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

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

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

کد موضوع‌بندی ریاضی (۲۰۰۰): ۶۲G09 و ۶۲M30

۱ مقدمه

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 برآوردگرها 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 کریگینگ 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

[DOR: 20.1001.1.17358183.1388.3.2.14.7]

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 $d \geq ۱$ بعدی $\mathbf{R}^d$ است. فرض کنید $\mathcal{Z} = (Z(s_۱), \dots, Z(s_N))$ بردار مشاهدات از میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in D\}$ با میانگین ثابت $\mu = E[Z(s)]$، تابع تغییرنگار $۲\gamma(h) = \mathrm{Var}(Z(s) - Z(s+h))$ باشد. در عمل تابع تغییرنگار نامعلوم است و باید بر اساس داده‌های فضایی برآورد شود. کرسی (**۱۹۹۳**) یک برآورد تجربی برای تغییرنگار براساس مشاهدات $(Z(s_۱), \dots, Z(s_N))$ به صورت $۲\hat{\gamma}(h) = \frac{۱}{N(h)} \sum_{i=۱}^{N(h)} [Z(s_i + h) - Z(s_i)]^۲$ تعریف کرد، که در آن $N(h)$ تعداد زوج نقاط متمایزی است که به فاصله h از یکدیگر قرار دارند. ماترون (۱۹۶۳) بهترین پیشگوی خطی نااریب برای $Z(s_۰)$ را تحت عنوان کریگینگ با کمینه کردن میانگین توان دوم خطای پیشگویی به فرم خطی $\hat{Z}(s_۰) = \lambda' \mathcal{Z}$ با واریانس $\sigma_k^۲(s_۰) = \sigma(۰) - \lambda' c + m$ معرفی نمود، به طوریکه $\lambda' = (c + Im)' \Sigma^{-۱}$ و $m = (۱ - I' \Sigma^{-۱} c)/(I' \Sigma^{-۱} I)$ هستند و در آنها I یک بردار یکانی $N \times ۱$، c یک بردار $N \times ۱$ با iامین عنصر $\sigma(s_۰ - s_i)$ 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 $\mathcal{Z} = (Z(s_۱), \dots, Z(s_N))$ مشاهداتی از میدان تصادفی مانا $\{Z(s) : s \in \mathbf{N}^۲\}$ در یک شبکه منظم $m \times n = N$ به صورت $\{Z(s) : s = (i,j), i = ۱, \dots, m, j = ۱, \dots, n\}$ باشند، برای برآورد اریبی، واریانس و توزیع $T = t(\mathcal{Z})$ به عنوان برآوردگری از θ بلوکهای متحرک از موقعیتها به حجم و ابعاد $b \times d$ $(b, d \in \mathbf{N})$ به صورت

$$D = \{D(i,j) = [i, i+b-۱] \times [j, j+d-۱]; i = ۱, \dots, m-b+۱, \\ j = ۱, \dots, n-d+۱\} \qquad (۱)$$

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

[DOR: 20.1001.1.17358183.1388.3.2.14.7]

$1/(m-b+1)(n-d+1)$ 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، $k\ell$ بلوک بوت‌استرپ iid بصورت $D_1^*,\ldots,D_{k\ell}^*$ از توزیع $F_N{}^{(b,d)}$ به روش تصادفی ساده باجایگذاری از بلوک‌های متحرک D نمونه‌گیری می‌شود. حال نمونه بوت‌استرپ $\mathcal{Z}^*=(Z^*(s_1),\ldots,Z^*(s_N))$ از به هم پیوستن $k\ell$ بلوک بوت‌استرپ $D_1^*,\ldots,D_{k\ell}^*$ و در نظر گرفتن مشاهدات $Z(.)$ 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 بوت‌استرپ می‌گردد. برای رفع این مشکل روش SBB برای داده‌های فضایی معرفی می‌شود، که در آن داده‌های فضایی مشاهده شده $\mathcal{Z}$ را در یک شبکه منظم $N=m\times n$ در بلوک‌های مجزا به حجم و ابعاد $b\times d$ و به تعداد $k\ell$ به صورت

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

افراز می‌کنیم. سپس توزیع حاشیه‌ای دو بعدی $F_N{}^{(b,d)}$ که جرم $1/k\ell$ را به هر بلوک $D(i,j)$ نسبت می‌دهد، تعیین می‌نماییم. $k\ell$ بلوک بوت‌استرپ iid به صورت $D_1^*,\ldots,D_{k\ell}^*$ از توزیع $F_N{}^{(b,d)}$ به روش تصادفی ساده باجایگذاری از بلوک‌های مجزای D نمونه‌گیری می‌شود. حال نمونه بوت‌استرپ $\mathcal{Z}^*=(Z^*(s_1),\ldots,Z^*(s_N))$ از به هم پیوستن $k\ell$ بلوک بوت‌استرپ $D_1^*,\ldots,D_{k\ell}^*$ و در نظر گرفتن مشاهدات $Z(.)$ در این موقعیت‌ها حاصل و آماره بوت‌استرپ به صورت $T^*=t(\mathcal{Z}^*)$ محاسبه می‌شود. با تکرار B بار الگوریتم و محاسبه $T_1^*,\ldots,T_B^*$ برآورد بوت‌استرپ اریبی، واریانس و توزیع برآوردگر T به ترتیب به صورت

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

$$\widehat{Var}_*(T_N^*) = \frac{۱}{B-۱}\sum_{i=۱}^{B}[T_i^* - \frac{۱}{B}\sum_{i=۱}^{B}T_i^*]^۲ \quad (۴)$$

$$\widehat{G}_*(t) = \frac{۱}{B}\sum_{i=۱}^{B} I(T_i^* < t) \quad (۵)$$

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

$$(T^*_{[۰/۰۲۵\times B]}, T^*_{[۰/۹۷۵\times B]}) \quad (۶)$$

ارائه می‌گردد، که در آن $T^*_{[۰/۰۲۵\times B]}$ و $T^*_{[۰/۹۷۵\times B]}$ به ترتیب آماره‌های ترتیبی $B \times ۰/۰۲۵$ام و $B \times ۰/۹۷۵$ام $T_۱^*, \ldots, T_B^*$ است.

قضیه ۱ : فرض کنید برای میدان تصادفی مانای $\{Z(s) : s \in \mathbf{N}^۲\}$، 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 اریبی که به صورت $\mathrm{Bias}_*(\bar{Z}^*) = E_*(\bar{Z}^*) - \bar{Z}$ تعیین می‌شود، بدون خطا برآورد می گردد.

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

$$\begin{aligned}
E_*(\bar{Z}^*) &= E_*[N^{-۱}\sum_{i=۱}^{k}\sum_{j=۱}^{\ell} S^*(i,j)] \\
&= N^{-۱}.k\ell.E_*[S^*(۱,۱)] \\
&= N^{-۱}.k\ell.(k\ell)^{-۱}\sum_{i=۱}^{k}\sum_{j=۱}^{\ell} S(i,j) \\
&= N^{-۱}\sum_{i=۱}^{N} Z(s_i) = \bar{Z}.
\end{aligned}$$

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 $\mathcal{Y} = (\lambda_1 Z(s_1), \ldots, \lambda_N Z(s_N))$ 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 $\mathrm{Bias}_*[\hat{Z}^*(s_0) - \hat{Z}(s_0)] = E_*[\hat{Z}^*(s_0)] - \hat{Z}(s_0)$ 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 تقریبا 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 اندازهٔ بلوکها بستگی دارد، ایران‌پناه و همکاران (۲۰۰۹) اندازه بلوک بهینهٔ مجانبی در روش بوت‌استرپ بلوک مجزا برای برآورد واریانس میانگین نمونه‌ای داده‌های مشبکه‌ای را تعیین و روشی تجربی برای برآورد اندازه بلوک بهینه ارائه کردند.

[DOR: 20.1001.1.17358183.1388.3.2.14.7]

۳ مثال کاربردی

برای نمایش نحوهٔ 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 مولفهٔ مهم از جابجایی کامل یک منطقه در صفحات رواندگی است. داده‌ها در یک شبکه مستطیلی ۳ × ۵ 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 مؤ لف 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

$$۲\gamma(h;\theta) = \begin{cases} ۰ & \mid h \mid = ۰ \\ c_۰ + c_۱[(\frac{۳}{۲}\frac{|h|}{a}) - (\frac{۱}{۲})(\frac{|h|}{a})^۳] & ۰ < \mid h \mid \leq a \\ c_۰ + c_۱ & \mid h \mid \geq a \end{cases} \qquad (۷)$$

به آن‌ها برازش داده شده است، که در آن $\theta = (c_۰, c, a)$، پارامترهای اثر قطعه‌ای، آستانه و دامنه هستند و به روش کمترین توان‌های دوم وزنی به صورت $\hat{\theta} = (\hat{c}_۰,\ \hat{c}_۱,\ \hat{a}) = (۰/۰۰۴, ۰/۰۰۸, ۲۲۰۰)$ برآورد شده‌اند. میانگین و انحراف معیار داده‌ها به ترتیب $\bar{Z} = ۱/۲۸۳$ و $\hat{\sigma}_z = ۰/۰۹۵$ هستند. همچنین پیشگوی فضایی کریگینگ و واریانس آن در موقعیت $s_۰ = (۱۵۰۰, ۳۰۰۰)$ به صورت $\hat{Z}(s_۰) = ۱/۲۸۱$ و $\hat{\sigma}_k^۲(s_۰) = ۰/۰۰۱$ محاسبه شده‌اند. هدف برآورد اریبی، خطای استاندارد و توزیع برآوردگرهای $\bar{Z}$، $\hat{c}_۰$، $\hat{c}_۱$، $\hat{a}$، $\hat{Z}(s_۰)$ و $\hat{\sigma}_k^۲(s_۰)$ و همچنین فاصله اطمینان صدکی برای پارامترهای این برآوردگرها به روش SBB است.

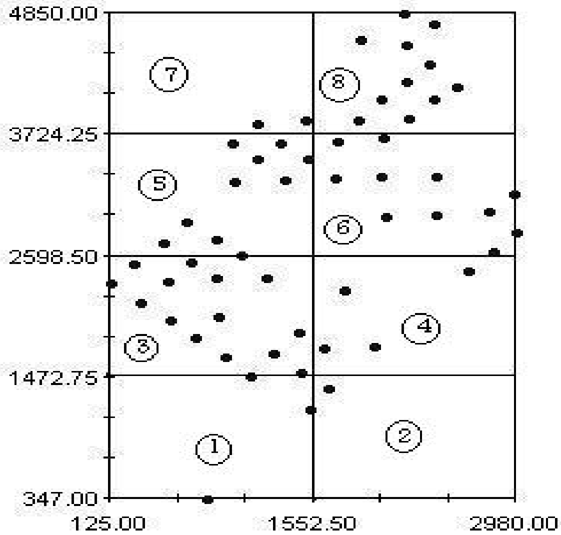
الگوریتم SBB برای داده‌های واتنش ابتدا با افراز کردن شبکه داده‌ها به ۸ بلوک به ابعاد ۱۱۲۵/۷۵ × ۱۴۲۷/۵ شروع می‌شود (شکل ۱). تعداد مشاهدات در

---

[۳] Strain

[۴] Sheeprock Thrust Sheet

[DOR: 20.1001.1.17358183.1388.3.2.14.7]

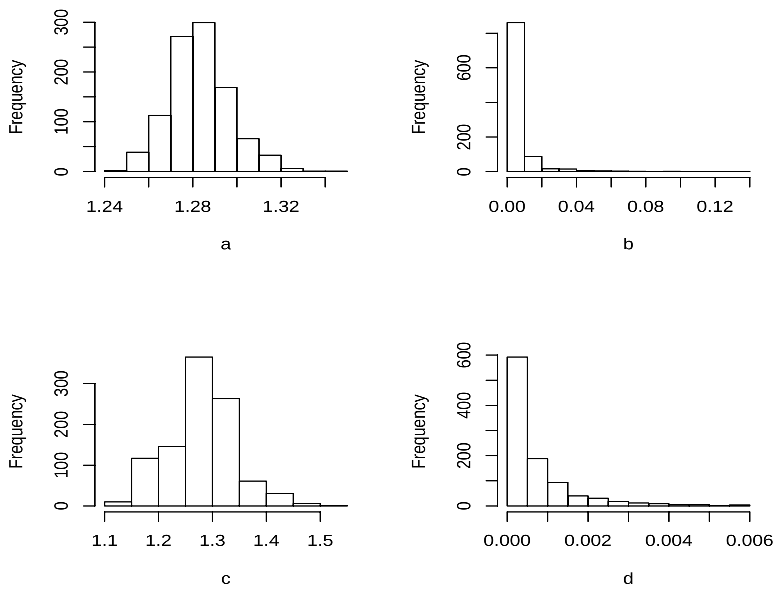


شکل ۱: افراز شبکه داده‌ها به ۸ بلوک.

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 $\mathcal{Z}^* = \{Z^*(s_1), \ldots, Z^*(s_N)\}$ تولید و نسخه‌های بوت‌استرپ برآوردگرهای مورد نظر $\bar{Z}^*$، $\hat{c}_0^*$، $\hat{c}_1^*$، $\hat{a}^*$، $\hat{Z}^*(s_0)$ و $\hat{\sigma}_k^{2*}(s_0)$ 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 ۰/۹۵ صدکی پارامتر آن‌ها را به ازای $B = ۱۰۰۰$ بار تکرار الگوریتم به روش SBB نشان می‌دهد. شکل ۲ نیز برآورد توزیع را به صورت بافت‌نگار برای برآوردگرهای مورد نظر به ازای $B = ۱۰۰۰$ بار تکرار الگوریتم به روش SBB نشان می‌دهد.

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

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



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

بحث و نتیجه‌گیری

برآورد اریبی کریگینگ به روش MBB همراه با خطا است، که علت آن شانس کمتر حضور مشاهدات مرزی ناحیه نمونه‌گیری در بلوک‌های بازنمونه‌گیری شده نسبت به مشاهدات مرکزی است. روش SBB ارائه شده در این مقاله نه تنها اریبی کریگینگ را بدون خطا برآورد می‌کند، بلکه برآوردگر واریانس کریگینگ حاصل از این روش از خاصیت سازگاری برخوردار می‌باشد.

مراجع

ایران‌پناه، ن. و محمدزاده، م. (۱۳۸۴)، روش بوت استرپ بلوک مجزا در آمار فضایی، نشریهٔ علوم دانشگاه تربیت معلم، جلد **۵**، شماره ۴، ۶۶۶-۶۵۳.

ایران‌پناه، ن. و محمدزاده، م. (۱۳۸۶)، برآورد اندازه‌های دقت کریگیدن به روش خودگردانی بلوکی فضایی، مجلهٔ 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 UniversityIslamic Repoblic of Iran*, **20**, 355-364.

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, *Biometrica*, **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 asumptotic 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.

Journal of Statistical Sciences, Autumn & Winter 2009 **227**
Vol. 3, No. 2, pp 161-171.

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

[DOR: 20.1001.1.17358183.1388.3.2.14.7]