

دراسة مقارنة

بعض طرائق تقدير معالم توزيع Rayleigh

احمد نعيم فليح / مدرس / كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة القادسية

الخلاصة:

ي هتم هذا البحث بدراسة بعض طرائق التقدير لمعالم توزيع ريلاي (Rayleigh) حيث تم استخدام طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS)، طريقة الانحدار المنتظم Regularized Regression (R.R)، طريقة الانحدار المنتظم الحصين Robust Method of moments of Regularized Regression وطريقة العزوم Scale Parameter (M.O.M) لتقدير معلمة المكان Location Parameter ومعلمة القياس Mean Squared Error (M.S.E) ، حيث تمت المقارنة بين الطرائق التي في أعلاه باستخدام أسلوب المحاكاة (Simulation).

المقدمة:

ي عد توزيع Rayleigh من التوزيعات المهمة⁽²⁾ في العديد من التطبيقات الفيزيائية والإلكترونية ونظرية العول (Reliability theory) ويعتبر هذا التوزيع حالة خاصة من توزيع (Weibull) حيث نجد ان دالة الكثافة الاحتمالية لتوزيع Weibull هي :

$$f(x, \gamma, \alpha, \beta) = \alpha \beta^{-\alpha} (x - \gamma)^{\alpha-1} \cdot e^{-(x-\gamma)^{\alpha} / \beta^{\alpha}} \quad ; x \geq \gamma \geq 0, \alpha > 0, \beta > 0.1) \quad \dots\dots\dots(1)$$

أي أن :

$$X \sim \text{weibull} (\gamma, \alpha, \beta)$$

حيث أن γ هي معلمة المكان location parameter ، α هي معلمة الشكل shape parameter و β هي معلمة القياس scale parameter فإذا كانت $\alpha = 2$ أي أن :

$$X \sim \text{weibull} (\gamma, 2, \beta)$$

عندئذ يمكن أن نقول إن :

$$X \sim \text{Rayleigh} (\gamma, \beta)$$

ومن العلاقة بين توزيع weibull و توزيع Normal⁽²⁾ و⁽⁶⁾ نجد انه إذا كان :

$$y \sim \text{Normal} (0, \beta^2),$$

$$Z \sim \text{Normal} (0, \beta^2)$$

علماً إن y متغير عشوائي مستقل عن المتغير Z فإن :

$$X = (Y^2 + z^2)^{1/2} \sim \text{weibull}(\gamma, \alpha = 2, 2^{1/2} \beta)$$

أي أن :

$$x \sim \text{Rayleigh}(\gamma, 2^{1/2} \beta)$$

و بهذا فإن دالة الكثافة الاحتمالية (p.d.f) لتوزيع Rayleigh يمكن أن تكون بالشكل التالي :

$$f(x; \gamma, \beta) = (x - \gamma) / \beta^2 \cdot e^{-(x-\gamma)^2 / 2\beta^2} \dots\dots\dots(2)$$

حيث إن $\gamma < x < \infty$

و أن $\beta > 0$

كذلك فإن الدالة التوزيعية (c.d.f) لتوزيع Rayleigh هي :

$$F(x) = 1 - e^{-(x-\gamma)^2 / 2\beta^2} \dots\dots\dots(3)$$

فقد وضح الباحث بالجانب النظري للبحث طرائق تقدير معلمة المكان (γ)

Location parameter ومعلمة القياس (β) Scale parameter

لتوزيع (Rayleigh) وهذه الطرائق هي طريقة المربعات الصغرى (OLS) وطريقة الانحدار المنتظم (R.R) وطريقة الانحدار المنتظم الحصين (R.R.R) وطريقة العزوم (M.O.M) ، كذلك تمت المفاضلة بين تقديرات المعالم لهذه الطرائق باستخدام أسلوب المحاكاة وبالاعتماد على معيار الانحرافات الكلية (T.D) ومعيار متوسط مربعات الخطأ (MSE) حيث ان⁽⁷⁾ :

$$T . D = \left| \frac{\hat{\beta} - \beta}{\beta} \right| + \left| \frac{\hat{\gamma} - \gamma}{\gamma} \right| \dots\dots\dots(4)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\hat{F}(x_i) - F(x_i) \right]^2 \dots\dots\dots(5)$$

علماً ان :

$$\hat{F}(x_i) = 1 - e^{-(x_i - \hat{\gamma})^2 / 2\hat{\beta}^2}$$

$$F(x_i) = 1 - e^{-(x_i - \gamma)^2 / 2\beta^2}$$

الجانب النظري :

يتم في هذا الجانب توضيح طرائق تقدير معلمة الشكل (γ) و معلمة القياس (β) الآتية :-

س

1- طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية

: Ordinary Least Squared Method (OLS)

تعد طريقة (OLS) من الطرائق الأكثر شيوعاً⁽¹⁾ لتقدير معالم نموذج الانحدار وذلك لسهولة وبساطة هذه الطريقة ومنطقية النتائج التي يتم الحصول عليها ، ان الهدف من طريقة المربعات الصغرى هو :

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^n r_i^2 \quad \dots\dots(6)$$

حيث أن :

$$r_i = y_i - \hat{y}_i$$

و أن

$$\hat{y}_i = x_{i1} \hat{\beta}_1 + \dots\dots\dots x_{ip} \hat{\beta}_p \quad \dots\dots(7)$$

وبهدف استخدام هذه الطريقة لتقدير معلمة المكان (γ) ومعلمة القياس (β) لتوزيع Rayleigh نفترض بأن لدينا معادلة انحدار ، هذه المعادلة سيتم افتراضها بالاعتماد على الدالة التوزيعية (c.d.f) لتوزيع Rayleigh وكما موضح في الآتي :

$$F(x) = 1 - e^{-(x-\gamma)^2 / 2\beta^2}$$

$$1 - F(x) = e^{-(x-\gamma)^2 / 2\beta^2}$$

وبأخذ ال (\ln) للطرفين نجد أن :

$$\ln [1 - F(x)] = - (x - \gamma)^2 / 2\beta^2$$

وبهذا نجد أن :

$$(x - \gamma)^2 = -2\beta^2 \ln[1 - F(x)]$$

من المعادلة الأخيرة نجد أن :

$$x - \gamma = \beta \{-2 \ln[1 - F(x)]\}^{1/2}$$

أي أن :

$$x = \gamma + \beta \{-2 \ln[1 - F(x)]\}^{1/2} \dots \dots \dots (8)$$

إن المعادلة رقم (4) يمكن اعتبارها معادلة انحدار فيها المتغير المعتمد هو (x) والمتغير المستقل هو $\{-2 \ln[1 - F(x)]\}^{1/2}$ حدتها الثابت هو المعلمة (γ) وميلها هو المعلمة (β) ومن ثم فإن القيم المقدرة حسب طريقة (OLS) للمعالم (γ) و (β) يمكن إيجادها باستخدام الصيغ التقديرية الآتية :

$$\hat{\gamma} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2 \sum_{i=1}^n x_i - (\sum y_i) \cdot (\sum x_i y_i)}{n(\sum y_i^2) - (\sum y_i)^2} \dots \dots \dots (9)$$

$$\hat{\beta} = \frac{n \sum x_i y_i - (\sum y_i)(\sum x_i)}{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2} \dots \dots \dots (10)$$

حيث أن :

$$y_i = \{-2 \ln[1 - F(x_i)]\}^{1/2}$$

2- طريقة الانحدار المنتظم (R.R) Regularized Regression

و هي تعميم طفيف للانحدار الخطي⁽⁵⁾ تعتبر طريقة الانحدار المنتظم أو ما يسمى بـ (Ridge Regression) إحدى طرائق تقدير معالم نموذج الانحدار وتعتبر هذه الطريقة في بعض الأحيان أدق من طريقة (OLS) وذلك عندما يعاني نموذج الانحدار من مشكلة التعدد الخطي ، حيث اقترح⁽¹⁾ صيغة رياضية يمكن من خلالها إيجاد مقدرات الانحدار المنتظم وكالاتي :

$$\hat{\beta}_{R.R} = (x^T x + CI)^{-1} \cdot x^T Y \dots\dots (11)$$

حيث أن C هو معامل الانحدار المنتظم ، $0 < C < 1$ و I هي مصفوفة الوحدة ذات المرتبة pxp حيث أن p هو عدد المعالم المقدر . تعرف الصيغة (11) بمقدر انحدار Regularized الاعتيادي (O.R.R) علماً أن أحد أساليب تقدير قيمة (C) هو أسلوب المحاكاة وباستخدام الوسط التوافقي لقيم (C_i) يهدف إعطاء قيمة مفردة لـ (C) نجد ان قيمة (C) يمكن حسابها من المعادلة الآتية :

$$C = \frac{P S_e^2}{\beta'_{OLS} \cdot \beta_{OLS}} \dots\dots\dots (12)$$

حيث أن P هو عدد المعالم المطلوب تقديرها ، وأن

$$S_e^2 = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n - p} \dots\dots\dots (13)$$

3- طريقة الانحدار المنتظم الحصين

: Robust Regularized Regression (R.R.R)

ان الانحدار الحصين (Robust Regression) يحاول⁽³⁾ خلق مقدرات تكون غير متأثرة جداً بالقيم الشاذة ، حيث إن معادلة الانحدار الاعتيادية عادةً ما تواجه مشكلة خطيرة أثناء تقدير معالم بطريقة المربعات الصغرى إلا وهي وجود القيم الشاذة ، إن مقدر طريقة (R.R.R) يمكن كتابته كالاتي :

$$\hat{\beta}_{R.R} = (X^T X + K I)^{-1} X^T Y \dots\dots\dots (14)$$

علماً أن قيمة K يمكن تحديدها من البيانات كالاتي :

$$K = \frac{p S_R^2}{\hat{\beta}_R^T \cdot \hat{\beta}_R}$$

و أن :

$$S_R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n e_R^2}{n - p}$$

هذا يعني ان المقدر المحسوب بهذه الطريقة هو مقدر مركب من خصائص (R- estimators) مع (Regularized regression estimators).

لذلك يرمز له بالرمز $\hat{\beta}_{R,R}$. و ان الدوال S_R^2 ، $\hat{\beta}_R^T$ و e_R^2 يتم احتسابها بالاعتماد على طريقة (R-estimators) .

علماً ان (R-estimators) هي طريقة من طرائق تقدير المقدرات الحصينة لنموذج الانحدار⁽¹⁾ تعتمد أساساً على رتب البواقي (Ranks of residuals) فإذا فرضنا ان R_i هي رتبة الـ γ_i حيث أن :

$$r_i = y_i - x_i \beta$$

فان الهدف سيكون هو :

$$\text{Minimize}_{\hat{\beta}} \sum_{i=1}^n a_n(R_i) \cdot r_i \quad \dots\dots\dots$$

حيث أن $a_n(i)$ دالة رتيبة يجب أن تحقق الشرط الآتي :

$$\sum_{i=1}^n a_n(i) = 0 \quad \dots\dots\dots(15)$$

علماً أن الدالة $a_n(i)$ يمكن تقديرها بعدة طرائق وسنستخدم في بحثنا هذا على طريقة (Wilcoxon) الآتية :

$$a_n(i) = i - (n + 1) / 2 \quad \dots\dots\dots(16)$$

4 - طريقة العزوم (MOM) : Method of Moments

تعتبر طريقة العزوم (MOM) إحدى طرائق تقدير المعالم فعلى فرض انه لدينا عينة

عشوائية حجمها n ومفرداتها هي X_1, X_2, \dots, X_n

فأن :

ت

$$M'_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^j \quad \dots\dots\dots(17)$$

حيث أن M'_j هو العزم وهو بنفس الوقت المقدر غير المتحيز .
فبالنسبة لتوزيع Rayleigh نجد أن العزم الأول ⁽⁷⁾ يمكن إيجاده بالمعادلة الآتية :

$$M'_1 = \sqrt{2} \beta \Gamma\left(\frac{3}{2}\right) + \gamma \quad \dots\dots\dots(18)$$

وأن العزم الثاني لتوزيع Rayleigh هو :

$$M'_2 = 2\beta^2 + \gamma \left[2\sqrt{2} \Gamma\left(\frac{3}{2}\right) \beta + \gamma \right] \quad \dots\dots\dots(19)$$

وكذلك نجد أن :

$$\sigma^2 = M'_2 - M^2$$

$$\sigma^2 = \beta^2 \left(2 - \frac{\pi}{2} \right) \quad \dots\dots\dots(20)$$

من المعادلة (20) نجد قيمة $\hat{\beta}$ أي أن :

$$\hat{\beta} = S \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{4 - \pi}} \quad \dots\dots\dots(21)$$

حيث أن S هو الانحراف المعياري للعينة .

ومن المعادلة (18) نجد قيمة $\hat{\gamma}$ بعد تعويض قيمة $\hat{\beta}$
أي أن :

$$\hat{\gamma} = m_1 - \sqrt{2} \hat{\beta} \Gamma\left(\frac{3}{2}\right) \quad \dots\dots\dots(22)$$

حيث أن m_1 هو عزم العينة .

الجانب العملي:

عتمد الباحث في المفاضلة بين طرائق التقدير المذكورة سابقاً على أسلوب المحاكاة في تقدير المعلمة (γ) والمعلمة (β) ، حيث قام الباحث بتوليد عينات عشوائية بمعالم معلومة و لكل عينة تم تغيير حجم العينة ليكون (20,30,40) وتم استخدام معيار الانحرافات الكلية (T.D) ومعيار متوسط مربعات الخطأ (MSE) لكي تتمكن من المقارنة أو المفاضلة بين الطرائق المختلفة .
والجدول رقم (1) يبين النتائج التي تم الحصول عليها بالاعتماد على أسلوب المحاكاة حيث تم كتابة برنامج المحاكاة اعتماداً على لغة Q.Basic .

جدول رقم (1)

n	β	γ	حجم العينة	OLS				R.R			
				$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$	T.D	MSE	$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$	T.D	MSE
1	1	1	10	1	0.999	0.0001	$1*10^{-6}$	1	0.9999	0.001	$2*10^{-7}$
			20	1	0.9999	$2*10^{-6}$	$1*10^{-15}$	1.005	0.984	0.006	$6*10^{-6}$
			30	0.9999	0.99991	$16*10^{-5}$	$64*10^{-14}$	0.998	1.001	0.003	$45*10^{-9}$
			92								
2	2	2	10	2.0012	1.9976	0.0018	$1*10^{-7}$	2.004	1.955	0.0245	$9*10^{-9}$
			20	9	1.9926	0.00595	$6*10^{-11}$	2.014	1.961	0.0265	$34*10^{-6}$
			30	2.0045	1.93346	0.048222	$74*10^{-12}$	1.93	2.031	0.0505	$16*10^{-7}$
			2.0244								
3	3	3	10	3.0012	2.999	$73*10^{-4}$	0.0054	2.947	3.001	$18*10^{-2}$	0.041
			20	3.0048	2.99134	$44*10^{-3}$	$42*10^{-10}$	2.947	3.014	$21*10^{-2}$	$6*10^{-5}$
			30	3.0007	3.0005	$39*10^{-4}$	$33*10^{-10}$	2.9993	2.9997	$33*10^{-4}$	$32*10^{-11}$

n	β	γ	حجم العينة	RRR				MOM			
				$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$	T.D	MSE	$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$	T.D	MSE
1	1	1	10	1.0001	1.00003	0.00013	$46 \cdot 10^{-10}$	0.8462	0.988	0.166	$93 \cdot 10^{-8}$
			20	1.381	0.899	0.491	0.01715	0.8694	1.1021	1.014	0.29462
			30	1.00001	0.99999	0.00002	$38 \cdot 10^{-13}$	0.9022	1.0673	0.1657	$73 \cdot 10^{-6}$
2	2	2	10	2.001	1.998	0.0015	$56 \cdot 10^{-10}$	1.692	1.9959	0.1665	$84 \cdot 10^{-7}$
			20	2.005	1.9932	0.006	$38 \cdot 10^{-9}$	1.7428	2.1973	0.2273	$11 \cdot 10^{-9}$
			30	1.9335	2.02991	$48 \cdot 10^{-8}$	$14 \cdot 10^{-12}$	1.8058	2.133	0.1636	$72 \cdot 10^{-9}$
3	3	3	10	3.001	2.9986	$80 \cdot 10^{-4}$	$64 \cdot 10^{-12}$	2.5397	2.634	$28 \cdot 10^{-1}$	$48 \cdot 10^{-8}$
			20	3.005	2.991	$47 \cdot 10^{-3}$	$43 \cdot 10^{-9}$	2.6124	3.298	$23 \cdot 10^{-1}$	$11 \cdot 10^{-12}$
			30	2.005	3.007	$41 \cdot 10^{-3}$	$32 \cdot 10^{-10}$	2.8605	3.2811	$14 \cdot 10^{-1}$	$51 \cdot 10^{-9}$

الاستنتاجات :

من كل ما تقدم نستنتج ما يأتي :

- 1- ان طريقة (RRR) تعطي مقدرات قريبة الى القيم الحقيقية المفترضة . و بعدها طريقة (OLS) و من بعدها طريقة (R.R) و من ثم طريقة MOM .
- 2- نجد ان قيم معيار (T.D) و معيار (MSE) كانت قيمها قليلة جدا" لطريقة (RRR) و من ثم طريقة (OLS) مقارنة" مع طريقة (RR) و طريقة MOM .
- 3- تعتبر طريقة العزوم (MOM) من اسهل و ابسط الطرق عند ايجاد قيمها حسابيا" من بيانات العينة لكن قيم معيار (T.D) و MSE كبير" جدا" مقارنة" مع نظيراتها في الطرائق الاخرى

المصادر :

- 1- الشاروط ، محمد حبيب و مهند فائز ، 2000 " التقدير بطريقتي الحرف Ridge و المربعات الصغرى لدالة الانتاج في الاقتصاد العراقي للفترة 1999-1970 " . مجلة وقائع المؤتمر الثاني عشر للجمعية العراقية الاحصائية .
- 2- ذنون ، باسل يونس ، 1991 " الاحتمالية و المتغيرات العشوائية" وزارة التعليم العالي و البحث العلمي ، جامعة الموصل ، مطبعة جامعة الموصل .
- 3- Heikkila ; Janne , (2003) " Robust regression " . department of electrical engineering . University of Oulu .
- 4- Horel , A.E and Kennard , R.W. (1970) , " Ridge regression Biased Estimation for Nonorthogonal problems " . Technometrics , 12, pp . 55-66 .
- 5- Jordan , I . Micheal , (2000) " linear and Ridge regression and Kernals " ; advanced Topics in learning and making decision .
- 6- Law , Averill M. and Ketton W.David , (1991) " Simulation modeling and analysis " , 2nd ed. , MCGraw-Hill series .
- 7- Mohamed A.Al Fawzan (2000) " Algorithms for estimating the parameters of weibull distribution " . Interstat , oct.2000 .