

پیش‌گویی مقادیر رکوردهای آینده در توزیع نمایی

ابراهیم امینی سرشت^۱، سعید بگرضايی^۲

چکیده:

در این مقاله می‌خواهیم بر اساس مشاهدات اولین n رکورد بالایی از توزیع نمایی، برآورد حداقل درستنمایی پارامتر این توزیع را به دست آوریم. سپس روی مسئله پیش‌گویی نقطه‌ای مقادیر رکوردهای بالایی آینده در توزیع نمایی بر اساس نگرش‌های کلاسیک و بیز و تحت توابع زیان درجه دوم و لاینکس متصرکر می‌شویم. در پایان نیز از طریق شبیه‌سازی مونت کارلو به مقایسه عددی پیشگوهای نقطه‌ای به دست آمده خواهیم پرداخت.

واژه‌های کلیدی: بیز، پیش‌گویی، توزیع پیشین، توزیع گامای معکوس، توزیع نمایی، مقادیر رکورد.

۱ مقدمه

تابع چگالی $f(x; \theta)$ مشاهده کردایم. در این صورت چگالی توأم

مقادیر اولین n -رکورد بالایی (آرنولد و همکاران ۱۹۹۸) به صورت:

$$f(x, \theta) = \prod_{i=1}^{n-1} h(x_i; \theta) f(x_n; \theta) \quad (1)$$

$$-\infty < x_1 < x_2 < \dots < x_n < \infty$$

محاسبه می‌گردد که در آن $\frac{f(x_i; \theta)}{1 - F(x_i; \theta)}$ و $h(x_i; \theta)$ و $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ و $\theta \in \Theta$ ممکن است یک بردار باشد که در آن Θ فضای پارامتر است. برای مطالعه بیشتر در مورد آماره‌های رکوردی می‌توانید به احسن‌الله^۳ (۱۹۹۵) یا آرنولد^۴، بالاکریشنان^۵ و ناگاراجا^۶ (۱۹۹۸) مراجعه کنید.

بسیاری از محققین به مطالعه فاصله پیش‌گویی برای مشاهدات آینده از توزیع نمایی پرداخته‌اند. احسن‌الله (۱۹۸۰) پیش‌گویی مقادیر رکوردهای آینده از این توزیع را مورد مطالعه قرار داد. دانسمور^۷ (۱۹۸۳) مسئله فاصله پیش‌گویی بیزی برای مقادیر رکوردهای آینده از توزیع نمایی را در نظر گرفت. باساک^۸ و بالاکریشنان (۲۰۰۳) پیشگوهای میانه شرطی (*CMP*)، میانه ناریبی (*MUP*) و حداقل درستنمایی (*MLP*) را در توزیع

فرض کنید $\{X_i, i \geq 1\}$ یک دنباله از متغیرهای تصادفی پیوسته، مستقل و هم‌توزیع با تابع توزیع تجمعی $F(x; \theta)$ و تابع چگالی $f(x; \theta)$ که در آن θ یک پارامتر (ممکن است یک بردار از پارامترها باشد) است، باشد. مشاهده X_j یک مقدار رکورد بالایی است اگر مقدارش از همه مشاهدات قبلی بزرگتر باشد. بنابراین X_j یک رکورد بالایی است اگر $X_j > X_i$ برای هر $i < j$. همچنین دنباله زمان‌های رکوردهای بالایی $\{U(n), n \geq 1\}$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$U(1) = 1$$

و برای $n \geq 2$

$$U(n) = \min\{j : j > U(n-1), X_j > X_{U(n-1)}\}.$$

دنباله مقادیر رکوردهای بالایی به صورت ... $X_{U(n)}, n = 1, 2, \dots$ تعریف می‌شود.

فرض کنید مقادیر اولین n رکورد بالایی را به صورت $X_{U(1)} = x_1, X_{U(2)} = x_2, \dots, X_{U(n)} = x_n$ از تابع توزیع تجمعی $F(x; \theta)$ و

^۱دانشجوی دکتری-گروه آمار دانشگاه رازی

^۲کارشناس ارشد-گروه آمار دانشگاه رازی

^۳Ahsanullah

^۴Arnold

^۵Balakrishnan

^۶Nagaraja

^۷Dunsmore

^۸Basak

نمایي به دست آوردن. از مطالعات انجام شده در سال‌های اخیر می‌توان به جاهين^۹ (۲۰۰۴) و احمدی^{۱۰} و همکاران (۲۰۰۷) اشاره زير است: کرد.

$$F(x; \theta) = 1 - \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}, \quad x > 0, \quad \theta > 0. \quad (4)$$

ادame مقاله به اين صورت است که: در بخش ۲، برآوردگر حداکثر درستنمایي پارامتر مجهول θ در 3 را به دست می‌آوريم. در بخش 3 ، مسئله پيش‌گویي نقطه‌اي مقادير رکوردهای بالاي آينده از توزيع نمایي با چگالي داده شده در 3 را بر اساس نگرش‌های کلاسيك و بيز در نظر می‌گيريم. در بخش 4 به مقاييسه عددی پيش‌گوهای نقطه‌اي به دست آمده در بخش 3 می‌پردازيم.

تابع زيان $L(\theta, \delta)$ بيانگر مقدار زيانی است که آماردان متتحمل می‌شود وقتی که θ وضعیت درست طبیعت بوده و او عمل δ را اتخاذ می‌کند. رايچ ترين تابع زيان در مسائل برآورد و پيش‌بینی $L(\theta, \delta) = (\delta - \theta)^2$ که به تابع زيان درجه دوم معروف است. اين تابع زيان متقارن است و بيش برآوردي و کم برآوردي را به طور يکسان جريمه می‌کند. با افزایش اندازه بيش برآوردي و کم برآوردي مقدار اين تابع به سرعت بزرگ می‌شود. تابع زيان دیگري که در اين مقاله با آن سر و کار داريم به فرم:

۲ برآورد

در اين بخش برآورد پارامتر مجهول θ در توزيع نمایي بر اساس مقادير مشاهده شده از اولين n رکورد بالايی از اين توزيع را در نظر می‌گيريم. فرض کنيد اولين n رکورد بالايی را به صورت $X_{U(1)}, X_{U(2)}, \dots, X_{U(n)}$ مشاهده کرده‌ایم. از (1)، (3) و (4)، تابع چگالي توأم $X_{U(1)} = x_1, X_{U(2)} = x_2, \dots, X_{U(n)}$ (مرجع [4] را ببینيد) به صورت:

$$f(x; \theta) = \theta^{-n} \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}, \quad x > 0, \quad \theta > 0 \quad (5)$$

خواهد بود که در آن $(x_1, x_2, \dots, x_n) = x$ است. برآوردگر حداکثر درستنمایي (MLE) برای θ به صورت زير است:

$$\hat{\theta} = \frac{X_{U(n)}}{n}. \quad (6)$$

از آنجا که چگالي حاشيه‌اي $X_{U(n)}$ (مرجع [4] را ببینيد) به صورت:

$$\begin{aligned} f_n(x; \theta) &= f(x; \theta) \frac{[-\ln(1 - F(x; \theta))]^{n-1}}{(n-1)!} \\ &= \frac{1}{\theta^n \Gamma(n)} x^{n-1} \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}, \quad x > 0 \end{aligned} \quad (7)$$

است، يعني $(X_{U(n)}, \dots, X_{U(1)}) \sim gamma(n, \theta)$ ، به راحتی می‌توان ثابت کرد:

$$E(\hat{\theta}) = \theta,$$

$$L(\theta, \delta) = b \exp\{c(\delta - \theta)\} - c(\delta - \theta) - 1$$

يا

$$L(\theta, \delta) = b \exp\{c\Delta\} - c\Delta - 1$$

است که به تابع زيان لايکس يا خطی نمایي شهرت دارد که در آن $\Delta = \delta - \theta$

این تابع نسبت به δ اكيداً محدب است. در اين تابع $b > 0$ پارامتر مقیاس و $c \neq 0$ پارامتر شکل است. بزرگی c بيانگر درجه تقارن تابع مذکور است. در حالتی که $c < 0$ باشد، $L(\Delta)$ وقتی که $0 < \Delta$ است به صورت نمایي و وقتی که $\Delta > 0$ است به صورت خطی افزایش می‌يابد. در حالتی که $0 < c < b$ باشد، $L(\Delta)$ وقتی که $0 < \Delta < c$ است به صورت خطی و وقتی که $\Delta > c$ است به صورت نمایي افزایش می‌يابد. زمانی که c نزديك صفر باشد اين تابع زيان تقریباً با تابع زيان درجه دو برابر است. در اين مقاله حالت $c = 1$ را در نظر می‌گيريم و داريم:

$$L(\theta, \delta) = \exp\{c(\delta - \theta)\} - c(\delta - \theta) - 1. \quad (2)$$

تعريف ۱.۱. گويم متغير تصادفي X داري توزيع نمایي يك پارامتری با پارامتر مقیاس θ است و آنرا با $X \sim Exp(\theta)$ نمایش می‌دهیم، هرگاه تابع چگالی آن به صورت:

$$f(x; \theta) = \frac{1}{\theta} \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}, \quad x > 0, \quad \theta > 0 \quad (3)$$

^۹JaheenLTR

^{۱۰}Ahmadi

به این ترتیب $\hat{\theta}$ یک برآورده‌گر ناریب θ است. از (۵) می‌توان نشان داد که $X_{U(n)}$ آماره بسنده کامل است و از این رو $\hat{\theta}$ برآورده‌گر ناریب به طور یکنواخت دارای کمترین واریانس (*UMVUE*) برای θ است.

خواهد بود و از این رو برآورده‌گر حداکثر درستنمایی پیشگوی (PMLE) θ و پیشگوی حداکثر درستنمایی Y به ترتیب به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_{PMLE} &= \frac{1}{n+1} X_{U(n)}, \\ \hat{\theta}_{MLP} &= \frac{s}{n+1} X_{U(n)}.\end{aligned}\quad (10)$$

۲.۱.۳ پیشگویی میانه شرطی

چگالی شرطی Y به شرط $X_{U(1)}, X_{U(2)}, \dots, X_{U(n)}$ (بنابر خاصیت مارکف) به صورت:

$$f(y | x; \theta) = \frac{y - x_n}{\theta^{s-n} \Gamma(s-n)} \exp \left\{ \frac{y - x_n}{\theta} \right\}, \quad x_n < y \quad (11)$$

است. میانه Y به شرط $X_{U(n)}$ پیشگوی میانه شرطی (*CMP*) نامیده می‌شود (مرجع [11] را ببینید).

حالت اول. θ معلوم. در این حالت پیشگوی میانه شرطی به صورت $\hat{Y}_{CMP} = K(X_{U(n)}, \theta)$ خواهد بود که در آن

$P(K(X_{U(n)}, \theta) | x) = \frac{1}{2}$ است. با توجه به عبارت (۱۱):

$$\int_{x_n}^{K(x_n, \theta)} \frac{(y - x_n)^{s-n-1}}{\theta^{s-n} \Gamma(s-n)} \exp \left\{ \frac{-(y - x_n)}{\theta} \right\} dy = \frac{1}{2}$$

خواهد بود. با تغییر متغیر $y - x_n = t$ $y - x_n$ خواهیم داشت:

$$\int_0^{K(x_n, \theta) - x_n} \frac{t^{s-n-1}}{\theta^{s-n} \Gamma(s-n)} \exp \left\{ \frac{-t}{\theta} \right\} dt = \frac{1}{2}.$$

بنابراین:

$$\hat{Y}_{CMP} = X_{U(n)} + \theta \text{Med}[Z(s-n)]$$

که در آن $\text{Med}[V]$ و $Z(s-n) \sim \text{gamma}(s-n, 1)$ میانه‌ی

متغیر تصادفی V است. چون $\text{Med}[Z(s-n)] = \frac{1}{2} \chi^2_{2(s-n), 0.5}$ پیشگوی حداکثر درستنمایی Y به صورت:

$$\hat{Y}_{CMP} = X_{U(n)} + \frac{\theta}{2} \chi^2_{2(s-n), 0.5}$$

خواهد بود که در آن $\chi^2_{r,p}$ -امین صدک از توزیع خی دو با r درجه آزادی است.

حالت دوم. θ مجھول. هنگامی که θ مجھول باشد، θ با $\hat{\theta}$ در (۳) جایگزین می‌گردد و پیشگوی حداکثر درستنمایی Y به ترتیب

به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{Y}_{CMP} = X_{U(n)} \left(1 + \frac{1}{2n} \chi^2_{2(s-n), 0.5} \right). \quad (12)$$

پیشگویی نقطه‌ای مقادیر رکوردهای بالایی آینده با استفاده از مقادیر رکوردهای بالایی گذشته مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است. برای جزئیات بیشتر می‌توانید مراجع [2], [7], [5] و [10] را ببینید.

۳ پیشگویی مقادیر رکوردهای بالایی

پیشگویی نقطه‌ای مقادیر رکوردهای بالایی آینده با استفاده از مقادیر رکوردهای بالایی گذشته مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است. برای جزئیات بیشتر می‌توانید مراجع [2], [7], [5] و [10] را ببینید.

۱.۳ پیشگویی کلاسیک

۱.۱.۳ پیشگویی حداکثر درستنمایی

فرض کنید که مقادیر اولین n رکورد بالایی را ازتابع چگالی $f(x; \theta)$ به صورت $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ مشاهده کرده‌ایم. می‌خواهیم $s > n$, $Y = X_{U(s)}$ را پیشگویی کنیم.

تابع درستنمایی پیشگوی Y و θ (فرض کنید θ مجھول است) به وسیله باسک و بالاکریشنان (۲۰۰۳) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$L(y, \theta; x) = f(y; \theta) \frac{[H(y; \theta) - H(x_n; \theta)]^{s-n-1}}{\Gamma(s-n)} \times \prod_{j=1}^n h(x_j; \theta), \quad x_n < y$$

که $H(t; \theta) = -\ln(1 - F(t; \theta))$ است. لگاریتم تابع درستنمایی پیشگوی Y و θ به شکل زیر:

$$l = \sum_{j=1}^n \ln h(x_j; \theta) - \ln \Gamma(s-n) + \ln f(y; \theta) + (s-n-1) \ln[H(y; \theta) - H(x_n; \theta)], \quad x_n < y \quad (\lambda)$$

است. با استفاده از ۳، ۴ و ۸ خواهیم داشت:

$$l = -s \ln \theta - \ln \Gamma(s-n) + (s-n-1) \ln(y - x_n) - \frac{y}{\theta}. \quad (9)$$

بنابراین معادلات لگاریتم درستنمایی به صورت:

$$\frac{\partial l}{\partial \theta} = \frac{\theta(s-n-1) - (y - x_n)}{\theta(y - x_n)} = 0$$

به دست می‌آيد که در آن (\cdot, \cdot, β) تابع بتای کامل است. با استفاده از (۱۶) پیش‌گوی بیز نقطه‌ای Y را به صورت زیر محاسبه می‌کنیم:

$$\begin{aligned} E_{h^*}(Y | x) &= \int_{x_n}^{\infty} y h^*(y | x) dy \\ &= \frac{\beta(n + \alpha - 1, s - n + 1)}{(x_n + \beta)^{n+\alpha-1}} \\ &+ \frac{\beta(n + \alpha, s - n)}{(x_n + \beta)^{n+\alpha}} x_n. \end{aligned}$$

بنابراین پیش‌گوی بیز نقطه‌ای تحت تابع زیان درجه دوم برابر مقدار زیر است:

$$\hat{Y}_{BS} = \frac{s + \alpha - 1}{n + \alpha - 1} X_{U(n)} + \frac{\beta(s - n)}{n + \alpha - 1}. \quad (17)$$

همچنین پیش‌گوی بیز نقطه‌ای تحت تابع زیان لاینکس (تابع زیان (۲)) به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{Y}_{BL} = \frac{-1}{c} \ln(E_{h^*}(\exp\{-cY\})). \quad (18)$$

۱.۲.۳ پیش‌گوی بیز تجربی

فرض کنید α و β یعنی پارامترهای توزیع پیشین θ هر دو مجهول باشند. فرض کنید در شرایطی که مشاهدات $X_{U(1)}, X_{U(2)}, \dots, X_{U(n)}$ را در اختیار داریم از قبل همه مشاهدات نمونه رکوردي و هر یک به حجم n را به صورت:

$$X_{j,U(1)}, X_{j,U(2)}, \dots, X_{j,U(n)}, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

در اختیار داشته باشیم. فرض می‌شود نمونه j -ام از توزیع $Exp(\theta_j)$ به دست آمده باشد. با توجه به (۶) برآوردگر حداقل درستنمایی θ_j به صورت $Z_j = \frac{X_{j,U(n)}}{n}$ است.

چگالی شرطی Z_j به شرط θ_j به صورت:

$$f(z_j | \theta_j) = \frac{n^n}{\Gamma(n)\theta_j^n} z_j^{n-1} \exp\left\{-\frac{n z_j}{\theta_j}\right\}, \quad z_j > 0 \quad (19)$$

و توزیع پیشین برای θ_j به شکل زیر:

$$\pi(\theta_j) = \frac{\beta^\alpha \exp\left\{-\frac{\beta}{\theta_j}\right\}}{\Gamma(\alpha)\theta_j^{\alpha+1}}, \quad \alpha > 2, \theta_j > 0 \quad (20)$$

۲.۳ پیش‌گویی بیزی

در این بخش مسئله پیش‌گویی نقطه‌ای مقادیر رکوردهای بالایی آینده را بر اساس نگرش بیز در نظر می‌گیریم. با فرض آن که θ مجهول باشد، توزیع پیشین برای θ را گاما معکوس با پارامترهای $\alpha > 2$ و $\beta > 0$ در نظر می‌گیریم ($\theta \sim IG(\alpha, \beta)$) بنابراین داریم:

$$\pi(\theta) = \frac{\beta^\alpha \exp\left\{-\frac{\beta}{\theta}\right\}}{\Gamma(\alpha)\theta^{\alpha+1}}, \quad \theta > 0 \quad (13)$$

در این صورت تابع چگالی پیشین θ در رابطه زیر صدق می‌کند

$$\pi(\theta | x) \propto f(x | \theta) \pi(\theta). \quad (14)$$

که در آن $f(x | \theta)$ تابع چگالی توام $X_{U(1)}, X_{U(2)}, \dots, X_{U(n)}$ در x و در (۵) و $\pi(\theta)$ تابع چگالی پیشین داده شده در (۱۳) است. با جایگذاری (۵) و (۱۳) در (۱۴) و پس از نرمال‌سازی تابع چگالی پیشین θ به صورت

$$\pi(\theta | x) = \frac{(\beta + x_n)^{n+\alpha} \exp\left\{-\frac{(\beta+x_n)}{\theta}\right\}}{\Gamma(n+\alpha)\theta^{n+\alpha+1}}, \quad \theta > 0 \quad (15)$$

به دست خواهد آمد.

فرض کنید مقادیر اولین n رکورد بالایی را به صورت $Exp(\theta) = x_1, X_{U(2)} = x_2, \dots, X_{U(n)} = x_n$ مشاهده کردہایم. می‌خواهیم بر اساس چنین نمونه‌ای مقادار $Y = X_{U(s)}$, $s > n$ را پیش‌بینی کنیم. تابع چگالی پیش‌گوی بیز Y به شرط x (مرجع [8] را ببینید) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$h^*(y | x) = \int_{\Theta} f_{Y|x}(y | x) \pi(\theta | x) d\theta.$$

با ترکیب چگالی پسین داده شده در (۱۵) و چگالی شرطی داده شده در (۱۱) و انتگرال‌گیری نسبت به θ , چگالی پیش‌گوی بیز Y به شرط n رکورد بالایی گذشته به شکل زیر:

$$h^*(y | x) = \frac{(y - x_n)^{s-n-1} (\beta + x_n)^{n+\alpha}}{\beta(n+\alpha, s-n)(y+\beta)^{s+\alpha}}, \quad y > x_n \quad (16)$$

^{۱۱}Schafer

^{۱۲}Feduccia

پیشگوهای بیز و بیز تجربی، تحت تابع زیان لاینکس را برای مقادیر داده شده c حساب می‌کنیم.

(۶) توان دوم انحرافات $y^*(y^* - y)$ را محاسبه می‌کنیم که در آن y^* هر کدام از پیشگوهای محاسبه شده در مراحل چهار و پنج است.
 (۷) مراحل دو تا شش را هزار مرتبه تکرار می‌کنیم و برآورد ریسک را به صورت میانگین مربع انحرافات در هزار تکرار در نظر می‌گیریم.

محاسبات مربوط به شبیه‌سازی فوق در جدول ۱ آمده‌اند. توجه شود که $E(R_m(Y^*))$ به معنای برآورد ریسک پیش‌گوی بیز تجربی (Y^*) در حالتی که m نمونه رکوردي و هر یک به حجم n در اختیار داشته باشیم، است.

است. پیرو چیفر^{۱۱} و فیداکشا^{۱۲} و با استفاده از (۱۹) و (۲۰)، چگالی حاشیه‌ای Z_j برای $j = 1, 2, \dots, m$ برابر مقدار زیر است:

$$\begin{aligned} f(z_j) &= \int_0^\infty f(z_j | \theta_j) \pi(\theta_j) d\theta_j \\ &= \frac{n^n \beta^\alpha z_j^{n-1}}{\beta(\alpha, n)(nz_j + \beta)^{n+\alpha}}, \quad z_j > 0. \end{aligned} \quad (21)$$

با استفاده از (۲۱) برآورد گشتاوری α و β را به صورت:

$$\tilde{\alpha} = \frac{2nS_2 - (n+1)S_1^2}{nS_2 - (n+1)S_1^2}, \quad \tilde{\beta} = (\tilde{\alpha} - 1)S_1 \quad (22)$$

به دست می‌آوریم که در آن $S_2 = \sum_{i=1}^m \frac{Z_i^2}{m}$ و $S_1 = \sum_{i=1}^m \frac{Z_i}{m}$ است. با جایگذاری $\tilde{\alpha}$ و $\tilde{\beta}$ در (۱۷) و (۱۸) به ترتیب پیش‌گوهای بیز تجربی تحت تابع زیان درجه دوم خطأ و لاینکس (تابع زیان (۲)) به دست خواهد آمد.

۵ نتایج شبیه‌سازی

۴ محاسبات عددی

(۱) اگر n بزرگ باشد ($n \geq 5$) برآورد ریسک پیش‌گوی بیز تحت تابع زیان درجه دوم کمتر از برآورد ریسک پیش‌گوی میانه شرطی است و برای n های کوچک ($n = 2, 3, 4$) برآورد ریسک پیش‌گوی بیز تحت تابع زیان درجه دوم در پیش‌گویی رکوردهای دورتر کمتر از برآورد ریسک پیش‌گوی میانه شرطی است.

(۲) تقریباً همه جا برآورد ریسک پیش‌گوی میانه شرطی کمتر از برآورد ریسک پیش‌گوی حداکثر درستنمایی است.

(۳) همواره برآورد ریسک پیش‌گوی بیز تحت تابع زیان درجه دوم کمتر از برآورد ریسک پیش‌گوی حداکثر درستنمایی است.

(۴) با دور شدن c از صفر برآورد ریسک پیش‌گوی بیز و بیز تجربی تحت تابع زیان لاینکس بزرگ می‌شود و رشد این افزایش در حالتی که c منفی باشد بسیار بیشتر از حالتی است که c مثبت است.

(۵) هنگامی که c به صفر نزدیک می‌شود برآورد ریسک پیش‌گوی بیز و بیز تجربی تحت تابع زیان لاینکس به ترتیب به برآورد ریسک پیش‌گوی بیز و بیز تجربی تحت تابع زیان درجه دوم میل خواهد کرد.

(۶) هنگامی که m و n افزایش می‌یابند برآورد ریسک پیش‌گوهای معرفی شده کاهش پیدا می‌کنند..

(۷) برای هر مقدار دیگری از $\alpha > 2$ و $\beta > 0$ نتایج شبیه‌سازی به صورت بالا است.

پیش‌گوهای حداکثر درستنمایی، میانه شرطی، بیز و بیز تجربی (تحت تابع زیان درجه دوم و لاینکس) برای n و s داده شده، بر اساس شبیه‌سازی مونت کارلو طی مراحل زیر با هم مقایسه می‌شوند:

(۱) به ازای n در نظر گرفته شده، برای مقادیر داده شده α و β

(۲۰) تولید می‌کنیم و سپس به ازای هر زیک نمونه تصادفی از

توزیع $(n, \theta_j/n)$ تولید کرده و آنرا Z_j می‌نامیم. و سپس بر اساس این نمونه‌ها $\tilde{\alpha}$ و $\tilde{\beta}$ را از (۲۲) حساب می‌کنیم.

(۲) برای مقادیر داده شده α و β ، θ را از توزیع پیشین (۱۵) تولید می‌کنیم.

(۳) نمونه تصادفی $v_1, v_2, \dots, v_n, v_s$ را از $Exp(\theta)$ تولید می‌کنیم و قرار می‌دهیم:

$$x_n = \sum_{j=1}^n v_j, \quad y = \sum_{j=1}^s v_j.$$

(۴) پیش‌گوهای حداکثر درستنمایی و میانه شرطی (در حالت مجهول)، بیز و بیز تجربی، تحت تابع زیان درجه دو را محاسبه می‌کنیم.

(۵) یک نمونه‌ی هزار تایی از (۱۶) به روش نمونه‌گیری بر شی^{۱۳} (برای جزئیات بیشتر به مرجع [۶] مراجعه کنید) تولید می‌کنیم و

^{۱۱}Slice Sampling

($\alpha = 2/5, \beta = 1/1$) در پيش‌گويي Y برای مقادير مختلف m, n, c در هزار تکرار (ER)

n	s	$ER(\hat{Y}_{MLP})$	$ER(\hat{Y}_{CMP})$	$ER(\hat{Y}_{BS})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBS})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBS})$	c	$ER(\hat{Y}_{BL})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBL})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBL})$
۱	۴	۲۹,۵۰۰	۱۹,۷۹۳	۲۰,۳۶۲	۱۷,۶۹۲	۱۷,۷۱۰	-1	۱۰۰,۰۰۰	۷۷۹,۲۲۸	۷۲۰,۰۰۶
							-1/1	۲۲,۱۷۰	۵۰,۰۰۶	۵۲,۳۳۸
							-1/10	۱۰,۲۶۰	۱۷,۰۰۷	۱۷,۷۱۶
							-1/10	۱۰,۲۷۷	۱۷,۰۰۷	۱۷,۷۱۶
							/1	۱۰,۰۷۰	۱۶,۱۴۷	۱۶,۰۰۷
							/1	۲۲,۱۸۹	۲۲,۳۹۷	۲۲,۰۰۸
۱	۴	۳۰,۹۲۹	۲۰,۷۷۲	۲۰,۷۰۰	۲۰,۱۱۶	۲۰,۶۹۶	-1	۲۰,۰۹۱	۱۳۶,۰۰۷	۲۰,۰۰۷
							-1/1	۱۰,۰۷۹	۱۷,۰۰۷	۱۷,۰۰۷
							-1/10	۱۰,۰۷۱	۲۰,۰۰۷	۲۰,۰۰۷
							-1/10	۲۰,۰۷۷	۲۰,۰۰۷	۲۰,۰۰۷
							/1	۲۰,۰۷۹	۲۰,۰۰۷	۲۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۸	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
۱	۵	۱۰,۰۹۱	۱۰,۰۰۳	۱۰,۰۰۳	۱۰,۰۰۳	۱۰,۰۰۳	-1	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱
							-1/1	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱
							-1/10	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱
							-1/10	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱
							/1	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱
							/1	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱	۰۰,۰۰۱

n	s	$ER(\hat{Y}_{MLP})$	$ER(\hat{Y}_{CMP})$	$ER(\hat{Y}_{BS})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBS})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBS})$	c	$ER(\hat{Y}_{BL})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBL})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBL})$
۱	۶	۱۷,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	-1	۱۰۰,۰۰۰	۹۱۹,۲۲۷	۹۸۹,۰۰۷
							-1/1	۲۰,۰۰۷	۹۱۹,۰۰۷	۹۸۹,۰۰۷
							-1/10	۱۰,۰۰۷	۹۱۹,۰۰۷	۹۸۹,۰۰۷
							-1/10	۱۰,۰۰۷	۹۱۹,۰۰۷	۹۸۹,۰۰۷
							/1	۱۰,۰۰۷	۹۱۹,۰۰۷	۹۸۹,۰۰۷
							/1	۱۰,۰۰۷	۹۱۹,۰۰۷	۹۸۹,۰۰۷
۱	۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	-1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
۱	۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	-1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷

n	s	$ER(\hat{Y}_{MLP})$	$ER(\hat{Y}_{CMP})$	$ER(\hat{Y}_{BS})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBS})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBS})$	c	$ER(\hat{Y}_{BL})$	$ER_{m=5}(\hat{Y}_{EBL})$	$ER_{m=10}(\hat{Y}_{EBL})$
۱	۸	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	-1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
۱	۹	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	-1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
۱	۰	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	۱۰,۰۰۷	-1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							-1/10	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷
							/1	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷	۰۰,۰۰۷

n	s	$ER(\hat{Y}_{MLP})$	$ER(\hat{Y}_{CMP})$	$ER(\hat{Y}_{BS})$	$ER_{m=3}(\hat{Y}_{EBS})$	$ER_{m=2}(\hat{Y}_{EBS})$	c	$ER(\hat{Y}_{BL})$	$ER_{m=3}(\hat{Y}_{EBL})$	$ER_{m=2}(\hat{Y}_{EBL})$
۴	۵	۲۲/۱۷۱	۱۲/۵۷۱	۱۲/۵۱۴	۱۲/۱۱۷	۱۲/۱۱۹	-1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							-1/1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							/0/1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							/1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰	۱۰۰/۰۰۰
۴	۶	۰۰/۴۴۶	۰۰/۱۹۷	۰۰/۰۷۸	۰۰/۰۸۹	۰۰/۰۷۱	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
۴	۷	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۷۱	۰۰/۰۰۷	۰۰/۰۰۷	۰۰/۰۰۷	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰

n	s	$ER(\hat{Y}_{MLP})$	$ER(\hat{Y}_{CMP})$	$ER(\hat{Y}_{BS})$	$ER_{m=3}(\hat{Y}_{EBS})$	$ER_{m=2}(\hat{Y}_{EBS})$	c	$ER(\hat{Y}_{BL})$	$ER_{m=3}(\hat{Y}_{EBL})$	$ER_{m=2}(\hat{Y}_{EBL})$
۴	۸	۰۰/۱۹۰	۰۰/۰۹۷	۰۰/۰۹۰	۰۰/۰۰۱	۰۰/۰۰۱	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
۴	۹	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
۴	۱۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
۴	۱۱	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	۰۰/۰۰۰	-1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							-1/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰
							/0/0/1	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰	۰۰۰/۰۰۰

مراجع

- [1] Ahmadi, J. and Doostparast, M.(2007). Statistical inference based on record data from pareto model,*Appl. Math. Comput.*,41, 105-118 .
- [2] Ahsanullah, M. (1980). Linear prediction of record values for the two parametr exponential distribution, *Ann. Inst. Statist. Math* 32 (A), 363-368.
- [3] Ahsanullah, M.(1995).*Record Statistics*, Nova science, Hontington, NY.
- [4] Arnold, B.C.,Balakrishnan, N. and Nagaraja, H.N. (1998). *Records*, John Wiley, New York.
- [5] Basak, P. and Balakrishnan, N.(2003). Maximum likelihood prediction of future record statistic, In *Mathematical and Statistical Method in Reliability, Series on Quality, Reliability and Engineering, Volume 7*.

- [6] Dagpunar, J. S.(2007). *Simulation and Monte Carlo*, WILEY, England.
- [7] Dunsmore,IR.(1983). The future occurrence of records, *Ann. Inst. Statist. Math* **35**, 267-277.
- [8] Dunsmore,IR.(1974). The Bayesian predictive distribution in life testing models, *Technometrics* **16**, 455-460.
- [9] Jaheen, Z.F.(2004). Empirical Bayes analysis record statistics based on LINEX and Quadratic loss functions.*Computers and Mathematical with Applications*,**A7**, 947-954.
- [10] Raqab, M.Z. and Nagaraja, H.N.(1995). On some predictor of future order statistics, *Metron*, **53**, nos. 1-2, 185-204.
- [11] Schafer, R.E. and Feduccia, A.J. .(1972). Prior distributions fitted to observed reliability data, *IEEE Transactions on Reliability* **R-21**, 148-154.