48.

Jama I. Daoud (2017). Multicollinearity and regression analysis. Journal of Physics: Conference Series 949, p. 4.

John O , Rawlings S.,Sastry G., "Applied Regression Analysis : A Research Tools",Springer, Verlag, New york, Inc .,P75:P.76.

Khalaf , G., and Iguernane, M. (2016) "Multicollinearity and a ridge parameter estimation approach", Journal of Modern Applied Statistical Methods , 15,2,400-410 .

Keller, G. & Briam Warrack, (2000), "Statistic For Management and Economics, 5th edition, Duxbury, Thomson Learning, U.S.A.

Lawless, G.F., and Wang, P.(1976)," A simulation study of ridge and other regression estimators", Communications in Statistics-Theory and Methods,13,P 39.

Montgomery, D.C. and Peck,E.A. "Introduction To Linear Regression Analysis",John Wiley and sons Inc. , Canda ,1982.

Tukey, J.W.,"Exploratory Data Analysis" ,Addison-wesley, 1977, reading, MA