

مجله علوم آماری، پاییز و زمستان ۱۳۸۸

جلد ۳، شماره ۲، ص ۱۶۱-۱۷۱

روش بوت استرپ بلوک مجزا برای اندازه‌های دقت برآورد پارامترهای تغییرنگار و پیشگویی فضایی

نصراله ایران‌پناه

گروه آمار، دانشگاه اصفهان

تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۱۱/۲۳ تاریخ آخرین بازنگری: ۱۳۸۹/۶/۱۶

چکیده: لاهییری (۲۰۰۳) روش بوت استرپ بلوک متحرک را برای داده‌های فضایی پیشنهاد نمود که در آن مشاهدات به بلوک‌هایی متحرک تقسیم و باز نمونه‌گیری از آن‌ها صورت می‌پذیرد. چون در این روش حضور مشاهدات مرزی در بلوک‌های باز نمونه‌گیری شده نسبت به سایر مشاهدات شانس انتخاب کمتری دارند، برآورد اندازه‌های دقت اریب می‌باشند. در این مقاله، علاوه بر مرور روش بوت استرپ بلوک متحرک، روش بوت استرپ بلوک مجزا برای برآورد اندازه‌های دقت برآوردگر پارامترهای تغییرنگار و پیشگویی فضایی کریگینگ ارائه می‌شود. سپس نحوه کاربرد این روش در یک مثال کاربردی نشان داده می‌شود.

واژه‌های کلیدی: بوت استرپ بلوک مجزا، بوت استرپ بلوک متحرک، اندازه دقت، تغییرنگار، کریگینگ.

آدرس الکترونیک مسئول مقاله: نصراله ایران‌پناه، iranpanah@sci.ui.ac.ir

کد موضوع‌بندی ریاضی (۲۰۰۰): ۶۲G۰۹ و ۶۲M۳۰

اگر فرض گاوسی بودن میدان تصادفی در آمار فضایی برقرار نباشد، می‌توان الگوریتم بوت‌استرپ را برای استنباط داده‌های فضایی به کار گرفت. روش بوت‌استرپ توسط افرون (۱۹۷۹) برای داده‌های مستقل ارائه گردید. سینگ (۱۹۸۱) نشان داد روش افرون برای داده‌های وابسته، از دقت لازم برخوردار نیست، زیرا در بازنمونه‌گیری داده‌ها وابستگی مشاهدات در نظر گرفته نمی‌شود. برای این منظور با بلوکی کردن مشاهدات و بازنمونه‌گیری از آن‌ها این مشکل تا حد زیادی برطرف می‌گردد. هال (۱۹۸۸) دو روش بلوکی کردن مشاهدات و موقعیت‌ها را برای داده‌های موزائیک ارائه کرد. زو و لاهیری (۲۰۰۱) و لاهیری (۲۰۰۳) نیز روش بوت‌استرپ بلوک متحرک^۱ (MBB) را برای داده‌های فضایی ارائه کردند. در این روش شانس کمتر مشاهدات مرزی در مقایسه با مشاهدات مرکزی برای حضور در بلوک‌ها موجب اریبی برآوردها می‌شود. لذا ایران‌پناه و محمدزاده (۱۳۸۴) و (۱۳۸۶) روش بوت‌استرپ بلوک مجزا^۲ (SBB) را به منظور برآورد اندازه‌های دقت میانگین میدان تصادفی و پیشگوی فضایی کریجینگ معرفی نمودند، که در آن موقعیت‌ها به بلوک‌های یکسان افراز و از بلوک‌های مجزا بازنمونه‌گیری می‌شود. از نکات قابل توجه در روش بوت‌استرپ بلوک مجزا تعیین اندازه بلوک بهینه است. برای این منظور ایران‌پناه و همکاران (۲۰۰۹) اندازه بلوک بهینه را در روش بوت‌استرپ بلوک مجزا تعیین و برآورد تجربی برای آن ارائه نمودند. همچنین روش بوت‌استرپ نیم پارامتری و مقایسه آن با بوت‌استرپ بلوکی توسط ایران‌پناه و همکاران (۲۰۱۱) مورد مطالعه قرار گرفته است. در این مقاله، دو روش بوت‌استرپ بلوک متحرک و مجزا در بخش ۲ معرفی می‌گردند. در بخش ۳ روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای تحلیل داده‌های واتنش در زمین‌شناسی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

^۱ Moving Block Bootstrap

^۲ Separate Block Bootstrap

۲ بوت‌استرپ بلوکی فضایی

معمولاً برای مدل‌بندی داده‌های فضایی از میدان تصادفی $\{Z(s) : s \in D\}$ استفاده می‌شود، که در آن D یک مجموعه اندیس گذار در فضای اقلیدسی \mathbf{R}^d بعدی $d \geq 1$ است. فرض کنید $Z = (Z(s_1), \dots, Z(s_N))$ بردار مشاهدات از میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in D\}$ با میانگین ثابت $\mu = E[Z(s)]$ ، تابع تغییرنگار $\gamma(h) = \text{Var}(Z(s) - Z(s+h))$ باشد. در عمل تابع تغییرنگار نامعلوم است و باید بر اساس داده‌های فضایی برآورد شود. کرسی (۱۹۹۳) یک برآورد تجربی برای تغییرنگار براساس مشاهدات $(Z(s_1), \dots, Z(s_N))$ به صورت زوج نقاط متمایزی است که به فاصله h از یکدیگر قرار دارند. ماترون (۱۹۶۳) بهترین پیشگوی خطی نااریب برای $Z(s_0)$ را تحت عنوان کریگینگ با کمینه کردن میانگین توان دوم خطای پیشگویی به فرم خطی $\hat{Z}(s_0) = \lambda'Z$ با واریانس $\sigma_k^2(s_0) = \sigma^2(s_0) - \lambda'c + m$ معرفی نمود، به طوری که $\lambda' = (c + Im)'\Sigma^{-1}$ و $m = (1 - I'\Sigma^{-1}c)/(I'\Sigma^{-1}I)$ در آنها I یک بردار یکانی $1 \times N$ ، c یک بردار $1 \times N$ با i امین عنصر $\sigma(s_0 - s_i)$ و Σ یک ماتریس $N \times N$ با (i, j) امین عنصر $\sigma(s_i - s_j)$ است. در این مقاله، اندازه‌های دقت میانگین میدان تصادفی، برآوردگر پارامترهای تغییرنگار، کریگینگ و برآوردگر واریانس کریگینگ به روش SBB برآورد می‌شوند.

در روش MBB با فرض آنکه $Z = (Z(s_1), \dots, Z(s_N))$ مشاهداتی از میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in \mathbf{N}^2\}$ در یک شبکه منظم $m \times n = N$ به صورت $\{Z(s) : s = (i, j), i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n\}$ باشند، برای برآورد اریبی، واریانس و توزیع $T = t(Z)$ به عنوان برآوردگری از θ بلوکهای متحرک از موقعیتهای $b \times d$ ابعاد $b, d \in \mathbf{N}$ به صورت

$$D = \{D(i, j) = [i, i + b - 1] \times [j, j + d - 1]; i = 1, \dots, m - b + 1, j = 1, \dots, n - d + 1\} \quad (1)$$

در نظر گرفته می‌شوند. سپس توزیع حاشیه‌ای دو بعدی $F_N^{(b,d)}$ که جرم

$1/(m-b+1)(n-d+1)$ را به هر بلوک $D(i, j)$ نسبت می‌دهد، تعیین می‌گردد. با فرض آنکه $m = kb$ و $n = \ell d$ ($k, \ell \in \mathbf{N}$) باشد، kl بلوک بوت استرپ iid بصورت D_1^*, \dots, D_{kl}^* از توزیع $F_N^{(b,d)}$ به روش تصادفی ساده با جایگذاری از بلوک‌های متحرک D نمونه‌گیری می‌شود. حال نمونه بوت استرپ D_1^*, \dots, D_{kl}^* از به هم پیوستن kl بلوک بوت استرپ $Z^* = (Z^*(s_1), \dots, Z^*(s_N))$ و در نظر گرفتن مشاهدات $Z(\cdot)$ در این موقعیت‌ها حاصل می‌شود.

در روش MBB مشاهدات شانس یکسان برای قرار گرفتن در بلوک‌ها را ندارند و مشاهدات واقع در مجاور مرزها نسبت به مشاهدات مرکزی از شانس کمتری برای قرار گرفتن در بلوک‌ها برخوردارند. این مساله باعث ایجاد اریبی در برآوردهای بوت استرپ می‌گردد. برای رفع این مشکل روش SBB برای داده‌های فضایی معرفی می‌شود، که در آن داده‌های فضایی مشاهده شده Z را در یک شبکه منظم $m \times n = N$ در بلوک‌های مجزا به حجم و ابعاد $b \times d$ و به تعداد kl به صورت

$$D = \{D(i, j) = [bi - b + 1, bi] \times [dj - d + 1, dj]; i = 1, \dots, k, j = 1, \dots, \ell\} \quad (2)$$

افراز می‌کنیم. سپس توزیع حاشیه‌ای دو بعدی $F_N^{(b,d)}$ که جرم $1/kl$ را به هر بلوک $D(i, j)$ نسبت می‌دهد، تعیین می‌نماییم. kl بلوک بوت استرپ iid به صورت D_1^*, \dots, D_{kl}^* از توزیع $F_N^{(b,d)}$ به روش تصادفی ساده با جایگذاری از بلوک‌های مجزای D نمونه‌گیری می‌شود. حال نمونه بوت استرپ D_1^*, \dots, D_{kl}^* و در نظر گرفتن مشاهدات $Z(\cdot)$ در این موقعیت‌ها حاصل و آماره بوت استرپ به صورت $T^* = t(Z^*)$ محاسبه می‌شود. با تکرار B بار الگوریتم و محاسبه T_1^*, \dots, T_B^* برآورد بوت استرپ اریبی، واریانس و توزیع برآوردگر T به ترتیب به صورت

$$\widehat{Bias}_*(T_N^*) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B T_i^* - T_N \quad (3)$$

نصراله ایران‌پناه: روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای تعیین اندازه‌های دقت ۱۶۵

$$\widehat{Var}_*(T_N^*) = \frac{1}{B-1} \sum_{i=1}^B [T_i^* - \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B T_i^*]^2 \quad (۴)$$

$$\widehat{G}_*(t) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B I(T_i^* < t) \quad (۵)$$

برآورد می‌شوند و یک فاصله اطمینان ۰/۹۵ صدکی بوت‌استرپ برای θ به صورت

$$(T_{[0/0.25 \times B]}^*, T_{[0/0.975 \times B]}^*) \quad (۶)$$

ارائه می‌گردد، که در آن $T_{[0/0.25 \times B]}^*$ و $T_{[0/0.975 \times B]}^*$ به ترتیب آماره‌های ترتیبی T_1^*, \dots, T_B^* مام $0/0.25 \times B$ و $0/0.975 \times B$ است.

قضیه ۱: فرض کنید برای میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in N^2\}$ میانگین نمونه‌ای \bar{Z} به عنوان برآوردگر میانگین میدان تصادفی $\mu = E[Z(s)]$ بر اساس مشاهدات Z باشد. اگر \bar{Z}^* میانگین نمونه‌ای SBB باشد، آنگاه برآورد بوت‌استرپ اربیی که به صورت $Bias_*(\bar{Z}^*) = E_*(\bar{Z}^*) - \bar{Z}$ تعیین می‌شود، بدون خطا برآورد می‌گردد.

برهان: مجموع‌های $S(i, j) = \sum_{s \in D(i, j)} Z(s)$ و $S^*(i, j) = \sum_{s \in D^*(i, j)} Z^*(s)$ که در آن‌ها $D(i, j)$ و $D^*(i, j)$ به ترتیب بلوک‌های مجزای رابطه (۳) و بلوک نمونه به روش SBB هستند را در نظر بگیرید. به دلیل شانس یکسان حضور مشاهدات در بلوک‌های مجزای $D(i, j)$ داریم

$$\begin{aligned} E_*(\bar{Z}^*) &= E_*[N^{-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{\ell} S^*(i, j)] \\ &= N^{-1} \cdot k \ell \cdot E_*[S^*(1, 1)] \\ &= N^{-1} \cdot k \ell \cdot (k \ell)^{-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{\ell} S(i, j) \\ &= N^{-1} \sum_{i=1}^N Z(s_i) = \bar{Z}. \end{aligned}$$

در روش MBB بر خلاف روش SBB به دلیل شانس نابرابر مشاهدات برای حضور در بلوک‌های متحرک $D(i, j)$ رابطه (۲) برآورد اریبی میانگین نمونه‌ای همراه با خطاست. ایران‌پناه و محمدزاده (۲۰۰۶) روش SBB و قضیه ۱ را برای میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in \mathbf{Z}^d\}$ و همچنین تحت شرایطی خاصیت سازگاری را برای $Var_*(\bar{Z}_N^*)$ نشان دادند. آنها همچنین در یک مطالعه شبیه‌سازی نشان دادند برآورد اریبی میانگین نمونه‌ای به روش SBB به مراتب نزدیکتر به مقدار واقعی صفر نسبت به روش MBB است در حالی که دقت دو روش برای برآورد واریانس میانگین نمونه‌ای تقریباً یکسان است.

اگر برای میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in \mathbf{N}^2\}$ ، کریگی $\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i)$ پیشگوی مقدار $Z(s_0)$ ، بر اساس مشاهدات \mathcal{Z} باشد، آنگاه با اجرای روش SBB بر روی مجموعه $\mathcal{V} = (\lambda_1 Z(s_1), \dots, \lambda_N Z(s_N))$ به جای مجموعه مشاهدات \mathcal{Z} نسخه بوت‌استرپ کریگینگ $\hat{Z}^*(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i^* Z^*(s_i)$ محاسبه می‌گردد. مشابه قضیه ۱ می‌توان نشان داد که برآورد اریبی $Bias_*[\hat{Z}^*(s_0) - \hat{Z}(s_0)] = E_*[\hat{Z}^*(s_0)] - \hat{Z}(s_0)$ به روش SBB بدون خطا و در روش MBB همراه با خطاست. ایران‌پناه و محمدزاده (۲۰۰۷) روش SBB را برای برآورد اندازه‌های دقت در میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in \mathbf{Z}^d\}$ و همچنین تحت شرایطی خاصیت سازگاری را برای $Var_*(\hat{Z}_N^*(s_0))$ نشان دادند. آنها همچنین در یک مطالعه شبیه‌سازی نشان دادند دقت دو روش SBB و MBB برای برآورد واریانس کریگینگ در پیشگویی موقعیت‌های مرکزی تقریباً یکسان است در حالی که روش SBB واریانس کریگینگ را در موقعیت‌های مجاور مرزها دقیق‌تر از روش MBB برآورد می‌کند. چون دقت برآوردگرها شدیداً به اندازه بلوکها بستگی دارد، ایران‌پناه و همکاران (۲۰۰۹) اندازه بلوک بهینه‌مجانبی در روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای برآورد واریانس میانگین نمونه‌ای داده‌های شبکه‌ای را تعیین و روشی تجربی برای برآورد اندازه بلوک بهینه ارائه کردند.

۳ مثال کاربردی

برای نمایش نحوه کاربست روش ارائه شده در مسائل کاربردی، داده‌های واتنش^۳ سنگ‌های گوه‌ای صفحات رواندگی^۴ در کوه سنگ‌های گوه‌ای جنوبی و غرب کوه‌های تیتیک در شمال مرکزی ایالت یوتا واقع در غرب آمریکا مورد استفاده قرار گرفته است. واتنش یک مولفه مهم از جابجایی کامل یک منطقه در صفحات رواندگی است. داده‌ها در یک شبکه مستطیلی ۵×۳ کیلومتر، با فواصل تقریبی ۶۲۵ متر به حجم $N = ۵۶$ موقعیت، به صورت سیستماتیک نمونه‌گیری شده‌اند. این داده‌ها توسط ماکول و میترا (۱۹۹۸) جمع‌آوری و در اختیار مؤلف قرار داده شده است. تحلیل فضایی این داده‌ها توسط ایران‌پناه و همکاران (۲۰۰۷) انجام گرفته است. تحلیل اکتشافی داده‌ها نشان می‌دهد که داده‌های واتنش بدون روند و تغییرنگار همسانگرد می‌باشد. برای تعیین ساختار همبستگی داده‌ها، ابتدا نیمه‌تغییرنگار تجربی را برآورد نموده و مدل تغییرنگار پارامتری کروی به صورت

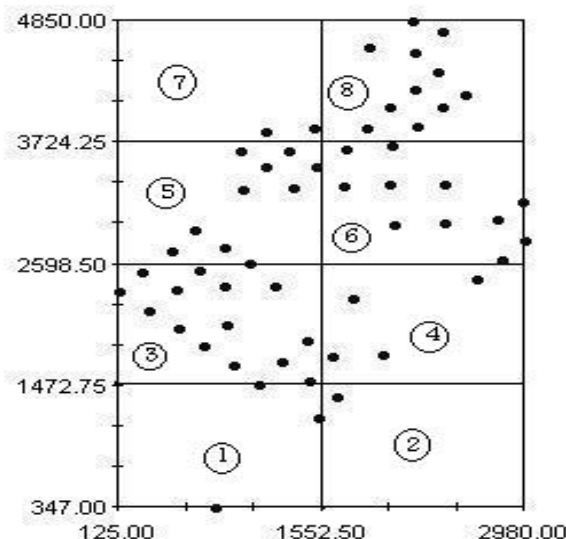
$$\gamma(h; \theta) = \begin{cases} 0 & |h| = 0 \\ c_0 + c_1 \left[\left(\frac{|h|}{a} \right)^3 - \left(\frac{|h|}{a} \right) \right] & 0 < |h| \leq a \\ c_0 + c_1 & |h| \geq a \end{cases} \quad (7)$$

به آن‌ها برازش داده شده است، که در آن $\theta = (c_0, c_1, a)$ ، پارامترهای اثر قطعه‌ای، آستانه و دامنه هستند و به روش کمترین توان‌های دوم وزنی به صورت $\hat{\theta} = (\hat{c}_0, \hat{c}_1, \hat{a}) = (0/004, 0/008, 2200)$ معیار داده‌ها به ترتیب $\bar{Z} = 1/283$ و $\hat{\sigma}_z = 0/095$ هستند. همچنین پیشگوی فضایی کریجینگ و واریانس آن در موقعیت $s_0 = (1500, 3000)$ به صورت $\hat{Z}(s_0) = 1/281$ و $\hat{\sigma}_k^2(s_0) = 0/001$ محاسبه شده‌اند. هدف برآورد اریبی، خطای استاندارد و توزیع برآوردگرهای \bar{Z} ، \hat{c}_0 ، \hat{c}_1 ، \hat{a} و $\hat{\sigma}_k^2(s_0)$ و همچنین فاصله اطمینان صدکی برای پارامترهای این برآوردگرها به روش SBB است.

الگوریتم SBB برای داده‌های واتنش ابتدا با افزایش کردن شبکه داده‌ها به ۸ بلوک به ابعاد $۱۱۲۵/۷۵ \times ۱۴۲۷/۵$ شروع می‌شود (شکل ۱). تعداد مشاهدات در

^۳ Strain

^۴ Sheeprock Thrust Sheet



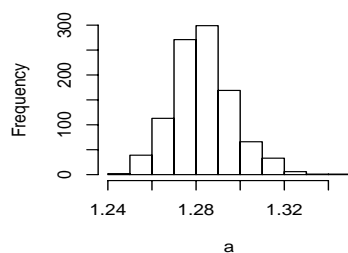
شکل ۱: افراز شبکه داده‌ها به ۸ بلوک.

بلوک‌های ۱ تا ۸ به ترتیب ۲، ۱، ۱۵، ۴، ۱۰، ۱۱، ۲ و ۱۱ است. سپس با نمونه‌گیری تصادفی ساده با جایگذاری به حجم ۸ از بلوک‌های ۱ تا ۸ و قرار دادن مشاهدات در موقعیت‌های جدید واقع در بلوک‌های ۱ تا ۸ یک نمونه SBB به صورت $Z^* = \{Z^*(s_1), \dots, Z^*(s_N)\}$ تولید و نسخه‌های بوت‌استرپ برآوردگرهای مورد نظر $\hat{Z}^*(s_o)$ و $\hat{\sigma}_k^{*2}(s_o)$ محاسبه می‌شوند. با تکرار B بار الگوریتم و محاسبه نسخه‌های بوت‌استرپ برآوردگرها، اریبی، خطای استاندارد و توزیع برآوردگرها و همچنین فاصله اطمینان صدکی پارامترهای مورد نظر به صورت روابط (۴) تا (۷) برآورد می‌شوند. جدول ۱ برآورد اریبی و خطای استاندارد برآوردگرهای مورد نظر و همچنین فاصله اطمینان ۹۵٪ صدکی پارامتر آن‌ها را به ازای $B = 1000$ بار تکرار الگوریتم به روش SBB نشان می‌دهد. شکل ۲ نیز برآورد توزیع را به صورت بافت‌نگار برای برآوردگرهای مورد نظر به ازای $B = 1000$ بار تکرار الگوریتم به روش SBB نشان می‌دهد.

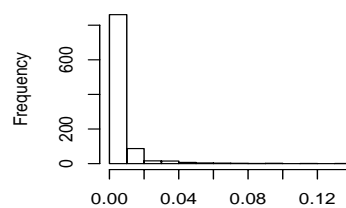
نصراله ایران‌پناه: روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای تعیین اندازه‌های دقت ۱۶۹

جدول ۱: برآورد بوت‌استرپ اریبی، خطای استاندارد و فاصله اطمینان ۰/۹۵ صدکی.

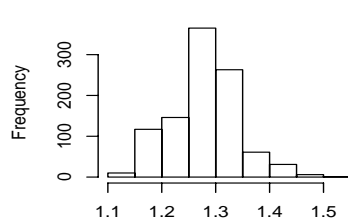
| فاصله اطمینان | خطای استاندارد | اریبی | برآوردگر |
|-----------------|----------------|--------|-------------------------|
| (۱/۲۵۸ , ۱/۳۱۲) | ۰/۰۱۳۷ | ۰/۰۰۰۰ | \bar{Z}^* |
| (۰/۰۰۰ , ۰/۰۲۰) | ۰/۰۰۲۶ | ۰/۰۰۲۹ | \hat{c}_0^* |
| (۰/۰۰۰ , ۰/۰۲۰) | ۰/۰۰۵۳ | ۰/۰۰۵۷ | \hat{c}_1^* |
| (۱۸۳۵ , ۳۰۱۵) | ۴۳۲/۸ | ۲۴۲/۸ | \hat{a}^* |
| (۱/۱۶۰ , ۱/۴۱۷) | ۰/۰۶۰۹ | ۰/۰۰۰۰ | $\hat{Z}^*(s_0)$ |
| (۰/۰۰۰ , ۰/۰۰۴) | ۰/۰۰۱۰ | ۰/۰۰۰۰ | $\hat{\sigma}_k^2(s_0)$ |



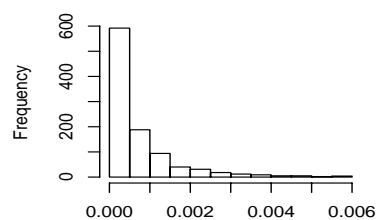
a



b



c



d

شکل ۲: بافت‌نگار بوت‌استرپ (a) میانگین، (b) آستانه، (c) کریگینگ، (d) واریانس کریگینگ.

بحث و نتیجه گیری

برآورد اریبی کریگینگ به روش MBB همراه با خطا است، که علت آن شانس کمتر حضور مشاهدات مرزی ناحیه نمونه گیری در بلوک های بازنمونه گیری شده نسبت به مشاهدات مرکزی است. روش SBB ارائه شده در این مقاله نه تنها اریبی کریگینگ را بدون خطا برآورد می کند، بلکه برآوردگر واریانس کریگینگ حاصل از این روش از خاصیت سازگاری برخوردار می باشد.

مراجع

ایران پناه، ن. و محمدزاده، م. (۱۳۸۴)، روش بوت استرپ بلوک میجزا در آمار فضایی، نشریه علوم دانشگاه تربیت معلم، جلد ۵، شماره ۴، ۶۶۶-۶۵۳.

ایران پناه، ن. و محمدزاده، م. (۱۳۸۶)، برآورد اندازه های دقت کریگیدن به روش خودگردانی بلوکی فضایی، مجله علوم دانشگاه تهران، جلد ۳۳، شماره ۳، ۲۴-۱۹.

Cressie, N. (1993), *Statistics for Spatial Data*, John Wiley, New York.

Efron, B. (1979), Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife, *Annals of Statistics*, 7, 1-26.

Iranpanah, N., Mohammadzadeh, M., Vahidi Asl, M.G. and Yassaghi A. (2007), Spatial Data Analysis of Finite Strain Data Across a Thrust Sheet Using R Package, *Computer and Geosciences*, 35, 626-634.

Iranpanah, N., Mohammadzadeh, M. and Vahidi Asl, M. G. (2009), Optimal Block Size in Seperate Block Bootstrap to Estimate the Variance of Sample Mean for Lattice Data, *Journal of Science Tehran University Islamic Republic of Iran*, 20, 355-364.

نصراله ایران‌پناه: روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای تعیین اندازه‌های دقت ۱۷۱

Iranpanah, N., Mohammadzadeh, M., and Taylor C. C. (2011), Comparison Between Block and Semi-Parametric Bootstrap Methods for Spatial Data Analysis, *Computational Statistics and Data Analysis*, **55**, 578-587.

Hall, P. (1988), On Confidence Intervals for Spatial Parameters Estimated from Nonreplicated Data, *Biometrika*, **44**, 271-277.

Lahiri, S. N. (2003), *Resampling Methods for Dependent Data.*, Springer-Verlag, New York.

Mukul, M. and Mitra, G. (1998), Finite strain and strain variation analysis in the Sheeprock thrust sheet: an internal thrust sheet in the Provo Salient of the Sevier fold-and-thrust belt, Central Utah, *Journal of Structural Geology*, **20**, 385-405.

Singh, K. (1981), On the asymptotic accuracy of the Efron's Bootstrap, *Annals of Statistics*, **9**, 1187-1195.

Zhu, J. and Lahiri, S. N. (2001), Weak Convergence of Blockwise Bootstrapped Empirical Processes for Stationary Random Fields with Statistical Applications, Preprint, Department of Statistics, Iowa State University, Ames, IA.

Separate Block Bootstrap Method for Precision Measures of the Variogram Parameters Estimator and Spatial Prediction

Iranpanah, N.

Department of Statistics, University of Isfahan, Isfahan, Iran.

Abstract: Lahiri (2003) proposed the moving block bootstrap method for spatial data, in which observations are divided into several moving blocks and resampling is done from them. Since, in this method, the presence of boundary observations in the resampling blocks have less selection chance than the other observations, therefore, the estimator of the precision measures would be biased. In this paper, revising the moving block bootstrap method, the separate block bootstrap method was presented for estimating the precision measures of the variogram parameters estimator and spatial prediction. Then its usage was illustrated in an applied example.

Keywords: Separate Block Bootstrap, Moving Block Bootstrap, Precision Measures, Variogram, Kriging.

Mathematics Subject Classification (2000): 62G09, 62M30