

# ارزیابی و کاربرد مدل فضایی گاوسی-لگ گاوسی برای پیشگویی بیزی استوار داده‌های آلودگی هوای تهران

حمیدرضا زارعی فرد و مجید جعفری خالدي\*

دانشگاه تربیت مدرس

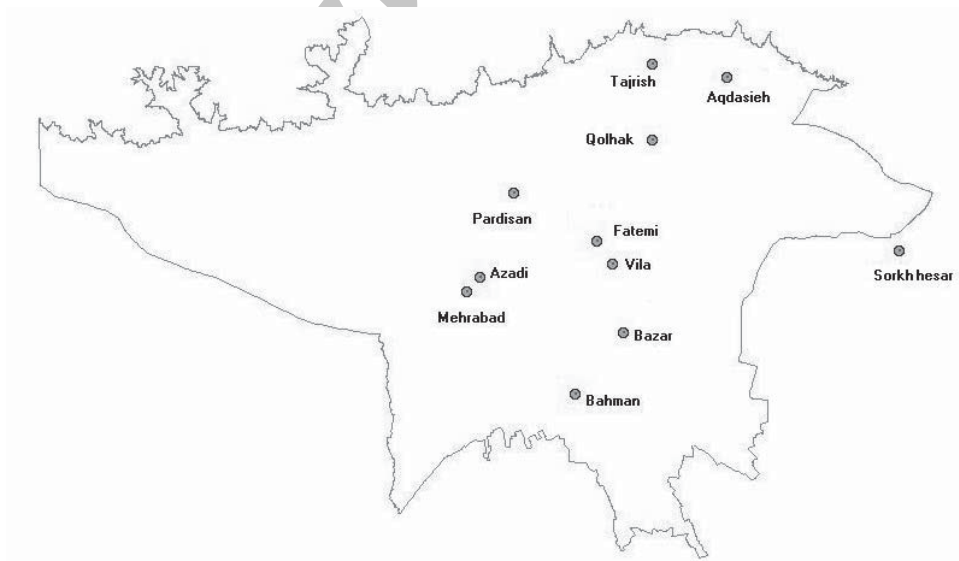
چکیده. تحلیل داده‌های فضایی از جمله پیشگویی معمولاً با فرض نرمال بودن داده‌ها انجام می‌شود. این در حالی است که چنین فرضی اغلب در عمل برقرار نمی‌باشد. گاهی اوقات نرمال نبودن داده‌ها از وجود داده‌های دورافتاده ناشی می‌شود. در این حالت پالاسیوس و استیل (۲۰۰۶) تعمیمی از مدل گاوسی تحت عنوان مدل گاوسی-لگ گاوسی پیشنهاد نموده و تحلیل بیزی آن را با استفاده از روش‌های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی ارائه کردند. از جمله بر مبنای عامل بیزی به شناسایی داده‌های دورافتاده پرداختند. از آن‌جا که محاسبه‌ی عامل بیزی بسیار دشوار می‌باشد، در این مقاله چگال‌ترین ناحیه‌ی پسینی برای شناسایی داده‌های دورافتاده پیشنهاد می‌شود. چون توزیع پسین دارای فرم بسته‌ای نمی‌باشد، برای تعیین این ناحیه از الگوریتم چن و شو استفاده می‌شود. همچنین بر اساس یک مثال شبیه‌سازی و بکارگیری معیار میانگین مجذور خطای پیشگویی، قابلیت مدل گاوسی-لگ گاوسی برای پیشگویی بیزی استوار نشان داده می‌شود. سپس با استفاده از این مدل، پیشگویی بیزی داده‌های آلودگی هوای شهر تهران ارائه شده و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

واژگان کلیدی. مدل فضایی گاوسی-لگ گاوسی؛ پیشگویی فضایی استوار؛ رهیافت بیزی؛ چگال‌ترین ناحیه‌ی پسینی؛ روش‌های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی؛ میانگین مجذور خطای پیشگویی.

## ۱ مقدمه

مسئله‌ی آلودگی هوا یکی از معضلات عمده‌ی کلان‌شهر تهران بشمار می‌رود. با توجه به این‌که شهر تهران از سه سمت در محاصره‌ی رشته‌کوه‌های البرز قرار دارد، آلودگی ناشی از تردد خودروها و دیگر وسایل آلوده‌ساز باعث می‌شود آلاینده‌ها در سطح شهر محبوس شوند و بدون وزش باد مساعد راه خروجی نداشته باشند.

یکی از مهم‌ترین منابع آلودگی هوای شهر تهران گاز منوکسید کربن (CO) است. غلظت منوکسید کربن در نواحی شهری با ترافیک سنگین، به میزان قابل توجهی افزایش می‌یابد. به دلیل تأثیر منفی این گاز در متابولیسم تنفسی و فعالیت‌های مغزی افراد، مدل‌بندی و پهنه‌بندی مقادیر (CO) به منظور کنترل و کاهش آن، بسیار مورد توجه است. در این خصوص ریواز و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از یک مدل گاوسی، تحلیل فضایی-زمانی آلودگی هوای شهر تهران را بر اساس مشاهدات بدست آمده از ۱۱ ایستگاه سنجش آلودگی هوا (شکل ۱) ارائه نمودند. گرچه فرض گاوسی بودن مشاهدات موجب سادگی استنباط‌ها از قبیل پیشگویی می‌شود، اما اغلب چنین فرضی در عمل برقرار نمی‌باشد. یکی از عوامل تخطی از فرض نرمال بودن مشاهدات، داده‌های دورافتاده می‌باشد.



شکل ۱. محل قرارگیری ایستگاه‌های سنجش آلاینده‌های هوا در شهر تهران

به‌عنوان مثال در مسئله‌ی آلودگی هوای تهران، ایستگاه سرخ حصار به‌علت قرار گرفتن در یک منطقه جنگلی میزان آلودگی بسیار کمی در مقایسه با دیگر ایستگاه‌ها دارد. لذا چنین مشاهده‌ای می‌تواند یک داده‌ی دورافتاده محسوب شود. از آن‌جا که حضور این گونه داده‌ها منجر به ضخامت دم‌های توزیع و بزرگی ضریب کشیدگی می‌شود، در این حالت نمی‌توان از توزیع نرمال که دم‌های باریک‌تری دارد، استفاده کرد. به‌طور کلی شناسایی و مدل‌بندی داده‌های دورافتاده یکی از مشکلاتی است که آماردانان از دیرباز با آن روبه‌رو بوده‌اند و تاکنون رویکردهای مختلفی برای غلبه بر مشکلات ناشی از حضور این مشاهدات ارائه شده است. از آن جمله می‌توان به روش‌های استوار اشاره کرد (میلیتینو و همکاران، ۲۰۰۶ و سریولی و ریانی، ۱۹۹۹). در این روش‌ها تحت فرض نرمال بودن مشاهدات، آرایه‌ی یک تحلیل استوار مورد نظر می‌باشد. اما ممکن است یک مشاهده‌ی دورافتاده به همان الگویی که برای بقیه‌ی داده‌ها برقرار است، متعلق باشد. در این حالت بکارگیری توزیع‌هایی که دارای دم‌های ضخیم‌تر از توزیع نرمال می‌باشند، می‌تواند رهگشا باشد. این موضوع اولین بار توسط جفریز (۱۹۶۱) مورد بررسی قرار گرفت. مارونا (۱۹۷۶) و لانگ و همکاران (۱۹۸۹) برای مدلی که در آن خطاها از توزیع  $t$ -استیودنت پیروی می‌کنند، برآورد ماکسیمم درستنمایی را مورد بررسی قرار دادند. وست (۱۹۸۴) نیز از خانواده‌ی توزیع‌های مقیاس آمیخته از نرمال برای مدل‌بندی داده‌های دورافتاده استفاده کرد. فرناندز و استیل (۲۰۰۰) نیز با معرفی توزیع‌های پیشین ناسره برای مدل وست، وجود توزیع پسین و گشتاورهایش را بررسی کردند. در زمینه‌ی داده‌های زمین آماری نیز پالاسیوس و استیل (۲۰۰۶) مدل گاوسی-لگ گاوسی را مبتنی بر توزیع‌های مقیاس آمیخته از نرمال معرفی کرده و رهیافت بیزی را برای تحلیل‌ها بکار بردند. آن‌ها همچنین از عامل بیزی به‌منظور شناسایی داده‌های دورافتاده استفاده کردند.

اما از آن‌جا که محاسبه‌ی عامل بیزی بسیار پیچیده و وقت‌گیر است، در این مقاله استفاده از چگال‌ترین ناحیه‌ی پسین (HPD)<sup>۱</sup> برای تعیین داده‌های دورافتاده پیشنهاد می‌شود. چون در این حالت توزیع پسین دارای فرم بسته‌ای نمی‌باشد، الگوریتم چن و شو (۱۹۹۹) را برای تعیین این ناحیه به‌کار می‌بریم. به‌علاوه بر اساس یک مثال شبیه‌سازی و به‌کارگیری معیار میانگین مجذور خطای پیشگویی قابلیت مدل گاوسی-لگ گاوسی برای پیشگویی بیزی استوار نشان داده می‌شود. سپس با استفاده از این مدل، پیشگویی بیزی داده‌های آلودگی هوای شهر تهران ارائه شده و عملکرد آن ارزیابی می‌شود.

برای این اهداف، ابتدا در بخش ۲ یک مدل فضایی گاوسی-لگ گاوسی معرفی می‌شود. در بخش ۳ به‌منظور تحلیل بیزی مدل با ترکیب تابع درستنمایی و توزیع پیشین پارامترها، توزیع پسین تعیین می‌شود و بر اساس آن پیشگویی فضایی بیزی انجام می‌شود. لازم به ذکر است که برای انجام محاسبات بیزی،

روش‌های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به علاوه نحوه‌ی تعیین چگال‌ترین ناحیه‌ی پسینی ارایه شده و با عامل بیزی مقایسه می‌شود. سپس در بخش ۴ با استفاده از داده‌ی شبیه‌سازی شده عملکرد مدل در پیشگویی بیزی استوار و مناسب بودن چگال‌ترین ناحیه‌ی پسینی در شناسایی داده‌های دورافتاده ارزیابی می‌شود. سرانجام در بخش ۵ نحوه‌ی کاربست مدل در خصوص داده‌های آلودگی هوای تهران ارایه شده و عملکرد آن ارزیابی می‌شود.

## ۲ مدل فضایی گاوسی-لگ گاوسی

فرض کنید میدان تصادفی گاوسی  $\{Z(x); x \in D \subseteq R^d\}$ ،  $d \geq 1$  به صورت

$$(1) \quad Z(x) = f'(x)\beta + \sigma\varepsilon(x) + \tau\rho(x)$$

تجزیه شده باشد، که در آن رویه‌ی میانگین یک تابع خطی از بردار توابع معلوم

$$f'(x) = \{f_1(x), \dots, f_k(x)\}$$

و بردار ضرایب رگرسیونی  $\beta$  بوده، مانده‌ی  $\varepsilon(\cdot)$  یک میدان مانای مرتبه‌ی دوم با میانگین صفر، واریانس ۱ و تابع همبستگی همسانگرد وابسته به بردار  $\theta$  به صورت

$$\text{corr}\{\varepsilon(x_i), \varepsilon(x_j)\} = C_\theta(\|x_i - x_j\|) = C_\theta(\|h\|)$$

در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است هنگامی که  $x_i = x_j$  باشد،  $\text{corr}\{\varepsilon(x_i), \varepsilon(x_j)\} = 1$  بوده و بنا بر این  $C_\theta(0) = 1$  می‌باشد. در ادامه تابع همبستگی  $C_\theta(\cdot)$  از رده‌ی انعطاف‌پذیر ماترن

$$C_\theta(\|h\|) = \frac{1}{\gamma\theta_2^{-1}\Gamma(\theta_2)} \left(\frac{\|h\|}{\theta_1}\right)^{\theta_2} \kappa_{\theta_2} \left(\frac{\|h\|}{\theta_1}\right)$$

در نظر گرفته می‌شود، که در آن  $\theta_1 > 0$  پارامتر دامنه،  $\theta_2$  پارامتر همواری و  $\kappa_{\theta_2}$  تابع بسل اصلاح شده<sup>۲</sup> از نوع سوم و از مرتبه‌ی  $\theta_2$  می‌باشد (اشتین، ۱۹۹۹). همچنین  $\rho(\cdot)$  یک میدان تصادفی گاوسی ناهمبسته با میانگین صفر و واریانس ۱ می‌باشد که برای مدل‌بندی خطاهای اندازه‌گیری و اغتشاش یا اصطلاحاً اثر قطعه‌ای به‌کار می‌رود. لازم به ذکر است که در این مدل میدان‌های تصادفی  $\rho(\cdot)$  و  $\varepsilon(\cdot)$  مستقل در نظر گرفته شده است. پارامترهای  $\sigma$  و  $\tau$  مثبت بوده و نسبت  $\omega^2 = \frac{\tau^2}{\sigma^2}$  بیانگر اهمیت نسبی اثر قطعه‌ای<sup>۳</sup>  $\tau^2$  در قیاس با واریانس  $\sigma^2$  است.

اگر در مدل گاوسی (۱) توزیع مانده‌ها از خانواده‌ی توزیع‌های مقیاس آمیخته از نرمال در نظر گرفته شود، مدل گاوسی تعمیم‌یافته به صورت

$$(۲) \quad Z(x) = f'(x)\beta + \sigma \frac{\varepsilon(x)}{\sqrt{\lambda(x)}} + \tau\rho(x)$$

است، که در این مدل  $\varepsilon(\cdot)$  و  $\rho(\cdot)$  دارای توزیع‌های مشابه با مدل (۱) بوده و میدان تصادفی  $\ln \lambda(\cdot)$  از میدان‌های  $\rho(\cdot)$  و  $\varepsilon(\cdot)$  مستقل در نظر گرفته می‌شود. به علاوه فرض می‌شود میدان تصادفی  $\ln \lambda(\cdot)$  گاوسی با توزیع‌های متناهی بعد

$$(۳) \quad \ln(\lambda) = (\ln \lambda_1, \dots, \ln \lambda_n)' \sim N_n \left( -\frac{\nu}{\nu-1} \mathbf{1}, \nu C_\theta \right) \quad \nu > 0$$

باشد، که در آن  $\mathbf{1}$  بردار یک‌ها و  $C_\theta = (C_\theta(|x_i - x_j|))$  است. با توجه به توزیع توأم قبل و این موضوع که  $C_\theta(0) = 1$  است، به وضوح می‌توان مشاهده کرد که هر یک از  $\lambda_i$ ها دارای توزیع  $\ln(-\frac{\nu}{\nu-1}, \nu)$  می‌باشند. در نتیجه برای مقادیر کوچک  $\nu$  توزیع  $\lambda_i$ ها به شدت در حوالی ۱ خواهد بود و هنگامی که  $\nu$  افزایش پیدا می‌کند توزیع پراکنده‌تر و چوله‌تر می‌شود و مقدار مد توزیع، به سمت صفر انتقال می‌یابد. مدل (۲) با توزیع معرفی شده در (۳)، مدل گاوسی-لگ گاوسی (GLG)<sup>۳</sup> نامیده می‌شود.

لازم به ذکر است برای مدل‌بندی داده‌های دورافتاده می‌توان یک فرایند ناهمبسته‌ی مقیاس آمیخته از نرمال برای مولفه‌ی اثر قطعه‌ای مدل (۱) در نظر گرفت. در این حالت مقدار کوچک متغیرهای آمیزنده بیانگر یک اثر قطعه‌ای بزرگ می‌باشد، که این بیانگر تفاوت قابل ملاحظه‌ی مشاهده‌ی متناظر نسبت به مقادیر مجاورش است. لذا این حالت منطبق با مفهوم سنتی دورافتاده می‌باشد. اما مدل GLG امکان تحلیل داده‌ها هنگامی که یک ناحیه با واریانس بزرگ وجود دارد را فراهم می‌کند. لذا تحت این مدل تفسیر میدان تصادفی آمیزنده تا حدی متفاوت است. در واقع در این حالت مشاهدات متناظر مقادیر کوچک متغیر آمیزنده به یک ناحیه با واریانس مشاهداتی بزرگ متعلق هستند. با این وجود این مشاهدات دورافتاده نامیده می‌شوند.

حال اگر  $Z = (Z_1, \dots, Z_n)$  داده‌های مربوط به موقعیت‌های نمونه‌ای  $(x_1, \dots, x_n)$  را نمایش دهند، پالاسیوس و استیل (۲۰۰۶) نشان دادند مدل GLG از ویژگی‌های مناسبی برخوردار است. از جمله این‌که ضریب کشیدگی به صورت

$$\text{Kurt}(Z_i) = \frac{E(Z_i - \mu_i)^4}{E^2(Z_i - \mu_i)^2} = \frac{3e^{3\nu}}{e^{2\nu}} = 3e^\nu$$

است، که به وضوح مقداری بزرگتر از ۳ می‌باشد. با توجه به این ضریب کشیدگی هر چه مقدار پارامتر  $\nu$  بزرگتر باشد، ضریب کشیدگی نیز بزرگتر می‌شود. لذا از این پارامتر می‌توان به‌عنوان یک معیار برای تعیین داده‌های دورافتاده استفاده کرد. از آن‌جا که  $Z$  دارای توزیع نرمال شرطی

$$p(z|\beta, \sigma^2, \tau^2, \theta, \Lambda) = N_n \left( X\beta, \sigma^2 \left( \Lambda^{-1} C_\theta \Lambda^{-1} \right) + \tau^2 I_n \right)$$

است، که در آن  $\lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  و  $X = (f(x_1), \dots, f(x_n))'$  می‌باشند، تابع درستنمایی به صورت

$$L(\beta, \sigma^2, \tau^2, \theta; z) = p(z|\beta, \sigma^2, \tau^2, \theta) = \int_{R^+} \dots \int_{R^+} p(z|\beta, \sigma^2, \tau^2, \theta, \lambda) dP_{\lambda_1} \dots dP_{\lambda_n}$$

خواهد بود. به دلیل مشکلات مبتلا به روش بسامدی برای تحلیل مدل از جمله ماکسیم نمودن تابع درستنمایی قبل، در بخش بعد رهیافت بیزی ارائه می‌شود.

### ۳ تحلیل بیزی مدل GLG

برای تحلیل بیزی، نخست لازم است توزیع‌های پیشین پارامترهای مدل تعیین شود. از آن‌جا که هر یک از پارامترهای مدل ویژگی خاصی از میدان را کنترل می‌کنند، لذا فرض می‌شود تمام پارامترها از یکدیگر مستقل هستند. بنا بر این توزیع پیشین را می‌توان به صورت

$$\pi(\beta, \sigma^2, \omega^2, \nu, \theta) = \pi(\beta)\pi(\sigma^2)\pi(\omega^2)\pi(\nu)\pi(\theta)$$

نوشت. برگر و همکاران (۲۰۰۱) نشان دادند توزیع‌های پسین متناظر با پیشین‌های ناسره‌ی معمول، نظیر پیشین جفریز<sup>۴</sup> ممکن است ناسره گردد. لذا به منظور اطمینان از سره بودن پسین، پیشین‌های سره برای هر یک از پارامترهای مدل در نظر گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که مقادیر ابرپارامترها را می‌توان با استفاده از روش بیز تجربی تعیین نمود (خالدي و ریواز، ۲۰۰۹). ولی به دلیل این‌که در این مدل تعداد آن‌ها زیاد بوده است، بنا بر این برآورد آن‌ها دشوار می‌باشد، لذا مقادیر پایه برای آن‌ها اختیار می‌شود. حال برای هر یک از پارامترها توزیع پیشین متناظرشان معرفی می‌شود.

- برای پارامتر  $\beta$  که مؤلفه‌های آن حقیقی مقدار هستند، یک پیشین مبهم<sup>۵</sup> نرمال به صورت  $\beta \sim N_k(\circ, c_1 I_k)$  اختیار می‌شود، که در آن  $c_1$  مقدار دلخواه بزرگی است. اگر پیشینی مناسب اختیار شود، انتظار آن است که پسین نیز از همان خانواده از توزیع‌ها باشد، یا به عبارت دیگر مزدوج باشد. لذا با توجه به مزدوج بودن پیشین نرمال، از این توزیع برای پارامتر  $\beta$  استفاده شده است.

• اغلب برای پارامتر مثبت  $\sigma^{-2} \sim Ga(c_2, c_2)$  یک پیشین مزدوج مبهم گاما به فرم  $\omega^2 \sim Ga(c_2, c_2)$  در نظر گرفته می‌شود، که در آن  $c_2$  و  $c_2$  مقادیر کوچک دلخواهی هستند.

• برای  $\omega^2$  پیشین گاوسی معکوس تعمیم‌یافته<sup>۶</sup> به صورت  $GIG(\gamma, c_4, c_5) \sim \omega^2$  اختیار می‌شود، که در آن  $c$ ،  $(\gamma, c_4, c_5)$  مقادیر دلخواهی هستند. لازم به ذکر است که این توزیع توسط براندوف-نپلسن و همکاران (۱۹۸۲) به صورت

$$GIG(\gamma, c_4, c_5) = \frac{\left(\frac{c_5}{c_4}\right)^\gamma}{\sqrt{K_{\gamma}(c_4 c_5)}} (\omega^2)^{\gamma-1} e^{-\frac{1}{2}\{c_4^2(\omega^2)^{-1} + c_5^2 \omega^2\}} \quad c_4, c_5 \in R^+, \gamma \in R$$

معرفی گردید، که در آن  $K_{\gamma}$  دلالت به تابع بسل اصلاح‌شده‌ی نوع سوم از مرتبه‌ی  $\gamma$  می‌کند. با توجه به آن‌که پارامتر نامنفی مقدار  $\omega^2$  نمایانگر خطای اندازه‌گیری است و معمولاً شانس بالای مقادیر کوچک این پارامتر مورد انتظار است، توزیع‌های چوله به راست مانند گاما و گامای معکوس را برای این پارامتر می‌توان در نظر گرفت. چون خانواده‌ی توزیع‌های گاوسی معکوس تعمیم‌یافته بسیار کلی بوده و به‌علاوه در حالت خاص  $c_4 = 0$  و  $c_5 = 0$  و  $\gamma > 0$  توزیع گاما و در حالت  $c_4 = 0$  و  $c_5 = 0$  و  $\gamma < 0$  توزیع گامای معکوس را در بردارد، به‌کارگیری آن می‌تواند منطقی باشد. این توزیع همچنین در حالت  $\gamma = 0$  نیز از انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار بوده و با تغییر پارامترهای  $c_4$  و  $c_5$  فرم‌های چگالی متنوعی ارائه می‌کند (بیبی و سورنسن، ۲۰۰۳). لذا استفاده از آن به‌عنوان پیشین پارامترهایی که مثبت بوده و توزیع آن‌ها ممکن است چوله به راست باشد، توجیه‌پذیر به نظر می‌رسد.

• برای پارامتر مثبت  $\nu$  نیز با استدلال مشابه با  $\omega^2$  از توزیع  $\nu \sim GIG(0, c_6, c_7)$  استفاده می‌کنیم، که در آن  $(c_6, c_7)$  مقادیر دلخواهی هستند.

• اشتین (۱۹۹۹) نشان داد پارامترهای  $\theta_1$  و  $\theta_2$  به یکدیگر وابسته می‌باشند، به گونه‌ای که با تغییر در درجه‌ی همواری میدان، دامنه یا شعاع همبستگی فضایی نیز تغییر می‌کند. برای لحاظ نمودن این همبستگی در پیشین توأم  $\theta = (\theta_1, \theta_2)$ ، او پارامتربندی دیگر از  $\theta_1$  به صورت  $\rho = 2\theta_1 \sqrt{\theta_2}$  پیشنهاد کرد و نشان داد این پارامتر جدید همبستگی کم‌تری با پارامتر  $\theta_2$  دارد. همچنین پارامتر دامنه‌ی  $\theta_1$  ارتباط معکوسی با فاصله‌ی اقلیدسی  $\|h\|$  دارد به گونه‌ای که با افزایش  $\|h\|$  شاهد کاهش وابستگی فضایی هستیم. بر این اساس توزیع پیشین توأم  $(\theta_1, \theta_2)$  به صورت

$$\pi(\theta_1, \theta_2) = \pi(\theta_1 | \theta_2) \pi(\theta_2) = \exp \left\{ \frac{c_8 \sqrt{2\theta_2}}{\text{med}(\|h\|)} \right\} \exp(c_9)$$

اختیار می‌شود، که در آن  $\text{med}(\|h\|)$  میانه‌ی تمام فواصل بین داده‌ها است. توزیع نمایی اختیار شده برای  $\pi(\theta_1|\theta_2)$  و  $\pi(\theta_2)$  به دلیل ساده بودن فرم این توزیع بوده و به علاوه بررسی‌های صورت گرفته نشان می‌دهند معمولاً مقادیر کوچک همبستگی و همواری نسبت به مقادیر بزرگ از شانس وقوع بالاتری برخوردار هستند.

### ۳/۱ پیشگویی فضایی بیزی

برای پیشگویی به روش بیزی لازم است توزیع پیشگوی بیزی تعیین شود. با تعیین این توزیع می‌توان در ارتباط با جنبه‌های مورد علاقه‌ی دیگر از قبیل احتمال تجاوز از یک مقدار آستانه استنباط کرد. اگر  $Z_0 = Z(x_0)$  را به عنوان مقدار متغیر پاسخ در مکان  $x_0$  در نظر بگیریم، در این صورت توزیع پیشگو برابر است با

$$(۴) \quad f(z_0|z) = \int f(z_0|z, \eta, \lambda, \lambda_0) p(\lambda_0|z, \lambda, \eta) \pi(\lambda, \eta|z) d\eta d\lambda d\lambda_0,$$

که در آن  $\eta = (\beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu)'$  بردار پارامترهای  $p + 5$  بعدی مدل و  $\lambda_0$  متغیر آمیزنده‌ی متناظر با موقعیت  $x_0$  است. اما با توجه به این که میدان به طور شرطی گاوسی است، بنا بر این

$$f(z_0, z|\eta, \lambda, \lambda_0) = N_{n+1} \left( \mu^*, \sigma^2 \lambda^{*\frac{1}{2}} C_\theta^* \lambda^{*\frac{1}{2}} + \tau^2 I_{n+1} \right)$$

است، که در آن  $\lambda^* = \text{diag}(\lambda_0, \lambda)$  بوده و به علاوه

$$\mu^* = \begin{pmatrix} f'(t_0)\beta \\ X\beta \end{pmatrix} \quad C_\theta^* = \begin{pmatrix} 1 & r'_\theta \\ r_\theta & C_\theta \end{pmatrix}$$

و بردار  $r'_\theta = (C_\theta(\|x_0 - x_i\|))$  است. در نتیجه  $Z_0|z, \eta, \lambda, \lambda_0$  دارای توزیع نرمال با میانگین و واریانس زیر است:

$$E(Z_0|z, \eta, \lambda, \lambda_0) = f'(t_0)\beta + \lambda_0^{-\frac{1}{2}} r'_\theta \lambda^{-\frac{1}{2}} \left( \lambda^{-\frac{1}{2}} C_\theta \lambda^{-\frac{1}{2}} + \omega^2 I_n \right)^{-1} (z - X\beta)$$

$$\text{var}(Z_0|z, \eta, \lambda, \lambda_0) = \sigma^2 \left\{ \lambda_0^{-1} + \omega^2 - \lambda_0^{-1} r'_\theta \lambda^{-\frac{1}{2}} \left( \lambda^{-\frac{1}{2}} C_\theta \lambda^{-\frac{1}{2}} + \omega^2 I_n \right)^{-1} \lambda^{-\frac{1}{2}} r_\theta \right\}.$$

همچنین  $p(\ln \lambda_0|\lambda, z, \eta) = p(\ln \lambda_0|\ln \lambda, \nu)$  است که با توجه به گاوسی بودن میدان تصادفی

$\ln \lambda(\cdot)$ ، توزیع شرطی  $\ln \lambda_0|\lambda, \nu$  نرمال با میانگین و واریانس

$$E(\ln \lambda_0|\lambda, \nu) = -\frac{\nu}{\varphi} + r'_\theta C_\theta^{-1} \left( \ln \lambda + \frac{\nu}{\varphi} \mathbf{1} \right)$$



$$\text{var}(\ln \lambda_0 | \lambda, \nu) = \nu(1 - r'_\theta C_\theta^{-1} r_\theta)$$

می‌باشد. بنا بر این پیشگوی فضایی بیزی به صورت

$$(5) \quad \hat{Z}_0 = E(Z_0 | z) = \int E(Z_0 | z, \eta, \lambda, \lambda_0) p(\lambda_0 | z, \lambda, \eta) \pi(\lambda, \eta | z) d\eta d\lambda d\lambda_0.$$

خواهد بود. از آنجا که محاسبه‌ی تحلیلی توزیع پیشگو بیزی (۴) و به دنبال آن پیشگوی فضایی بیزی (۵) بسیار دشوار و بعضاً نشدنی است، با استفاده از روش‌های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی از توزیع پسین  $p(\lambda, \eta | z)$  نمونه‌گیری کرده و سپس با قرار دادن نمونه‌های به دست آمده در توزیع  $p(\lambda_0 | z, \lambda, \eta)$  و نمونه‌گیری از این توزیع و مجدداً جایگزینی نمونه‌های به دست آمده در  $f(z_0 | z, \eta, \lambda, \lambda_0)$  و نمونه‌گیری از این توزیع، می‌توان نمونه‌هایی از توزیع پیشگوی بیزی  $f(z_0 | z)$  به صورت  $\{z_0^{(k)}\}_{k=1}^l$  تولید کرد. بنا بر این تقریبی از پیشگوی فضایی بیزی و واریانس پیشگویی به صورت

$$\hat{Z}_0 = \frac{\sum_{k=1}^l z_0^{(k)}}{l}$$

$$\text{var}(Z_0 | z) \approx \frac{\sum_{k=1}^l (z_0^{(k)})^2}{l} - \left\{ \frac{\sum_{k=1}^l z_0^{(k)}}{l} \right\}^2$$

خواهد شد. اما نمونه‌گیری از توزیع پسین  $\pi(\lambda, \eta | z)$  و به دنبال آن انجام این فرایند بسیار دشوار است. یک راه حل برای این مسئله، نمونه‌گیری از توزیع پسین  $\pi(\lambda, \varepsilon, \eta | z)$  می‌باشد که در آن  $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)'$  مانده‌های حاصل در موقعیت‌های  $x_1, \dots, x_n$  می‌باشد. بر این اساس اگر  $\{\lambda^{(i)}, \varepsilon^{(i)}, \eta^{(i)}\}_{i=1}^m$  نمونه‌های تولید شده از توزیع پسین  $\pi(\lambda, \varepsilon, \eta | z)$  باشند،  $\{\lambda^{(i)}, \eta^{(i)}\}_{i=1}^m$  نمونه‌هایی تولید شده از توزیع پسین  $\pi(\lambda, \eta | z)$  می‌باشند.

حال یک الگوریتم MCMC برای نمونه‌گیری از  $\pi(\lambda, \varepsilon, \eta | z)$  اجرا می‌شود. برای این منظور یک چارچوب مبتنی بر روش نمونه‌گیری گیبز با تعیین توزیع‌های شرطی کامل اتخاذ می‌شود.

ابتدا برای محاسبه‌ی توزیع شرطی کامل  $\varepsilon$ ، با فرض آن‌که  $d = (d_1, \dots, d_n)$  با  $d_i = \frac{\sigma\{Z_i - f'(x_i)\beta\}}{\tau\sqrt{\lambda_i}}$  باشد، داریم

$$\pi(\varepsilon | z, \lambda, \eta) \propto f(z | \lambda, \varepsilon, \eta) f(\varepsilon | \theta)$$

$$\propto e^{-\frac{1}{\tau} \left[ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\tau} \left\{ z_i - f'(x_i)\beta - \sigma \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\lambda_i}} \right\}^2 + \varepsilon C_\theta^{-1} \varepsilon \right]}$$

$$\propto e^{-\frac{1}{\tau} (\varepsilon' - W_1^{-1} d) W_1 (\varepsilon - W_1^{-1} d)}$$

که در آن  $W_1 = C_\theta^{-1} + \omega^2 \Lambda^{-1}$  است. بنا بر این

$$(۶) \quad p(\varepsilon|z, \varepsilon, \lambda, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu) = N_n(W_1^{-1}d, W_1^{-1})$$

در نتیجه نمونه‌گیری از آن به‌سادگی امکان‌پذیر است.

برای محاسبه‌ی توزیع شرطی کامل  $\beta$  با فرض آن‌که  $a = (a_1, \dots, a_n)$  با  $a_i = \frac{1}{\tau}(z_i - \sigma \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\lambda_i}})$  باشد، داریم

$$\begin{aligned} \pi(\beta|z, \varepsilon, \lambda, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu) &\propto f(z|\lambda, \varepsilon, \eta)\pi(\beta) \\ &\propto e^{-\frac{1}{\tau} \left[ \sum_{i=1}^n \left\{ a_i - \frac{f'(x_i)\beta}{\tau} \right\}^2 + \frac{1}{c_1} \beta' \beta \right]} \\ &\propto e^{-\frac{1}{\tau} \left[ \sum_{i=1}^n \left\{ \beta' \frac{f'(x_i)f(x_i)}{\tau} \beta \right\} - \frac{\nu}{\tau} \sum_{i=1}^n \{ f(x_i)a_i \} + \frac{1}{c_1} \beta' \beta \right]} \\ &= e^{-\frac{1}{\tau} \left\{ \beta' \left( \frac{X'X}{\tau} + \frac{1}{c_1} I_k \right) \beta - \frac{\nu}{\tau} \beta' X'a \right\}} \\ &\propto e^{-\frac{1}{\tau} (\beta - W_\tau^{-1} X'a)' W_\tau (\beta - W_\tau^{-1} X'a)} \end{aligned}$$

که در آن  $W_\tau = \frac{1}{c_1} I_k + \frac{1}{\tau} X'X$  است. با توجه به رابطه‌ی قبل

$$(۷) \quad p(\beta|z, \varepsilon, \lambda, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu) = N_n \left( \frac{1}{\tau} W_\tau^{-1} X'a, W_\tau^{-1} \right)$$

می‌باشد و در نتیجه نمونه‌گیری از آن نیز به‌سادگی امکان‌پذیر است.

توزیع شرطی کامل  $\gamma = \sigma^{-2}$  متناسب است با

$$\begin{aligned} \pi(\gamma|z, \varepsilon, \lambda, \beta, \omega^2, \theta_1, \theta_2, \nu) &\propto f(z|\lambda, \varepsilon, \eta)\pi(\gamma) \\ &\propto \gamma^{\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^n \frac{\gamma}{\omega} \left\{ z_i - f'(x_i)\beta - \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\gamma}\sqrt{\lambda_i}} \right\}^2} \pi(\gamma). \end{aligned}$$

در نتیجه با توجه به این‌که توزیع شرطی کامل قبل دارای صورت تحلیلی مشخصی نمی‌باشد، برای نمونه‌گیری از آن می‌توان از الگوریتم متروپلیس-هستینگز استفاده کرد. در روش متروپلیس-هستینگز اگر  $\gamma^{(t)}$  مقدار شبیه‌سازی شده در مرحله‌ی  $t$ ام باشد، نمونه‌ی جدید را از تابع نامزد  $q(\gamma^*|\gamma^{(t)})$  بدست آورده و سپس آن

را با احتمال

$$r = \frac{\gamma^{*\frac{n}{\nu}} e^{-\frac{1}{\nu} \sum_{i=1}^n \frac{\gamma^*}{\omega^2} \left( z_i - f'(x_i)\beta - \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\gamma^* \sqrt{\lambda_i}}} \right)^2} \pi(\gamma^*) \frac{1}{\gamma^*}}{\gamma^{(t)\frac{n}{\nu}} e^{-\frac{1}{\nu} \sum_{i=1}^n \frac{\gamma^{(t)}}{\omega^2} \left( z_i - f'(x_i)\beta - \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\gamma^{(t)} \sqrt{\lambda_i}}} \right)^2} \pi(\gamma^{(t)}) \frac{1}{\gamma^*}}$$

می‌پذیریم. برای نمونه‌گیری از توزیع شرطی کامل  $\omega^2$  نیز الگوریتم مشابهی به کار می‌رود.

توزیع شرطی کامل  $\theta_1$  متناسب با

$$\begin{aligned} \pi(\theta_1 | z, \varepsilon, \lambda, \beta, \omega^2, \sigma^2, \theta_2, \nu) &\propto f(z | \varepsilon, \lambda, \eta) f(\varepsilon | \lambda, \theta_1, \theta_2) p(\lambda | \theta_1, \theta_2, \nu) \pi(\theta_1 | \theta_2) \\ &\propto f(\varepsilon | \theta_1, \theta_2) p(\lambda | \theta_1, \theta_2, \nu) \pi(\theta_1 | \theta_2) \\ &\propto |C_\theta|^{-\frac{1}{\nu}} e^{-\frac{1}{\nu} \varepsilon' C_\theta \varepsilon} |C_\theta|^{-\frac{1}{\nu}} e^{-\frac{1}{\nu} (\ln \lambda + \frac{\nu}{\nu} I) C_\theta^{-1} (\ln \lambda + \frac{\nu}{\nu} I)} \\ &\quad \times e^{-\frac{c_\lambda \sqrt{\nu} \theta_2}{\text{med}(d)} \theta_1} \end{aligned}$$

می‌باشد. برای نمونه‌گیری از توزیع شرطی کامل  $\theta_1$  به‌طور مشابه با توزیع شرطی کامل  $\sigma^{-2}$  می‌توان الگوریتم متروپلیس-هستینگز را بکار برد.

توزیع شرطی کامل  $\theta_2$  به‌صورت

$$\pi(\theta_2 | z, \varepsilon, \lambda, \beta, \omega^2, \sigma^2, \theta_1, \nu) \propto p(\varepsilon | \theta_1, \theta_2) p(\lambda | \theta_1, \theta_2, \nu) \pi(\theta_1 | \theta_2) \pi(\theta_2)$$

می‌باشد. برای نمونه‌گیری از این توزیع شرطی، مشابه با توزیع شرطی  $\theta_1$  عمل می‌کنیم.

توزیع شرطی کامل  $\nu$  متناسب است با

$$\begin{aligned} \pi(\nu | z, \varepsilon, \lambda, \beta, \omega^2, \sigma^2, \theta_1, \theta_2) &\propto f(z | \varepsilon, \lambda, \eta) f(\varepsilon | \lambda, \theta) p(\lambda | \theta, \nu) \pi(\nu) \\ &\propto p(\lambda | \nu, \theta) \pi(\nu) \\ &\propto \frac{1}{\nu^{\frac{n}{\nu}}} e^{-\frac{1}{\nu} (\ln \lambda + \frac{\nu}{\nu} I) C_\theta^{-1} (\ln \lambda + \frac{\nu}{\nu} I)} \pi(\nu). \end{aligned}$$

برای نمونه‌گیری از آن می‌توان از الگوریتم متروپلیس-هستینگز استفاده کرد.

به‌دلیل وجود همبستگی بین متغیرهای  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  و به‌علاوه بزرگی بعد  $\lambda$  برای اندازه‌ی نمونه‌ی بزرگ، شبیه‌سازی از  $p(\lambda | z, \varepsilon, \eta)$  دشوار است. برای رفع این مشکل عناصر  $\lambda$  را به بلوک‌های مختلف به گونه‌ای افراز می‌کنیم که عناصر نسبتاً همگن در یک بلوک قرار گیرند. با این عمل بیشتر وابستگی بین  $\lambda_i$ ها به عناصر واقع در خوشه‌ها محدود می‌شود. حال نمونه‌گیری از توزیع شرطی کامل  $\lambda$ ، مبتنی

بر یک چارچوب نمونه‌گیری گیبز صورت می‌پذیرد. برای توضیح این موضوع فرض کنید  $\lambda_{(i)}$  دلالت به  $n_i$  عنصر همگن واقع در خوشه‌ی  $i$ ام کند و  $\lambda_{(-i)}$  دلالت به بقیه‌ی عناصر کند. بردار  $\lambda$  به صورت  $\lambda' = (\lambda_{(-i)}, \lambda_{(i)})'$  در نظر گرفته شده و به طور متناظر ماتریس همبستگی به صورت

$$C_{\theta} = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{pmatrix}$$

افراز می‌شود. در این صورت توزیع پسین شرطی کامل  $\lambda_{(i)}$  به صورت

$$(A) \quad p(\lambda_{(i)} | z, \lambda_{(-i)}, \varepsilon, \eta) \propto e^{\frac{-1}{\nu\tau^2} \sum_{i \in (i)} \left\{ z_i - f'(x_i)\beta - \sigma \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\lambda_i}} \right\}^2} p(\lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu)$$

خواهد بود، زیرا

$$\begin{aligned} p(\lambda_{(i)} | z, \lambda_{(-i)}, \varepsilon, \eta) &= \frac{p(\lambda_{(i)}, \lambda_{(-i)}, \varepsilon, z, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu)}{p(\lambda_{(-i)}, \varepsilon, z, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu)} \\ &\propto p(\lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu) \frac{p(z, \varepsilon, \beta, \sigma^2, \omega^2 | \lambda, \theta, \nu)}{p(\lambda_{(-i)}, z, \varepsilon, \beta, \sigma^2, \omega^2, \nu)} \\ &\propto p(z | \varepsilon, \lambda, \beta, \sigma^2, \omega^2, \theta, \nu) \cdot p(\lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu) \\ &\propto e^{\frac{-1}{\nu\tau^2} \sum_{i \in (i)} \left\{ z_i - f'(x_i)\beta - \sigma \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\lambda_i}} \right\}^2} \cdot p(\lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu) \end{aligned}$$

که در آن  $i \in (i)$  به همه‌ی مشاهدات واقع در خوشه‌ی  $i$ ام دلالت می‌کند. اولین عامل در رابطه‌ی (A) در واقع متناسب با حاصل ضرب توزیع‌های نرمال بریده‌شده<sup>۷</sup> در صفر به صورت

$$\lambda_i^{-\frac{1}{\nu}} | z_i, \varepsilon_i, \beta, \sigma, \omega \sim NT \left\{ \frac{z_i - f'(x_i)\beta}{\sigma \varepsilon_i}, \frac{\omega^2}{\varepsilon_i^2} \right\}$$

است.  $p(\lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu)$  پیشین شرطی است که با توجه به توزیع پیشین  $\lambda$  در رابطه‌ی (۳) تعیین می‌شود. بنا بر این

$$\ln \lambda_{(i)} | \lambda_{(-i)}, \theta, \nu \sim N(w_{(i)}, R_{(i)})$$

می‌باشد، که در آن

$$w_{(i)} = \frac{\nu}{\tau} (C_{21} C_{11}^{-1} j - j) + C_{21} C_{11}^{-1} \ln \lambda_{-i}$$

$$R_{(i)} = \nu (C_{22} - C_{21} C_{11}^{-1} C_{12}).$$

با توجه به اینکه توزیع شرطی کامل  $\lambda_{(i)}$  دارای فرم تحلیلی مشخصی نمی‌باشد، برای نمونه‌گیری از آن

می‌توان الگوریتم متروپلیس-هستینگز استفاده کرد.

## ۳/۲ شناسایی داده‌های دورافتاده

در مدل GLG مشاهدات با  $\lambda_i$  های کوچک تمایل دارند دور از رویه‌ی میانگین قرار گیرند و به نوعی دورافتاده محسوب می‌شوند. به عبارت دیگر این مشاهدات به ناحیه‌ای با واریانس نمونه‌ای بزرگ‌تر نسبت به سایر مشاهدات متعلق هستند. بنا بر این برای شناسایی داده‌هایی که مشکوک به دورافتاده بودن هستند می‌توان از آزمون فرضیه‌های

$$\begin{cases} H_0 : \lambda_i = 1 \\ H_1 : \lambda_i \neq 1 \end{cases}$$

استفاده نمود. در این حالت پالاسیوس و استیل (۲۰۰۶) عامل بیزی

$$(9) \quad B_i = \alpha \frac{p(\lambda_i|z)}{p(\lambda_i)} \Big|_{\lambda_i=1}$$

را برای آزمون این فرضیه‌ها پیشنهاد نمودند، که در آن  $\frac{p(\lambda_i|z)}{p(\lambda_i)}$  را نسبت چگالی ساواج و دیکی می‌نامند و عامل تصحیح‌کننده  $\alpha = E \left\{ \frac{p(\ln \lambda_{-i})}{p(\ln \lambda_{-i} | \lambda_i = 1)} \right\}$  است، که در آن  $\lambda_{-i}$  از حذف  $i$  امین عنصر  $\lambda$  بدست آمده است. این امید ریاضی بر اساس توزیع  $p(\lambda_{-i}|z, \lambda_i = 1)$  محاسبه می‌شود. برای تعیین  $\alpha$  با توجه به رابطه‌ی (۳) به سادگی می‌توان نشان داد

$$\ln \lambda_{-i} | \lambda_i = 1 \sim N_{n-1} \left( -\frac{\nu}{\nu} (1 - c_i), \nu (C_\theta^{-i} - c_i c_i') \right)$$

که در آن  $C_\theta^{-i}$  از حذف  $i$  امین سطر و ستون  $C_\theta$  بدست می‌آید و  $c_i$  یک بردار از عناصر  $C_\theta$  ( $\|x_i - x_j\|$ )،  $j \neq i$  می‌باشد. بنا بر این اگر به صورت مشابه با بخش قبل نمونه‌های  $\{\lambda_{-i}^{(j)}\}_{j=1}^m$  از توزیع پسین  $p(\lambda_{-i}|z, \lambda_i = 1)$  تولید شوند، برآورد عامل تصحیح‌کننده به صورت

$$(10) \quad \hat{\alpha} = \hat{E} \left\{ \frac{p(\ln \lambda_{-i})}{p(\ln \lambda_{-i} | \lambda_i = 1)} \right\} = \sum_{j=1}^m \frac{p(\ln \lambda_{-i}^{(j)})}{p(\ln \lambda_{-i}^{(j)} | \lambda_i = 1)}$$

می‌باشد. برای محاسبه‌ی نسبت چگالی ساواج و دیکی با توجه به رابطه‌ی  $\frac{p(\lambda_i|z)}{p(\lambda_i)} \Big|_{\lambda_i=1} = \frac{f(z|\lambda_i=1)}{f(z)}$ ، روش نیوتن و رفتی (۱۹۹۴) را می‌توان بکار برد. برای این منظور  $f(z|\lambda_i)$  و  $f(z)$  به ترتیب بر اساس نمونه‌های حاصل از توزیع پسین

$$\pi(\lambda_{-i}, \varepsilon, \beta, \sigma^2, \theta, \omega^2, \nu | \lambda_i = 1, z) \quad \text{و} \quad \pi(\lambda, \varepsilon, \beta, \sigma^2, \theta, \omega^2, \nu | z)$$

برآورد می‌شود. به این ترتیب محاسبه‌ی عامل بیزی برای هر مشاهده مستلزم شبیه‌سازی‌های جداگانه از توزیع پسین  $\pi(\lambda_{-i}, \varepsilon, \beta, \sigma^2, \theta, \omega^2, \nu | \lambda_i = 1, z)$  می‌باشد. لذا هر چه اندازه‌ی نمونه بزرگ‌تر باشد، حجم محاسبات نیز افزایش بیشتری می‌یابد. در این حالت محاسبه‌ی عامل بسیار دشوار و زمان‌بر خواهد بود. در این مقاله برای آزمون فرض مورد نظر، استفاده از ناحیه‌ی HPD پیشنهاد می‌شود. یک ناحیه‌ی HPD  $(1 - \alpha) \cdot 100\%$  برای  $\lambda_i$  به صورت

$$(11) \quad R^i(\pi_\alpha) = \{\lambda_i : \pi(\lambda_i | z) \geq \pi_\alpha\}$$

تعریف می‌شود، که در آن بزرگ‌ترین مقداری است که به ازای آن  $1 - \alpha \geq p(\lambda_i \in R^i(\pi_\alpha))$  باشد. این ناحیه به دلیل داشتن دو ویژگی

- نقاط درون ناحیه‌ی HPD دارای بیش‌ترین چگالی پسینی نسبت به نقاط بیرون فاصله هستند،

- ناحیه‌ی HPD کوتاه‌ترین فاصله برای یک احتمال مفروض است،

بسیار مورد توجه است. اما از آن‌جا که معمولاً تعیین ناحیه‌ی HPD با روش‌های تحلیلی به دلیل مشخص نبودن فرم بسته‌ی توزیع پسین غیر ممکن است، در این حالت چن و شو (۱۹۹۹) روشی بر پایه‌ی نمونه‌های MCMC حاصل از توزیع پسین ارائه کردند. در این روش اگر  $\{\lambda_{i,j}\}_{j=1}^n$  نمونه‌های MCMC بدست آمده از توزیع پسین  $\pi(\lambda_i | z)$  باشد و  $\lambda_{i(j)}$  بیانگر زامین آماری ترتیبی باشد، یک ناحیه‌ی HPD برای  $\lambda_i$  به صورت

$$R_{k^*}^i(n) = (\lambda_{i(k^*)}, \lambda_{i(k^* + [(1-\alpha)n])})$$

بدست می‌آید، که در آن  $[(1 - \alpha)n]$  بیانگر جزء صحیح  $(1 - \alpha)n$  می‌باشد و  $k^*$  به گونه‌ای انتخاب می‌شود که

$$\lambda_{i(k^* + [(1-\alpha)n])} - \lambda_{i(k^*)} = \min_{1 \leq k \leq n - [(1-\alpha)n]} (\lambda_{i(k + [(1-\alpha)n])} - \lambda_{i(k)}).$$

چن و شو (۱۹۹۹) همچنین نشان دادند که اگر این رابطه تنها یک جواب داشته باشد، آن‌گاه

$$R_{j^*}^i(n) \rightarrow R^i(\pi_\alpha) \quad a.s. \quad a.s. \quad n \rightarrow \infty$$

اکنون برای تعیین ناحیه HPD بر اساس الگوریتم زیر عمل می‌کنیم:

۱. یک نمونه‌ی MCMC از  $\pi(\lambda_i | z)$  به صورت  $\{\lambda_{i,j}, j = 1, 2, \dots, m\}$  بدست آورده می‌شود.

۲. برای تعیین آماره‌های ترتیبی، مقادیر  $\{\lambda_{i_j}, j = 1, 2, \dots, m\}$  به صورت

$$\lambda_{i_{(1)}} \leq \lambda_{i_{(2)}} \leq \dots \leq \lambda_{i_{(m)}}$$

منظم می‌شوند.

۳. بازه‌ی باورمندی  $(1 - \alpha) \cdot 100\%$  برای هر یک از  $\lambda_i$  ها به صورت

$$R_k^i(n) = (\lambda_{i_{(k)}}, \lambda_{i_{(k+[(1-\alpha)n])}}) \quad k = 1, 2, \dots, n - [(1 - \alpha)n]$$

محاسبه می‌شوند.

۴. فاصله‌ای که دارای کم‌ترین طول در میان تمامی فواصل فوق باشد، به‌عنوان ناحیه‌ی HPD

$(1 - \alpha) \cdot 100\%$  برای  $\lambda_i$  بکار برده می‌شود.

با توجه به این الگوریتم به‌وضوح مشخص است که با یک مرتبه تولید نمونه از توزیع پسین  $\pi(\lambda|z)$ ، قادر به محاسبه‌ی ناحیه‌ی HPD برای تمام مشاهدات هستیم. لذا استفاده از این ناحیه برای شناسایی داده‌های دورافتاده، ساده بوده و به‌علاوه منجر به صرفه‌جویی چشمگیر در زمان می‌شود. لازم به ذکر است که در این مقاله  $\alpha = 0.05$  اختیار می‌شود.

## ۴ بررسی شبیه‌سازی

در این بررسی، نحوه‌ی تعیین ناحیه‌ی HPD و عملکرد مدل GLG در پیشگویی استوار ارزیابی می‌شود. برای این منظور ناحیه‌ی مورد مطالعه‌ی  $D$  به صورت مربع  $[0, 1] \times [0, 1]$  اختیار و  $50$  موقعیت نمونه‌ای به‌طور تصادفی در آن انتخاب شده است. سپس یک میدان تصادفی گاوسی با پارامتر روند  $\beta_1 = 5$ ، واریانس  $\sigma^2 = 1$ ، همبستگی فضایی و همواری  $\theta_1 = \theta_2 = 0.5$  در موقعیت‌های نمونه‌ای با استفاده از تابع  $gr.f$  محیط Fields Random از نرم‌افزار R شبیه‌سازی می‌شود. در مرحله‌ی بعد، سه مشاهده‌ی ۱، ۵ و ۴۴ را به‌طور تصادفی انتخاب کرده و از مشاهده‌ی ۱ دو واحد کم و به مشاهده‌ی ۵ دو واحد اضافه و به مشاهده‌ی ۴۴ یک واحد اضافه کردیم. این حالت را داده‌های دورافتاده ملایم نامیدیم. به‌علاوه، حالت داده‌های دورافتاده‌ی قوی با کم کردن چهار واحد از مشاهده‌ی ۱ و اضافه کردن چهار واحد به مشاهده‌ی ۵ و اضافه کردن پنج واحد به مشاهده‌ی ۴۴ ایجاد گردید. برای پارامترهای روند و واریانس از توزیع‌های توصیف شده در بخش سوم متناظر با حالت مبهم  $c_1 = 10^4$  و  $c_2 = c_3 = 10^{-6}$  استفاده گردید.

جدول ۱. عامل بیزی برای مشاهدات انتخاب شده

شماره‌ی مشاهده	moderate outliers		strong outliers	
	BF برای $\lambda_i = 1$	HPD	BF برای $\lambda_i = 1$	HPD
۱	۰/۲	(۰/۰۰۰۷, ۱/۱)	۰	(۰/۰۰۰۱, ۰/۲)
۵	۰/۰۷۹	(۰/۰۰۰۸, ۰/۹۶)	۰	(۰/۰۰۰۴, ۰/۱۷)
۴۴	۰/۳	(۰/۰۰۳, ۱/۵)	۰	(۰/۰۰۰۱, ۰/۱۵)

جدول ۲. ارزیابی مدل گاوسی و GLG برای پیشگویی بیزی استوار بر اساس معیار MSPE

سطح حضور داده‌های پرت	مدل گاوسی	مدل GLG
Outliers Modarete	۰/۲۲	۰/۱۶
Outliers Strong	۰/۸۸	۰/۱۶

ابریارامترهای توزیع‌های پیشین سهم اثر قطعه‌ای، پارامتر متغیر آمیزنده و پارامترهای تابع همبستگی نیز به گونه‌ای در نظر گرفته شد که میانگین و واریانس توزیع پیشین مقادیر متوسطی باشند. بنا بر این

$$(c_6, c_5) = (0/6, 1), \quad (c_6, c_7) = (0/5, 2)$$

$$c_8 = 0/9, \quad c_9 = 0/5$$

اختیار می‌کنیم. با توجه به نمودارهای زمان داغیدن دوره‌ی داغیدن ۳۰۰۰۰۰۰ اختیار شد. ضمن آنکه تعداد تکرارهای بعد از زمان داغیدن ۲۰۰۰۰۰۰ در نظر گرفته شد. برای کاهش وابستگی موجود بین نمونه‌های حاصل از الگوریتم MCMC و انجام تحلیل مناسب‌تر، هر پنجمین نمونه از تکرارهای بعد از زمان داغیدن استخراج می‌شود.

با استفاده از ناحیه‌ی HPD ۹۵٪ و عامل بیزی می‌توان حضور داده‌های دورافتاده را بررسی کرد. در جدول ۱ این معیارها برای مشاهده ۱، ۵ و ۴۴ در دو حالت داده‌های دورافتاده‌ی ملایم و قوی آورده شده است. با توجه به نتایج این جدول، در حالت داده‌های دورافتاده‌ی قوی هر دو معیار دلالت به دورافتاده بودن مشاهدات مد نظر می‌کنند. در حالت داده‌های دورافتاده‌ی ملایم نیز هر دو معیار نتایج مشابهی را ارائه کرده‌اند. در واقع برای داده‌ی ۱ و ۴۴ عامل بیزی به ترتیب ۰/۲ و ۰/۳ است که نشان از چندان دورافتاده نبودن این دو دارد. ناحیه‌ی HPD نیز برای این دو داده مقدار  $\lambda_i = 1$  را در بر می‌گیرد، که به نوعی دلالت



بر این موضوع دارد. این درحالی است که فاصله‌ی HPD با صرف زمان بسیار کم‌تری این نتایج را ارائه کرده است.

برای ارزیابی عملکرد پیشگو، ۱۶ نقطه‌ی دیگر بر روی یک شبکه‌ی منظم به مختصات‌های

$$\{0/2, 0/4, 0/6, 0/8\} \times \{0/2, 0/4, 0/6, 0/8\}$$

انتخاب و داده‌ها در این موقعیت‌ها شبیه‌سازی گردید. سپس معیار میانگین مجذور خطای پیشگویی  $MSPE = \frac{1}{16} \sum_{i=1}^{16} (Z_i - \hat{Z}_i)^2$  محاسبه شد، که در آن  $Z_i$  مقدار واقعی موقعیت  $i$ ام از شبکه‌ی منظم و  $\hat{Z}_i$  مقدار پیشگویی‌شده در این موقعیت را نمایش می‌دهد. با توجه به این معیار مشاهده می‌شود که مدل GLG عملکرد بسیار بهتری داشته است که این موضوع به ویژه در حالت داده‌های دورافتاده‌ی قوی مشخص‌تر است. ضمن آن‌که عملکرد پیشگویی مدل گاوسی به شدت تغییر یافته است. اما پیشگویی در مدل GLG تحت تأثیر داده‌های دورافتاده قرار نگرفته و استوار بوده است.

## ۵ تحلیل داده‌های آلودگی هوای تهران

در این بخش، متوسط‌های هفتگی میزان غلظت CO به ppm مربوط به سال ۱۳۸۵ که توسط سازمان محیط زیست و شرکت کنترل کیفیت هوای تهران در ۱۱ ایستگاه سنجش آلاینده‌های هوا اندازه‌گیری و ثبت شده‌اند، مورد تحلیل قرار می‌گیرد. چون در جمع‌آوری داده‌ها خطای اندازه‌گیری و خطای ثبت وجود دارد، لذا منطقی است که مشاهدات نوفه‌دار فرض شوند. جدول ۳، متوسط‌های هفتگی CO را برای هر یک از ایستگاه‌ها به همراه طول و عرض جغرافیایی آن‌ها بر حسب درجه-دقیقه و متر نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که مختصات ایستگاه‌ها بر حسب متر، نسبت به مبدأ مختصات تقاطع نصف‌النهار مبدأ (گرینویچ) و خط استوا ارائه شده‌اند. همان‌طور که از این جدول مشاهده می‌شود میزان آلودگی در ایستگاه سرخ حصار به دلیل قرارگیری آن در یک مکان جنگلی، به‌طور قابل ملاحظه‌ای از دیگر ایستگاه‌ها کم‌تر است. بنا بر این بکارگیری مدل GLG منطقی به نظر می‌رسد. مدل تابعی روند به‌صورت

$$x = (x_1, x_2)$$

$$(12) \quad \mu(x) = f'(x)\beta = \beta_1 + \beta_2 x_1 + \beta_3 x_1^2 + \beta_4 x_2 + \beta_5 x_1 x_2 + \beta_6 x_2^2$$

در نظر گرفته می‌شود، که در آن  $x_1$  و  $x_2$  به ترتیب بیانگر طول و عرض جغرافیایی هستند. لازم به ذکر است که به دلیل نسبتاً کلی بودن فرم تابعی (۱۲)، معمولاً در عمل از آن برای مدل‌بندی روند استفاده می‌شود. ضمن آن‌که در مسئله‌ی آلودگی هوای تهران، مرکز شهر آلوده‌تر نسبت به سایر مکان‌ها بوده و هر اندازه از مرکز دورتر

جدول ۳. موقعیت جغرافیایی ۱۱ ایستگاه سنجش آلودگی هوا در تهران

میانگین CO	بر حسب متر		بر حسب درجه		ایستگاه
	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	
۵٫۷۷	۳۹۵۱۱۷۱	۵۳۰۶۰۶	۳۵°۴۲'	۵۱°۲۰'	آزادی
۵٫۷۱	۳۹۶۱۸۸۱	۵۴۳۸۵۲	۳۵°۴۸'	۵۱°۲۹'	اقدسیه
۶٫۷۲	۳۹۴۸۲۳۳	۵۳۸۲۹۸	۳۵°۴۰'	۵۱°۲۵'	بازار
۵٫۶۴	۳۹۴۴۹۰۵	۵۳۵۷۴۳	۳۵°۳۵'	۵۱°۲۳'	بهنمن
۶٫۰۱	۳۹۵۵۳۱۷	۵۳۳۶۰۸	۳۵°۴۲'	۵۱°۲۲'	پردیسان
۵٫۹۱	۳۹۶۲۶۱۳	۵۳۹۸۴۳	۳۵°۴۸'	۵۱°۲۶'	تجریش
۱٫۳۱	۳۹۵۲۵۸۹	۵۵۳۰۷۹	۳۵°۴۲'	۵۱°۳۵'	سرخ حصار
۷٫۱۰	۳۹۵۳۱۰۵	۵۳۶۸۹۳	۳۵°۴۳'	۵۱°۲۴'	فاطمی
۴٫۹۷	۳۹۵۸۵۲۸	۵۳۹۸۶۱	۳۵°۴۶'	۵۱°۲۶'	قلهک
۴٫۵۰	۳۹۵۰۳۸۰	۵۲۹۹۰۰	۳۵°۴۱'	۵۱°۱۹'	مهرآباد
۷٫۱۰	۳۹۵۱۸۸۲	۵۳۷۶۹۰	۳۵°۴۲'	۵۱°۲۵'	ویلا

می‌شویم، آلودگی کاهش می‌یابد (ریواز و همکاران، ۲۰۰۷). بنا بر این فرم درجه‌ی دوم (۱۲) برای تابع روند منطقی به نظر می‌رسد. اگر چه می‌توان منابع انتشار آلودگی مانند کارخانه‌ها، ترافیک شدید و غیره را به‌عنوان متغیر کمکی در تابع روند لحاظ نمود و نتایج تحلیل را بهبود بخشید، اما در این مقاله به دلیل در اختیار نداشتن این اطلاعات، تنها از طول و عرض جغرافیایی محل ایستگاه‌ها استفاده شده است. شکل ۲ زمان داغیدن تعدادی از پارامترهای مدل را نشان می‌دهد. با توجه به این نمودار دوره‌ی داغیدن ۴۰۰۰۰۰ اختیار شد، تعداد تکرارهای بعد از زمان داغیدن نیز ۴۰۰۰۰۰ در نظر گرفته شد. ضمن آن‌که برای کاهش وابستگی موجود بین نمونه‌های حاصل از الگوریتم MCMC مجدداً نتایج بر اساس هر پنجمین استخراج از تکرارهای بعد از زمان داغیدن ارائه می‌شود.

سیس با استفاده از عامل بیزی و چگال‌ترین ناحیه‌ی پسینی، معنی داری هر یک از ضرایب رگرسیونی در رابطه‌ی (۱۲) تعیین شد. بر اساس این معیارها یک روند از درجه‌ی اول برحسب طول و عرض جغرافیایی مناسب تشخیص داده شد. سیس، مقدار عامل بیزی در حمایت از مدل GLG در حدود ۵ بدست آمده، که بیانگر حمایت داده‌ها از مدل GLG است. برای بررسی حضور داده‌ی دورافتاده در بین مشاهدات، میانگین پسین متغیرهای آمیزنده محاسبه شد، که همان‌طور که قابل پیش‌بینی بود کوچک‌ترین مقدار مربوط به ایستگاه سرخ حصار بود. در جدول ۴ با استفاده از معیارهای معرفی‌شده برای شناسایی

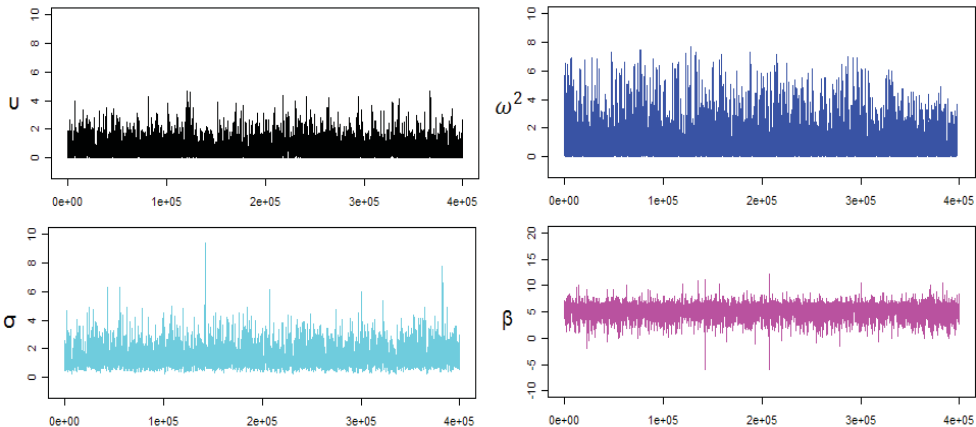
جدول ۴. معیارهای بررسی داده‌ی دورافتاده برای ایستگاه

ایستگاه	فاکتور بیزی	ناحیه‌ی HPD
سرخ حصار	۰/۲۷	(۰/۰۳, ۰/۸)

داده‌های دورافتاده، این ایستگاه به‌طور دقیق‌تر مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به این جدول، معیارها دلالت به دورافتاده بودن مشاهده‌ی حاصل از این ایستگاه می‌کند.

در ادامه معیار اعتبارسنجی متقابل برای ارزیابی عملکرد دو مدل در پیشگویی مورد بررسی قرار گرفت. این معیار به‌صورت  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_{(i)}^2$  تعریف می‌شود که در آن  $\varepsilon_{(i)}$  باقی‌مانده‌ی حاصل از اختلاف مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده بر اساس سایر مشاهدات می‌باشد. مقدار این معیار برای دو مدل گاوسی و GLG به ترتیب برابر ۵/۰۱ و ۲/۶ بدست آمد که بیانگر عملکرد بسیار بهتر مدل GLG در پیشگویی می‌باشد. بررسی نتایج مربوط به باقی‌مانده‌های اعتبارسنجی، نشان می‌دهد که این مقدار برای ایستگاه سرخ حصار تحت مدل گاوسی بسیار بیش‌تر از مدل GLG بوده است.

اکنون تحت مدل GLG می‌توان برای هر نقطه‌ی دلخواه پیشگویی بیزی و واریانس پیشگویی را بدست آورد. به‌عنوان مثال در موقعیت میدان انقلاب با طول جغرافیایی ۵۳۸۶۱۴ و عرض جغرافیایی



شکل ۲. نمودار دوره‌ی داغیدن تعدادی از پارامترها

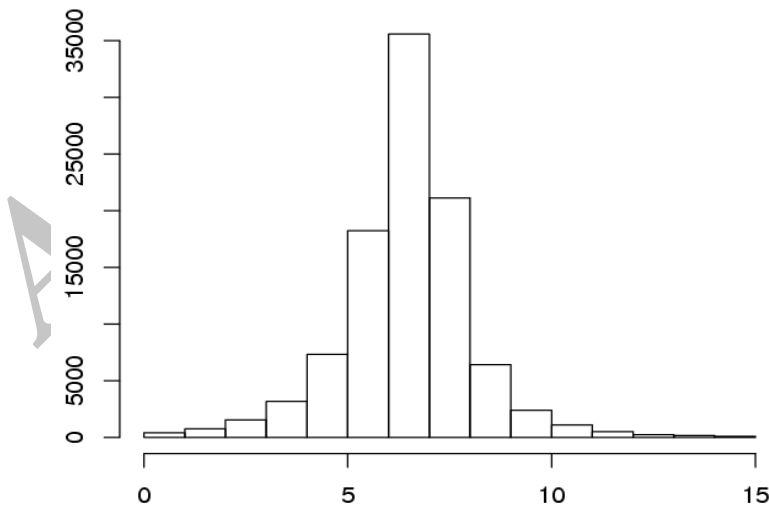
۳۹۵۱۲۱۹، پیشگویی بیزی میزان آلودگی هوا و انحراف استاندارد این پیشگویی به ترتیب ۶/۴۳ و ۱/۵۸ خواهد بود. در شکل ۳ نمودار هیستوگرام برای توزیع پیشگویی این موقعیت به نمایش گذاشته شده است.

## ۶ بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله، مدل فضایی گاوسی-لگ گاوسی که به‌عنوان تعمیمی از مدل گاوسی به‌شمار رفته و بر مبنای توزیع‌های مقیاس آمیخته از نرمال تعریف می‌شود، در مثال‌های کاربردی و شبیه‌سازی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج ذیل مشاهده گردید:

۱. در یک مدل گاوسی-لگ گاوسی شناسایی داده‌های دورافتاده با استفاده از ناحیه‌ی HPD به‌نحوی مطلوب امکان‌پذیر است. ضمن آن‌که زمان محاسبه‌ی ناحیه‌ی HPD به‌نحوی چشمگیر و قابل توجه کوتاه‌تر بوده و به‌سادگی قابل تعیین است.

۲. بر اساس معیارهای MSPE ارایه‌شده در جدول ۴ و اعتبار سنجی متقابل در مثال کاربردی (برای مدل GLG و گاوسی به‌ترتیب برابر ۲/۶ و ۵/۰۱ می‌باشد)، می‌توان عملکرد مناسب پیشگویی



شکل ۳. نمودار هیستوگرام توزیع پیشگویی بیزی در موقعیت میدان انقلاب

مدل GLG در مقایسه با مدل گاوسی را به ویژه برای پیشگویی داده‌های آلودگی هوای شهر تهران مشاهده کرد. این موضوع می‌تواند ناشی از اثرات نامطلوب داده‌های دورافتاده بر نتایج مدل گاوسی و استواری مدل GLG نسبت به حضور این گونه داده‌ها باشد.

موضوعات زیر نیز به‌عنوان مسائل جدید قابل بررسی هستند:

۱. فرض اساسی در سراسر مقاله همسانگردی مدل تابع کوواریانس بود. در صورتی‌که این فرض برقرار نباشد لازم است مدل گاوسی-لگ گاوسی به‌نحوی مناسب‌تر تعمیم یابد.
۲. الگوریتم متروپلیس-هستینگر به‌دلیل همگرایی در زمان‌های طولانی با مشکل محاسباتی روبه‌رو است. لذا آرایه‌ی الگوریتم مناسبی در این خصوص از جمله به کارگیری الگوریتم بازنمونه‌گیری از نقاط نمونه‌گیری شده لازم به بررسی می‌باشد.
۳. بررسی حساسیت نتایج تحلیل به مقدار ابرپارامترهای اختیار شده و در صورت حساس بودن آرایه‌ی راه حلی مناسب در این خصوص مورد توجه قرار دارد.

## توضیحات

۱. Highest posterior density
۲. Modified bessel function
۳. Gaussian-Log Gaussian
۴. Jeffery's Prior
۵. Vague Prior
۶. Generalized Inverse Gaussian
۷. Truncated Normal Distribution

## مرجعها

- Barndorff-Nielsen, O., Kent, J. and Srensen, M. (1982). Normal variance-mean mixtures and Z-distributions, *International Statistical Review*, **50**, 145-159.
- Berger, J.O., De Oliveira, V. and Sanso, B. (2001). Objective Bayesian analysis of spatially correlated data, *Journal of the American Statistical Association*, **93**, 1361-1374.
- Bibby, B.M. and Sorensen, M. (2003). *Hyperbolic Processes in Finance*, in Handbook of Heavy-Tailed Distributions in Finance, ed. S. T. Rachev, New York: Elsevier, 211-248.
- Cerioni, A. and Riani, M. (1999). The ordering of spatial data and the detection of multiple outliers, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, **8**, 239-258.
- Chen, M. and Shao, Q. (1998). Monte Carlo estimation of Bayesian credible and HPD intervals, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, **7**, 69-92.
- Fernandez, C. and Steel, M.F.J. (2000). Bayesian regression analysis with scale mixtures of normals, *Econometric Theory*, **16**, 80-101.
- Jeffreys, H. (1961). *Theory of Probability*, Oxford University Press, London.
- Khaledi, M.J. and Rivaz, F. (2009). Empirical Bayes spatial prediction using a Monte Carlo EM algorithm, *Statistical Methods and Applications*, **18**, 35-47
- Lange, K.L., Little, R.J.A. and Taylor J.M.G. (1989). Robust statistical modeling using the T-distribution, *Journal of the American Statistical Association*, **84**, 881-896.
- Militino, A.F., Palacios, M.B. and Ugarte, M.D. (2006). Outliers detection in multivariate spatial linear models, *Journal of Statistical Planning and Inference*, **136**, 125-146.
- Maronna, R. (1976). Robust M-estimators of multivariate location and scatter, *Annals of Statistics*, **4**, 51- 67.
- Newton, M.A. and Raftery, A.E. (1994). Approximate Bayesian inference with the weighted likelihood bootstrap, *Journal of the Royal Statistical Society*, ser. B, **56**, 3-48.
- Palacios, M.B. and Steel M.F.J. (2006). Non-Gaussian Bayesian geostatistical modeling, *Journal of the American Statistical Association*, **101**, 604-618.
- Rivaz, F., Mohammadzadeh, M. and Khaledi, M.J. (2007). Empirical Bayes prediction for space-Time data under separable models, *Journal of statistical Research*, **1**, 45-61
- Stein, M.L. (1999). *Interpolation of Spatial Data: Some Theory of Kriging*, Springer-Verlag, New York.

West, M. (1984). Outlier models and prior distributions in Bayesian linear regression, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, **46**, 431-439.

مجید جعفری خالدي

گروه آمار، دانشکده‌ی علوم ریاضی،

دانشگاه تربیت مدرس،

تهران، ایران.

رایانشانی: [jafari-m@modares.ac.ir](mailto:jafari-m@modares.ac.ir)

حمیدرضا زارعی فرد

گروه آمار، دانشکده‌ی علوم ریاضی،

دانشگاه تربیت مدرس،

تهران، ایران.

رایانشانی: [zareifard@modares.ac.ir](mailto:zareifard@modares.ac.ir)

Archive of SID