

استخدام المتغيرات المساعدة لدراسة خواص المقدر المقترح بالمعاينة العشوائية المرتبة (RSS)

ريكان عبد العزيز احمد*

الملخص:

في هذا البحث تم استخدام المتغيرات المساعدة لدراسة خواص المقدر المقترن بالمعاينة العشوائية المرتبة (RSS). وقد وتم إثبات أن خصائص المقدر المقترن ذو كفاءة نسبية عالية مقارنة مع مقدر الانحدار، النسبة والمتوسط العام نسبتاً إلى مدى معامل الارتباط بين المتغير المساعد والمتغير الرئيسي.

المقدمة:

إن أحد مقومات نمو الإحصاء النظري هو ظهور قدر كبير من الأساليب النظرية التي تناقش كيفية صنع تقديرات جيدة من بيان إحصائي باستخدام نظرية المعاينة الإحصائية ، ومن تلك الأساليب استخدام المتغيرات المساعدة في التقدير وقد تم الاعتماد على هذا الأسلوب لعدة أسباب من أهمها:

- 1-أن معظم المسوح الإحصائية التي تحتوي على عدد كبير من المفردات تسهل عملية التقدير بأسلوب المتغيرات المساعدة وذلك كون الحسابات التي يتم إجرائها تكون نوعاً ما سهلة وغير معقدة، بينما تتضمن طرق التقدير المتوفقة في الإحصاء النظري مثل طريقة الإمكان الأعظم إلى سلسلة من التقديرات المتتالية قبل إن نتمكن من أيجاد التقدير.
- 2-معظم طرق التقدير في الإحصاء النظري تفترض إننا نعرف الشكل الدالي للتوزيع الاحتمالي الذي تتبعه المعلومات الإحصائية في العينة وتكون طريقة التقدير معدة بعناية لهذا النوع من التوزيعات على خلاف الطريقة المستخدمة في هذا البحث لا تفترض ذلك.

* مدرس / كلية الادارة والاقتصاد / قسم الاحصاء / جامعة البصرة

ولقد استخدم كل من Cochran و Jessen أسلوب التقدير بالمتغيرات المساعدة بالمعاينة العشوائية البسيطة Simple Random Sample (SRS) لغرض حساب تقديرات ذات أهمية عالية في الجانب التطبيقي نظراً لوجود ارتباط قوي بين المتغير الرئيسي والمتغيرات المساعدة ومن الأمثلة على ذلك تقدير متوسط المجتمع ، تقدير النسبة Ratio Estimators ، وتقدير الانحدار Regression Estimators .

هدف البحث:

إن استخدام أسلوب المعاينة في السحب يراعي فيه عدة أمور من أهمها زيادة الدقة في التقدير وتقليل في الوقت والكلفة إلى حد كبير. وإن طريقة المعاينة المرتبة (RSS) هي أحدى تلك الأساليب التي تعطي تقديرات جيدة وذلك نتيجة التمثل الكامل لمفردات المجتمع داخل العينة المرتبة وعليه تم الاعتماد عليها في الوقت الحاضر في العديد من البحوث الإحصائية مثل تقدير النسبة باستخدام المعاينة المرتبة وكذلك تقدير معادلة الانحدار باستخدام المعاينة المرتبة كما سينبّن ذلك لاحقاً. يهدف البحث إلى مناقشة خواص تلك المقدرات السابقة الذكر التي تم دراستها بالمعاينة المرتبة مع خواص المقدر المقترن في هذا البحث باستخدام أسلوب المتغيرات المساعدة في التقدير بالمعاينة المرتبة (RSS) Rank Set Sampling لغرض معرفة أفضل تلك المقدرات من حيث الدقة.

الرموز والمطالعات المستخدمة:

ليكن X_r, Y_r هي قيم إلى المتغيرات X, Y على التوالي من مجتمع يحتوي على N من الوحدات ليكن \bar{X}_r يمثل متوسط المجتمع بالنسبة إلى المتغير المساعد X وهو معروف، ولتكن μ يمثل متوسط المجتمع بالنسبة إلى المتغير الرئيسي Y وهو غير معروف، ولتكن $\bar{Y}_{(n)}, \bar{X}_{(n)}$ يمثلان متوسط العينة بالنسبة إلى المتغير المساعد والمتغير الرئيسي على التوالي وبالاعتماد على المعاينة المرتبة بحجم $n = rm$ حيث أن

$$\bar{X}_{(n)} = \frac{\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^m X_{(i)j}}{n}, \quad \bar{Y}_{(n)} = \frac{\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^m Y_{(i)j}}{n}$$

(67)

وذلك سيتم استخدام بعض الصيغ في هذا البحث والتي تعرف بما يلى:

$$\begin{aligned}\mu_y &= E(Y), \mu_x = E(X), \mu_{y(i)} = E(Y_{(i)}), \mu_{x(i)} = E(X_{(i)}), \sigma_y^2 = E(Y - \mu_y)^2, \\ \sigma_x^2 &= E(X - \mu_x)^2, \sigma_{y(i)}^2 = E(Y_{(i)} - \mu_{y(i)})^2, \sigma_{x(i)}^2 = E(X_{(i)} - \mu_{x(i)})^2, T_{y(i)} = (\mu_{y(i)} - \mu_y) \\ T_{x(i)} &= (\mu_{x(i)} - \mu_x), T_{yx(i)} = (\mu_{y(i)} - \mu_y)(\mu_{x(i)} - \mu_x), \sigma_{yx(i)} = E(\mu_{y(i)} - \mu_y)(\mu_{x(i)} - \mu_x)\end{aligned}$$

حيث أن

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n T_{y(i)} &= \sum_{i=1}^n T_{x(i)} = 0, \quad \sum_{i=1}^n \sigma_{y(i)}^2 = n\sigma_y^2 - \sum_{i=1}^n T_{y(i)}^2, \\ \sum_{i=1}^n \sigma_{x(i)}^2 &= n\sigma_x^2 - \sum_{i=1}^n T_{x(i)}^2, \quad \sum_{i=1}^n \sigma_{yx(i)}^2 = n\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^n T_{yx(i)}^2\end{aligned}$$

المقدار المقترن:

في هذا البحث تم اقتراح المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} باستخدام المعاینة المرتبة والذي يعرف حسب العلاقة التالية.

$$\bar{Y}_{gen} = \alpha \bar{Y}_{(n)} + \beta (\mu_x - \bar{X}_{(n)}) \quad \dots (1)$$

حيث أن كلا من α , β اوزان ويتحقق الشرط

وسيتم دراسة خواص المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} ومقارنته تلك الخواص مع خواص المقدرات الأخرى التي تم دراسة خواصها مسبقاً وباستخدام نفس أسلوب المعاینة المرتبة والتي تعتمد في تقديرها على المتغير المساعد والتي قام بدراستها كل من Sammawi و Stokes و هي كما يلى:

$$Simple \quad \bar{Y}_{sim} = \bar{Y}_{(n)} \quad \dots (2)$$

$$Ratio \quad \bar{Y}_{rat} = \bar{Y}_{(n)} \frac{\mu_x}{\bar{X}_{(n)}} \quad \dots (3)$$

$$Regression \quad \bar{Y}_{reg} = \bar{Y}_{(n)} + b (\mu_x - \bar{X}_{(n)}) \quad \dots (4)$$

(68)

حيث إن:

$$b = \frac{m\sigma_{yx} - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}}{m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2}$$

ولدراسة خواص المقدار المقترن \bar{Y}_{gen} تم الاعتماد على النظرية الأولى والثانية المثبتة عند (Cochran) لغرض اشتقاق متوسط وتبابين المقدار المقترن وبالاعتماد على التقرير من مرتبة $\frac{1}{n}$ وعليه يكون مقدار التوقع والتباين للمقدار المقترن \bar{Y}_{gen} على التوالي.

$$E(\bar{Y}_{gen}) = \alpha \bar{Y}_{(n)} \quad \dots (5)$$

$$Var(\bar{Y}_{gen}) = \alpha^2 Var(\bar{Y}_{(n)}) - 2\alpha\beta Cov(\bar{Y}_{(n)}, \bar{X}_{(n)}) + \beta^2 Var(\bar{X}_{(n)}) \dots (6)$$

ولكي نجعل هذا التباين أقل ما يمكن يجب ان نختار قيم الى الاوزان α, β , بحيث يجعل مقدار التباين للمقدار المقترن \bar{Y}_{gen} اصغر ما يمكن وافضل تقدير لهما تم استخراجة باستخدام طريقة لاكرانك وهما على التوالي.

$$\hat{\alpha} = \frac{\left[m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2 \right] + \left[m\sigma_{yx} - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]} \right]}{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right] + 2 \left[m\sigma_{yx} - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]} \right] + \left[m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2 \right]} \dots (7)$$

والقيمة المقدرة إلى β تعرف حسب العلاقة التالية.

$$\hat{\beta} = 1 - \hat{\alpha} \quad \dots (8)$$

وعليه يكون أقل تباين ممكن إلى المقدار المقترن \bar{Y}_{gen} نستطيع الحصول عليه بعد تعويض المعادلتين رقم (7) و (8) في المعادلة رقم (6) فنحصل على الصيغة التالية:

(69)

$$V_{\min}(\bar{Y}_{gen}) = \frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] \left[m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2 \right] \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]}{rm^2 \left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] \left[m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2 \right] + 2 \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]} \quad \dots (9)$$

ومن الملاحظ إذا كانت قيمة $\alpha = 1$ فان المعادلة رقم (7) نستطيع إعادة كتابتها على الصيغة التالية.

$$\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] = - \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] \quad \dots (10)$$

وبتعويض المعادلة رقم (10) في المعادلة رقم (9) وبحلها نحصل على المعادلة التالية.

$$V_{\min}(\bar{Y}_{gen}) = \frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right]}{rm^2} \quad \dots (11)$$

والمعادلة رقم (11) هي عبارة عن تباين الوسط الحسابي المقدر للعينة المرتبة الذي يعتبر تقدير غير متحيز إلى متوسط المجتمع الذي اثبته Stokes و ما يدل على ان المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} هو

$$\bar{Y}_{Sim}$$

المقارنات النظرية:

سيتم في هذا المبحث مقارنة الكفاءة النسبية بالنسبة لتباين المقدر المقترن مع تباين المقدرات الأخرى التي تم الإشارة إليها في كل من المعادلات (4,3,2) والتي تم حسابها من قبل الباحثين Sammawi و Stokes و أن صيغ التباين إلى تلك المقدرات هي على الترتيب كما يلي:

$$Simple \quad Var(\bar{Y}_{sim}) = \frac{\left[m\sigma_{...}^2 - \sum_{i=1}^m T_{...}^2 \right]}{rm^2} \quad \dots (12)$$

$$Ratio Var(\bar{Y}_{rat}) = \frac{\mu_r^2}{rm^2} \left\{ \frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right]}{\mu_r^2} + \frac{\left[m\sigma_{x[i]}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x[i]}^2 \right]}{\mu_r^2} - 2 \frac{\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]}{\mu_r \mu_x} \right\} \dots (13)$$

$$\text{Regression } Var(\bar{Y}_{reg}) = \frac{1}{m^2} \left\{ \left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] - \frac{\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]} \right\} \dots (14)$$

يلاحظ إن المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} يكون ذو كفاءة نسبية عالية من مقدر الانحدار إذا كان.

$$Var(\bar{Y}_{gen}) \leq Var(\bar{Y}_{reg}) \dots (15)$$

إذا تم تعويض المعادلة رقم (9) والمعادلة رقم (14) في المعادلة رقم (15) نحصل على.

$$\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] + 2 \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > 0 \dots (16)$$

إن المعادلة رقم (16) دائماً تكون صحيحة إذا كان معامل الارتباط المرتب بين المتغيرين X و Y موجب إما إذا كان معامل الارتباط المرتب سالب فالتالي نحصل على النتيجة التالية.

$$\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > -\frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right]}{2} \dots (17)$$

أن الكفاءة النسبية للمقدر البسيط \bar{Y}_{sim} إلى المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} نستطيع تعريفها حسب العلاقة التالية.

$$RE(Simple/Gen) = \frac{Var(\bar{Y}_{sim})}{Var(\bar{Y}_{gen})}$$

$$RE(Simple/Gen) = \frac{2 \left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right] - \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]} \dots (18)$$

(71)

$$\text{Regression } Var(\bar{Y}_{reg}) = \frac{1}{m^2} \left\{ \left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] - \frac{\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]} \right\} \dots (14)$$

يلاحظ إن المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} يكون ذو كفاءة نسبية عالية من مقدر الانحدار إذا كان.

$$Var(\bar{Y}_{gen}) \leq Var(\bar{Y}_{reg}) \dots (15)$$

إذا تم تعويض المعادلة رقم (9) والمعادلة رقم (14) في المعادلة رقم (15) نحصل على.

$$\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] + 2 \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > 0 \dots (16)$$

إن المعادلة رقم (16) دائماً تكون صحيحة إذا كان معامل الارتباط المرتب بين المتغيرين X و Y موجب إما إذا كان معامل الارتباط المرتب سالب فالتالي نحصل على النتيجة التالية.

$$\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > -\frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right]}{2} \dots (17)$$

أن الكفاءة النسبية للمقدر البسيط \bar{Y}_{sim} إلى المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} نستطيع تعريفها حسب العلاقة التالية.

$$RE(Simple/Gen) = \frac{Var(\bar{Y}_{sim})}{Var(\bar{Y}_{gen})}$$

$$RE(Simple/Gen) = \frac{2 \left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right] - \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]} \dots (18)$$

(71)

$$\text{Regression } Var(\bar{Y}_{reg}) = \frac{1}{m^2} \left\{ \left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] - \frac{\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]} \right\} \dots (14)$$

يلاحظ إن المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} يكون ذو كفاءة نسبية عالية من مقدر الانحدار إذا كان.

$$Var(\bar{Y}_{gen}) \leq Var(\bar{Y}_{reg}) \dots (15)$$

إذا تم تعويض المعادلة رقم (9) والمعادلة رقم (14) في المعادلة رقم (15) نحصل على.

$$\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right] + 2 \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > 0 \dots (16)$$

إن المعادلة رقم (16) دائماً تكون صحيحة إذا كان معامل الارتباط المرتب بين المتغيرين X و Y موجب إما إذا كان معامل الارتباط المرتب سالب فالتالي نحصل على النتيجة التالية.

$$\left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right] > -\frac{\left[m\sigma_{y(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{y(i)}^2 \right]}{2} \dots (17)$$

أن الكفاءة النسبية للمقدر البسيط \bar{Y}_{sim} إلى المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} نستطيع تعريفها حسب العلاقة التالية.

$$RE(Simple/Gen) = \frac{Var(\bar{Y}_{sim})}{Var(\bar{Y}_{gen})}$$

$$RE(Simple/Gen) = \frac{2 \left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right]}{\left[m\sigma_{x(i)}^2 - \sum_{i=1}^m T_{x(i)}^2 \right] - \left[m\sigma_{yx}^2 - \sum_{i=1}^m T_{yx[i]}^2 \right]} \dots (18)$$

(71)

الاستنتاجات:

يلاحظ من النتائج التي تم التوصل إليها من الجدولين أعلاه وكذلك النتائج التي تم التوصل إليها في البحث السابق مailyi.

1- أن المقدار المقترن \bar{Y}_{gen} هو أفضل من كافة المقدرات السابقة وذلك كونه يعطي أقل تباين وأعلاً كفاءة نسبية مقارنة مع بقية المقدرات الأخرى.

2- يلاحظ اختلاف النتائج بين الجدول الأول والثاني راجع إلى اختلاف الترتيب حيث أن في الجدول الأول تم الاعتماد على المتغير الرئيسي Y في الترتيب والمتغير المساعد X يتبع المتغير الرئيسي، أما في الجدول الثاني تم الاعتماد على المتغير المساعد X في الترتيب والمتغير الرئيسي Y يتبع المتغير المساعد.

3- يلاحظ أن النتائج التي تم التوصل إليها في الجدول الثاني هي أفضل من النتائج التي تم التوصل إليها في الجدول الأول وذلك كون بيانات المتغير المساعد X ترتيبها وتقربها أفضل من ترتيب وتقريب المتغير الرئيسي Y .

4- يلاحظ تطابق النتائج النظرية التي تم التوصل إليها في البحث الرابع مع النتائج العملية التي تم التوصل إليها في البحث الخامس مما يدل على أن الطريقة المستخدمة في التقدير والحساب طريقة جيدة.

5- المقدار المقترن \bar{Y}_{gen} أفضل من مقدار الانحدار \bar{Y}_{Reg} ومقدار النسبة \bar{Y}_{rat} في عملية التقدير وتوظيف كافة بيانات المتغير المساعد لتوضيح المتغير الرئيسي تحت الدراسة وذلك للأسباب أعلاه.

التوصيات:

- 1- يوصي الباحث باستخدام أسلوب السحب بالمعاينة المرتبة وذلك كونها تعطي معلومات دقيقة عن متغيرات الدراسة وتمثل كافة مفردات المجتمع في العينة المنسوبة.
- 2- يوصي الباحث باستخدام المعاينة المرتبة لدراسة خواص التوزيعات الاحتمالية والتي تم دراستها باستخدام المعاينة العشوائية البسيطة وذلك لسهولة المقارنة ومعرفة دقة المعاينتين.
- 3- يوصي الباحث باستخدام المقدر المقترن \bar{Y}_{gen} كمؤشر إحصائي يتم المقارنة به كونه أفضل من كافة المقدرات الأخرى السابقة الذكر.

المصادر

- 1-AL-Samarraie,A.Y.(1999).Regression estimators using extreme ranked set sampling. Biom.J.Vol. 30,PP 412-419.
 - 2-Cochran,W.G.(1977).Sampling Techniques,third edition.John Wiley & Sons
Jessen,R.J.(1978). Statistical Survey Techniques. John Wiley & Sons
 - 3-Moltamad S. Ahmed & Walid Abu-Dayyeh. (1999). Estimation the population mean using extreme ranked set sampling. Biom.J 38
Muttlak.H.A. (1998)Median ranked set sampling with concomitant variables. Environmetrics,Vol.9,PP255-267..
 - 4-Samawi,H.M.(1996). Estimation of ratio using rank set sampling. Biom.J.Vol.38, PP 753-764.
 - 5-Stokes,S.L.(1977). Ranked set sampling with concomitant variables. Comm.Stat-Theory Math.Vol.A6(12),PP1207-1211
-
.....
.....