

## محاسبه اطلاع فیشر در هر مجموعه دلخواه از آماره‌های مرتب

مهدي روزبه<sup>۱</sup> سيد محمد مهدى طباطبائى<sup>۲</sup>

### چکیده

وقتی  $n$  مشاهده‌ی مستقل و هم توزيع داریم، یک سؤال جالب این است که چگونه اطلاع فیشر در بین آماره‌های مرتب توزيع شده است. دستور کلی برای محاسبه اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب ساده است ولی جزئیات محاسبه‌ی آن پیچیده می‌باشد. یک روش غیرمستقیم استفاده از تجزیه‌ی اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب است که محاسبات را ساده می‌کند. برخی معادلات بازگشته برای اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب استخراج شده که به کمک آن‌ها محاسبات ساده می‌شوند. اطلاع فیشر در نخستین  $r$  آماره‌ی مرتب یک انتگرال  $r$  گانه می‌باشد که به کمک این معادلات به انتگرال‌های دوگانه و معمولی ساده می‌شود. همچنین این نتایج ما را قادر می‌سازد که اطلاع فیشر در هر مجموعه از آماره‌های مرتب را به سادگی محاسبه نماییم. در انتهای کاربرد آنها را در مسائل فضای بهینه مورد بررسی قرار می‌دهیم.

واژه‌های کلیدی: آماره‌ی مرتب، اصل والد، اطلاع فیشر، اطلاع فیشر تعمیم یافته، اطلاع فیشر حاشیه‌ای، چندک نمونه‌ای، رابطه‌ی بازگشته، فضای بهینه.

### ۱ مقدمه

مورد بررسی قرار می‌دهیم.

فرض کنید  $X_{(r:n)}$ ،  $r$  امين آماره‌ی مرتب با تابع چگالی احتمال  $f_{r:n}$  و  $k$  امين گشتاور  $\mu_{r:n}^{(k)}$  باشد. اطلاع فیشر درباره‌ی پارامتر  $\theta$  در مجموعه‌ی اولین  $r$  آماره‌ی مرتب  $(X_{(1:n)}, \dots, X_{(r:n)})$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$I_{1\dots r:n}(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{X_{(r-1:n)}} \dots$$
(1)

$$\int_{-\infty}^{X_{(1:n)}} \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \log f_{1\dots r:n} \right)^2 dF_{1\dots r:n}$$

فرض کنید یک نمونه‌ی تصادفی به حجم  $n$  از توزيعی پیوسته با تابع توزيع تجمعی  $F(x; \theta)$  و تابع چگالی احتمال  $f(x; \theta)$  باشد، که  $\theta$  یک پارامتر با مقدار حقیقی است. همچنین برای  $f(x; \theta)$  شرایط نظم برقرار بوده و تابعی روی  $R^1 \times \Theta \rightarrow \chi$  باشد که در آن  $\chi$  فضای نمونه برای متغیر تصادفی  $X$  و  $\Theta$  فضای پارامتر است. این سؤال که کدام قسمت از نمونه‌ی مرتب شده شامل اطلاع بیشتری است توسط توکی [۱۶] مورد بحث قرار گرفته است. در این بخش محاسبه‌ی اطلاع فیشر را که نقش مهمی در آمار استنباطی و برآوردهای بازی می‌کند

<sup>۱</sup>دانشگاه فردوسی مشهد

<sup>۲</sup>دانشگاه فردوسی مشهد

قرار گرفتند. اینا در اینجا به کمک آنها روابط بارگشته برای اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب استخراج می‌کنیم که محاسبه‌ی اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب به کمک آنها ساده می‌شود.

هم‌چنین نتایج ساده‌ای را بدست می‌آوریم که اطلاع فیشر در هر مجموعه از آماره‌های مرتب می‌تواند به سادگی به صورت ترکیب خطی از اطلاع فیشر در زوج‌های آماره‌های مرتب نمایش داده شود. بنابراین با محاسبه‌ی اطلاع فیشر در تمام مجموعه‌های دوتایی از آماره‌های مرتب به سادگی می‌توان اطلاع فیشر در هر مجموعه‌ی دلخواه از آماره‌های مرتب را محاسبه نمود. در پایان کاربرد این معادلات را در مسائل فضای بهینه مورد بررسی قرار می‌دهیم.

## ۲ تجزیه‌ی اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب

چون اطلاع فیشر دارای خاصیت جمع‌پذیری به عنوان یک اندازه از اطلاعات است رابطه‌ی (۲) به وسیله‌ی خاصیت مارکفی آماره‌های مرتب به دست می‌آید و چون  $f_{r:n|r:n}$  تابع چگالی توان آماره‌های مرتب در یک نمونه به حجم  $(n - r)$  از توزیع اصلی که از سمت چپ در نقطه‌ی  $x = x_{(r:n)}$  برباد شده است، می‌باشد. به وسیله‌ی اصل والد (دیوید [۶]،  $I_{r+1:n|r:n}(\theta)$  می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$I_{r+1:n|r:n}(\theta) = (n - r) \int_{-\infty}^{\infty} g(\omega; \theta) f_{r:n}(\omega; \theta) d\omega \quad (3)$$

به طوری که  $f_{1:r:n}$  و  $F_{1:r:n}$ ، به ترتیب تابع چگالی احتمال و توزیع تجمعی  $(X_{(1:n)}, \dots, X_{(r:n)})$  می‌باشد. در معادله‌ی فوق، محاسبه‌ی  $I_{1:r:n}(\theta)$  پیچیده است زیرا شامل انتگرال روی  $r$  متغیر تصادفی است.

اما به جای معادله‌ی (۱) می‌توانیم تجزیه‌ی اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب را به شکل زیر مورد بررسی قرار دهیم: (خاصیت مارکفی آماره‌های مرتب)

$$I_{1:n:n}(\theta) = I_{1:r:n}(\theta) + I_{r+1:n|r:n}(\theta) \quad (2)$$

به طوری که  $I_{r+1:n|r:n}(\theta)$  میانگین اطلاع شرطی  $X_{(r:n)} = x_{(r:n)}, \dots, X_{(n:n)}$  با شرط  $(X_{(r+1:n)}, \dots, X_{(n:n)})$  می‌باشد. در معادله‌ی اخیر به محاسبه‌ی  $I_{1:r:n}(\theta)$  علاقه‌مندیم، اما برای بدست آوردن این رابطه ابتدا باید  $I_{r+1:n|r:n}(\theta)$  را مورد بررسی قرار دهیم و سپس مقدار  $I_{1:r:n}(\theta)$  را از معادله‌ی (۲) بدست آوریم. این رویکرد را با مطالعه‌ی اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب تعیین می‌دهیم. رابطه‌ی بازگشتی بین گشاورهای آماره‌های مرتب برای هر دو توزیع پیوسته و گسسته توسط چندین مؤلف مورد مطالعه قرار گرفته است. معادله‌ی بازگشتی استاندارد ابتدا توسط کل [۵] به شکل زیر به دست آمد:

$$\mu_{r:n-1}^{(k)} = (n-r)\mu_{r:n}^{(k)} + r\mu_{r+1:n}^{(k)}$$

که این نتیجه به طور مستقیم از روابط بازگشتی مربوط بین تابع چگالی احتمال آماره‌های مرتب استخراج شده است. روابط بازگشتی فوق بین تابع چگالی احتمال آماره‌های مرتب فقط به منظور بدست آوردن روابط بازگشتی بین گشاورهای آماره‌های مرتب مورد بررسی

به طوری که

$$I_{r+1 \dots n-1|r:n-1}(\theta) = (n-r-1) \int_{-\infty}^{\infty}$$

$$g(\omega; \theta) f_{r:n-1}(\omega; \theta) d\omega$$

$$\begin{aligned} g(\omega; \theta) &= \int_{\omega}^{\infty} \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} \log \frac{f(x; \theta)}{1 - F(x; \theta)} \right\}^2 \\ &\times \frac{f(x; \theta)}{1 - F(x; \theta)} dx \end{aligned}$$

اکنون با استفاده از رابطه‌ی

$$f_{r:n-1}(\omega; \theta) = \frac{n-r}{n} f_{r:n}(\omega; \theta) + \frac{r}{n} f_{r+1:n}(\omega; \theta)$$

که اثبات آن در دیوید [۶] می‌باشد، می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} I_{r+1 \dots n-1|r:n-1}(\theta) &= \frac{n-r-1}{n} \\ &\times \left\{ (n-r) \int_{-\infty}^{\infty} g(\omega; \theta) f_{r:n}(\omega; \theta) d\omega \right\} \\ &+ \frac{r}{n} \left\{ (n-r-1) \int_{-\infty}^{\infty} g(\omega; \theta) f_{r+1:n}(\omega; \theta) d\omega \right\} \\ &= \frac{n-r-1}{n} I_{r+1 \dots n|r:n}(\theta) + \frac{r}{n} I_{r+2 \dots n|r+1:n}(\theta) \end{aligned}$$

بنابراین با استفاده از رابطه‌ی (۲) به نتیجه‌ی زیر

می‌رسیم:

$$I_{1 \dots r:n-1}(\theta) = \frac{n-r-1}{n} I_{1 \dots r:n}(\theta) + \frac{r}{n} I_{1 \dots r+1:n}(\theta)$$

بطور مشابه برای  $I_{s \dots n-1:n-1}(\theta)$  می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} I_{s \dots n-1:n-1}(\theta) &= \frac{n-s}{n} I_{s \dots n:n}(\theta) \quad (6) \\ &+ \frac{s-1}{n} I_{s+1 \dots n:n}(\theta) \end{aligned}$$

اکنون با استفاده از رابطه‌ی (۲) می‌توان نوشت:

$$I_{s+1 \dots n|s:n}(\theta) = I_{r \dots s:n}(\theta) - I_{r \dots n:n}(\theta) \quad (7)$$

حال با استفاده از روابط (۷) و

$$I_{Y|X}(\theta) = I_{Y,X}(\theta) - I_X(\theta)$$

بنابراین می‌توان انتگرال  $r$  گانه  $I_{1 \dots r:n}(\theta)$  را بر حسب انتگرال دو گانه‌ی  $I_{1 \dots r:n}(\theta) - I_{r+1 \dots n|r:n}(\theta)$  نوشت. و چون هدف ما در معادله‌ی (۲) محاسبه‌ی  $I_{1 \dots r:n}(\theta)$  است، فقط کافی است  $I_{r+1 \dots n|r:n}(\theta)$  را محاسبه نماییم زیرا همیشه راجع به  $I_{1 \dots r:n}(\theta)$  اطلاع داریم. به عنوان مثال مقدار  $I_{r+1 \dots n|r:n}(\theta)$  برای توزیع نمایی با پارامتر مقیاس با استفاده از خاصیت فعدان حافظه برابر با  $\frac{n-r}{\theta^2}$  است، پس می‌توان نوشت:

$$I_{1 \dots r:n}(\theta) = \frac{n}{\theta^2} - \frac{n-r}{\theta^2} = \frac{r}{\theta^2}$$

### ۳ روابط بازگشته

#### ۱-۳ رابطه‌ی

$$I_{r \dots s:n-1}(\theta) = \frac{n-s-1}{n} I_{r \dots s:n}(\theta) + \frac{s-r+1}{n} \times I_{r \dots s+1:n}(\theta) + \frac{r-1}{n} I_{r+1 \dots s+1:n}(\theta) \quad (4)$$

این رابطه، رابطه‌ی بازگشته دیگری را هم برای اطلاع فیشر در نخستین  $r$  آماره‌ی مرتب شامل می‌شود:

$$\begin{aligned} I_{1 \dots r:n-1}(\theta) &= \quad (5) \\ &\frac{n-r-1}{n} I_{1 \dots r:n}(\theta) + \frac{r}{n} I_{1 \dots r+1:n}(\theta) \end{aligned}$$

برهان: با استفاده از رابطه‌ی (۳) می‌توان نوشت:

که اثبات آن در دیوید [۶] می‌باشد و برهان رابطه‌ی

می‌توان نوشت:

(۱-۳) می‌توان نوشت:

$$I_{r \dots s:n}(\theta) = I_{1 \dots s:n}(\theta) + I_{r \dots n:n}(\theta) - I_{1 \dots n:n}(\theta) \quad (۸)$$

$$\begin{aligned} I_{r+1 \dots s-1|r s:n-1}(\theta) &= (n-s)I_{r+1 \dots s-1|r s:n}(\theta) \\ &+ (s-r-1)I_{r+1 \dots s|r s+1:n}(\theta) \\ &+ rI_{r+2 \dots s|r+1 s+1:n}(\theta) \end{aligned}$$

حال با استفاده از رابطه‌ی (۱-۳)، نتیجه حاصل خواهد شد.

**رابطه‌ی ۳-۳** با فرض داشتن  $I_{1 \dots i:n}(\theta)$  برای  $i = 1, \dots, n$  می‌توان رابطه‌ی زیر را برای محاسبه‌ی  $1 \leq r \leq d \leq n-1$  به ازای  $I_{1 \dots r:d}(\theta)$  بکاربرد:

$$\begin{aligned} I_{1 \dots r:d}(\theta) &= \sum_{i=r}^{n-d+r} \frac{C_{i-1,r-1} C_{n-i-1,d-r-1}}{C_{n,d}} \\ &= \begin{cases} I_{1 \dots i:n}(\theta) & 1 \leq r < d \\ \frac{r}{n} I_{1 \dots n:n}(\theta) & r = d \end{cases} \end{aligned}$$

به طوری که  $C_{n,m} = \frac{n!}{m!(n-m)!}$ . رابطه‌ی فوق تعمیم رابطه‌ی (۵) برای حجم نمونه‌ی کمتر از  $n$  است.

برهان: برهان این رابطه شبیه برهان رابطه‌ی (۱-۳) است.

**رابطه‌ی ۳-۴** فرض کنید برای  $i = 1, \dots, n$ ، دنباله‌ی  $I_{1:i}(\theta)$  محاسبه شده باشد. می‌توان با استفاده از رابطه‌ی زیر،  $I_{1 \dots r:n}(\theta)$  را محاسبه نمود. این رابطه یک انتگرال  $r$  گانه را به انتگرال‌های معمولی ساده می‌کند.

$$I_{1 \dots r:n}(\theta) = \sum_{i=n-r+1}^n C_{i-2,n-r-1} \quad (۹)$$

$$C_n, i(-1)^{i-n+r-1} I_{1:i}(\theta), \quad 1 \leq r < n$$

برهان: با استفاده از رابطه‌ی

$$\begin{aligned} f_{s:n}(\omega; \theta) &= \sum_{i=n-s+1}^n C_{i-1,n-s} \\ &\times C_{n,i} (-1)^{i-n+s-1} f_{1:i}(\omega; \theta) \end{aligned}$$

اکنون با استفاده از روابط (۵) و (۶) و (۸) می‌توان

نوشت:

$$\begin{aligned} I_{r \dots s:n-1}(\theta) &= I_{1 \dots s:n-1}(\theta) + I_{r \dots n-1:n-1}(\theta) \\ &- I_{1 \dots n-1:n-1}(\theta) = \frac{n-s-1}{n} I_{1 \dots s:n}(\theta) \\ &+ \frac{s}{n} I_{1 \dots s+1} + \frac{n-r}{n} I_{r \dots n:n}(\theta) \\ &+ \frac{r-1}{n} I_{r+1 \dots n:n}(\theta) - \frac{n-1}{n} I_{1 \dots n:n}(\theta) \\ &= \frac{n-s-1}{n} [I_{r \dots s:n}(\theta) - I_{r \dots n:n}(\theta) + I_{1 \dots n:n}(\theta)] \\ &+ \frac{s}{n} [I_{r \dots s+1:n} - I_{r \dots n:n} + I_{1 \dots n:n}(\theta)] \\ &+ \frac{n-r}{n} [I_{r \dots s+1:n}(\theta) + I_{s+2 \dots n|s+1:n}(\theta)] \\ &+ \frac{r-1}{n} [I_{r+1 \dots s+1:n}(\theta) + I_{s+2 \dots n|s+1:n}(\theta)] \\ &- \frac{n-1}{n} I_{1 \dots n:n}(\theta) = \frac{n-s-1}{n} I_{r \dots s:n}(\theta) \\ &+ \frac{s-r+1}{n} I_{r \dots s+1:n}(\theta) + \frac{r-1}{n} I_{r+1 \dots s+1:n}. \end{aligned}$$

**رابطه‌ی ۳-۲** رابطه‌ی بازگشته بین اطلاع فیشر مجموعه‌ی دوتایی از آماره‌های مرتب به شکل زیر است:

$$\begin{aligned} I_{r \dots s:n-1}(\theta) &= \frac{n-s}{n} I_{rs:n}(\theta) \\ &+ \frac{s-r-1}{n} I_{rs+1:n}(\theta) + \frac{r}{n} I_{r+1:s+1:n}(\theta) \\ &+ \frac{1}{n} [I_{r \dots s+1:n}(\theta) - I_{r+1 \dots s:n}] \end{aligned}$$

برهان: با استفاده از رابطه‌ی

$$\begin{aligned} f_{rs:n-1}(\omega; \theta) &= \frac{n-s}{n} f_{rs:n}(\omega; \theta) \\ &+ \frac{s-r}{n} f_{rs+1:n}(\omega; \theta) + \frac{r}{n} f_{r+1:s+1:n}(\omega; \theta) \end{aligned}$$

## ۴ اطلاع فیشر در هر مجموعه دلخواه از آماره‌های مرتب

همان‌طور که تعریف شد اطلاع فیشر برای  $(X_{(r_1:n)}, \dots, X_{(r_k:n)})$  به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{X_{(r_{k-1:n})}} \dots \int_{-\infty}^{X_{(r_1:n)}} (\frac{\partial}{\partial \theta} \log f_{r_1 \dots r_k:n})^r dF_{r_1 \dots r_k:n}$$

در این بخش بسط ساده‌ای برای اطلاع فیشر در هر مجموعه از آماره‌های مرتب بدست می‌آوریم به طوری که این بسط شامل محاسبه انتگرال‌های حداکثر دوگانه می‌باشد.

قضیه‌ی ۱-۴ برای  $1 \leq r_1 < \dots < r_k \leq n$  می‌توان نوشت:

$$I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta) = \sum_{i=1}^{k-1} I_{r_i r_{i+1}:n}(\theta) - \sum_{i=2}^{k-1} I_{r_i:n}(\theta)$$

برهان: بنابر خاصیت مارکفی آماره‌های مرتب می‌توان نوشت:

$$I_{r_i|r_1 \dots r_{i-1}:n}(\theta) = I_{r_i|r_{i-1}:n}(\theta)$$

بنابراین با تجزیه‌ی اطلاع فیشر خواهیم داشت:

$$I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta) = I_{r_1:n}(\theta) + I_{r_2|r_1:n}(\theta) + \dots + I_{r_k|r_{k-1}:n}(\theta)$$

که با استفاده از رابطه‌ی

$$I_{r_i|r_{i-1}:n}(\theta) = I_{r_i|r_{i-1}:n}(\theta) - I_{r_i:n}(\theta)$$

رابطه‌ی (۱۰) بدست می‌آید.

قضیه‌ی فوق به صورت زیر قابل تعمیم است.

که اثبات آن در سریکنتن [۱۵] می‌باشد، می‌توان نوشت:

$$I_{s+1 \dots n|s:n}(\theta) = \sum_{i=n-s+1}^n C_{i-2,n-s-1} \\ \times C_{n,i}(-1)^{i-n+s-1} I_{2 \dots i|1:i}(\theta)$$

و چون رابطه‌ی

$$\sum_{i=n-s+1}^n C_{i-2,n-s-1} C_{n-1,i-1} (-1)^{i-n+s-1} = 1$$

برقرار است، پس نتیجه حاصل خواهد شد.

نتیجه‌ی زیر از رابطه‌ی (۳-۳) بدست می‌آید:

$$I_{s \dots n:n}(\theta) = \sum_{i=s}^n C_{i-2,s-2} C_{n,i}(-1)^{i-s} \quad (10) \\ I_{i:i}(\theta), \quad 1 < s \leq n$$

رابطه‌ی ۵-۳

$$I_{rs:n}(\theta) = I_{rs:n}(\theta) \\ + \sum_{i=s-r}^{s-1} \sum_{j=n-s+i+1}^n C_{i-2,s-r-2} C_{j-i-1,n-s} \\ C_{n,j}(-1)^{n-j-r+1} [I_{1:i+1:j}(\theta) - I_{1 \dots i+1:j}(\theta)]$$

برهان: با استفاده از رابطه‌ی بازگشته‌ی زیر که اثبات آن در سریکنتن [۱۵] است، نتیجه‌ی مورد نظر بدست می‌آید:

$$f_{rs:n}(\omega; \theta) = \sum_{i=s-r}^{s-1} \sum_{j=n-s+i+1}^n C_{i-2,s-r-2} \\ C_{j-i-1,n-s} C_{n,j}(-1)^{n-j-r+1} f_{1:i+1:j}(\omega; \theta).$$

عنوان ماتریس اطلاع تعریف نمود به طوری که عنصر  $(ij)$  ام این ماتریس برابر است با:

$$I_{r_1 \dots r_k:n}^{ij}(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{X_{(r_1:n)}} \left( \frac{\partial}{\partial \theta_i} \log f_{r_1 \dots r_k:n} \right) \left( \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log f_{r_1 \dots r_k:n} \right) dF_{r_1 \dots r_k:n}$$

بنابراین قضیه‌ی (۱-۴) را می‌توان برای  $I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta)$  به شکل زیر بیان نمود.

نتیجه ۱-۴

$$I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta) = \sum_{i=1}^{k-1} I_{r_i r_{i+1}:n}(\theta) - \sum_{i=2}^{k-1} I_{r_i:n}(\theta)$$

## ۵ اطلاع فیشر مجانبی

اطلاع فیشر مجانبی در چندک‌های نمونه در گذشته مثلاً در هلپرین [۷] و بالمر و همکارانش [۱۲] مورد بررسی قرار گرفته است.

تعریف: (زنگ [۱۷]) فرض کنید  $i = (i_1, i_2, \dots, i_k)$  وقتی  $\theta_i \rightarrow \infty$ , به طوری که نهفته در  $k$  چندک نمونه‌ای  $(X_{r_1:n}, X_{r_2:n}, \dots, X_{r_k:n})$  در مورد پارامتر  $\theta$  با  $I_{p_1, p_2, \dots, p_k}(\theta)$  نشان داده شده و به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$I_{p_1, p_2, \dots, p_k}(\theta) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} I_{r_1 r_2 \dots r_k:n}(\theta), \quad (۲۲)$$

که به شکل زیر نوشته می‌شود:

$$I_{p_1, p_2, \dots, p_k}(\theta) =$$

$$\sum_{i=0}^k \frac{\left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} F(\xi_{p_{i+1}}; \theta) - \frac{\partial}{\partial \theta} F(\xi_{p_i}; \theta) \right\}^2}{p_{i+1} - p_i}$$

لم ۱-۴ فرض کنید  $\underline{r} = \cup_{i=1}^k r_i$  مجموعه‌ای از اعداد مرتب باشد به طوری که  $r_i \neq \emptyset$ . داریم:

$$I_{\underline{r}:n}(\theta) = \sum_{i=1}^{k-1} I_{r_i:n}(\theta) - \sum_{i=2}^{k-1} I_{r_i:n}(\theta)$$

به عنوان مثال می‌توان نوشت:

$$I_{12245:5}(\theta) = I_{122:5}(\theta) + I_{245:5}(\theta) - I_{2:5}(\theta)$$

$$= I_{122:5}(\theta) + I_{2245:5}(\theta) - I_{22:5}(\theta)$$

= ...

جدول ۱ اطلاع فیشر در مورد پارامتر مقیاسی در توزیع لجستیک را برای تمام زوج‌های آماره‌های مرتب از نمونه‌ای به حجم ۵ نشان می‌دهد به طوری که عناصر قطری برابر با  $I_{i:n}(\theta)$  می‌باشند. با استفاده از این جدول می‌توانیم اطلاع فیشر در آماره‌های مرتب را برای هر مجموعه‌ی دلخواه بدست آوریم. به عنوان مثال (۶)  $I_{12245:5}$  به سادگی برابر است با:

$$2(2/4998 + 2/0932) - 2(2/0932)$$

$$- 1/7298 = 2/1496$$

که برابر است با:  $5I_{1:1}(\theta) / 9$  که دارای مقدار  $(3 + \pi^2)/9$  می‌باشد. به طور مشابه برای  $I_{125:5}(\theta)$  می‌توان نوشت:

$$I_{125:5}(\theta) = I_{12:5}(\theta) + I_{25:5}(\theta) - I_{2:5}(\theta)$$

$$= 4/1922 + 4/1922 - 1/7298$$

$$= 6/6556$$

و به این نتیجه می‌رسیم که  $(X_{(1:5)}, X_{(2:5)}, X_{(5:5)})$  دارای  $92/09$  درصد از حجم کل اطلاعات نمونه هستند.

اکنون اگر فرض کنیم  $\theta' = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)'$  یک بردار حقیقی مقدار  $p$  بعدی باشد می‌توان  $I_{r_1 \dots r_k:n}(\theta)$  را به

یکسان خواهد بود. این موضوع برای اطلاع فیشر مجانبی در کولدوف [۱۰] و چنگ [۱۱] مورد بررسی قرار گرفته است.

به طوری که  $p_0 = 0, p_{k+1} = 1$

$$\mathcal{L}_p = F^{-1}(p; \theta)$$

## ۶ فضای بهینه (اپتیمال) بر اساس

### اطلاع فیشر

#### ۲.۶ حالت چند پارامتری

اگر بخواهیم  $(\theta)$  را که یک تابع اسکالر همواره از  $\theta$  می‌باشد مورد بررسی قرار دهیم، می‌توانیم اطلاع فیشر حاشیه‌ای درباره‌ی پارامتر  $(\theta)$  را در  $(X_{r_1:n}, X_{r_2:n}, \dots, X_{r_k:n})$  که به شکل زیر تعریف می‌شود مورد بررسی قرار دهیم:

$$M_{r_1 \dots r_k:n}(g(\theta)) = \frac{1}{(\nabla g)' I_{r_1 \dots r_k:n}^{-1}(\theta) (\nabla g)}$$

که در آن  $(\nabla g)$  گرادیان بردار  $(\theta)$  را آورد شده در  $\theta$  است. بنابراین انتخاب بهینه براساس اطلاع فیشر حاشیه‌ای درباره‌ی  $(\theta)$  را مجموعه‌ای از آماره‌های مرتب که اطلاع فیشر حاشیه‌ای را ماقزیم می‌نمایند تعریف می‌کنیم. اگر برای خانواده‌ی مکانی و مقیاسی  $\sigma / (\mu - x)$  تابع  $\mu + c\sigma = \mu + c(x - \mu)$  را در نظر بگیریم با مسئله‌ی انتخاب بهینه برای چندک مواجه‌ایم که انتخاب بهینه مجانبی آن توسط کیوبات و اپستاین [۹] و صالح [۱۴] مورد بررسی قرار گرفته است. در جدول ۳، انتخاب بهینه را برای تابع  $\mu + c\sigma = \mu + c(\mu, \sigma)$  به ازای مقادیر مختلف  $c$  از توزیع لجستیک با پارامترهای مکان و مقیاس بررسی نموده‌ایم. از این جدول نتیجه می‌گیریم که هر چه کوچکتر باشد انتخاب بهینه شامل آماره‌های مرتب کوچکتری شده و نسبت اطلاع مجموعه‌ی انتخاب شده افزایش می‌یابد. متذکر می‌شویم که هر انتخاب بهینه برای  $\mu + c\sigma$  تقریباً نسبت به  $c$  متفاوت است به طوری که

در اینجا انتخاب بهینه به انتخاب بهترین زیرمجموعه از آماره‌های مرتب از نمونه‌ی داده شده گفته می‌شود به طوری که بهترین به معنای ماقزیم نمودن اطلاع فیشر در مجموعه‌ی مورد نظر است. بنابراین انتخاب بهینه مجانبی به همین ترتیب با جایگزین نمودن اطلاع فیشر مجانبی (که در بخش قبل تعریف شد) به جای اطلاع فیشر دقیق تعریف خواهد شد.

#### ۱.۶ حالت تک پارامتری

برای یک پارامتر می‌توان به طور ساده انتخاب بهینه را مجموعه‌ی آماره‌های مرتبی تعریف نمود که اطلاع فیشر را در بین تمام مجموعه‌های نظیر ماقزیم کند. برای پارامتر اسکالر در توزیع لجستیک می‌توان بطور مستقیم با استفاده از جدول ۱، انتخاب بهینه به حجم ۲ را مجموعه‌ی  $(X_{(1:5)}, X_{(5:5)})$  در نظر گرفت. اگر انتخاب بهینه در اندازه ۳ را در نظر بگیریم، ۱۰ انتخاب ممکن خواهیم داشت. در جدول ۲ تمام مجموعه‌های سه‌تایی و اطلاع فیشر مربوط به آنها آورده شده است. با توجه به این جدول، مجموعه‌ی  $(X_{(1:5)}, X_{(2:5)}, X_{(3:5)})$  انتخاب بهینه به حجم سه از نمونه‌ی پنج تایی است.

چون اطلاع فیشر در هر زوج از آماره‌های مرتب درباره‌ی پارامتر مقیاس از توزیع نمایی و پارامتر شکل از توزیع واibel برابر است پس انتخاب بهینه برای هر دو توزیع نیز

جدول ۱ -  $I_{rs:n}(\theta)$  برای پارامتر مقیاس در توزیع لجستیک

۵	۴	۳	۲	۱	$r/s$
۵/۹۹۹۸	۵/۱۸۲۹	۴/۱۹۲۷	۳/۴۹۹۸	۲/۷۶۶۶	۱
۵/۱۸۲۹	۴/۲۲۵۸	۳/۰۳۳۱	۲/۰۹۳۲		۲
۴/۱۹۲۷	۳/۰۳۳۱	۱/۷۲۹۸			۳
۳/۴۹۹۸	۲/۰۹۳۲				۴
۱/۷۶۶۶					۵

جدول ۲ -  $I_{rst:n}(\theta)$  برای پارامتر مقیاس در توزیع لجستیک

$I_{rst:5}(\theta)$	$t$	$s$	$r$	$I_{rst:5}(\theta)$	$t$	$s$	$r$
۶/۵۸۹۶	۵	۴	۱	۴/۴۳۹۸	۳	۲	۱
۴/۲۲۶۴	۴	۳	۲	۵/۶۴۲۹	۴	۳	۱
۵/۴۹۶۰	۵	۳	۲	۶/۵۸۹۶	۵	۲	۱
۵/۶۴۲۴	۵	۴	۲	۵/۴۹۶۰	۴	۳	۱
۴/۴۳۹۸	۵	۴	۳	۶/۶۵۵۶	۵	۳	۱

واریانس تعمیم یافته‌ی برآوردهای  $BLU$  مینیمم

می‌نماید، در جدول (۴) مقایسه شده است. البته در توزیع‌های متقارن اگر  $\underline{r} = \{r_1, \dots, r_k\}$  آنگاه  $n + 1 - \underline{r} = \{n + 1 - r_1, \dots, n + 1 - r_k\}$  نیز انتخاب بهینه خواهد بود، که این موضوع را بالمر و همکاران [۲] و آگاوا [۱۱] مورد بررسی قرار دادند.

همان‌طور که در جدول ۴ دیده می‌شود انتخاب بهینه بر اساس ماکریم‌سازی اطلاع فیشر حاشیه‌ای با انتخاب چان و همکاران [۳] متفاوت بوده و دارای نسبت اطلاع بیشتری می‌باشد.

$$E(X_{(r:n)}) \simeq \mu + c\sigma$$

اگر به برداری از پارامترهای نامعلوم علاقه‌مند باشیم، می‌توانیم اطلاع فیشر تعمیم یافته‌ی  $I_{rst:n}(\theta)$  را که | \* | دترمینان ماتریس اطلاع است، مورد بررسی قرار دهیم. می‌توان اطلاع فیشر تعمیم یافته را همانند تفسیر هندسی واریانس تعمیم یافته از کار جانسون و ویچرن [۸] دنبال نمود.

انتخاب بهینه برای پارامترهای مکانی - مقیاسی توزیع لجستیک با کار چان و همکارانش [۳] برای بدست آوردن مجموعه‌ای از آماره‌های مرتب که

جدول ۳ - انتخاب بهینه در اندازه ۴ از نمونه ای  
به حجم ۲۵ از توزیع لجستیک

نسبت اطلاع	انتخاب بهینه	$g(\theta)$
۰/۹۶۰۷	(۵, ۱۰, ۱۶, ۲۱)	$\mu$
۰/۹۵۹۷	(۷, ۱۳, ۱۸, ۲۳)	$\mu + \sigma/3$
۰/۹۵۴۹	(۱۰, ۱۵, ۲۰, ۲۴)	$\mu + 2\sigma/3$
۰/۹۳۹۹	(۱۳, ۱۸, ۲۲, ۲۵)	$\mu + \sigma$
۰/۹۱۱۲	(۲, ۱۶, ۲۱, ۲۴)	$\mu + 2\sigma$

جدول ۴ - مقایسه انتخاب چان و همکارانش با انتخاب بهینه در اندازه ۴ از نمونه ای  
به حجم ۲۵ از توزیع لجستیک

n	انتخاب چان و همکارانش	نسبت اطلاع	انتخاب بهینه	نسبت اطلاع	انتخاب بهینه
۱۶	(۱, ۴, ۱۱, ۱۵)	۰/۷۸۴۸	(۱, ۴, ۱۰, ۱۵)	۰/۷۸۶۵	(۲, ۶, ۱۳, ۱۸)
۱۹	(۲, ۶, ۱۴, ۱۸)	۰/۷۷۵۹	(۲, ۶, ۱۲, ۱۸)	۰/۷۷۷۷	(۲, ۷, ۱۴, ۱۹)
۲۰	(۲, ۷, ۱۴, ۱۹)	۰/۷۷۵۱	(۲, ۷, ۱۳, ۱۹)	۰/۷۷۵۹	(۲, ۸, ۱۷, ۲۲)
۲۳	(۲, ۷, ۱۷, ۲۲)	۰/۷۶۷۵	(۲, ۷, ۱۷, ۲۳)	۰/۷۶۸۶	(۲, ۸, ۱۷, ۲۳)
۲۴	(۲, ۷, ۱۷, ۲۳)	۰/۷۶۵۶	(۲, ۷, ۱۷, ۲۴)	۰/۷۶۵۹	

## مراجع

- [1] Arnold, B.C., Balakrishnan, N. and Nagaraja, H.N., 1992. *A First Course in Order Statistics*, John Wiley, New York.
- [2] Balmer, D.W., Boulton, M. and Sack, R.A. 1974, Optimal solution in parameter estimation problems for the cauchy distribution. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 69, 238-242.
- [3] Chan, L.K., Chan, N.N. and Cheng, S.W., 1971, Best linear unbiased estimate of the parameter of the logistic distribution based on selected order statistics. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 66, 889-892.
- [4] Cheng, S.W., 1975, A unified approach to choosing optimum quantiles for the ABLE's, *J. Amer. Statist. Assoc.*, 70, 155-159.
- [5] Cole, R.H. 1951, Relation between Moment of Order Statistics, *Ann. Math. Statist.*, 22, 308-310.

- [6] David, H.A., 1981, *Order Statistics*, John Wiley, New York.
- [7] Helprin, M. (1952). Maximum likelihood estimation in truncated samples *Ann. Math. Statist.*, 23, 226-238.
- [8] Johnson, R.A. and Wichern, D.W., 1992, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, New York.
- [9] Kubat, P. and Epstein, B. 1980, Estimation of quantiles of location-scale distributions based on two or three order statistics, *Technometrics* 22, 575-581.
- [10] Kulldorff, G., 1973, A note on the optimum Spacing of sample quantiles from the six extreme value distribution *Ann. Statist.*, 1, 592-567.
- [11] Ogawa, J., 1998, Optimal spacing of the selected sample quantiles for the joint estimation of the location and scale parameters of a symmetric distribution, *J. Statist. Plann. and Infer.*, 70, 345-360.
- [12] Park, S., 1996, Fisher information in order statistics, *J. Amer. Statist. Assoc.*, 91, 385-90.
- [13] Park, S., 2005, On calculating the Fisher information in order statistics, *Statist. Papers*, 46, 293-301.
- [14] Saleh, A.K., Md. E., Ali, M.M. and Umbach, D. 1983, Estimating the quantile function of a location-scale family of distributions based on few selected order statistics *J. Statist. Plann. and Infer.*, 8, 75-86.
- [15] Srikantan ,K.S., 1962, Recurrence relation between the PDF's order statistics and some application, *Ann. Math. Statist*, 33, 169-177.
- [16] Tukey, J.W., 1965, Which part of the sample contains the information? *Proceeding of National Academy of Science*, 53, 127-134.
- [17] Zheng, G., 2000, On the rate of convergence of Fisher information in multiple type II censored data, *J. Japan Statist. Society*, 30, 197-204.