



اسم المقال: بعض طرائق المقدرات التقليدية ومقدر بيز لمعلمات نموذج الانحدار الخطى العام (دراسة مقارنة مع تطبيق في مجال طبي)

اسم الكاتب: أ.م.د. صفاء يونس الصفاوي، عمار حازم طه

رابط ثابت: <https://political-encyclopedia.org/library/3059>

تاريخ الاسترداد: 2026/06/05 02:11 +03

الموسوعة السياسية هي مبادرة أكاديمية غير هادفة للربح، تساعد الباحثين والطلاب على الوصول واستخدام وبناء مجموعات أوسع من المحتوى العلمي العربي في مجال علم السياسة واستخدامها في الأرشيف الرقمي الموثوق به لإغناء المحتوى العربي على الإنترنت. لمزيد من المعلومات حول الموسوعة السياسية - Encyclopedia Political، يرجى التواصل على

info@political-encyclopedia.org

استخدامكم لأرشيف مكتبة الموسوعة السياسية - Encyclopedia Political يعني موافقتك على شروط وأحكام الاستخدام

المتاحة على الموقع <https://political-encyclopedia.org/terms-of-use>



بعض طرائق المقدرات التقليدية ومقدر بيز لمعلمات نموذج الانحدار الخطي العام (دراسة مقارنة مع تطبيق في مجال طبي)^(*)

عمار حازم طه
ماجستير
جامعة الموصل/كلية علوم الحاسبات
والرياضيات

الدكتور صفاء بونس الصفاوي
استاذ مساعد/قسم الاحصاء
جامعة الموصل/كلية علوم الحاسبات
والرياضيات

المستخلص

تم في هذا البحث مقارنة بين المقدرات الاعتيادية (الكلاسيكية) والمقدرات البيزية، إذ تم اختيار طريقتين من الطرائق الكلاسيكية وهي طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares Method (وطريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood) (وفي التقديرات البيزية تناولنا طريقة بيز في حالة اعتماد دالة أولية غير معلومية) Non-Informative Prior Density Function فقد تبين ان المقدرات لمعلمات نموذج الانحدار تكون متساوية في طريقتي المربعات الصغرى وطريقة الإمكان الأعظم وعندما يكون توزيع البواقي طبيعياً، في حين كانت طريقة بيز هي أكفاً الطرق في التقدير من الطرق الاعتيادية.

مقدمة

يشهد العالم تطوراً متسارعاً في جميع مجالات الحياة ويعد علم الإحصاء (الراوي، ١٩٨٧) من العلوم المهمة لما له من دور مهم وبارز في تحليل واستخراج النتائج لمختلف البحوث والدراسات في شتى المجالات، كما يستخدم مجموعة من الطرائق والوسائل والقواعد والقوانين المستندة إلى التحليل المنطقي لقياس وتحليل الظواهر والحقائق واستخلاص النتائج.

كما يعد تحليل الانحدار جزءاً مهماً من علم الإحصاء وأسلوباً من أساليب الإحصاء التطبيقي عند دراسة الظواهر كافة، إذ يحدد بوضوح العلاقة بين المتغيرات على هيئة معادلة ويستدل من تقدير الاستجابة والتنبؤ بها بما يفيد كثيراً في التخطيط والتنمية واتخاذ القرارات الرصينة حولها .

إن تقدير معلمات أي نموذج انحدار هو تفسير للعلاقة بين متغير الاستجابة والمتغير التوضيحي بصيغة رياضية تقريبية، وهناك طرائق مختلفة لتقدير معلمات نموذج الانحدار الخطي باعتماد أسلوب المدرسة التقليدية، منها ما يعتمد على معلومات العينة المشاهدة فقط (طريقة الإمكان الأعظم، طريقة المربعات الصغرى، وغيرها) .

^(*) البحث مستل من اطروحة الماجستير الموسومة "بعض طرائق المقدرات التقليدية ومقدر بيز لمعلمات نموذج الانحدار الخطي العام" جامعة الموصل، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، قسم الاحصاء.

أما أسلوب المدرسة البيزية فقد تضمن طرائق مختلفة لتقدير معلمات نموذج الانحدار الخطي تختلف باختلاف نوع دالة الكثافة الاحتمالية الأولية الممثلة للمعلومات السابقة لمعلمات الانحدار المجهولة، ففي حالة عدم توافر معلومات سابقة (قليلة المعلومات) حول تلك المعلمات يستخدم أسلوب بيز باعتماد دالة أولية غير معلوماتية في عملية التقدير التي تعكس كلا من معلومات العينة المشاهدة والمعلومات السابقة، فضلا عن ذلك نلاحظ أن المدرسة البيزية قدمت أسلوبا آخر يدعى (أسلوب بيز التجريبي) الذي يمكن استخدامه لتقدير معلمات الانحدار الخطي المجهولة في حالة عدم إمكانية صياغة المعلومات السابقة حول معلمات الانحدار على شكل دالة كثافة احتمالية معينة.

هدف البحث

يهدف البحث إلى إجراء دراسة مقارنة بين طرائق التقدير الاعتيادية والبيزية لتقدير معلمات نموذج الانحدار الخطي، مما دفعنا للبحث عن الأسلوب الأمثل والطريقة المثلى للوصول إلى أفضل طريقة في التقدير، وذلك باستخدام الكفاءة النسبية معيارا للمقارنة مع التعرف على خصائص مقدرات كل طريقة تقدير.

الجانب النظري

١. مقدمة في تحليل الانحدار

يهتم علم القياس الاقتصادي بدراسة الظواهر الاقتصادية بطريقة كمية من خلال تحليل البيانات والتعرف على طبيعة العلاقة بين المتغيرات وقياس تلك العلاقة رقميا وتتطلب أية دراسة قياسية لظاهرة معينة ضرورة تحديد العوامل المؤثرة في تلك الظاهرة وصياغة العلاقة بين هذه العوامل في صورة نموذج قياسي يعبر عنها. ويعرف تحليل الانحدار Regression Analysis بشكل عام بأنه مقياس رياضي لمتوسط العلاقة بين متغيرين أو أكثر بدلالة وحدات قياس المتغيرات التوضيحية في العلاقة وغالبا ما تسمى العلاقات من هذا النوع بنماذج الانحدار .

وينقسم تحليل الانحدار إلى قسمين رئيسيين هما الانحدار الخطي والانحدار اللاخطي Linear Regression and Non-Linear Regression.

٢. الانحدار الخطي العام

يقنصر استخدام نموذج الانحدار الخطي البسيط على تحليل العلاقة بين متغير الاستجابة وعلاقته بمتغير توضيحي واحد، ولكن هنالك دراسات تتطلب وضع متغير الاستجابة بوصفه دالة لأكثر من متغير توضيحي واحد، مثال ذلك تحليل الطلب على سلعة استهلاكية معينة بوصفها دالة للسعر والدخل، فضلا عن ذلك أسعار السلع البديلة وكذلك الحال عند دراسة دالة الإنتاج بوصف الإنتاج دالة للعمل ورأس المال المستثمر، مثل هذه الدراسات تغطي بوساطة النموذج الخطي العام، والأسلوب الأخير هذا ما هو إلا عبارة عن امتداد طبيعي للنموذج الخطي البسيط وبذلك يمكن اعتماد الأسس المتبعة نفسها في تحليل نموذج الانحدار الخطي البسيط .

نفرض أن متغير الاستجابة (Y) دالة خطية إلى (k) من المتغيرات التوضيحية (X_1, X_2, \dots, X_k) فان نموذج الانحدار الخطي المتعدد يمكن أن يأخذ الصيغة :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + u_i \quad \dots (1)$$

ولعينة حجمها (n) من المشاهدات وإضافة حد الخطأ يمكن التعبير عن النموذج المذكور لكل مشاهدة من المشاهدات فنحصل على (n) من المعادلات باستخدام المصفوفات والمتجهات وبالشكل الآتي :

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & X_{2k} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdot & \cdot & \cdot & X_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ U_n \end{bmatrix} \quad \dots (2)$$

أي أن :

$$\underline{Y} = \underline{X}\beta + \underline{U} \quad \dots(3)$$

\underline{Y} : تمثل متجهاً لمشاهدات متغير الاستجابة ذا رتبة (n x 1).

\underline{X} : تمثل مصفوفة لمشاهدات المتغيرات التوضيحية ذات رتبة [n x (k + 1)]

β : تمثل متجهاً لمعاملات النموذج الخطي المطلوب تقديرها ذا رتبة [(k + 1) x 1]

\underline{U} : تمثل متجهاً للأخطاء العشوائية وذا رتبة (n x 1).

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0 + \beta_1 X_{11} + \beta_2 X_{12} + \dots + \beta_k X_{1k} + U_1 \\ \beta_0 + \beta_1 X_{21} + \beta_2 X_{22} + \dots + \beta_k X_{2k} + U_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_0 + \beta_1 X_{n1} + \beta_2 X_{n2} + \dots + \beta_k X_{nk} + U_n \end{bmatrix} \quad \dots(4)$$

أما حاصل ضرب المصفوفة (X') في (X) ينتج مصفوفة متماثلة ذات [(k + 1) x (k + 1)] وبالشكل الآتي :

$$\begin{aligned}
 X'X &= \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \dots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & \dots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \dots & X_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_{11} & X_{21} & \dots & X_{n1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{1K} & X_{2K} & \dots & X_{nK} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_{i1} & \dots & \sum_{i=1}^n X_{ik} \\ \sum_{i=1}^n X_{i1} & \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 & \dots & \sum_{i=1}^n X_{i1} X_{ik} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_{ik} & \sum_{i=1}^n X_{ik} X_{i1} & \dots & \sum_{i=1}^n X_{ik}^2 \end{bmatrix} \dots(5)
 \end{aligned}$$

٤ . طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares Method

تسمى أيضا بالمربعات الصغرى الكلاسيكية (كاظم ومسلم، ٢٠٠٢) وتعد هذه الطريقة من الطرائق الواسعة الاستخدام في التطبيقات الإحصائية، وتعتمد على وجود علاقة بين متغيرين أو أكثر، ويستند مبدأ هذه الطريقة إلى إيجاد ذلك الخط المستقيم الذي يتخلل نقاط الشكل الانتشاري بالشكل الذي يجعل مجموع مربعات أبعاد النقاط عنه أقل ما يمكن، أي تحديد قيمة (β) التي تجعل هذا المجموع أقل ما يمكن في حالة الانحدار الخطي المتعدد، و عملية تقدير العلاقة الخطية بين عدة متغيرات أحدهما متغير الاستجابة والباقي متغيرات توضيحية يعتقد أنها تؤثر في متغير الاستجابة، أما تقدير المعلمات بشكل عام تكون معادلة الانحدار في حالة (k) من المتغيرات التوضيحية بالشكل الآتي :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + U_i \dots(6)$$

وفي حالة متغير توضيحي واحد فان :

$$U_i = Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{i1} \dots(7)$$

وبتربيع الطرفين ثم جمع كل طرف لـ (n) من المشاهدات تنتج دالة المربعات الصغرى وأخذ المشتقة الجزئية بالنسبة الى (β₀) مرة وبالنسبة الى (β₁) مرة

أخرى وجعلها مساوية للصفر نحصل على المعادلات الطبيعية ثم يتم حلها لإيجاد معاملات نموذج الانحدار بواسطة الصيغة الآتية :

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} (X'Y) \dots (8)$$

أما مصفوفة التباين والتباين المشترك لـ (β) فتكون بالشكل الآتي :

$$\text{Var} - \text{cov} (\hat{\beta}) = [(X'X)^{-1} \sigma^2] \dots (9)$$

٥. طريقة الإمكان الأعظم (Maximum Likelihood Method)

هي إحدى الطرائق لتقدير المعلمات، وتعد هذه الطريقة من الطرائق المهمة لتقدير المعلمات (Anderson and Bancroft, 1952)، لأنها تحتوي على خصائص جيدة وكثيرة. ويمكن تعريفها بأنها قيم المعلمات التي تجعل دالة الإمكان في نهايتها العظمى، وتستخدم هذه الطريقة لتقدير معاملات نموذج الانحدار عندما يمتلك متغير الخطأ العشوائي لهذه النماذج توزيعاً احتمالياً معروفاً، فإذا كان توزيع متغير الخطأ العشوائي لنموذج الانحدار المدروس يتوزع توزيعاً طبيعياً فتقدير معاملات الانحدار (β) بهذه الطريقة يكون مساوياً لتقدير هذا المنتج بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية، و دالة الإمكان التي هي عبارة عن دالة احتمالية مشتركة لـ (n) من المشاهدات العشوائية (X_1, X_2, \dots, X_n) مسحوبة من مجتمع له دالة كثافة احتمالية معلومة $f(X, \beta)$ ويرمز لدالة الإمكان (Harrison, and Mike., 1989) يرمز لها بالرمز (L) على أنها الدالة المشتركة أي أن :

$$L(\beta) = f(X_1, X_2, \dots, X_n | \beta)$$

وفي حالة كون المتغيرات العشوائية مستقلة تكتب بالصورة الآتية :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n f(X_i, \beta)$$

$$L(\beta) = f(X_1, \beta) \cdot f(X_2, \beta) \dots f(X_n, \beta) \dots (10)$$

وفي أكثر الأوقات يمكن إيجاد مقدر الإمكان الأعظم باستخدام الخطوات الآتية:

١. نجد دالة الإمكان .

٢. نأخذ اللوغاريتم الطبيعي لدالة الإمكان .

٣. نجد المشتقة بالنسبة لـ (β) .

٤. نسوي المشتقة بالصفر . $\frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta} = 0$

٥. وبحل هذه النتيجة نحصل على مقدر الإمكان الأعظم .

وفي حالة وجود متغير توضيحي واحد ولعينة عشوائية حجمها (n) يأخذ متغير الاستجابة المشاهدات الآتية (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) ، ودالة الكثافة لكل مشاهدة من مشاهدات هذه العينة يمكن أن توضع بدلالة المعالم المقدره من العينة $(\beta_0, \beta_1, \sigma_u^2)$ ، وأن قيم متغير الاستجابة مستقلة الواحدة عن الأخرى، كما ورد في الفروض السابقة، من هنا فان دالة الكثافة المشتركة تكون مساوية إلى حاصل ضرب الاحتمالات المنفردة (كاظم ومسلم ، ٢٠٠٢) وبالشكل الآتي :

$$\Pr (Y_1, Y_2, \dots, Y_n | \beta_0, \beta_1, \sigma_u^2) = (2\pi\sigma_u^2)^{-\frac{n}{2}} \exp - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2}{2\sigma_u^2} \right] \dots (11)$$

ولغرض تقدير معالم العلاقة المذكورة يستوجب تحويلها إلى الشكل الخطي ويتم ذلك بأخذ اللوغاريتم الطبيعي لطرفيها ولجعل دالة الإمكان بأكبر احتمال ممكن يستوجب أخذ مشتقتها الجزئية الأولى للمعالم كافة المطلوب تقديرها ومساواتها بالصفر تنتج لدينا المعادلات الطبيعية التي يمكن حلها لايجاد معالمات نموذج الانحدار وكما يأتي :

$$\hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2 \sum_{i=1}^n Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n X_i Y_i}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2} \dots (12)$$

$$\text{or } \hat{\beta}_0 = \bar{y} + \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2} \dots (13)$$

من الصيغة التقديرية للحد الثابت والميل الحدي المذكورة سابقا يتضح أن تقديرات (OLS) مطابقة تماما لتقديرات (ML) أي أن :

$$\hat{\beta} (ML) = \hat{\beta} (OLS) \dots (14)$$

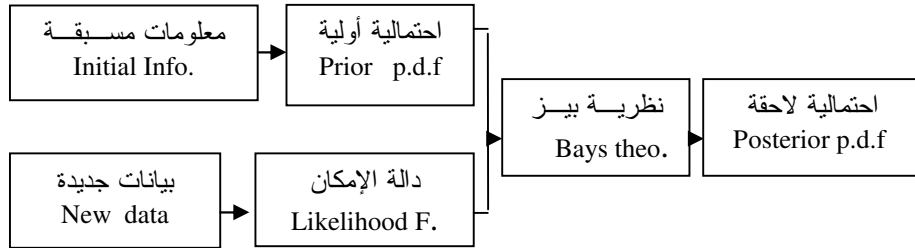
كذلك الحال في الانحدار الخطي المتعدد وباستخدام أسلوب المصفوفات تكون:

$$\hat{\beta} (ML) = (X'X)^{-1} X'Y \quad \dots (15)$$

علما أن العلامة (ML) وضعت على موجه المعالم المطلوب تقديرها، وذلك للإشارة إلى كونها مقدرات الإمكان الأعظم، إذ أنه من خلال المقارنة يمكن إثبات بان مقدرات المربعات الصغرى تكافئ تماما مقدرات دالة الإمكان الأعظم .

٥. مفهوم نظرية بيز

يركز أسلوب بيز على التقدير بشكل عام على استخدام معلومات مسبقة حول المعلومات المجهولة $(\theta = \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ المطلوب تقديرها، على اعتبار أن هذه المعلومات متغيرات عشوائية وليست كميات ثابتة، ويضاف على تلك المعلومات المسبقة معلومات العينة المشاهدة، إذ تمثل تلك المعلومات على شكل دالة احتمالية أولية (Prior p.d.f). ويمكن أن نعرفها بأنها الدالة التي تمثل كل المعلومات والخبرات حول المعلومات المراد تقديرها والتي تم التوصل إليها مسبقا من خلال التحليل أو المراقبة لتلك المعالم. أما دالة التوزيع الاحتمالي لمشاهدات العينة الحالية (Y) فتعتمد على المعالم (θ) ويرمز لها $f(Y|\theta)$. إن مقدر بيز لأي معلمة يعتمد على دالتين الأولى تعرف بدالة الكثافة الاحتمالية اللاحقة (Posterior p.d.f) والثانية دالة الخسارة (Loss function) فدالة الكثافة الاحتمالية اللاحقة يمكن تعريفها بأنها دالة تمثل كل المعلومات حول المعالم المراد تقديرها بعد مشاهدتها لمعلومات العينة الحالية وبعبارة أخرى إنها تركيب بين المعلومات الأولية وبيانات العينة الحالية ويمكن توضيح ما تقدم من خلال المخطط (عبودي، ١٩٩٦) الآتي :



مخطط انسيابي لدالة الكثافة الاحتمالية اللاحقة

يمكن الحصول على مقدرات معالم نموذج الانحدار الخطي باعتماد دوال الكثافة الأولية وبالشكل الآتي :

١. دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية (القليلة المعلومات) .
٢. دالة الكثافة الأولية المعلوماتية (ذات المعلومات الغنية) .
٣. دالة الكثافة الأولية المعتمدة على عينة سابقة .

٤. دالة الكثافة الأولية المرافقة الطبيعية .
وسيتم استخدام دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية فقط .

٦. دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية (Noninformative prior distribution function)

يمكن استخدام هذه الدالة عندما تكون المعلومات المتوافرة عن معالم نموذج الانحدار غير كافية أو عدم توافر تلك المعلومات نهائياً، عندئذ يتبع الأسلوب الذي اقترحه Jeffry، إذ اقترح قاعدتين لاختبار الكثافة الاحتمالية الأولية وعلى النحو الآتي :

القاعدة الأولى : إذا كانت المعلمة المراد تقديرها (θ) تمتلك قيمة في مجال لانهائي ($-\infty, \infty$) فدالة الكثافة الاحتمالية الأولية تؤخذ كتوزيع منتظم .

القاعدة الثانية : إذا كانت المعلمة المراد تقديرها (θ) تمتلك قيمة في مجال لانهائي ($0, \infty$) فدالة الكثافة الاحتمالية الأولية تؤخذ على أنها توزيع لوغاريتمي منتظم .

وبما أن مشاهدات المتغير (Y_i) مستقلة في ما بينها فيمكن إيجاد دالة الإمكان Likelihood function للمشاهدات وبالشكل الآتي :

$$L (\beta_0 , \beta_1 , \sigma_u^2) = \prod_{i=1}^n f (Y_i / X_i , \beta_0 , \beta_1 , \sigma_u^2)$$

$$= \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sigma_u^n} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_u^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \right] \quad \dots (16)$$

وباستخدام ثابت التناسب فان :

$$L \propto \frac{1}{\sigma_u^n} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_u^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \right] \quad \dots (17)$$

أما دالة الكثافة الاحتمالية الأولية غير المعلوماتية للمعالم ($\beta_0 , \beta_1 , \sigma_u^2$) فنحصل عليها من خلال تطبيق قاعدة Jeffry وبالشكل الآتي :

$$F(\theta) = [I_x(\theta)]^{1/2}$$

$$f(\beta_0) \propto \text{const} \tan t \quad -\infty < \beta_0 < \infty \quad \left. \vphantom{f(\beta_0)} \right\} \dots (18)$$

$$f(\beta_1) \propto \text{const} \quad -\infty < \beta_1 < \infty$$

$$f(\sigma_u) \propto \frac{1}{\sigma_u} \quad 0 < \sigma_u^2 < \infty \quad \dots (19)$$

وتجدر الإشارة هنا إلى أن الدالة الأولية التي يتم الحصول عليها على وفق أسلوب Jeffry تعد دالة غير تامة Improper ، لان تكامل هذه الدالة في مجالها لايساوي واحداً ولكن في حالة دمجها مع دالة الإمكان نحصل على دالة الكثافة الاحتمالية اللاحقة التي تكون تامة Proper.

وبتطبيق نظرية بيز من خلال دمج الصيغة (17) مع الصيغة (19) نحصل على دالة الكثافة الاحتمالية المشتركة اللاحقة لمعلمت نموذج الانحدار وبالشكل الآتي:

$$f(\beta_0, \beta_1, \sigma_u | Y) \propto \frac{1}{\sigma_u^{n+1}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_u^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2\right] \quad \dots (20)$$

$$-\infty < \beta_0 < \infty, \quad -\infty < \beta_1 < \infty, \quad 0 < \sigma_u^2 < \infty$$

عادة ما تكون المعلمة (σ_u) غير معلومة في الواقع التطبيقي، من هنا لابد من ايجاد الدالة اللاحقة للمعالم (β_0, β_1) ويتم باجراء التكامل للصيغة رقم (20) بالنسبة للمعلمة (σ_u) فنحصل على ما يأتي :

$$f(\beta_0, \beta_1 | Y) \propto [V S_e^2 + n(\beta_0 - \hat{\beta}_0)^2 + (\beta_1 - \hat{\beta}_1)^2 \sum_{i=1}^n X_i^2 + 2(\beta_0 - \hat{\beta}_0)(\beta_1 - \hat{\beta}_1) \sum_{i=1}^n X_i]^{-\frac{n}{2}} \quad \dots (21)$$

$$\propto [V S_e^2 + (\beta - \hat{\beta})' X' X (\beta - \hat{\beta})]^{-n/2} K \quad (22)$$

$$-\infty < \beta_0 < \infty, \quad -\infty < \beta_1 < \infty$$

والصيغة رقم (22) تمثل توزيع (t) ثنائي المتغير (t - Bivariate)

وبإجراء التكامل بالنسبة للمعلمة (β_1) نحصل على الدالة الاحتمالية الحدية اللاحقة للمعلمة (β_0) وبالشكل الآتي :

$$f(\beta_0 | Y) \propto \left(V + \frac{n \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{S_e^2 \sum_{i=1}^n X_i^2} (\beta_0 - \hat{\beta}_0)^2 \right)^{-\frac{V+1}{2}} \quad L (23)$$

والصيغة رقم (23) تمثل دالة (Student-t) التي يمكن تحويلها بالشكل الآتي :

$$\left[\frac{n \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{S_e^2 \sum_{i=1}^n X_i^2} \right]^{\frac{1}{2}} (\beta_0 - \hat{\beta}_0) \approx t_v \quad L (24)$$

إذ إن (t_v) هي توزيع t بدرجة حرية (v) .
ومن الصيغة (24) نستنتج أن المعلمة (β_0) لها توزيع (t) بدرجة حرية (V) وبوسط حسابي $(\hat{\beta}_0)$ الذي يمثل مقدر بيز للمعلمة (β_0) ، باعتماد دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية والذي يكون مساوياً إلى مقدر طريقة المربعات الصغرى للمعلمة نفسها أي أن :

$$\therefore \hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2 \sum_{i=1}^n Y_i - (\sum_{i=1}^n X_i)(\sum_{i=1}^n X_i Y_i)}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2} \quad \dots (25)$$

وفيما يتعلق بالميل الحدي للمعلمة (β_1) فيمكن الحصول على الدالة الاحتمالية الحدية اللاحقة للمعلمة (β_1) من خلال إجراء التكامل للصيغة (22) بالنسبة للمعلمة (β_0) وبالشكل الآتي :

$$f(\beta_1 | Y) \propto \left(V + \frac{n \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma_u^2 \sum_{i=1}^n X_i^2} (\beta_1 - \hat{\beta}_1)^2 \right)^{-\frac{V+1}{2}} \quad L (26)$$

والصيغة (26) تمثل توزيع (Student-t) التي يمكن تحويلها بالشكل الآتي :

$$\left[\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{S_e^2} \right]^{\frac{1}{2}} (\beta_1 - \hat{\beta}_1) \approx t_v \quad L (27)$$

من الصيغة (27) نستنتج أن المعلمة (β_1) لها توزيع (t) بدرجة حرية (V) وبمعدل $(\hat{\beta}_1)$ الذي يمثل مقدر بيز للمعلمة (β_1) ، باعتماد دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية والذي يكون مساوياً إلى مقدر طريقة المربعات الصغرى للمعلمة نفسها أي أن :

$$\hat{\beta}_1 = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2} \quad \dots (28)$$

أما في حالة الانحدار الخطي العام فيمكن اشتقاقها بطريقة الانحدار الخطي البسيط نفسها .

الجانب التطبيقي

يعرض هذا الجانب من البحث مقارنة طرائق التقدير الاعتيادية (طريقة المربعات الصغرى وطريقة الإمكان الأعظم) مع طرائق التقدير البيزية ولتوضيح كفاءة كل من هذه الطرق تم الاعتماد على قانون الكفاءة النسبية بوصفه معياراً إحصائياً، وقد جمعت البيانات من مركز الوفاء لعلاج وبحوث السكري، إذ تم الحصول على بيانات (150) مريضاً.

تم اعتماد ستة متغيرات أحدها متغير استجابة (Y) والباقي متغيرات توضيحية في ضوء البيانات المدروسة عن مرض السكري بالاعتماد على النموذج الآتي :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \beta_5 X_{i5} + U_i$$

وبعد اختبار البيانات لفروض التحليل تم ايجاد مقدرات معلمات نموذج الانحدار بالطرائق المذكورة وكانت جميع النتائج متساوية بالتقدير أما بالنسبة لايجاد الكفاءة النسبية للطرائق فقد تم عمل جدول مقارنة وكانت لدينا النتائج كما في الجدول ١ :

الجدول ١
تباين مقدرات معلمات الانحدار

الطريقة	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
VAR (OLS)	872.038	48.068	72.34	0.754	0.156	86.225
VAR (ML)	872.038	48.068	72.34	0.754	0.156	86.225
VAR (BAYES)	592.559	45.451	69.582	0.720	0.1502	80.455

وباستخدام صيغة الكفاءة النسبية لمقارنة طريقة (OLS) مع طريقة (ML) تكون الصيغة بالشكل الآتي :

$$eff (\hat{\beta}_i) = \frac{\text{Var} (\hat{\beta}_i) \text{ in ML}}{\text{Var} (\hat{\beta}_i) \text{ in OLS}}$$

فاذا كانت النتيجة أقل من الواحد فهذا يعني أن التقدير بموجب (ML) أكثر كفاءة من التقدير بطريقة (OLS) والعكس صحيح، وأما إذا كانت النتيجة مساوية إلى الواحد الصحيح، فيدل ذلك على تساوي كفاءة الطريقتين، وبصورة أكثر اختصاراً كلما كان التباين أقل كانت المقدرات أكثر كفاءة، وعليه فإن طريقة بيز في حالة اعتماد دالة أولية غير معلوماتية تعد أكثر كفاءة من طريقة المربعات الصغرى وطريقة الإمكان الأعظم .

الاستنتاجات والتوصيات

الاستنتاجات

١. تتساوى مقدرات معلمات نموذج الانحدار الخطي بطريقة المربعات الصغرى وبطريقة الإمكان الأعظم.
٢. تكون طريقة بيز في حالة اعتماد دالة أولية غير معلوماتية أكثر كفاءة من طريقة المربعات الصغرى وطريقة الإمكان الأعظم.
٣. تتساوى كفاءة طريقة المربعات الصغرى مع طريقة الإمكان الأعظم.

التوصيات

١. نوصي باستخدام طريقة بيز باستخدام دالة أولية غير معلوماتية عندما يكون التباين معلوماً وفي حالة عدم وجود معلومات مسبقة عن المعلمات المطلوب تقديرها .

٢. نوصي باستخدام طريقة بيز باستخدام دالة أولية معلوماتية في حالة وجود معلومات مسبقة أو قيود عن المعلمات المطلوب تقديرها.
٣. القيام بدراسة مماثلة باستخدام أساليب أخرى في التقدير لم يتم التطرق إليها في هذا البحث مثل طريقة المربعات الصغرى العامة General Least Squares Method وطريقة العزوم Moment Method وطريقة أقل مربع كاي Square Minimum Variance Method وطريقة أقل تباين Minimum - Chi -Method وعمل مقارنة بين الطرائق.
٤. التطرق إلى استخدام طريقة بيز في حالة اعتماد دالة أولية تعتمد على معلومات العينة وفي حالة اعتماد دالة أولية مرافقة طبيعية .

المراجع

أولاً-المراجع باللغة العربية

١. أموري هادي كاظم، باسم شيلبه مسلم، "القياس الاقتصادي المتقدم النظرية والتطبيق"، مكتبة دنيا الامل، بغداد، ٢٠٠٢ .
٢. خاشع محمود الراوي، "المدخل إلي تحليل الانحدار"، مديرية دار الكتب للطباعة والنشر، جامعة الموصل، ١٩٨٧ .
٣. عماد حازم عبودي، "استخدام أسلوب بيز في تقدير وتحليل معالم نماذج الانحدار مع تطبيق عملي"، رسالة دكتوراه في الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد، ١٩٩٦ .

ثانياً-المراجع باللغة الاجنبية

1. Anderon and Bancroft, "Statistical Theory in Research" Mcgraw- Hill Book Company Newyork, 1952 .
2. Harrison, and Mike "Baysian Forecasting and Dynamic Models" Springerverlag , New york, 1989 .

Some Classical Estimation Baysian Methods and Estimation For Parameters of General Linear Regression Model (A Comparative Study With Medical Application)

ABSTRACT

In this study a comparison between classical estimation and Baysian estimation have been done two ways of the classical method have been chosen namely (Ordinary least squares method) and (maximum likelihood method) and only one method of the Baysian estimation has been chosen namely (non-informative prior density function) as a result of this study we obtain the following result the estimation regression model is equal in all methods and Baysian estimation method is the more efficient way in estimation and (Ordinary least squares method) with (maximum likelihood method) are equal in efficiency.