



Kharazmi University

The Role of Statistical Independence in Finding Optimal Estimators

Mehdi Shams¹ ; Leila Nasiri²  

1. Department of Statistics, Faculty of Mathematical Sciences, University of Kashan, Kashan, Iran.

E-mail: mehdishams@kashanu.ac.ir

2. Department of Mathematics and Computer Science, Faculty of Science, Lorestan University, Khorramabad, Iran.

✉E-mail: nasiri.le@fs.lu.ac.ir

Article Info

ABSTRACT

Article type:

Research Article

Article history:

Received:

22 February 2020

Revised form:

18 JulyMay 2020

Accepted:

15 September 2020

Published online:

14 May 2022

Keywords:

Estimation;

Risk function;

Independence;

Invariant statistic;

Equivariant estimator.

Introduction

Naturally in choosing a point estimator we are interested in choosing an estimator that minimizes the risk function for all parameter space values. In practice, this is not possible due to the large number of estimators. One way to solve this problem (find optimal estimators) is to limit the range of estimators and find the best estimator in the finite range. This limitation leads us to two types of optimal estimators, namely the best equivariant estimator and the minimum risk unbiased estimator, respectively, in terms of limiting ourselves to the class of equivariant or unbiased estimators. In this paper, the role of independence in simplifying the calculation of these estimators is examined. We also deal with the stochastic independence of an invariant function and its comparison with the Basu's theorem.

To find the optimal estimators, the class of estimators can be limited. This limitation can be applied to the class of equivariant or unbiased estimators, which leads to two types of optimal estimators, namely the best equivariant estimator and the minimum risk unbiased estimator, respectively. For this purpose, in addition to the Rao-Blackwell-Lehmann-Scheffé theorem (*Casella and Berger, 2001*), two other methods have been proposed by *Sathe and Varde (1969)* and *Eaton and Morris (1970)* which can be useful to achieve this goal. In these two methods, by limiting the class of equivariant or unbiased estimators, the estimator with the minimum risk is considered as the optimal estimator. Independence can play a key role in making it easier to calculate the risk function of the best equivariant estimator and the minimum risk unbiased estimator. In fact, the role of independence is to eliminate the conditional probability in calculating the risk function of the best equivariant estimator and the minimum risk unbiased estimator, which in most cases results from Basu's theorem and the independence of ancillary statistic from complete sufficient statistics. Similar to Basu's theorem, it can be shown that in certain circumstances an invariant statistic and equivariant function are independent of each other, which can play a role in eliminating the conditional probability by the independence of the maximum invariant statistic from the equivariant sufficient statistic. It is noteworthy that in this case, the completeness assumption of

Basu's theorem has been replaced by equivariance assumption and the ancillarity assumption of Basu's theorem has been replaced by invariance.

Material and methods

We first introduce the definitions that are needed. In the second part, by limiting the class of equivariant estimators, we create a type of optimal estimator called the best equivariant estimator and show that in groups that act as transitive on the parameter space, an invariant function is independent of the equivariant sufficient statistic. In the third part, by limiting the class of unbiased estimators, we make a type of optimal estimator called minimum risk unbiased estimator, which in a special case where the square error loss function is the same as the minimum variance unbiased estimator, which in the fourth part, in addition to Rao-Blackwell-Lehmann-Scheffé theorem (Casella and Berger, 2001), introduce two other methods proposed by Sathe and Varde (1969) and Eaton and Morris (1970) which, with the help of independence, provide a simpler method for finding a minimum variance unbiased estimator.

Conclusion

The following conclusions were drawn from this research.

- In order to find the optimal estimators by limiting the class of estimators to the class of equivariant or unbiased estimators, the independence of complete sufficient statistics from ancillary statistics and applying Basu's theorem can be a way to simplify calculations.
- In some statistical problems with the transitive transformation group, the equivariant function can be used instead of the complete sufficient statistic. In this case, instead of using the Basu's theorem, the independence of an invariant function and the equivariant sufficient statistic can be inferred. Hence, the assumption of completeness for establishing the Basu's theorem is replaced by the equivariance and having a transitive transformation group.
- Having a transitive group, any invariant function is also ancillary, but the incompleteness of a sufficient statistic can also result in its independence from an invariant statistic. If the group of transitive transformations and complete sufficient statistic is also equivariant, the case of Basu's theorem concludes this view. The opposite is not always true and can be corrected in such a way that if a complete statistic is also equivariant with a transitive group, it is not necessary that each ancillary statistic be independent of it. Rather, it is possible to find an ancillary statistic that is also invariant, which is independent of the given equivariant complete sufficient statistic. By finding the condition that an ancillary statistic is also invariant, these results can be extended, in which case Basu's theorem is the result. Of course, this open problem needs further research and it is hoped that researchers will be diligent in generalizing it.

How to cite: Shams, M., Nasiri, L; (2022). The Role of Statistical Independence in Finding Optimal Estimator. *Mathematical Researches*, 8 (1), 127-147



© The Author(s).

Publisher: Kharazmi University

نقش استقلال آماری در یافتن برآوردهای بهینه

مهدی شمس^۱، لیلا نصیری^۲ ✉

۱. گروه آمار، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران. پست الکترونیکی: mehdishams@kashanu.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، گروه ریاضی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. پست الکترونیکی: nasiri.le@fs.lu.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

به طور طبیعی در انتخاب یک برآوردهای نقطه‌ای علاقه‌مند به انتخاب برآوردهای هستتیم که برای تمام مقادیر فضای پارامتر، تابع مخاطره را مینیمم کند. در عمل با توجه به بزرگی رده برآوردها چنین امکانی وجود ندارد. یکی از راه‌ها برای حل این مشکل (پیدا کردن برآوردهای بهینه)، محدود کردن رده برآوردها و پیدا کردن بهترین برآوردها در رده محدود شده است. این محدودیت بر حسب این که خود را به رده برآوردهای هم‌وردا یا ناریب محدود کنیم به ترتیب منجر به دو نوع برآوردها بهینه یعنی بهترین برآوردها هم‌وردا و برآوردها ناریب با کمترین مخاطره می‌شود که در این مقاله نقش استقلال در ساده‌تر محاسبه کردن این برآوردها مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین به استقلال تصادفی یک تابع ناوردا و هم‌وردا و مقایسه آن با قضیه باسو می‌پردازیم.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۰۳

تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۰۶/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۲۵

تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۲/۲۴

واژه‌های کلیدی:

برآورد،

تابع مخاطره،

استقلال،

آماره ناوردا،

برآوردها هم‌وردا،

استناد: شمس، مهدی؛ نصیری، لیلا؛ (۱۴۰۱). نقش استقلال آماری در یافتن برآوردهای بهینه. پژوهش‌های ریاضی، ۸ (۱)، ۱۴۷-۱۲۷.



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه خوارزمی

۱. مقدمه

برای پیدا کردن برآوردگرهای بهینه می‌توان ردهٔ برآوردگرها را محدود کرد. این محدودیت می‌تواند روی ردهٔ برآوردگرهای هم‌وردا یا نارایب انجام شود که به ترتیب منجر به دو نوع برآوردگر بهینه یعنی بهترین برآوردگر هم‌وردا و برآوردگر نارایب با کمترین مخاطره می‌شود. برای این منظور به جز قضیهٔ رائو-بلاکول-لی-من-شفه (کسلا و برگر، ۲۰۰۱) دو روش دیگر توسط ست و وارد (۱۹۶۹) و ایتون و موریس (۱۹۷۰) مطرح شده است که می‌تواند برای رسیدن به این هدف مفید باشد. در این دو روش با محدود کردن روی ردهٔ برآوردگرهای هم‌وردا یا نارایب، برآوردگری که دارای کمترین مخاطره است به عنوان برآوردگر بهینه در نظر گرفته می‌شود. استقلال می‌تواند در ساده‌تر محاسبه کردن تابع مخاطرهٔ بهترین برآوردگر هم‌وردا و برآوردگر نارایب با کمترین مخاطره نقش اساسی داشته باشد. در حقیقت نقش استقلال حذف احتمال شرطی در محاسبه تابع مخاطرهٔ بهترین برآوردگر هم‌وردا و برآوردگر نارایب با کمترین مخاطره است، که این احتمال شرطی در اکثر موارد به کمک قضیهٔ باسو و استقلال آمارهٔ کمکی از آمارهٔ بسندهٔ کامل نتیجه می‌شود. همچنین مشابه با قضیهٔ باسو می‌توان نشان داد در شرایط خاص یک تابع ناوردا و هم‌وردا از هم مستقل هستند که این نتیجه می‌تواند در حذف احتمال شرطی به کمک استقلال آمارهٔ ناوردا و ماکسیمال از برآوردگر هم‌وردای بسنده ایفای نقش کند. قابل ذکر است که در این حالت فرض کامل بودن برای برقراری قضیهٔ باسو با هم‌وردایی و فرض کمکی بودن با ناوردایی جابه‌جا شده است. برای قابل فهم بودن بهتر مقاله در ابتدا تعاریفی که مورد نیاز است را مطرح می‌کنیم. در بخش دوم با محدود کردن روی ردهٔ برآوردگرهای هم‌وردا یک نوع برآوردگر بهینه به نام بهترین برآوردگر هم‌وردا می‌سازیم و نشان می‌دهیم در گروه‌هایی که روی فضای پارامتر به صورت انتقالی عمل می‌کنند، یک تابع ناوردا از یک برآوردگر هم‌وردای بسنده مستقل است. در بخش سوم با محدود کردن روی ردهٔ برآوردگرهای نارایب یک نوع برآوردگر بهینه به نام برآوردگر نارایب با کمترین مخاطره می‌سازیم که در حالت خاص که تابع زیان مربع خطا باشد همان برآوردگر نارایب با کمترین واریانس است که در بخش چهارم علاوه بر قضیهٔ رائو-بلاکول-لی-من-شفه (کسلا و برگر، ۲۰۰۱) دو روش دیگر که توسط ست و وارد (۱۹۶۹) و ایتون و موریس (۱۹۷۰) مطرح شده‌اند را معرفی می‌کنیم که به کمک استقلال روش ساده‌تری برای یافتن برآوردگر نارایب با کمترین واریانس ارائه می‌دهند.

ابتدا چند مفهوم مقدماتی را تعریف می‌کنیم.

تعریف ۱-۱: مجموعه دلخواه S را در نظر می‌گیریم، هر تابع از $S \times S$ به S را یک عمل دوتایی روی مجموعه S می‌نامیم (رومن، ۲۰۱۲).

تعریف ۱-۲: مجموعهٔ ناتهی \mathcal{G} را همراه با عمل دوتایی $*$ یک گروه گویند، هرگاه:

(الف) \mathcal{G} نسبت به عمل $*$ بسته باشد، یعنی برای هر دو عضو $a, b \in \mathcal{G}$ ، $a * b \in \mathcal{G}$.

(ب) \mathcal{G} نسبت به عمل $*$ شرکت‌پذیر باشد، یعنی برای هر $a, b, c \in \mathcal{G}$

$$a * (b * c) = (a * b) * c.$$

(ج) عنصر $e \in \mathcal{G}$ (عضو همانی) وجود داشته باشد به طوری که به ازای هر $a \in \mathcal{G}$

$$a * e = e * a = a.$$

(د) به ازای هر $a \in \mathcal{G}$ یک $a^{-1} \in \mathcal{G}$ (عضو وارون) موجود باشد به قسمی که

$$a * a^{-1} = a^{-1} * a = e \quad (\text{رومن، ۲۰۱۲}).$$

گروه‌هایی که بیشتر در علم آمار مورد توجه هستند گروه تبدیل‌ها هستند.

تعریف ۱-۳: اگر \mathcal{X} یک مجموعه ناتهی و \mathcal{G} مجموعه تمام توابع یک به یک از \mathcal{X} به \mathcal{X} باشد و عمل گروه را برای هر $g_1, g_2 \in \mathcal{G}$ به صورت $(g_1 \circ g_2)(x) = g_1(g_2(x))$ تعریف کنیم، در این صورت گروه \mathcal{G} را گروه تبدیل‌ها روی \mathcal{X} می‌گویند، (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

یک گروه یک رابطه هم‌ارزی میان اعضای فضای نمونه می‌سازد که رده‌های هم‌ارزی حاصل را مدار می‌نامیم. مدار متناظر با نقطه x را با $O_x = \{gx : g \in \mathcal{G}\}$ نمایش می‌دهیم. در آمار با گروه‌های توپولوژیکی سر و کار داریم. گروه \mathcal{G} را یک گروه توپولوژیکی گویند، هرگاه تابع $l : \mathcal{G} \times \mathcal{G} \rightarrow \mathcal{G}$ با ضابطه $l(g_1, g_2) = g_1^{-1}g_2$ پیوسته باشد (فولند، ۱۹۹۵). اگر $\sigma(\mathcal{X})$ و $\sigma(\mathcal{Y})$ به ترتیب دو σ -جبر روی فضای \mathcal{X} و \mathcal{Y} باشند، تابع $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ را اندازه‌پذیر گویند، هرگاه برای هر $A \in \sigma(\mathcal{Y})$ ، $f^{-1}(A) \in \sigma(\mathcal{X})$ (فولند، ۱۹۹۵). در این مقاله در مورد دو تابع اندازه‌پذیر ناوردا و هم‌وردا بحث خواهد شد که به صورت زیر تعریف می‌شوند.

تعریف ۱-۴: اگر \mathcal{G} گروه تبدیل‌ها روی \mathcal{X} باشد، آماره T را تحت گروه \mathcal{G} ، ناوردا گویند، هرگاه برای هر $x \in \mathcal{X}$ و $g \in \mathcal{G}$ $T(x) = T(gx)$ و آماره S را هم‌وردا گویند، هرگاه برای هر $x \in \mathcal{X}$ و $g \in \mathcal{G}$ $S(gx) = gS(x)$ ، (زکز، ۱۹۷۱).

تعریف ۱-۵: آماره ناوردا T را ناوردا T بیشین گویند، اگر برای هر $x, y \in \mathcal{X}$ که $T(x) = T(y)$ ، $g \in \mathcal{G}$ وجود داشته باشد به قسمی که $y = g(x)$ (زکز، ۱۹۷۱).

تابع ناوردا روی مدارها ثابت است و تابع ناوردا T بیشین علاوه بر آن مقادیر مختلف را به مدارهای مجزا اختصاص می‌دهد و لذا بهترین حالتی است که فضای نمونه را به مدارهایی افراز می‌شود که تحت \mathcal{G} معادل هستند.

تعریف ۱-۶: گروه \mathcal{G} روی فضای \mathcal{X} انتقالی است، هرگاه برای هر $x, y \in \mathcal{X}$ یک $g \in \mathcal{G}$ وجود داشته باشد به قسمی که $y = g(x)$ (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

آماره‌ای که برای استنباط به کار برده می‌شود نباید باعث تلخیص نمونه اولیه به قسمی شود که دیگر برای بررسی مسئله کفایت نکند. برای این منظور از آماره بسنده استفاده می‌کنیم که به صورت زیر تعریف می‌شود.

تعریف ۱-۷: آماره T را برای θ بسنده گویند، هرگاه به ازای هر θ توزیع شرطی $\theta | T = t$ ، برای همه مقادیر t به پارامتر θ بستگی نداشته باشد (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

آماره U را کمکی (فرعی یا غیرآگاهی بخش) برای یک پارامتر گویند، هرگاه توزیع U به آن پارامتر مجهول بستگی نداشته باشد (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸). آماره‌های کمکی به خودی خود هیچ اطلاعی راجع به پارامتر ارائه نمی‌دهند، ولی در

ترکیب با بقیه داده‌ها می‌توانند اطلاعات کاملی راجع به پارامتر داشته باشند و همچنین با شرطی کردن روی آماره‌های کمکی این تضمین وجود دارد که هیچ اطلاعی راجع به پارامتر با این تقلیل از دست نمی‌رود.

تعریف ۸-۱: آماره T را کامل گویند، هرگاه برای هر تابع g ، اگر به ازای هر $\theta \in \Theta$ ، $E_\theta(g(T)) = 0$ ، آن‌گاه به ازای هر $\theta \in \Theta$ ، $P_\theta[g(T) = 0] = 1$ (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

خاصیت کامل بودن یک آماره به تنهایی کاربردی ندارد ولی وقتی این خاصیت مربوط به آماره بسنده باشد، موجب سادگی برخی از مسائل آمار و احتمال می‌شود (پاریسان، ۱۳۹۵).

متغیرهای تصادفی X و Y را مستقل گویند، هرگاه برای هر دو مجموعه A و B از اعداد حقیقی داشته باشیم:

$$P(X \in A, Y \in B) = P(X \in A)P(Y \in B)$$

و آن را با نماد $X \perp Y$ نمایش می‌دهیم. در بسیاری از مسائل آماری نیاز به وجود اثبات استقلال دو آماره داریم. با استفاده از قضیهٔ باسو بدون این که توزیع توأم دو آماره محاسبه شوند، وجود این استقلال ثابت می‌شود.

قضیه ۱-۱ (قضیهٔ باسو): اگر آماره T برای خانوادهٔ توزیع‌های \mathcal{P} بسنده و کامل باشد و آماره U یک آمارهٔ کمکی باشد، آن‌گاه T و U به ازای هر $\theta \in \Theta$ مستقل هستند (باسو، ۱۹۵۵).

می‌دانیم که سه تایی (Θ, \mathcal{A}, L) که در آن Θ فضای پارامتر، \mathcal{A} فضای عمل‌ها و L نمایان‌گر تابع زیان است اساس کار نظریه تصمیم را تشکیل می‌دهند. تابع زیان به صورت زیر تعریف می‌شود.

تعریف ۹-۱: تابع $L: \Theta \times \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ را یک تابع زیان گویند، هرگاه برای هر $a \in \mathcal{A}$ و $\theta \in \Theta$ ، $L(\theta, a)$ برابر مقدار جریمه ناشی از انتخاب عمل a باشد وقتی که θ پارامتر حقیقی است.

تابع‌های زیان معروف عبارتند از:

(الف) تابع زیان مربع خطا (SEL):^۱

$$L(\theta, a) = (a - \theta)^2.$$

(ب) تابع زیان قدر مطلق خطا (AEL):^۲

$$L(\theta, a) = |a - \theta|.$$

(ج) تابع زیان نمایی خطی (LINEX):^۳

$$L(\theta, a) = e^{c(a-\theta)} - c(a-\theta) - 1; c \neq 0.$$

حال اگر وقتی θ پارامتر حقیقی باشد، برآوردگر $\delta: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{A}$ را در نظر بگیریم و $X = x$ مشاهده شود، مقدار زیان ناشی از انتخاب برآورد $\delta(x)$ برابر $L(\theta, \delta(x))$ خواهد بود. به قاعده \mathcal{D} یک تابع تصمیم گویند و ردهٔ تمام تصمیم‌ها را با \mathcal{D} نمایش می‌دهند. بنا براین در سه تایی (Θ, \mathcal{D}, R) ، \mathcal{D} فضای تصمیم و R تابع مخاطره است که به صورت زیر تعریف می‌شود.

^۱ Squared Error Loss

^۲ Absolute error loss

^۳ Linear-Exponential

تعریف ۱-۱۰: تابع $R : \Theta \times \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$ که به صورت زیر تعریف می‌شود را یک تابع مخاطره گویند:

$$R(\theta, \delta) = E_{\theta}(L(\theta, \delta(X))).$$

این تابع میزان دقت یا عدم دقت برآوردگر را نشان می‌دهد. به این معنی که در این جا بهترین برآوردگر δ آن است که برای هر $\theta \in \Theta$ ، $R(\theta, \delta)$ مینیمم شود.

تعریف ۱-۱۱: اگر X یک متغیر تصادفی روی فضای اندازه‌پذیر \mathcal{X} با توزیعی از خانواده $\mathcal{P} = \{P_{\theta} : \theta \in \Theta\}$ باشد، $\delta(X)$ برای $g(\theta)$ ناریب (کلاسیک) است، اگر برای هر $\theta \in \Theta$ ، $E_{\theta}(\delta(X)) = g(\theta)$ (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

تعریف عمومی زیر از ناریبی توسط لی‌من (۱۹۵۱) بیان شده است.

تعریف ۱-۱۲: اگر X یک متغیر تصادفی با توزیعی از خانواده \mathcal{P} باشد، آماره $\delta(X)$ برای $g(\theta)$ ، L-ناریب است، اگر برای هر $\theta, \theta' \in \Theta$ که $\theta \neq \theta'$:

$$E_{\theta}(L(\theta, \delta(X))) \leq E_{\theta}(L(\theta', \delta(X))).$$

در حالت خاص که تابع زیان SEL باشد ناریبی کلاسیک نتیجه می‌شود و نیز اگر تابع زیان AEL باشد، $g(\theta)$ میانه توزیع متغیر تصادفی $\delta(X)$ است. در حالتی که تابع زیان LINEX باشد، $\delta(X)$ یک برآوردگر LINEX-ناریب $g(\theta)$ است، هرگاه $\delta(X)$ برای هر $\theta \in \Theta$ در رابطه $E_{\theta}(e^{a\delta(X)}) = e^{ag(\theta)}$ صدق کند. حال اگر یک برآوردگر ناریب مثل $h(X)$ برای $e^{ag(\theta)}$ پیدا کنیم، یعنی $E_{\theta}(h(X)) = e^{ag(\theta)}$ به شرط آن که با احتمال یک آماره $h(X)$ یک آماره مثبت باشد، برآوردگر $\delta(X) = \frac{1}{a} \ln(h(X))$ یک برآوردگر LINEX-ناریب برای $g(\theta)$ خواهد بود و لذا برای $g(\theta) = \theta$ داریم:

$$\begin{aligned} R(\theta, \delta) &= e^{-a\theta} E_{\theta}(e^{a\delta(X)}) - aE_{\theta}(\delta(X) - \theta) - 1 \\ &= e^{-a\theta} e^{a\theta} - aE_{\theta}(\delta(X) - \theta) - 1 \\ &= -aE_{\theta}(\delta(X) - \theta). \end{aligned}$$

پس از تعریف مفاهیم نظریه تصمیم به دنبال برآوردگرهای بهینه هستیم که یکی از روش‌ها برای رسیدن به این منظور محدود کردن روی رده برآوردگرهای هم‌وردا یا ناریب (خطی ناریب) است که به ترتیب منجر به دو نوع برآوردگر بهینه یعنی بهترین برآوردگر هم‌وردا یعنی MREE^۱ و برآوردگرهای ناریب با کمترین مخاطره یا واریانس به طور یکنواخت یعنی UMRUE^۲ یا UMVUE^۳ (بهترین برآوردگرهای خطی ناریب یعنی BLUE^۴) می‌شود.

^۱ Minimum risk equivariant estimator

^۲ Uniformly minimum risk unbiased estimator

^۳ Uniformly minimum variance unbiased estimator

^۴ Best linear unbiased estimator

تعریف ۱-۱۳: آماره $\delta(\mathbf{X})$ را برآوردگر ناریب با کمترین مخاطره به طور یکنواخت (موضعی) برای $g(\theta)$ گویند، هرگاه برای هر $\theta \in \Theta$ ، $E_{\theta}(\delta(\mathbf{X})) = g(\theta)$ و برای هر برآوردگر ناریب دیگر $T(\mathbf{X})$ از $g(\theta)$ و برای هر $\theta \in \Theta$ داشته باشیم $R(\theta, \delta) \leq R(\theta, T)$ (پارسیان، ۱۳۹۵).

در حالت خاص که تابع زیان SEL باشد، تعریف ۱-۱۱ در حالتی که برای هر $\theta \in \Theta$ داشته باشیم

$$\text{Var}_{\theta}(\delta(\mathbf{X})) \leq \text{Var}_{\theta}(T(\mathbf{X}))$$

منجر به تعریف UMVUE (برآوردگرهای ناریب با کمترین واریانس به طور موضعی یعنی LMVUE)^۱ می‌شود. قضیه زیر شرط وجود UMRUE را بیان می‌کند.

قضیه ۱-۲ (قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه): اگر X یک متغیر تصادفی روی فضای اندازه‌پذیر \mathcal{X} با توزیعی از خانواده $\mathcal{P} = \{P_{\theta} : \theta \in \Theta\}$ و T یک آماره بسنده کامل برای $\theta \in \Theta$ باشد و همچنین تابع زیان $L(\theta, a)$ برای هر $\theta \in \Theta$ ثابت در a محدب باشد، آن‌گاه برای هر پارامتر برآوردپذیر $g(\theta)$ ، یک UMRUE یکتا بر پایه T وجود دارد (پارسیان، ۱۳۹۵).

۲. یافتن بهترین برآوردگرهای هم‌وردا

در این بخش با محدود کردن روی رده برآوردگرهای هم‌وردا یک نوع برآوردگر بهینه به نام بهترین برآوردگر هم‌وردا می‌سازیم و برای راحتی خود را به خانواده با پارامترهای مکان از توزیع‌ها، محدود می‌کنیم. اگر

$$\mathcal{G} = \{g_c : g_c(\mathbf{x}) = (x_1 + c, \dots, x_n + c); c \in \mathbb{R}\}$$

گروه تبدیل‌های خطی روی \mathcal{X} و بردار تصادفی $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ دارای تابع چگالی توأم

$$f_{\theta}(\mathbf{x}) = f(x_1 - \theta, \dots, x_n - \theta)$$

باشد، در این صورت آماره ناوردای بیشین به صورت $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_{n-1})^T$ خواهد بود به طوری که برای هر

$$Y_i = X_i - X_n, \quad i = 1, \dots, n-1$$

زیرا برای هر $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{X}$ و هر $g_c \in \mathcal{G}$ داریم:

$$\mathbf{Y}(g_c(\mathbf{x})) = \mathbf{Y}((x_1 - x_n, \dots, x_{n-1} - x_n)) = \mathbf{Y}(\mathbf{x}).$$

پس \mathbf{Y} تحت گروه \mathcal{G} ، ناورد است. از طرف دیگر اگر برای هر $\mathbf{x}'' = (x'_1, \dots, x'_n) \in \mathcal{X}''$ ، $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ ،

$$\mathbf{Y}(\mathbf{x}) = \mathbf{Y}(\mathbf{x}'') \quad \text{آن‌گاه برای هر } x_i - x_n = x'_i - x'_n, \quad i = 1, \dots, n-1$$

قرار می‌دهیم $c = x'_n - x_n$. بنابراین

$$\mathbf{x}' = (x_1 + c, \dots, x_{n-1} + c) = g_c(\mathbf{x}) \quad \text{یا} \quad x'_i = x_i + c, \quad i = 1, \dots, n-1$$

بنابراین \mathbf{Y} تحت گروه \mathcal{G} ، ناوردای بیشین است.

اکنون با توجه به فرضیات بالا و استفاده از حالت خاص تعریف ۱-۴ برای گروه‌های جمعی، تعریف زیر را مطرح می‌کنیم.

تعریف ۱-۲: برآوردگر δ از θ را هم‌وردای مکانی گویند، هرگاه برای هر عدد حقیقی c و همچنین هر $x_1, \dots, x_n \in \mathcal{X}$

$$\delta(x_1 + c, \dots, x_n + c) = \delta(x_1, \dots, x_n) + c$$

(لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

^۱ Locally minimum variance unbiased estimator

ماهیت برآوردگرهای هم‌وردای مکانی را می‌توان با در نظر گرفتن مفاهیم برآورد نقطه‌ای به این صورت توجیه کرد که اگر فرض کنیم $\delta(\mathbf{X})$ یک برآوردگر θ باشد و $g_c \in \mathcal{G}$ یک تبدیل مکانی باشد، یعنی $g_c(\mathbf{X}) = \mathbf{X} + c\mathbf{1}_n$ (که در آن $\mathbf{1}_n = (1, \dots, 1)$)، در این صورت $\delta(g_c(\mathbf{X})) = \delta(\mathbf{X} + c\mathbf{1}_n)$ یک برآوردگر برای $\theta + c$ خواهد بود، بنابراین:

$$\begin{aligned}\hat{\theta} &= \delta(\mathbf{X}), \\ \hat{\theta} + c &= \delta(\mathbf{X} + c\mathbf{1}_n)\end{aligned}$$

که با کم کردن طرفین این دو تساوی از هم داریم:

$$\delta(\mathbf{X} + c\mathbf{1}_n) = \delta(\mathbf{X}) + c.$$

برآوردگری مثل δ که در تساوی بالا صدق کند را هم‌وردای مکانی نامیم. اگر تابع زیان SEL باشد، آن‌گاه بهترین برآوردگر هم‌وردای مکانی θ به شکل برآوردگر پیتمن در می‌آید:

$$\hat{\theta}_p = \frac{\int \theta f(X_1 - \theta, \dots, X_n - \theta) d\theta}{\int f(X_1 - \theta, \dots, X_n - \theta) d\theta}.$$

نتیجه عمومی زیر برای یافتن بهترین برآوردگر هم‌وردای مکانی مفید است.

قضیه ۱-۲: فرض می‌کنیم بردار تصادفی $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ از خانواده توزیع‌های با پارامتر مکان \mathcal{P} و \mathcal{G} گروه تبدیل‌ها روی \mathcal{X} و $L(\theta, a) = \rho(a - \theta)$ تابع زیان باشد و همچنین $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_{n-1})^T$ که $Y_i = X_i - X_n$ ، $i = 1, \dots, n-1$. اگر فرض کنیم که برآوردگر هم‌وردای مکانی δ_0 برای θ با مخاطره متناهی $R(\theta, \delta_0) < \infty$ وجود

داشته باشد و نیز برای هر \mathbf{y} ، $\eta(\mathbf{y}) = \eta^*(\mathbf{y})$ وجود داشته باشد که عبارت

$$E_0 \{ \rho(\delta_0(\mathbf{X}) - \eta(\mathbf{y})) | \mathbf{Y} = \mathbf{y} \}$$

را مینیمم کند، آن‌گاه بهترین برآوردگر هم‌وردای مکانی δ^* برای θ با مینیمم مخاطره وجود دارد که به صورت

$$\delta^*(\mathbf{X}) = \delta_0(\mathbf{X}) - \eta^*(\mathbf{Y})$$

است (لی‌من و کسلا، ۱۹۹۸).

نتیجه ۱-۲: تحت فرضیات قضیه ۱-۲:

الف) اگر $\rho(a - \theta) = (a - \theta)^2$ ، آن‌گاه $\eta^*(\mathbf{y}) = E_0 [\delta_0(\mathbf{X}) | \mathbf{Y} = \mathbf{y}]$.

ب) اگر $\rho(a - \theta) = |a - \theta|$ ، آن‌گاه $\eta^*(\mathbf{y})$ میانه $\delta_0(\mathbf{X})$ تحت توزیع شرطی $\mathbf{X} | \mathbf{Y} = \mathbf{y}$ هست (لی‌من و

کسلا، ۱۹۹۸).

در صورت وجود آماره بسنده کامل T برای θ ، اگر بتوانیم تابعی از T مثل δ_0 پیدا کنیم، به شرطی که \mathbf{Y} یک آماره کمکی باشد، پیدا کردن برآوردگر هم‌وردا با مینیمم مخاطره ساده می‌شود. زیرا در این صورت می‌توانیم با به کارگیری قضیه باسو (باسو، ۱۹۵۵) از توزیع غیر شرطی از T استفاده کنیم و بنابراین $\eta(\mathbf{y})$ ثابت می‌شود. مطلب اخیر را تحت سه مثال زیر بیان می‌کنیم.

مثال ۱-۲: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از توزیع $N(\theta, \sigma^2)$ باشد که در آن $\theta \in \mathbb{R}$ مجهول و σ^2 معلوم است. در این صورت برآوردگر هم‌وردای مکانی $\delta_0(X_1, \dots, X_n) = \bar{X}$ بسنده کامل است و آماره ناوردای بیشین

\mathbf{Y} یک آماره کمکی است. بنابراین با به کارگیری قضیهٔ باسو $\bar{X} \perp \mathbf{Y}$. اکنون برای هر تابع زبان به صورت

$$\psi(\mathbf{y}) = E_{\circ}(\rho|\bar{X} - \eta(\mathbf{y})|)$$

را مینیمم می‌کند و لذا برآوردگر هم‌وردای مکانی با مینیمم مخاطره از θ برابر $\delta^*(\mathbf{X}) = \bar{X}$ می‌شود. □

مثال ۲-۲: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونهٔ تصادفی از توزیع نمایی دم‌بریده $E(\theta, \sigma^2)$ با تابع چگالی احتمال مشترک زیر باشند:

$$f_{\theta}(x) = \frac{1}{\sigma^2} e^{-(x-\theta)/\sigma^2} I_{\{x: x \geq \theta\}}(x) \quad \theta \in \mathbb{R}; (\sigma^2 \text{ معلوم}).$$

در این جا $X_{(1)}$ برآوردگر هم‌وردای مکانی و همچنین یک آمارهٔ بسندهٔ کامل برای θ است. همچنین آماره \mathbf{Y} که در قضیهٔ ۱-۲ تعریف شد، یک آمارهٔ کمکی است. پس طبق قضیهٔ باسو $X_{(1)} \perp \mathbf{Y}$ و لذا $\eta(\mathbf{y}) = \eta^*(\mathbf{y})$ باید طوری تعیین شود که عبارت

$$\psi(\mathbf{y}) = E_{\circ}(\rho|X_{(1)} - \eta(\mathbf{y})|)$$

را مینیمم کند. بنابراین تحت SEL بهترین برآوردگر هم‌وردای مکانی θ به صورت

$$X_{(1)} - E_{\circ}(X_{(1)}) = X_{(1)} - \frac{\sigma^2}{n}$$

و تحت AEL به صورت

$$X_{(1)} - med_{\circ}(X_{(1)}) = X_{(1)} - \frac{\sigma^2 \ln 2}{n}$$

نوشته می‌شود. □

مثال ۳-۲: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونهٔ تصادفی از توزیع یکنواخت $U\left(\frac{\theta-1}{2\sigma^2}, \frac{\theta+1}{2\sigma^2}\right)$ باشد که در آن σ^2 معلوم است. اختیار می‌کنیم $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}$ و سپس $\eta(\mathbf{y})$ را طوری پیدا می‌کنیم که

$$E_{\circ}[\rho(\delta_{\circ}(\mathbf{X}) - \eta(\mathbf{y})) | \mathbf{Y} = \mathbf{y}]$$

را مینیمم کند. توزیع شرطی $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) | \mathbf{Y} = \mathbf{y}$ فقط از طریق تفاضل $X_{(i)} - X_{(1)}$; $(i = 2, \dots, n)$ به \mathbf{y} بستگی پیدا می‌کند. از طرف دیگر با استفاده از قضیهٔ باسو آمارهٔ بسندهٔ کامل $T = (X_{(1)}, X_{(n)})$ و آمارهٔ کمکی

$$Z_i = \frac{X_{(i)} - X_{(1)}}{X_{(n)} - X_{(1)}}, i = 2, \dots, n-1$$

از هم مستقل هستند. بنابراین توزیع شرطی $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) | X_{(i)} - X_{(1)}$ معادل توزیع شرطی $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) | X_{(n)} - X_{(1)}, Z_i$ خواهد بود که با توجه به استقلال Z_i ها و T ، معادل توزیع شرطی $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) | V = X_{(n)} - X_{(1)}$ خواهد بود که این توزیع حول صفر متقارن است و لذا $\delta_{\circ}(\mathbf{X}) = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}$ یک برآوردگر هم‌وردای مکانی با مینیمم مخاطره برای θ هست. □

□

در انتهای این بخش به استقلال تصادفی یک تابع ناوردا و هم‌وردای می‌پردازیم. به طور شهودی اگر آماره هم‌وردای $T(X)$ بسنده باشد، شامل تمام اطلاعات X درباره پارامتر است و لذا می‌توان راجع به استقلال آن از آماره کمکی $U(X)$ که توزیعش به پارامتر بستگی ندارد صحبت کرد. از طرف دیگر می‌دانیم اگر $U(X)$ یک تابع ناوردا از X باشد، توزیع آن یک تابع ناوردا از پارامتر خواهد بود و اگر گروه \mathcal{G} روی فضای پارامتر Θ به طور انتقالی عمل کند، $U(X)$ کمکی است. با توجه به این که $U(X)$ ناورداست اگر و تنها اگر تابعی از ناورداهای بیشین باشد، پیشنهاد می‌شود که آماره ناورداهای بیشین از $T(X)$ مستقل است.

قضیه ۲-۲: فرض کنید گروه‌های \mathcal{G} و $\bar{\mathcal{G}}$ روی \mathcal{X} و \mathcal{Y} عمل می‌کنند و تابع $\bar{g}x \rightarrow (\bar{g}, x)$ از $\bar{\mathcal{G}} \times \mathcal{Y}$ به \mathcal{Y} اندازه‌پذیر باشد و $\bar{\mathcal{G}}$ به طور انتقالی روی \mathcal{Y} عمل کند و همچنین تابع $\tau: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ اندازه‌پذیر و هم‌وردا و تابع $h: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Z}$ اندازه‌پذیر و نسبت به گروه \mathcal{G} ناوردا باشد. برای متغیر تصادفی $X \in \mathcal{X}$ با توزیع P_0 قرار دهید $Y = \tau(X)$ و $Z = h(X)$ و فرض کنید $\tau(X)$ یک آماره بسنده برای خانواده $\{gP_0 : g \in \mathcal{G}\}$ از توزیع‌های روی \mathcal{X} باشد. بنابراین وقتی برای $g \in \mathcal{G}$ ، X دارای توزیع gP_0 است، آن‌گاه $Y \perp Z$ (ایتون، ۱۹۸۳).
از این که \mathcal{G} به طور انتقالی روی $\{gP_0 : g \in \mathcal{G}\}$ عمل می‌کند و $Z = h(X)$ ، نسبت به گروه \mathcal{G} ناوردا است، توزیع آن تحت هر gP_0 (برای هر $g \in \mathcal{G}$) یکسان است و لذا $Z = h(X)$ آماره کمکی است. بنابراین طبق قضیه باسو از استقلال آن از آماره بسنده کامل نتیجه می‌شود. در قضیه ۲-۲ فرض کامل بودن برای برقراری قضیه باسو با هم‌وردایی جابه‌جا شده است.

مثال ۲-۴: اگر X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از توزیع $N(\mu, \sigma^2)$ ($\mu \in \mathbb{R}$ و $\sigma > 0$ نامعلوم) باشد. با در نظر گرفتن عمل گروه $(a, b)x = ax + b$ آماره بسنده $\tau(X) = (S, \bar{X})$ هم‌وردا است که در آن $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ، زیرا $\tau((a, b)X) = (a, b)(S, \bar{X})$ آماره

$$h(X) = (\tau(X))^{-1}X = \frac{X - \bar{X}}{S}$$

ناوردای بیشین است، زیرا

$$h((a, b)X) = ((a, b)\tau(X))^{-1}(a, b)X = (\tau(X))^{-1}X = h(X)$$

و همچنین اگر $(\tau(X))^{-1}X = (\tau(Y))^{-1}Y$ ، آن‌گاه $Y = [\tau(Y)(\tau(X))^{-1}]X$ و لذا Y و X در یک مدار یکسان قرار دارند. با توجه به انتقالی بودن گروه هر تابع ناوردا مثل $h(X)$ کمکی نیز هست که در این مثال خاص با توجه به این که آماره بسنده هم‌وردای $\tau(X)$ ، کامل نیز هست استقلال آن از آماره ناوردا $h(X)$ که کمکی نیز هست واضح است. ولی با توجه به برقراری شرایط قضیه ۲-۲ در حالت کلی‌تر با نداشتن فرض کامل بودن $\tau(X)$ و کمکی بودن $h(X)$ نیز توانستیم استقلال آماره بسنده هم‌وردا را از یک آماره ناوردا نتیجه بگیریم. □

نتیجه ۲-۲: از این که \mathcal{G} به طور انتقالی روی $\{gP_0 : g \in \mathcal{G}\}$ عمل می‌کند و $Z = h(X)$ ، نسبت به گروه \mathcal{G} ناوردا است توزیع آن تحت هر gP_0 (برای هر $g \in \mathcal{G}$) یکسان است و لذا $Z = h(X)$ آماره کمکی است. بنابراین طبق قضیه باسو از استقلال آن از آماره بسنده کامل نتیجه می‌شود. در قضیه ۲-۲ فرض کامل بودن برای برقراری قضیه باسو با ناوردایی جابه‌جا شده است.

۳. به دست آوردن برآوردهای ناریب با کمترین مخاطره یکنواخت (UMRUE)

در بخش ۲ برای به دست آوردن برآوردهای بهینه خود را به رده برآوردهای هم‌وردا محدود کردیم. در این بخش خود را به رده برآوردهای ناریب محدود می‌کنیم. خواص بهینه متداول در میان برآوردهای ناریب عبارتند از برآوردهای ناریب با کمترین واریانس به طور یکنواخت (UMVUE)، برآوردهای ناریب با کمترین واریانس به طور موضعی (LMVUE)، برآوردهای ناریب با کمترین مخاطره به طور یکنواخت (UMRUE) و بهترین برآوردهای خطی ناریب (BLUE). حال اگر تابع زیان مربع خطا باشد، مسئله به پیدا کردن UMVUE منتهی می‌شود که در بخش ۴ به آن می‌پردازیم. درحالی که تابع زیان کلی باشد، مسئله به پیدا کردن UMRUE منجر می‌شود، که در این بخش خود را به یافتن UMRUE تحت تابع زیان نمایی خطی (LINEX) محدود می‌کنیم. با به کارگیری قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه (کسلا و برگر، ۲۰۰۱) می‌توان برای هر پارامتر LINEX-برآوردپذیر $g(\theta)$ برآورد LINEX-ناریب یکتا با کمترین مخاطره به دست آورد، به این صورت که اگر T یک آماره بسنده کامل برای θ و $h(T)$ یک آماره مثبت باشد که برای هر $\theta \in \Theta$ ، $E_{\theta}(h(T)) = e^{ag(\theta)}$ ، آن‌گاه $\delta^*(T) = \frac{1}{a} \ln h(T)$ ، UMRUE پارامتر $g(\theta)$ است (پارسیان و کرمانی، ۲۰۰۱). حال به ذکر مثال‌هایی در این زمینه می‌پردازیم.

مثال ۳-۱: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از توزیع نمایی منفی $E(\mu, \sigma)$ با تابع چگالی زیر باشد:

$$f_{\mu, \sigma}(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left(-\frac{1}{\sigma}(x - \mu)\right) I_{\{x: x > \mu\}}(x)$$

که μ و σ پارامترهای نامعلوم هستند. می‌خواهیم UMRUE پارامتر μ را پیدا کنیم. می‌دانیم $(X_{(1)}, S)$ یک آماره بسنده کامل برای (μ, σ) است که در آن $S = \sum_{i=1}^n (X_i - X_{(1)})$ از طرف دیگر از این که $X_{(1)}$ دارای توزیع $E(\mu, n\sigma)$ است، نتیجه می‌گیریم

$$E_{\mu, \sigma} \left[(1 - a\sigma/n) \exp(aX_{(1)}) \right] = (1 - a\sigma/n) M_{X_{(1)}}(a) = e^{a\mu}.$$

همچنین با توجه به این که $2S/\sigma$ دارای توزیع $\chi^2_{2(n-1)}$ است، S کمکی است و $E_{\sigma}(S) = \sigma(n-1)$. لذا با توجه به استقلال $X_{(1)}$ و S (قضیه باسو) داریم:

$$E_{\mu, \sigma} e^{aX_{(1)} + \ln\left(1 - \frac{aS}{n(n-1)}\right)} = E_{\mu, \sigma} e^{aX_{(1)}} E_{\mu, \sigma} \left(1 - \frac{aS}{n(n-1)}\right) = \frac{e^{a\mu}}{1 - a\sigma/n} (1 - a\sigma/n) = e^{a\mu}.$$

بنابراین UMRUE پارامتر μ (به شرط $a < 0$) برابر مقدار زیر است:

$$\delta^*(X) = X_{(1)} + \frac{1}{a} \ln\left(1 - \frac{aS}{n(n-1)}\right)$$

و تابع مخاطره این برآوردها به صورت زیر به دست می‌آید:

$$R(\delta^*, \mu) = -aE \left[X_{(1)} - \mu + \frac{1}{a} \ln\left(1 - \frac{aS}{n(n-1)}\right) \right] \square$$

مثال ۳-۲: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از توزیع نمایی با میانگین σ باشد. می‌خواهیم UMRUE پارامتر σ را پیدا کنیم. می‌دانیم $T = n\bar{X}$ یک آماره بسنده کامل برای σ است. با در نظر گرفتن تابع بسل به صورت

$$J_0(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{x}{2}\right)^{2k} / (k!)^2$$

برای هر $\sigma > 0$ داریم:

$$E_{\sigma} \left(J_0(2\sqrt{aX_1}) \right) = \sum_{k=0}^{\infty} a^k E_{\sigma}(X_1^k) / (k!)^2 = \sum_{k=0}^{\infty} a^k \sigma^k k! / (k!)^2 = e^{a\sigma}.$$

با توجه به مثبت بودن مقادیر آماره $J_0(2\sqrt{aX_1})$ ، می‌توان گفت برآوردگر LINEX-نااریب (به شرط $a > 0$) برابر با

$$\delta(X_1) = \frac{1}{a} \ln \left(J_0(2\sqrt{aX_1}) \right)$$

است، بنابراین UMRUE پارامتر σ (که $a > 0$) به صورت

$$\delta^*(T) = \frac{1}{a} \ln \left[E \left(J_0(2\sqrt{aX_1}) \mid T \right) \right]$$

به دست می‌آید. از طرف دیگر چون آماره $U = X_1/T$ دارای توزیع $Beta(1, n-1)$ است، توزیع U به پارامتر مجهول

بستگی ندارد (U آماره کمکی است) و لذا طبق قضیهٔ باسو U و T مستقل هستند. بنابراین:

$$\begin{aligned} g(T) &= E \left(J_0(2\sqrt{aX_1}) \mid T \right) \\ &= E \left(J_0 \left(2\sqrt{\frac{aX_1}{T}} \sqrt{T} \right) \mid T \right) \\ &= E \left(J_0(2\sqrt{aUT}) \right) \\ &= \int_0^1 \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\sqrt{auT})^{2k}}{(k!)^2} (n-1)(1-u)^{n-2} du \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(aT)^k}{(k!)^2} (n-1) \int_0^1 u^k (1-u)^{n-2} du \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(aT)^k}{(k!)^2} (n-1) \frac{\Gamma(n-1)\Gamma(k+1)}{\Gamma(n+k)} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(n)}{\Gamma(n+k)} \frac{(aT)^k}{k!} = H_n(aT) \end{aligned}$$

که در آن تابع $H_{\alpha}(\cdot)$ به صورت زیر تعریف شده است:

$$H_{\alpha}(\lambda) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(\alpha)}{\Gamma(\alpha+k)} \frac{\lambda^k}{k!}.$$

بنابراین UMRUE پارامتر σ (به شرط $a > 0$) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\delta^*(T) = \frac{1}{a} \ln g(T) = \frac{1}{a} \ln H_n(aT).$$

حال اگر $a < 0$ باشد، با در نظر گرفتن تابع بسل

$$I_0(x) = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \left(\frac{x}{2}\right)^{2k} / (k!)^2$$

به سادگی ثابت می‌شود که

$$\frac{1}{a} \ln \left(I_0(2\sqrt{-aX_1}) \right)$$

یک برآوردگر LINEX-نااریب σ (به شرط $a < 0$) است و به طور مشابه داریم:

$$h(T) = E \left(I_0(2\sqrt{aUT}) \right) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(n)}{\Gamma(n+k)} \frac{(-aT)^k}{k!} = H_n(-aT)$$

و بنابراین

$$\delta^{**}(T) = \frac{1}{a} \ln H_n(-aT)$$

یک پارامتر UMRUE σ (به شرط $a < 0$) است. □

مثال ۳-۳: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی n تایی ($n \geq 5$) از توزیع $N(\mu, \sigma^2)$ باشد، که در آن هر دو پارامتر μ و σ^2 نامعلوم هستند. می‌خواهیم UMRUE پارامتر σ^2 را پیدا کنیم. می‌دانیم که (\bar{X}, S^2) یک آماره بسنده کامل برای (μ, σ^2) است و $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ دارای توزیع $\Gamma(\frac{n-1}{2}, 2\sigma^2)$ یا همان $\sigma^2 \chi_{n-1}^2$ است. مشابه مثال‌های قبلی به راحتی می‌توان نشان داد که

$$\frac{1}{a} \ln H_{\frac{n-1}{2}}\left(\frac{a}{2} \sigma^2\right)$$

یک پارامتر UMRUE σ^2 (به شرط $a < 0$) است. برای حالت $a > 0$ از این که برای هر $i = 1, \dots, n$:

$$M_{X_i}(t) = E(e^{tX_i}) = \exp(\mu t + \sigma^2 t^2 / 2)$$

داریم:

$$M_{X_1 - X_2}(t) = M_{X_1}(t)M_{-X_2}(t) = M_{X_1}(t)M_{X_2}(-t) = e^{\sigma^2 t^2}.$$

حال با انتخاب $h(X) = a^{-\frac{1}{2}}(X_1 - X_2)$ به سادگی تحقیق می‌شود که برای هر μ و σ^2 :

$$E_{\mu, \sigma^2} \left[e^{ah(X)} \right] = M_{X_1 - X_2}(a^{-\frac{1}{2}}a) = M_{X_1 - X_2}(\sqrt{a}) = e^{a\sigma^2}$$

یعنی $h(X)$ یک برآوردگر LINEX-ناریب σ^2 (به شرط $a > 0$) است. در نتیجه با به کارگیری قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه و با اختیار کردن $g(S^2) = E \left[e^{ah(X)} \mid (\bar{X}, S^2) \right]$ ، $g(S^2) = E \left[e^{ah(X)} \mid (\bar{X}, S^2) \right]$ یک UMRUE برای پارامتر σ^2 (به شرط $a > 0$) است (پارسیان، ۱۳۸۰). □

۴. یافتن برآوردگرهای ناریب با کمترین واریانس به طور یکنواخت (UMVUE)

اگر برای به دست آوردن برآوردگرهای بهینه رده را به برآوردگرهای ناریب محدود کنیم و تابع زیان مربع خطا باشد، مسئله به پیدا کردن برآوردگر ناریب با کمترین واریانس به طور یکنواخت (UMVUE) منتهی می‌شود. همانند بخش ۳ استقلال آماره بسنده کامل از آماره کمکی و به کارگیری قضیه باسو در پیدا کردن UMVUEها می‌تواند مفید باشد. قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه (کسلا و برگر، ۲۰۰۱) می‌تواند ابزار مناسبی برای پیدا کردن UMVUEها باشد. علاوه بر آن از دو روش دیگر که توسط ست و وارد (۱۹۶۹) و ایتون و موریس (۱۹۷۰) مطرح شده است نیز می‌توان به هدف مورد نظر رسید. در پایان این بخش به مقایسه این دو روش نیز می‌پردازیم. برای دیدن کاربرد قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه در پیدا کردن UMVUEها به مثال زیر می‌پردازیم.

مثال ۴-۱: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی n تایی از توزیع $LN(\mu, \sigma^2)$ باشد که هر دو پارامتر μ و σ^2 مجهول هستند. بنا براین میانگین و واریانس متغیر تصادفی X از توزیع بالا به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$\theta = E_{\mu, \sigma^2}(X) = e^{\mu + \sigma^2/2}, \quad (1)$$

$$\eta^2 = \text{Var}_{\mu, \sigma^2}(X) = e^{2\mu + \sigma^2} (e^{\sigma^2} - 1). \quad (2)$$

برای محاسبه برآورد θ و η^2 ، شیوه معمول استفاده از تبدیل $Y_i = \ln X_i$ ، $i = 1, \dots, n$ با توزیع $N(\mu, \sigma^2)$ است که با این تبدیل مسئله به برآورد پارامترهای توزیع نرمال منجر می‌شود. پس فرض می‌کنیم Y_i ها دارای توزیع $N(\mu, \sigma^2)$ هستند به طوری که روابط (۱) و (۲) برای آن‌ها برقرار باشد. به وضوح (\bar{Y}, S_Y^2) آماره بسنده توأم کامل برای (μ, σ^2) هست که در آن $S_Y^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$. برآوردگر حداکثر درست‌نمایی (MLE) برای θ و η^2 به صورت زیر است:

$$\hat{\theta} = \exp(\bar{Y} + S_Y^2 / 2n),$$

$$\hat{\eta}^2 = \exp(2\bar{Y} + S_Y^2 / n) \{ \exp(S_Y^2 / n) - 1 \}$$

که هر دو به ترتیب برای θ و η^2 اریب هستند، زیرا:

$$E(\hat{\theta}) = \theta \exp\left\{-\frac{n-1}{2n} \sigma^2\right\} \left(1 - \frac{1}{n} \sigma^2\right)^{-(n-1)/2},$$

$$E(\hat{\eta}^2) = \eta^2 \frac{\exp\left\{\left(\frac{2}{n} - 1\right) \sigma^2\right\}}{\exp\{\sigma^2 - 1\}} \left[\left(1 - \frac{4}{n} \sigma^2\right)^{-\frac{n-1}{2}} - \left(1 - \frac{2}{n} \sigma^2\right)^{-\frac{n-1}{2}} \right].$$

فینی (۱۹۴۴) با تعریف سری زیر:

$$f(t) = 1 + t + \frac{n-1}{n+1} \frac{t^2}{2!} + \frac{(n-1)^2}{(n+1)(n+3)} \frac{t^3}{3!} + \dots$$

MLE برای θ و η^2 را به صورت زیر ساده کرد:

$$\hat{\theta} = \exp(\bar{Y}) f\left(\frac{1}{2n} S_Y^2\right),$$

$$\hat{\eta}^2 = \exp(2\bar{Y}) \left\{ f\left(\frac{2}{n} S_Y^2\right) - f\left(\frac{n-2}{n(n-1)} S_Y^2\right) \right\}$$

که برای θ و η^2 نارایب هستند و لذا با توجه به قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه، $\hat{\theta}$ و $\hat{\eta}^2$ به ترتیب UMVUE برای θ و η^2 هستند. اکنون می‌خواهیم با استفاده از قضیه باسو و قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه و تبدیلات متعامد یک صورت انتگرالی برای UMVUE پارامترهای θ و η^2 به دست آوریم.

از این که (\bar{Y}, S_Y^2) آماره بسنده توأم کامل برای (μ, σ^2) و $\exp(Y_n)$ یک برآوردگر نارایب برای θ است، می‌توان با استفاده از قضیه راثو-بلاکول نتیجه گرفت که $E\{\exp(Y_n) | \bar{Y}, S_Y^2\}$ یک UMVUE برای θ است. حال اگر اختیار

کنیم

$$\frac{Y_n - \bar{Y}}{S_Y} = -\sqrt{\frac{n-1}{n}} U$$

با استفاده از تبدیل متعامد هلمرت به سادگی نتیجه می‌شود که تابع چگالی U به صورت زیر است:

$$f_U(u) = \frac{1}{B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)} (1-u^2)^{\frac{n-4}{2}}; \quad -1 < u < 1$$

¹ Maximum likelihood estimator

که بستگی به پارامتر مجهول ندارد و لذا U یک آماره کمکی است. بنابراین با توجه به قضیهٔ باسو U و در نتیجه از $(Y_n - \bar{Y})/S_Y$ مستقل است و لذا:

$$\begin{aligned}\hat{\theta} &= E\left(\exp(Y_n) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right) \\ &= E\left\{\exp\left(\bar{Y} + \frac{Y_n - \bar{Y}}{S_Y}\right) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} \\ &= E\left\{\exp(\bar{Y}) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} E\left\{\exp\left(-\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y U\right) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} \\ &= \exp(\bar{Y}) E\left\{\exp\left(-\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y U\right)\right\}.\end{aligned}\quad (۳)$$

شن (۱۹۹۸) با انجام محاسباتی مقدار بالا را به صورت زیر ساده کرد:

$$\hat{\theta} = \frac{\exp(\bar{Y})}{B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)} \int_{-1}^1 \exp\left(-\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y u\right) (1-u^2)^{\frac{n-4}{2}} du \quad (۴)$$

که یک UMVUE به صورت انتگرالی برای θ است. البته شن (۱۹۹۸) در همان مقاله به سادگی معادل بودن UMVUE به دو صورت بالا یعنی صورت انتگرالی (۴) و صورت سری (۳) را اثبات می‌کند.

اکنون با توجه به این که $\exp(2Y_n) - \exp(Y_n + Y_{n-1})$ یک برآوردگر ناریب برای η^2 است، با استفاده از قضیهٔ رائو-بلاکول-لی-من-شفه می‌توان نتیجه گرفت که UMVUE برای η^2 به صورت زیر است:

$$\hat{\eta}^2 = E\left\{e^{2Y_n} - e^{Y_n + Y_{n-1}} \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\}.\quad (۵)$$

اکنون مشابه با قسمت قبل، UMVUE پارامتر η^2 را پیدا می‌کنیم:

$$\begin{aligned}E\left(\exp(2Y_n) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right) &= E\left\{\exp\left(2\bar{Y} - 2\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y U\right) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} \\ &= \exp(2\bar{Y}) E\left\{\exp\left(-2\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y U\right)\right\} \\ &= \frac{\exp(2\bar{Y})}{B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)} \int_{-1}^1 \exp\left(-2\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y u\right) (1-u^2)^{\frac{n-4}{2}} du.\end{aligned}$$

از طرف دیگر با توجه به قضیهٔ باسو، آمارهٔ کمکی $V = (Y_n + Y_{n-1} - 2\bar{Y})/S_Y$ از \bar{Y} و S_Y مستقل است، لذا:

$$\begin{aligned}E\left\{\exp(Y_n + Y_{n-1}) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} &= \exp(2\bar{Y}) E\left\{\exp(S_Y V) \mid \bar{Y}, S_Y^2\right\} \\ &= \exp(2\bar{Y}) E\left\{\exp(S_Y V)\right\} \\ &= \frac{\exp(2\bar{Y})}{B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)} \int_{-1}^1 \exp\left(\sqrt{\frac{2(n-2)}{n}} S_Y v\right) (1-v^2)^{\frac{n-4}{2}} dv.\end{aligned}$$

با کم کردن طرفین دو رابطهٔ اخیر داریم:

(۶)

$$\hat{\eta}^2 = \frac{e^{2Y}}{B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)} \int_{-1}^1 \left[e^{-2\sqrt{\frac{n-1}{n}} S_Y v} - e^{\sqrt{\frac{2(n-2)}{n}} S_Y v} \right] (1-v^2)^{\frac{n-4}{2}} dv$$

و بنابراین $\hat{\eta}^2$ یک UMVUE به صورت انتگرالی (۶) برای η^2 هست، که به طور مشابه برابر صورت سری به دست آمده در رابطه (۵) هست. □

اکنون به بیان قضیه ست و وارد (۱۹۶۹) می‌پردازیم.

قضیه ۴-۱: متغیر تصادفی Z با مقادیر حقیقی و با تابع توزیع $F_\theta(z)$ را در نظر می‌گیریم و فرض می‌کنیم T آماره بسنده کامل برای $\theta \in \Theta$ باشد. تابع $V(z, t)$ که در شرایط زیر صدق می‌کند را در نظر می‌گیریم:

الف) $V(z, t)$ نسبت به مؤلفه اول (برای هر مقدار ثابت t) یک تابع اکیداً صعودی است.

ب) $U \equiv V(Z, T)$ یک آماره کمکی با تابع توزیع $H(u)$ است.

در این صورت UMVUE برای $F_\theta(z)$ به صورت $H(V(z, T))$ خواهد بود (ست و وارد، ۱۹۶۹).

اثبات: با استفاده از قضیه باسو T و U مستقل هستند. همچنین با توجه به این که $I_{\{z: Z \leq z\}}(z)$ یک برآوردگر ناریب برای $F_\theta(z)$ است، با به کارگیری قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه، UMVUE برای $F_\theta(z)$ به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} E\left[I_{\{z: Z \leq z\}}(z) | T = t\right] &= P(Z \leq z | T = t) \\ &= P(V(z, T) \leq V(z, T) | T = t) \\ &= P(U \leq V(z, t)) \quad (T \perp U) \\ &= H(V(z, t)) \quad \square \end{aligned}$$

مثال ۴-۲: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی با اندازه $n \geq 3$ از توزیع $N(\mu, \sigma^2)$ باشد که $\mu \in \mathbb{R}$ و $\sigma > 0$ می‌خواهیم برای $P_{\mu, \sigma^2}(X_1 \leq x)$ یک UMVUE پیدا کنیم. کولموگوروف (۱۹۵۰)، لیرمن و رزنیکوف (۱۹۵۵) و همچنین بارتون (۱۹۶۱) و باسو (۱۹۶۴)، برای حل این مسئله روش‌هایی ارائه دادند.

اگر قرار دهیم $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ، آن‌گاه $T = (\bar{X}, S)$ آماره بسنده کامل برای (μ, σ^2) هست و همچنین $U = (X_1 - \bar{X})/S$ یک آماره کمکی است، لذا با استفاده از قضیه ۴-۱، UMVUE برای $F_{\mu, \sigma^2}(x)$ به صورت $H((x - \bar{X})/S)$ داده می‌شود که H تابع توزیع کناری U است و تابع چگالی احتمال کناری U در کتاب راثو (۱۹۷۳، صفحه ۳۲۳) به دست آمده است. راثو برای این منظور تعریف می‌کند:

$$V = \frac{\sqrt{n}}{n-1} U.$$

بنابراین V دارای تابع چگالی احتمال زیر است:

$$f_V(v) = k (1-v^2)^{\frac{n-4}{2}} \quad ; \quad |v| \leq 1$$

و در نتیجه UMVUE برای $F_{\mu, \sigma^2}(x)$ برابر است با

$$\int_{-1}^{\frac{\sqrt{n} \cdot x - \bar{X}}{S}} f_V(v) dv \quad \square$$

مثال ۳-۴: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی با اندازه $n \geq 2$ از توزیع وایبل $W(p, \theta)$ با تابع چگالی زیر باشد:

$$f_{\theta}(x) = \frac{p}{\theta} x^{p-1} \exp(-x^p / \theta) ; x > 0, \theta > 0$$

به طوری که $p > 0$ معلوم است. در این حالت $T = \sum_{i=1}^n X_i^p$ آماره بسنده کامل برای θ خواهد بود. همچنین از این که X_1^p, \dots, X_n^p یک نمونه تصادفی از توزیع نمایی $E(\theta)$ هستند، بنابراین $U = X_1^p / T$ دارای توزیع $Beta(1, n-1)$ است، لذا U یک آماره کمکی با تابع توزیع $F(u) = 1 - (1-u)^{n-1}$ است. بنابراین با توجه به قضیه ۱-۴، $UMVUE$ برای

$$P_{\theta}(X_1 \leq x) = P_{\theta}(X_1^p \leq x^p)$$

برابر است با:

$$k(T) = \begin{cases} 1 - (1 - x^p / T)^{n-1} & T > x^p \\ 0 & T \leq x^p. \end{cases}$$

در حالت خاص که $p = 1$ باشد، توزیع وایبل برابر توزیع نمایی $E(\theta)$ خواهد شد و $UMVUE$ برای

$$P_{\theta}(X_1 \leq x) = 1 - \exp(-x / \theta)$$

به شرط این که $T > x$ باشد برابر

$$1 - \left(1 - \frac{x}{T}\right)^{n-1}$$

خواهد بود. □

مثال ۴-۴: فرض می‌کنیم X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از توزیع $\Gamma(\alpha, \beta)$ ، با تابع چگالی زیر باشد:

$$f_{\beta}(x) = \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(\alpha)} e^{-x/\beta} x^{\alpha-1} \quad x \geq 0 ; \alpha, \beta > 0$$

که در آن α معلوم است، در این صورت $T = \sum_{i=1}^n X_i$ آماره بسنده کامل برای β است و چون توزیع $U = X_1 / T$ یعنی $B(\alpha, (n-1)\alpha)$ به پارامتر مجهول β بستگی ندارد، لذا U یک آماره کمکی است. بنابراین با استفاده از قضیه ۱-۴ با فرض این که $0 \leq x/t \leq 1$ ، $UMVUE$ برای $P_{\theta}(X_1 \leq x)$ برابر است با:

$$\frac{1}{B(\alpha, (n-1)\alpha)} \int_0^{x/t} y^{\alpha-1} (1-y)^{(n-1)\alpha-1} dy \quad \square$$

همچنین ست و وارد (۱۹۶۹) برای توزیع نمایی دو پارامتری در حالت‌های مختلف که یکی از پارامترها و یا هر دو آنها مجهول باشند به روش ذکر شده $UMVUE$ پیدا کرده‌اند.

ایتون و موریس (۱۹۷۰) به منظور تسهیل در به دست آوردن $UMVUE$ مشابه قضیه ۱-۴ قضیه‌ای را مطرح کردند. روش کار به این صورت است که اگر یک برآوردگر ناریب از یک پارامتر را بتوان به صورت تابعی از آماره بسنده کامل و یک آماره کمکی بیان کرد، آن‌گاه $UMVUE$ پارامتر را می‌توان به صورت امید ریاضی همان تابع نوشت که در آن امید ریاضی بر حسب توزیع کناری آماره کمکی به دست می‌آید. بنابراین چون با توجه به قضیه باسو آماره بسنده کامل از آماره کمکی

مستقل است، این آماره در محاسبه $UMVUE$ هیچ نقشی ندارد. اکنون به بیان قضیه ایتون و موریس (۱۹۷۰) می‌پردازیم که در اثبات آن به طور مستقیم از قضیه باسو استفاده می‌شود.

قضیه ۴-۲: فرض می‌کنیم $h(\mathbf{X}) = W(T, U)$ یک برآوردگر ناریب برای پارامتر $\gamma(\theta)$ باشد و وقتی که T آماره بسنده کامل برای θ و U یک آماره کمکی باشد. در این صورت $UMVUE$ برای $\gamma(\theta)$ برابر است با:

$$\gamma^*(T) = E_U[W(T, U)]$$

که در آن E_U امید ریاضی بر حسب توزیع کناری U هست (ایتون و موریس، ۱۹۷۰).

اثبات: با استفاده از قضیه باسو T و U مستقل هستند. پس به کمک قضیه راثو-بلاکول-لی-من-شفه، $UMVUE$ برای $\gamma(\theta)$ برابر است با:

$$\begin{aligned} E(h(\mathbf{X})|T=t) &= E(W(T, U)|T=t) \\ &= E(W(t, U)|T=t) \quad (T \perp U) \\ &= E_U(W(t, U)) \\ &= \gamma^*(t). \quad \square \end{aligned}$$

ایتون و موریس (۱۹۷۰) در قضیه ۴-۲ فرضی که ست و وارد (۱۹۷۰) در قضیه ۴-۱ در نظر گرفته بودند یعنی وجود یک تابع $V(z, t)$ که برای هر مقدار ثابت t روی مؤلفه اول نانزولی باشد را لازم ندانسته‌اند، بلکه آن‌ها یک برآوردگر ناریب که تابعی از آماره بسنده کامل و آماره کمکی باشد را در نظر گرفته‌اند که این کار نسبت به روش ست و وارد (۱۹۶۹) از نظر کاربرد بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طور نمونه مورد اخیر در زمینه گروه‌های ناوردا به کار می‌رود و منجر به کاربردهای جالبی شامل تعمیم چند متغیره از نتیجه کولموگوروف می‌گردد که در مثال ۴-۲ همین بخش به آن اشاره شده است.

۶. نتیجه گیری

برای پیدا کردن برآوردگرهای بهینه از روش محدود کردن رده برآوردگرها به رده برآوردگرهای هم‌وردا یا ناریب (که به ترتیب منجر به بهترین برآوردگر هم‌وردا و برآوردگر ناریب با کمترین مخاطره می‌شود)، استقلال آماره بسنده کامل از آماره کمکی و به کارگیری قضیه باسو می‌تواند در ساده‌تر کردن محاسبات راه گشا باشد. ولی در برخی مسائل آماری با گروه تبدیلات انتقالی، می‌توان به جای آماره بسنده کامل از تابع هم‌وردا استفاده کرد و در این حالت به جای استفاده از قضیه باسو، استقلال یک تابع ناوردا و یک تابع بسنده هم‌وردا را می‌توان نتیجه گرفت. در این حالت فرض کامل بودن برای برقراری قضیه باسو با هم‌وردایی و انتقالی بودن گروه تبدیلات جابه‌جا شده است. لازم به یادآوری است که انتقالی بودن گروه موجب می‌شود هر تابع ناوردا کمکی نیز باشد، ولی با این حال کامل نبودن یک آماره بسنده نیز می‌تواند استقلال آن از یک آماره ناوردا را نتیجه دهد. واضح است که در حالتی که گروه تبدیلات انتقالی و آماره بسنده کامل، هم‌وردا نیز باشد، قضیه باسو این دیدگاه را نتیجه می‌دهد. عکس این مطلب همواره صحیح نیست و به این صورت قابل اصلاح است که اگر در یک آماره بسنده کامل نسبت به یک گروه انتقالی هم‌وردا نیز باشد لزومی ندارد هر آماره کمکی از آن مستقل باشد بلکه می‌توان آماره کمکی که ناوردا نیز باشد پیدا کرد که از آماره بسنده کامل هم‌وردای داده شده مستقل باشد. با پیدا کردن شرایطی که یک آماره

کمکی، ناوردا نیز باشد می توان این نتایج را گسترش داد که در این حالت قضیهٔ باسو نتیجه می شود. البته این مسئله نیاز به بررسی و تحقیقات بیشتری دارد و امید است محققان در پیشبرد و تعمیم آن کوشا باشند.

References

۱. پارسیان، ا.، ۱۳۸۰، برآورد نقطه‌ای نااریب، ندا، انجمن آمار ایران، سال اول، شماره اول، ص (۹-۱۴).
۲. پارسیان، ا.، ۱۳۹۵، استنباط آماری، جلد اول، انتشارات علمی پارسیان.
3. Barton, D. E., ۱۹۶۱, Unbiased Estimation of a Set of Probabilities, *Biometrika*, 49, pp.227-229.
4. Basu, D., 1955, On Statistics Independent of a Complete Sufficient Statistic, *Sankhya*, 15, pp.377-380.
5. Basu, A. P., 1964, Estimates of Reliability for some Distributions Useful in Life Testing, *Technometrics*, 6, pp.215-219.
6. Casella, G. and Berger, R., 2001, *Statistical Inference*, ۲nd Edition, Wadsworth, Pacific Groves, California.
7. Eaton, M. L. , 1983, *Multivariate Statistics, A Vector Space Approach*. Wiley, New York.
8. Eaton, M. L. and Morris, C.N., 1970, The Application of Invariance to Unbiased Estimation, *Ann. Math. Statist.*, 41, pp.1708-1716.
9. Finney, D. J., 1941, On the Distribution of a Variate whose Logarithm is Normally Distributed, *J. R. Stat. Soc. Suppl.*, 7, pp. 155-161.
10. Folland, G. B., 1995, *A Course in Abstract Harmonic Analysis*. CRC Press. Boca Raton.
11. Kolmogorov, A. N. 1950, Unbiased Estimators, *Izvestiaa Akad. Nauk SSSR Series Math.*, 14, pp.303-326.
12. Lehmann, E. L. 1951, A General Concept of Unbiasedness, *Ann. Math. Statist.*, 22, pp.587-592.

13. Lehmann, E. L. and Casella, G., 1998, *Theory of Point Estimation*, 2nd Edition, Springer-Verlag, New York.
14. Lieberman, G. J. and Resnikoff, G. J., 1955, Sampling Plans for Inspection by Variables, *J. Amer. Statist. Assoc.*, 50, pp.457- 516.
15. Parsian, A and Kirmani, S.N.U.A., 2001, Estimation Under LINEX Loss Function, *Handbook of Applied Econometrics and Statistical Inference*, eds. Uplah et al, Ch. 4, pp. 53-76.
16. Rao, C. R., 1973, *Linear Statistical Inference and its Applications*, 2nd Edition, Wiley, New York.
17. Roman, S., 2012, *Fundamentals of Group Theory: An Advanced Approach*. Birkhauser, Basel.
18. Sathe, Y. S. and Varde, S. R., 1969, On Minimum Variance Unbiased Estimation of Reliability, *Ann. Math. Statist.*, 40, pp.710-714.
19. Shen, W. H., 1998, Estimation of Parameters of a Lognormal Distribution, *Taiwanese J. of Math.*, 2, pp.243-250.
20. Zacks, S., 1971, *The Theory of Statistical Inference*, Johns Wiley and Sons, New York.