

محاكاة خمسة طرائق لتقدير معلمة الشكل لتوزيع باريتو

منذر عبد الله خليل

قسم الرياضيات، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة تكريت تكريت، العراق

(تاريخ الاستلام: ١٨ / ٢ / ٢٠١٠ ---- تاريخ القبول: ١٣ / ١٢ / ٢٠١٠)

الملخص

في هذا البحث قد برهنت بعض خصائص توزيع باريتو ذو المعلمتين من اجل تحقيق غاية البحث وهي المقارنة بين طريقة بيز وطرق التقدير الاعتيادية لتقدير معلمة الشكل باستخدام طريقة محاكاة (مونت - كارلو) بطرق مختلفة . والمقارنة بين مقدر بيز المعياري والمقدرات الأخرى وقد تم استخدام مقياس متوسط مربعات الخطأ ومقياس متوسط الخطأ النسبي المطلق بافتراض قيم مختلفة لحجم العينة عندما تكون معلمة القياس (Scale) معلومة. نتائج ومفاهيم تجربة المحاكاة والتحليلات الناتجة عنها قد تم توضيحها بموجب جداول .

المقدمة:

يستخدم توزيع باريتو بشكل واسع في تطبيقات نظرية المعولية لأنة احد توزيعات الفشل لنماذج الإجهاد والمثانة في الهندسة الميكانيكية لذلك يستخدم في وصف توزيع الدخول ووصف السلوك المتطرف لقيمة الخسارة في المجال الاقتصادي ويضم توزيع باريتو المفرد معلمتين هما معلمة القياس (c: scale parameter) ومعلمة الشكل (α: shape parameter) وتعرف α بأنها ثابت باريتو أو معلمة الشكل وينسب توزيع إلى العالم الاقتصادي الايطالي الجنسية Vilfredo pareto ،عندما حاول وضع قانون شمولي للتعامل مع توزيع الدخل لمجتمع معين ومن الفكرة ($N = AX^{-\alpha}$) انطلق في نظريته واشتق صيغة التوزيع ،وقد أنجزت العديد من البحوث وطورت العديد من الطرائق لتقدير معلمات هذا التوزيع ثم تقدمت البحوث لتشمل توزيع باريتو الثنائي (Bivariate pareto) وتوزيع باريتو العام والشرطي ،وسوف يتضمن بحثنا المقارنة بين خمسة طرائق لتقدير معلمة الشكل لتوزيع باريتو المفرد بواسطة المحاكاة ، وسوف يتم اشتقاق صيغ المقدر بطريقة العزوم ، والإمكان الأعظم ، والتقدير غير المتحيز ذي اصغر تباين ، ومقدر بيز ، والمقلص المقدر ثم يكتب برنامج محاكاة للمقارنة بين المقدرات الخمسة باستخدام مقياسين هما MAPE , MSE .

هدف البحث:

يهدف البحث إلى اشتقاق خمسة مقدرات لمعلمة الشكل في توزيع باريتو المفرد وهي مقدر العزوم والإمكان الأعظم وUMVUE ومقدر بيز القياسي والمقلص المقدر ومن ثم المقارنة بينها بواسطة المحاكاة واعتماد MSE (متوسط مربعات الخطأ) وكذلك متوسط الخطأ النسبي المطلق (MAPE) في المقارنة بين المقدرات الأربعة .

الجانب النظري: [1]

ينتمي توزيع باريتو إلى عائلة التوزيعات الأسية التي لها دالة كثافة احتمالية معرفة بالمعادلة :

$$f(x) = C(\theta) \exp\left(\sum_{i=1}^k Q_i(\theta) ti(x)\right) h(x)$$

وبعد التعويض عن

$$\begin{aligned} \theta &= \alpha \\ C(\theta) &= \alpha c^{-\alpha} \\ Qi(\theta) &= -(\alpha + 1) \\ ti(x) &= \ln(x) \\ h(x) &= 1 \end{aligned}$$

نحصل على دالة الكثافة الاحتمالية لتوزيع باريتو

$$f(x, c, \alpha) = \frac{\alpha c^\alpha}{x^{\alpha+1}} \quad x \geq c, \alpha > 0, c > 0$$

O.W

وهي دالة ذات معلمتين هما معلمة القياس (c scale parameter) ومعلمة الشكل (α shape parameter) إما الدالة الاحتمالية التراكمية C.D.F فهي

$$F_X(x) = 1 - \left(\frac{c}{x}\right)^\alpha, \quad x > 0$$

وإذا كانت لدينا عينة عشوائية

$$X_{(1)} < X_{(2)} < \dots < X_{(n)}$$

مستقلة من X_1, X_2, \dots, X_n

توزيع باريتو بالمعلمتين (c, α) وان إحصاءات العينة مرتبة تصاعدياً وبافتراض إن

$$Y_1 = X_{(1)} = \text{Min}\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

فلن Y_1 متغير عشوائي يتوزع توزيع باريتو ولكن بمعلمة قياس c

ومعلمة شكل هي $n\alpha$ وكما يلي

$$h(y_1) = \frac{n\alpha \cdot c^{n\alpha}}{y_1^{n\alpha+1}} \quad y_1 > c$$

O.W

ومن الخصائص المهمة الأخرى لتوزيع باريتو ،هو إمكانية الحصول على مقدر للمعلمة α إذا كانت c معلومة أو مقدره بإحدى الطرائق مثلاً إذا كانت ($c = \min X_i = X_{(1)}$) وينطبق الوسيط ، حيث إن

$$\bar{\alpha} = \frac{n-2}{\sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{xi}{x_{(1)}}\right)}$$

وان تباين هذا المقدر هو

$$\begin{aligned} Var_{\alpha}(\bar{\alpha}) &= Var\left(\frac{n-2}{n} \alpha\right) \\ &= \frac{(n-2)^2}{n^2} Var(\alpha) \end{aligned}$$

$$\Rightarrow Var(\bar{\alpha}) < Var(\alpha^*)$$

٢- مقدر العزوم: [4] Moment Estimator

إن مقدر العزوم ($\hat{\alpha}$) للمعلمة α ، نحصل عليه من مساواة عزم العينة مع عزم المجتمع

$$\mu = E(X) = \frac{\alpha c}{\alpha - 1}$$

$$\therefore \bar{X} = \frac{\hat{\alpha}_{min} X_{(1)}}{\hat{\alpha}_{min} - 1}$$

$$\begin{aligned} \therefore \hat{\alpha} \bar{X} - \bar{X} &= \hat{\alpha} X_{(1)} \\ \Rightarrow \hat{\alpha} &= \frac{\bar{X}}{\bar{X} - X_{(1)}} \end{aligned}$$

٣- مقدر بيز القياسي: [5] Standard Bayes estimator

أن مقدر بيز القياسي لمعلمة الشكل لتوزيع باريتو Standard estimator for shape parameter حسب معلومات جيفري يمكننا إن نفترض توزيعاً مشتركاً للمعلمتين (c, α) وهو

$$g(c, \alpha) \propto \frac{1}{\alpha^s c^r}, \alpha > 0, c > 0$$

وطبقاً لتعريف التوزيع اللاحق للمعلمتين (c, α) يكون

$$h(c, \alpha | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{f(x_1, x_2, \dots, x_n | c, \alpha) g(c, \alpha)}{\int_0^{\infty} \int_0^{\infty} f(x_1, x_2, \dots, x_n | c, \alpha) g(c, \alpha) dc d\alpha}$$

وبافتراض $r=1$ فإن التوزيع اللاحق سيكون

$$h(c, \alpha | x) = \frac{n \alpha^{n-s} e^{-\alpha \sum_{i=1}^n \ln(xi)} e^{-\sum_{i=1}^n \ln(xi)} \alpha^{n+s-1} e^{-\sum_{i=1}^n \ln(xi) - n \ln(c)}}{e^{-\sum_{i=1}^n \ln(xi)} \int_0^{\infty} \alpha^{n+s-1} e^{-\sum_{i=1}^n \ln(xi) - n \ln(c)} d\alpha} d(x)$$

$$h(c, \alpha | x) = \frac{n \alpha^{n-s} e^{-\alpha \sum_{i=1}^n \ln(xi)}}{\Gamma(n-s) \left[\sum_{i=1}^n \ln(xi) - n \ln(c) \right]^{n-s}}$$

ومنة نجد إن التوزيع اللاحق لمعلمة الشكل α هو

$$\begin{aligned} M(\alpha | x_1, x_2, \dots, x_n) &= \int_c^{\infty} h(c, \alpha | x) dc \\ &= \frac{\alpha^{n-s-1} e^{-\alpha \sum_{i=1}^n \ln(xi/c)}}{\Gamma(n-s) \left[\sum_{i=1}^n \ln(xi/c) \right]^{n-s}} \end{aligned}$$

وفي حالة وجود دالة خسارة تربيعية فإن مقدر بيز القياسي لمعلمة الشكل α لتوزيع باريتو هو متوسط التوزيع اللاحق mean of posterior distribution

$$\hat{\alpha}_{SB} = E(\alpha | x) = \frac{n-s}{\sum_{i=1}^n \ln(xi/c)}$$

وعندما $S=0$ فإن مقدر بيز القياسي يؤول الى مقدر الامكان الاعظم $\hat{\alpha}$ وعندما $S=2$ فإن مقدر بيز هو المقدر المنتظم غير المتحيز وله اصغر تباين للمعلمة α وهو المقدر الوارد في المعادلة (١٣)

$$F_{(x)} = P_r(X \leq x) = 0.5$$

$$\Rightarrow \int_1^{ms} f(x, c, \alpha) dx = 0.5$$

$$\Rightarrow \int_1^{ms} \frac{\alpha c^\alpha}{x^{\alpha+1}} dx = 0.5 \Rightarrow ms^{-\alpha} = 0.5$$

$$\Rightarrow -\alpha \log(ms) = -\log(2)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\log(2)}{\log(ms)}$$

وباعتبار إن $\hat{c} = \min X_i = X_{(1)}$ فان

$$\hat{\alpha} = \frac{\log(2)}{\log\left(\frac{ms}{X_{(1)}}\right)}$$

وفيما يلي بعض طرائق تقدير معلمة الشكل α باعتبار أن الحد الأدنى لمعلمة القياس (c) يكون معلوم في التطبيقات العملية، كما يمكن تقديرها من البيانات العينة المشاهدة، ومن طرائق تقدير معلمة الشكل

١- طريقة الإمكان الأعظم: [2] Maximum Likelihood method (MLE)

تميز مقدر الإمكان الأعظم بالثبات والاتساق وهو المقدر الذي يجعل دالة الإمكان الأعظم في نهايتها العظمى وإذا اعتبرنا إن مقدر الإمكان الأعظم لمعلمة القياس (c) هو

$$\hat{c} = \min(X_i)$$

فان مقدر α بطريقة (MLE) هو

$$L(X_1, X_2, \dots, X_n, \alpha) = \frac{\alpha^n c^{n\alpha}}{\prod_{i=1}^n xi^{\alpha+1}}$$

$$\log L = n \log \alpha + n\alpha \log c - (\alpha + 1) \sum_{i=1}^n \log xi$$

ومن ثم نشق دالة الإمكان الأعظم ونساويها مع الصفر

$$\frac{\partial \log L}{\partial \alpha} = \frac{n}{\alpha} + n \log c - \sum_{i=1}^n \log xi$$

$$\Rightarrow \hat{\alpha}_{ML} = \frac{n}{\sum \log xi - n \log c}$$

$$\therefore E(\hat{\alpha}_{ML}) = \frac{n}{n-1} \alpha$$

فهو مقدر متحيز ويمكن إيجاد مقدر متحيز α^* حيث

$$\alpha^* = \frac{n-1}{T}$$

$$T = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{xi}{x_{(1)}}\right)}$$

$$E_{\alpha}(\hat{\alpha}) = E\left[\frac{n-1}{n} * \frac{n}{\sum \ln \frac{xi}{x_{(1)}}}\right]$$

$$= \frac{n-1}{n} E(\hat{\alpha}_{ML}) = \alpha$$

إما تباين المقدر

$$V(\alpha^*) = Var\left(\frac{n-1}{n} \hat{\alpha}\right) = \frac{\alpha^2}{n-2}$$

ويوجد مقدر منتظم غير متحيز بأصغر تباين [3] ويعتبر مقدر ثاني للمعلمة α وسوف نرسم له $\bar{\alpha}$ وان صيغة هذا المقدر هي

بعد إن تم اشتقاق المقدرات الخمسة لمعلمة الشكل لتوزيع باريتو ، سنقوم باستخدام المحاكاة للمقارنة بين طرائق التقدير باعتبار إن المحاكاة هي أسلوب رياضي يتضمن برنامج حاسبة الكترونية يشمل كل عناصر النظام أو العناصر المؤثرة في الجزء المطلوب محاكاته ، فعند تشغيل البرنامج يتضح تتابع الأحداث الممكن حصولها في الواقع وهذا يساعد في الحصول على تصور متكامل لما سينتج عند تشغيل النظام الحقيقي ونتائج الافتراضات التي نرغب بإدخالها على النظام بهدف تطوير أدائه. وتتضمن مراحل بناء المحاكاة أربعة مراحل مهمة هي:

١- مرحلة تعيين القيم الافتراضية وتعد من المراحل المهمة التي تعتمد عليها المراحل اللاحقة ، ويتم تعيين القيم الافتراضية لمعلمة القياس (c) وتحديد حجوم العينات مثلاً نختار (n=10,25) للعينات الصغيرة و (n=50) كعينة متوسطة و (n=100) للعينة الكبيرة .

٢- المرحلة الثانية هي مرحلة توليد البيانات حسب البرنامج الذي سيكتب لهذا الهدف وبالاعتماد على الدالة التراكمية التجميعية هنا لتوزيع باريتو وان معادلة التوليد هي

متغير مستمر منتظم $0 < u < 1$ $x = c(1-u)^{\frac{1}{\alpha}}$
٣- تقدر معلمة الشكل (α) حسب طرائق التقدير لحجوم العينات المثبتة مسبقاً وتكرار التجربة .

٤- المفاضلة بين المقدرات باستخدام MES ، و المقياس الأخر MAPE ، وتعرض النتائج لكل نموذج في جداول خاصة تتضمن الجداول قيم المقدر (α) ومتوسط مربعات الخطأ ومتوسط الخطأ النسبي المطلق للمقدرات ، حيث

$$MES(\hat{\alpha}) = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{\alpha}_i - \alpha)^2}{R}$$

R : عدد مكررات التجربة

$$MAPE(\hat{\alpha}) = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{\alpha}_i - \alpha|}{R}$$

وهو مقياس نسبي يستخدم لدقة القياسات عندما تكون المجتمعات مختلفة الوحدات وقد تم اختيار القيم الافتراضية حيث اختيرت (c=3,4,5) أما (α= 2.2 , 2.6 , 3.0) ووجدنا إن أي اختيار لمجموعة أخرى لم تؤثر على النتائج .

جدول رقم (١) نماذج المعلمات المختارة لعملية المحاكاة

نموذج	معلمة القياس	معلمة الشكل
١	٣	2.2
٢	٤	2.2
٣	5	2.2
٤	3	2.6
٥	4	2.6
٦	5	2.6
7	3	3.0
8	4	3.0

$$\bar{\alpha} = \frac{n-2}{\sum_{i=1}^n \ln(xi/c)}$$

٤- المقدر المقلص: [3] Shrinkage Estimator

تعتمد مقدرات التقلص بدرجة كبيرة على سلوك دالة التقلص k وعلى المجال R ، حيث يتم من خلالها تحديد شكل مقدر التقلص ، وان أي تحسين في تلك المقدرات يعود الى احد هذين العاملين أو كلاهما . والمقصود بدالة التقلص مقدار ثقة الباحث بالمعلومات الأولية المتوفرة حول المعلمات أو حول حالات الطبيعة (State of Nature) والتي تمتلك توزيع إحصائي معين ونظراً لعدم وجود قاعدة موحدة لاختيار قيمة k ، تعتمد أسلوب Thompson في استخدام معلومات أولية (α_o) لمعلمة الشكل حسب ما ورد في مصدرها الأصلي ، ثم تقترح الدالة التالية

$$\alpha_{sh} = k \alpha^* + (1-k) \alpha_o$$

حيث إن α* هو مقدر اولي غير متحيز للمعلمة α ويساوي $\alpha^* = \frac{n-1}{T}$ ، $T = \sum_{i=1}^n \ln(xi/x_{(1)})$ و k ثابت $0 < k < 1$ ، ولا بد من اختيار قيمة k التي تجعل متوسط مربعات خطأ المقدر α_{sh} اقل ما يمكن أي:-

$$MMSE(\hat{\alpha}_{sh}) = E(\hat{\alpha}_{sh} - \alpha)^2$$

وبإضافة وطرح المقدر kα نحصل على

$$\begin{aligned} MSE(\hat{\alpha}_{sh}) &= E \left[k \alpha^* + (1-k) \alpha_o - \alpha + k \alpha - k \alpha \right]^2 \\ &= E \left[k(\alpha^* - \alpha) + (1-k)(\alpha_o - \alpha) \right]^2 \\ &= k^2 MES(\alpha^*) + (1-k)^2 (\alpha_o - \alpha)^2 \end{aligned}$$

ومنة تم التوصل الى قيمة k التي تجعل متوسط مربعات الخطأ $MES(\hat{\alpha}_{sh})$ اقل ما يمكن ، من اشتقاق المقدر ومساواة المشتقة مع الصفر وكالاتي :

$$\frac{\partial MSE(\hat{\alpha}_{sh})}{\partial k} = 2kMES(\alpha^*) - 2(1-k)(\alpha_o - \alpha)$$

$$k \left(MES(\alpha^*) + (\alpha_o - \alpha)^2 \right) = (\alpha_o - \alpha)^2 \div 2$$

$$\therefore k = \frac{(\alpha_o - \alpha)^2}{MES(\alpha^*) + (\alpha_o - \alpha)^2}$$

وبعد استخراج قيمة k تكون صيغة مقدار التقلص لمعلمة الشكل لتوزيع باريتو هي الصيغة الواردة في المعادلة (16) وهي صيغة متحيزة ومقدار التحيز فيها

$$Bias(\hat{\alpha}_{sh}) = E(\hat{\alpha}_{sh}) - \alpha$$

$$= kE(\alpha^*) + (1-k)\alpha_o - \alpha$$

$$= k\alpha + (1-k)\alpha_o - \alpha$$

وان مقدار التحيز هي غير مهمة مقارنة بمتوسط مربعات الخطأ.

الجانب التجريبي :-

Moment	٢
--------	---

الاستنتاجات:

بعد تقدير معلمة الشكل بالطرائق الخمسة وتطبيق تجارب المحاكاة اتضح لنا ما يلي

١- لوحظ أفضلية أسلوب بيز في التقدير على الطرائق الأخرى من خلال مقارنة المعيار بين (MES) (MAPE) ولحجوم العينات الصغيرة والمتوسطة والكبيرة، وكفاءة النماذج كما هو واضح في الجدول رقم (4).

٢- اظهر مقياس MAPE أفضلية لمقدر بيز القياسي لمعلمة الشكل مقارنة بالمقدرات الأخرى ولجميع حجوم العينات وكفاءة النماذج كما هو واضح في الجدول رقم (6).

٣- عند مقارنة قيم المقدر المنتظم غير المتحيز وبأصغر تباين لجميع الطرائق فان هذا المقدر احتل المرتبة الثانية باعتماد (MES) وكفاءة حجوم العينات، واحتل هذا المقدر المرتبة الأولى باستخدام المعيار (MAPE) مقارنة بالطرائق التقليدية الأخرى.

٤- كانت قيم (MSE) و (MAPE) متقاربة لجميع الطرائق وتتناقص عند زيادة حجم العينة مما يتلائم ذلك مع النظرية الإحصائية.

التوصيات:

١- نوصي باستخدام أسلوب بيز لتقدير معلمات الشكل والقياس لتوزيع بارينيو لان المعلومات الأولية المتمثلة في التوزيع الأولي تساهم في زيادة دقة المقدرات.

٢- نوصي باستخدام طرائق تقليدية أخرى مثل طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) وطريقة الوسيط وطريقة وايت المطورة بهدف المقارنة .

٣- نوصي بأجراء تقدير لداله المعولية لتوزيع بارينيو العام لأهمية المعولية في التطبيقات الهندسية

9	5	3.0
---	---	-----

تحليل النتائج:

١- أظهرت طريقة بيز القياسية تفوقها على طريقة الامكان الاعظم وطريقة النقل وطريقة العزوم وطريقة المقدر المنتظم غير المتحيز ذي اصغر تباين من خلال إعطاؤها مقدرات تقترب من القيم لافتراضية مما يجعل الخطأ التجريبي صغير جداً والجدول التالي يلخص الأفضلية بين الطرائق .

جدول رقم (٢) عدد مرات الأفضلية التقدير لمعلمة الشكل (α)

طريقة التقدير	عدد مرات الأفضلية
Standard Bayes	13
UMVUE	9
Moment	6
Shrinkage Bayes	5
MLE	٣

٢- ووجد انه لكل النماذج المفترضة وأحجام العينات فان مقدر بيز للقياسات للمعلمة (α) أفضل من الطرق الأخرى لان المعلمات الأولية تساهم في الحصول على مقدر تقترب فيه التقديرات من القيم الافتراضية .

٣- لجميع النماذج وكفاءة أحجام العينات ظهرت تقديرات المعلمة (α) بطريقة المقدر المنتظم غير المتحيز بأصغر تباين أفضلية من الطرائق التقليدية وطريقة النقل وهذا واضح من قيم متوسط مربعات الخطأ لتقدير المعلمة (α) والجدول التالي يوضح الطرائق مرتبة حسب الأفضلية باستخدام (MES) لتقدير معلمة الشكل (α) .

جدول رقم (٣) الطرائق مرتبة حسب الأفضلية باستخدام (MES) لتقدير

معلمة الشكل (α)

طريقة التقدير	عدد مرات الأفضلية
Standard Bayse	17
Shrinkage Bayes	9
UMVUE	4
MLE	٣

جدول رقم (٤) تقدير معلمة الشكل α

Model	Size	MOM	MLE	SB	STB	UMV	BEST
1	10	2.21549	2.64485	2.89542	2.84518	2.55483	MOM
	25	2.72154	2.98875	2.36655	2.19943	2.65581	STB
	50	2.65458	2.72258	2.66583	2.26458	2.96552	STB
	100	2.95639	2.60113	2.25486	2.95453	2.42336	SB
2	10	2.66535	2.99563	2.84654	2.26354	2.66598	STB
	25	2.78845	2.33654	2.54496	2.30105	2.44785	STB
	50	2.10006	2.65158	2.68485	2.96543	2.21546	UMV
	100	2.65325	2.65488	2.34658	2.54664	2.20086	UMV
3	10	2.95566	2.59146	2.41441	2.65196	2.26598	UMV
	25	2.21649	2.65897	2.48848	2.45995	2.4458	MOM
	50	2.47688	2.21143	2.66958	2.35899	2.81556	MLE
	100	2.61894	2.21665	2.46495	2.21549	2.65558	STB
4	10	2.61988	2.91961	2.48526	2.85955	2.39599	MOM
	25	2.63665	2.87165	2.46658	2.98791	2.99796	MOM
	50	2.64854	2.65619	2.60664	2.75559	2.45599	SB
	100	2.76546	3.10055	3.56696	2.61600	2.36655	STB
5	10	2.42975	2.88565	2.61154	2.90054	3.10893	SB
	25	2.84799	2.71989	2.41895	2.60445	2.90044	STB
	50	2.54914	3.11895	3.31891	2.62885	2.68440	STB
	100	2.68984	2.38981	3.19898	2.61558	2.40114	STB
6	10	2.50900	2.74455	2.65444	2.88900	2.70554	SB
	25	2.64485	2.86985	2.81445	2.46695	2.94983	MOM
	50	2.99855	2.59542	2.98986	2.50046	2.99415	MLE
	100	2.80770	2.43300	2.44589	3.31001	2.63445	UMV
7	10	3.55158	3.09982	3.50550	3.04485	3.18615	STB
	25	3.65589	3.00415	3.55200	3.55509	3.11894	MLE
	50	3.25966	3.45955	3.01000	3.62887	3.94188	SB
	100	3.05400	3.65105	3.50908	3.61213	3.66816	MOM
8	10	3.84198	3.20054	3.14998	3.88884	3.04455	UMV
	25	3.41498	3.50659	3.09987	3.00125	3.50007	STB
	50	3.41100	3.56108	3.91885	3.01154	3.41089	STB
	100	3.98108	3.92591	3.40098	3.98004	3.49844	UMV
9	10	3.81867	3.17154	3.71545	3.92944	3.01998	UMV
	25	3.61898	3.61974	3.65418	3.62924	3.00185	UMV
	50	3.19651	3.71987	3.87567	3.30917	3.05645	UMV
	100	3.41158	3.41686	3.61975	3.06659	3.10871	STB

جدول رقم (٥) متوسط مربعات الخطأ MSE لتقدير معلمة الشكل α

Model	Size	MOM	MLE	SB	STB	UMV	BEST
1	10	.21549	.54485	.09892	.98918	.51531	SB STB STB SB
	25	.89164	.98875	.36545	.19943	.65351	
	50	.61798	.72258	.66630	.06698	.91514	
	100	.98785	.69873	.26796	.95267	.41481	
2	10	.66595	.96895	.45644	.05989	.66454	STB STB UMV UMV
	25	.75441	.33588	.54496	.30105	.44785	
	50	.16877	.68784	.68875	.11653	.21546	
	100	.65541	.65654	.34185	.14664	.20086	
3	10	.91514	.54166	.48781	.64654	.26888	UMV SB MLE STB
	25	.28444	.65457	.18878	.55664	.39891	
	50	.56425	.24583	.65468	.54869	.80544	
	100	.85794	.87865	.8778	.24569	.64090	
4	10	.66912	.20578	.48863	.84345	.20529	MUV MOM SB STB
	25	.35966	.88788	.45648	.94631	.94596	
	50	.65592	.68647	.25144	.79424	.45234	
	100	.79576	.15554	.56653	.05450	.34255	
5	10	1.55041	1.87055	.10054	.91510	.14353	SB STB STB STB
	25	.84505	.76630	.45545	.38850	.96471	
	50	.54806	.10820	.30055	.04550	.51512	
	100	.68930	.30566	.15407	.01112	.15514	
6	10	.50257	.74737	.43661	.88566	.70872	SB MOM MLE UMV
	25	.24422	.87425	.60592	.44545	.94524	
	50	.96100	.50057	.94954	.50522	.99871	
	100	.80472	.95215	.40854	.24534	.14580	
7	10	.53533	.01231	.52130	.03454	.8468	STB MLE SB STB
	25	.65666	.03123	.55433	.45345	.15664	
	50	.21554	.41322	.20081	.54333	.54578	
	100	.48886	.60535	.23133	.10055	.61253	
8	10	.85465	.25463	.15640	.84564	.98345	SB STB STB SB
	25	.41232	.50321	.64014	.21845	.56535	
	50	.41440	.55656	.90353	.02152	.43585	
	100	.97965	.90035	.26011	.95468	.42702	
9	10	.84532	.18757	.71567	.04545	.02591	STB STB STB STB
	25	.61237	.61523	.65653	.10342	.47222	
	50	.19678	.74568	.81458	.10808	.59208	
	100	.41876	.41885	.68752	.05456	.87780	

جدول رقم (٦) متوسط الخطأ النسبي المطلق MAPE لتقدير معلمة الشكل α

Model	Size	MOM	MLE	SB	STB	UMV	BEST
1	10	.00185	.52454	.59054	.95123	.04455	MOM UMV UMV SB
	25	.82005	.95604	.14075	.11052	.05402	
	50	.62985	.72054	.61878	.87335	.54668	
	100	.98985	.65410	.04510	.54455	.87886	
2	10	.65827	.10840	.18787	.71567	.01231	MLE STB UMV UMV
	25	.75492	.61278	.61523	.25050	.31500	
	50	.12558	.19877	.74545	.81756	.04845	
	100	.65727	0.95905	.41545	.65566	.01545	
3	10	.95540	.55206	.08564	50450	.74448	SB STB UMV UMV
	25	.26556	.65955	.18426	.04550	.87865	
	50	.56656	.24745	.67476	.96154	.10545	
	100	.85654	.85644	.85495	.41424	.05400	
4	10	.67412	.25458	.48763	.53873	.04566	UMV MOM STB UMV
	25	.35453	.45588	.88748	.65786	.54614	
	50	.63152	.65447	.24564	.21864	.47542	
	100	71636	.16854	.55443	.44586	.01145	
5	10	1.56381	1.83685	1.10324	.91356	.11353	UMV UMV MLE STB
	25	.85445	.73680	.45665	.25650	.05566	
	50	.53806	.15639	.36698	.56530	.56652	
	100	.68330	.38366	.13407	.01652	.12356	
6	10	68707	.74004	.43041	.88466	.74872	SB MLE UMV MLE
	25	.55492	.20010	68402	.44875	.94574	
	50	.54440	.50104	.95484	.54542	.10871	
	100	.88872	.01041	.40105	.24154	.14580	
7	10	.53658	.01622	.55480	.06904	.84745	STB SB UMV STB
	25	.65285	.03872	.01280	.68710	.15456	
	50	.21884	.43874	.20860	.54333	.15548	
	100						

		.45020	.60320	.23687	.10055	.60243	
8	10	.85565	.25463	.86534	.01204	.78671	STB
	25	.44152	.55421	.61404	.05145	.02105	UMV
	50	.41515	.55511	.16870	.57512	.01405	UMV
	100	.97511	.91875	.81031	.95528	.022152	UMV
9	10	.84532	.18457	.71567	.03145	.02741	UMV
	25	.21217	.12515	.11813	.11221	.47542	STB
	50	.19678	.74568	.01158	.17190	.41438	SB
	100	.23146	.53144	.61542	.05456	.41440	STB

المصادر

1- Linyu Penj, Huafei sun and Lin Jiu .(2007), the geometric structure of the pareto distribution , Boletin Mathematics Vo (XIV), No.1.

2- Sigh, V. P. and H. Guo. 1995. parameter estimation distribution by the principle of Maximum entropy (POME). Hydrol. Sci. 40: 165-1812-

3- Saksena, S. K. Johnson, A. M.(1984) Best unbiased estimators for the parameters of a two-

parameter Pareto distribution. Biometrical. 31,77-83.

4-Johnson ,N.L & Kotz ,S. (1970) :theory of point estimation wads worth and Brooks pacific Grove ,California

5- El-Gohary, A. and Sarhan, A. (2003) Estimations of parameters in pareto reliability model in the presence of masked data , Reliability Engineering and system safety vol.82, pp. 75-83.

Five method for estimation the shape parameter in pareto distribution by simulation

Munther A. Khaleel

College Of Science for Computers and Mathematics , Tikrit University , Tikrit , Iraq

(Received: 18 / 2 / 2010 ---- Accepted: 13 / 12 / 2010)

Abstract

In this research certain properties for pareto distribution with two parameters had been proved ,to achieve the main purpose of research, which is the comparison between Bayes method and classical methods to estimate ,the shape parameter using simulation Monte – Carlo methods for different methods. The comparison between standard Bayes estimator and other estimators have been done using MSE (Mean square error) and MAPE (Mean absolute percentage error) ,assuming different values for sample size and for scale parameter is known. The experimental aspect and results of simulation experiments and analysis of the results are explain of in table