

Тема 20

<https://github.com/v--/se2018>

Точкови и интервални оценки за параметрите на нормалното разпределение.

Янис Василев

Оригинал: 4 юли 2019

Ревизия: 91d5bc9 от 09 юни 2021

За всеки случай проверете дали няма по-нова ревизия

1. Теория

Общата теория е базирана на Димитров и Янев, *Вероятности и статистика*, а оценките за нормалното разпределение - на Въндев, *Приложна статистика 1*.

1.1. Анотация

Изложената анотацията е взета от *Конспект за ДИ за спец. статистика*.

1. Определения за точкови и интервални оценки.
2. Свойства на точковите оценки.
3. Неравенство на Рао-Крамер.
4. Доверителни интервали за параметрите на нормалното разпределение.

1.2. Основни понятия

Считаме, че е зададено вероятностно пространство (Ω, \mathcal{F}, P) .

Определение 1 (Извадки). Нека ξ е случайна величина над (Ω, \mathcal{F}, P) . Множеството от елементарни събития Ω в статистиката често се нарича **генерална съвкупност**.

- Ако случайните величини ξ_1, \dots, ξ_n са независими две по две и имат същото разпределение като ξ , казваме, че ξ_1, \dots, ξ_n са **наблюдения** над ξ и че те са **проста извадка** с обем n над генералната съвкупност Ω . Понякога ги разглеждаме и като случаен вектор $\vec{\xi}_n = (\xi_1, \dots, \xi_n)$.

- **Функция на правдоподобие** $l_{\xi}(x)$ на случайната величина ξ наричаме, в абсолютно непрекъснатия случай, плътността на ξ или, в дискретния случай, функцията на вероятностите на ξ .
- **Функция на правдоподобие** $l(x_1, \dots, x_n)$ на извадката $\vec{\xi}_1, \dots, \xi_n$ наричаме функцията на правдоподобие на случайния вектор $\vec{\xi}_n$. При извадки от независими случайни величини, функцията на правдоподобие на извадката е произведение на индивидуалните функции на правдоподобие.
- **Извадково пространство**, съответстващо на извадката $\vec{\xi}_1, \dots, \xi_n$, наричаме множеството $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$ от стойности на случайния вектор $\vec{\xi}_n$.
- **Реализации** на извадката наричаме вектори от \mathcal{X} . Те моделират истинските данни в математическата статистика, съпоставяйки ги на „теоретичната“ извадка $\vec{\xi}_1, \dots, \xi_n$.

Определение 2 (Оценки). Нека ξ_1, \dots, ξ_n е проста извадка над случайната величина ξ , чието разпределение не ни е известно. Целта ни е на базата на тази извадка да оценим някакви числени характеристики $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ на ξ , които напълно да определят разпределението на ξ . Обикновено θ е вектор от моменти на ξ или, в параметричната статистика, θ е някой от параметрите на класът от разпределения, на който се предполага, че принадлежи ξ . Условна вероятност при условие, че $\theta = \alpha$ е конкретна стойност на вектора, бележим с

$$P(\cdot \mid \theta = \alpha) \quad \text{или} \quad P(\cdot \mid \alpha).$$

Множеството от всички възможни стойности на θ ще бележим с Θ .

- **Статистика** наричаме всяка измерима функция на извадката. По определение статистиките са случайни величини.
- Ако $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ са някакви числени характеристика на ξ и статистиката $t_n = t_n(x_1, \dots, x_n)$ не зависи от θ , казваме, че t_n е **точкова оценка** за θ .
- Стойността $t_n - E(t_n \mid \theta)$ наричаме **случайна грешка**, а стойността $E(t_n \mid \theta) - \theta$ наричаме **систематична грешка** или **изместване** на оценката. Разликата

$$t_n - \theta = t_n - E(t_n \mid \theta) + E(t_n \mid \theta) - \theta$$

се разпада на систематична и случайна грешка.

- Точковата оценка t_n за θ наричаме **неизместена**, ако $E(t_n \mid \theta) = \theta$, и асимптотично неизместена, ако $E(t_n \mid \theta) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \theta$.
- Точковата оценка t_n за θ наричаме **състоятелна**, ако $t_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \theta$ по вероятност, т.е.

$$P(|t_n - \theta| > \varepsilon \mid \theta) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \quad \forall \varepsilon > 0.$$

Оценката наричаме **силно състоятелна**, ако сходимостта е почти сигурна, т.е.

$$P(\sup_{k \geq n} |t_k - \theta| > \varepsilon \mid \theta) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \quad \forall \varepsilon > 0.$$

- Точковата оценка t_n за θ с изместване $E(t_n) - \theta$ има **минимална дисперсия**, ако $\text{var}(t_n) \leq \text{var}(u_n)$ за произволна друга точкова оценка u_n със същото изместване.
- Ако векторът θ е едномерен (т.е. θ е число), **интервална оценка** с ниво на доверие γ за θ наричаме двойка точкови оценки a_n и b_n за θ , за които

$$P(a_n \leq \theta \leq b_n \mid \theta) = \gamma$$

независимо от стойността на θ .

Твърдение 3. За произволна случайна величина ξ с крайно очакване средноаритметичното

$$m_n(x_1, \dots, x_n) := \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$$

е неизместена оценка за $E(\xi)$.

Доказателство. Следва директно от линейността на очакването. □

Твърдение 4. За произволна случайна величина ξ с крайна дисперсия оценката

$$s_n^2(x_1, \dots, x_n) := \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \hat{\xi}(x_1, \dots, x_n))^2$$

е неизместена оценка за $\text{var}(\xi)$.

Доказателство. Разписваме s_n^2

$$\begin{aligned} s_n^2(\xi_1, \dots, \xi_n) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\xi_i - \hat{\xi}(\xi_1, \dots, \xi_n))^2 = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left[\xi_i^2 - \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n \xi_i \xi_j + \frac{1}{n^2} \left(\sum_{j=1}^n \xi_j \right)^2 \right] = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left[\xi_i^2 - \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n \xi_i \xi_j + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \xi_j \xi_k \right] = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \xi_i \xi_j + \frac{n}{n^2(n-1)} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \xi_j \xi_k = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \xi_i \xi_j = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \left(\frac{1}{n-1} - \frac{1}{n(n-1)} \right) \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \xi_i \xi_j = \\
&= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \xi_i \xi_j.
\end{aligned}$$

Като вземем очакване, получаваме

$$\begin{aligned}
E(s_n^2 | \theta) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(\xi_i^2 | \theta) - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n E(\xi_i \xi_j | \theta) = \\
&= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(\xi_i^2 | \theta) - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n E(\xi_i | \theta) E(\xi_j | \theta) = \\
&= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(\xi^2 | \theta) - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n E(\xi | \theta)^2 = \\
&= \frac{n}{n} E(\xi^2 | \theta) - \frac{n(n-1)}{n(n-1)} E(\xi | \theta)^2 = \\
&= E(\xi^2 | \theta) - E(\xi | \theta)^2 = \\
&= \text{var}(\xi^2 | \theta).
\end{aligned}$$

□

1.3. Информация на Фишър

Определение 5. Нека $\theta \in \Theta$ е числена характеристика на ξ , т.е. θ е едномерен вектор с възможни стойности в Θ .

Разглеждаме **логаритмичната функция на правдоподобие** $\ln l_\xi(x | \theta)$. За нея ще изискаме допълнителни условия за регулярност:

1. Множеството $\{x \in \mathbb{R} | l_\xi(x | \theta) = 0\}$, в което не е дефинирана $\ln l_\xi(x | \theta)$, има вероятност 0 независимо от θ . Така очакването на $\ln l_\xi(x | \theta)$ е дефинирано почти навсякъде.
2. Функцията $\ln l_\xi(x | \theta)$ е диференцируема по θ за (почти) всяко x от дефиниционната си област.
3. За произволно $\theta \in \Theta$ са изпълнени условията за диференциране под очакването

$$\frac{\partial E(\ln l_\xi(x | \theta) | \theta)}{\partial \theta} = E\left(\frac{\partial \ln l_\xi(x | \theta) | \theta}{\partial \theta}\right).$$

Информация на Фишър за θ на ξ наричаме очакването

$$\mathcal{J}_\xi(\theta) := \text{var} \left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \middle| \theta \right).$$

Естествено, $\mathcal{J}_\xi(\theta)$ може и да не съществува.

Информация на Фишър за θ на извадката ξ_1, \dots, ξ_n над ξ наричаме информация на Фишър за θ на случайния вектор (ξ_1, \dots, ξ_n) . За прости извадки от независими случайни величини имаме

$$\mathcal{J}_{(\xi_1, \dots, \xi_n)}(\theta) = n\mathcal{J}_\xi(\theta).$$

Забележка 6. Третото условие за регулярност не е необходимо за определението на информация на Фишър, но е необходимо за доказателство на свойствата ѝ.

Теорема 7.

1. Ако информацията $\mathcal{J}_\xi(\theta)$ съществува, тогава

$$\mathcal{J}_\xi(\theta) = \mathbb{E} \left(\left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \middle| \theta \right)^2 \right).$$

2. Ако освен това логаритмичното правдоподобие $\ln l_\xi(x | \theta)$ е двукратно диференцируемо по θ и $\ln l_\xi$ позволява двукратно диференциране под очакването, имаме

$$\mathcal{J}_\xi(\theta) = -\mathbb{E} \left(\frac{\partial^2 \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta^2} \middle| \theta \right).$$

Доказателство. Ще докажем теоремата само за абсолютно непрекъснати разпределения. В общия случай римановите интеграли могат да се заменят с интеграли по вероятностни мерки, съответстващи на различните параметри $\theta \in \Theta$.

1. Разглеждаме очакването

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \middle| \theta \right) &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial \ln l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} l_\xi(x | \theta) dx = \\ &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} \frac{l_\xi(x | \theta)}{l_\xi(x | \theta)} dx = \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta} \int_{\mathbb{R}} l_\xi(x | \theta) dx = \\ &= \frac{\partial 1}{\partial \theta} = 0. \end{aligned}$$

Тогава

$$\begin{aligned}
 \mathcal{J}_\xi(\theta) &= \text{var}\left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \mid \theta\right) = \\
 &= \text{E}\left(\left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \mid \theta\right)^2\right) + \left(\text{E}\left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \mid \theta\right)\right)^2 = \\
 &= \text{E}\left(\left(\frac{\partial \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta} \mid \theta\right)^2\right).
 \end{aligned}$$

2. Директно пресмятаме

$$\begin{aligned}
 &\text{E}\left(\frac{\partial^2 \ln l_\xi(\xi | \theta)}{\partial \theta^2} \mid \theta\right) = \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial^2 \ln l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta^2} l_\xi(x | \theta) dx = \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{l_\xi(x | \theta)} \cdot \frac{\partial l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} \right) \cdot l_\xi(x | \theta) dx = \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{(l_\xi(x | \theta))^2} \cdot \left(\frac{\partial^2 l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta^2} \cdot l_\xi(x | \theta) - \left(\frac{\partial l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right) \cdot l_\xi(x | \theta) dx = \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial^2 l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta^2} dx - \int_{\mathbb{R}} \left(\frac{\partial l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} \right)^2 \frac{1}{l_\xi(x | \theta)} dx = \\
 &= \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \int_{\mathbb{R}} l_\xi(x | \theta) dx - \int_{\mathbb{R}} \left(\frac{\partial \ln l_\xi(x | \theta)}{\partial \theta} \cdot l_\xi(x | \theta) \right)^2 \frac{1}{l_\xi(x | \theta)} dx = \\
 &= -\mathcal{J}_\xi(\theta).
 \end{aligned}$$

□

1.4. Ефективни оценки

Определение 8. Казваме, че неизместената точкова оценка t_n на числената характеристика θ за случайната величина ξ е **ефективна**, ако

$$\text{var}(t_n | \theta) = \text{var}(t_n(\xi_1, \dots, \xi_n) | \theta) = \frac{1}{\mathcal{J}_\xi(\theta)}.$$

Разбира се, това изисква за $l_\xi(x | \theta)$ да бъдат изпълнени условията за регулярност.

Теорема 9. Ако за вектор от числени характеристики $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ на случайната величина ξ съществува неизместена оценка с минимална дисперсия, тя е единствена.

Доказателство. Нека t_n и u_n са неизместени оценки за θ с минимална дисперсия d^2 . Ще докажем, че те са равни.

Нека $v_n = (t_n + u_n)/2$. Поради линейността на очакването, v_n също е неизместена оценка на θ . За дисперсията на v_n имаме

$$\text{var}(v_n | \theta) = \frac{1}{4} \mathbb{E}((t_n + u_n)^2 | \theta) = \frac{1}{4} [\text{var}(t_n | \theta) + \text{var}(u_n | \theta) + 2 \text{cov}(t_n, u_n | \theta)].$$

Неравенството на Коши-Буняковски-Шварц ни дава

$$\text{cov}(t_n, u_n | \theta) = \mathbb{E}(t_n u_n | \theta) \leq \sqrt{\mathbb{E}(t_n^2 | \theta) \mathbb{E}(u_n^2 | \theta)} = d^2.$$

Така получихме $\text{var}(v_n | \theta) \leq d^2$. Тъй като дисперсията d^2 е минимална, строгото неравенство $\text{var}(v_n | \theta) < d^2$ няма как да е изпълнено. Остава $\text{var}(v_n | \theta) = \text{cov}(t_n, u_n | \theta) = d^2$ и значи в горното неравенство се достига равенство.

Но равенство в неравенството на Коши-Буняковски-Шварц може да се достигне единствено когато t_n и u_n са линейно зависими, т.е. $t_n = \alpha u_n$ за някое $\alpha \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$. Тогава

$$d^2 = \text{var}(t_n | \theta) = \alpha^2 \text{var}(u_n | \theta) = d^2,$$

следователно $\alpha = 1$ и $t_n = u_n$. □

Теорема 10 (Рао-Крамер). *Ефективните оценки имат минимална дисперсия.*

Ще докажем малко по-общ резултат, който улеснява проверката и даже намирането на ефективни оценки.

Теорема 11 (Рао-Крамер). *Нека θ е някаква числена характеристика на ξ и $r'(\theta)$ е диференцируема в Θ . Нека са изпълнени условията за регулярност от определение 5.*

За всяка неизместена оценка t_n на $r(\theta)$ е изпълнено

$$\text{var}(t_n | \theta) \geq \frac{[r'(\theta)]^2}{nJ_\xi(\theta)},$$

като равенство се достига тогава и само тогава, когато производната на логаритмичното правдоподобие на извадката ξ_1, \dots, ξ_n допуска представяне

$$\frac{\partial \ln l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} = k(\theta)[t_n(x_1, \dots, x_n) + r(\theta)],$$

където $k : \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ не зависи от x_1, \dots, x_n .

Доказателство. Отново ще докажем теоремата само за абсолютно непрекъснати разпределения. В общия случай римановите интеграли могат да се заменят с интеграли по вероятностни мерки, съответстващи на различните параметри $\theta \in \Theta$.

Диференцираме интегралите

$$1 = \int_{\mathbb{R}^n} l(x_1, \dots, x_n | \theta) dx_1 \dots dx_n,$$

$$E(t_n | \theta) = \int_{\mathbb{R}^n} l(x_1, \dots, x_n | \theta) t(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n.$$

по θ

$$0 = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} dx_1 \dots dx_n,$$

$$r'(\theta) = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} t(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n.$$

Тогава

$$\begin{aligned} r'(\theta) &= r'(\theta) - 0 \cdot r(\theta) = \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} \cdot [t(x_1, \dots, x_n) - r(\theta)] dx_1 \dots dx_n = \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \ln l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} \cdot l(x_1, \dots, x_n) \cdot [t(x_1, \dots, x_n) - r(\theta)] dx_1 \dots dx_n = \\ &= E\left(\frac{\partial \ln l(\xi_1, \dots, \xi_n | \theta)}{\partial \theta} \cdot [t(\xi_1, \dots, \xi_n) - r(\theta)] \mid \theta\right). \end{aligned}$$

От неравенството на Коши-Буняковски-Шварц получаваме

$$\begin{aligned} (r'(\theta))^2 &= \left(E\left(\frac{\partial \ln l(\xi_1, \dots, \xi_n | \theta)}{\partial \theta} \cdot [t(\xi_1, \dots, \xi_n) - r(\theta)] \mid \theta\right)\right)^2 \leq \\ &\leq E\left(\left(\frac{\partial \ln l(\xi_1, \dots, \xi_n | \theta)}{\partial \theta}\right)^2 \mid \theta\right) \cdot E([t(\xi_1, \dots, \xi_n) - r(\theta)]^2 \mid \theta) = \\ &= n\mathcal{J}_\xi(\theta) \text{var}(t_n | \theta), \end{aligned}$$

като равенство се достига, когато за някоя зависеща от θ константа $k(\theta)$ е изпълнено

$$\frac{\partial \ln l(x_1, \dots, x_n | \theta)}{\partial \theta} = k(\theta)(t(x_1, \dots, x_n) - r(\theta)).$$

□

1.5. Нормално разпределение

Нека $\xi \in \text{No}(\mu, \sigma^2)$ и ξ_1, \dots, ξ_n е проста извадка над ξ .

Твърдение 12. Оценките m_n и s_n^2 за $\mathbf{No}(\mu, \sigma^2)$ -разпределена извадка са независими. За разпределенията им имаме

$$m_n \in \mathbf{No}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right), (n-1)\frac{s_n^2}{\sigma^2} \in \chi^2(n-1).$$

Доказателство. Този факт следва от теоремата на Кокрън. Наистина, нека $\eta_k = \frac{\xi_k - \mu}{\sigma}$, $k = 1, \dots, n$.

Разглеждаме квадратичните форми

$$(n-1)s_n^2(\eta_1, \dots, \eta_n) = \sum_{k=1}^n \xi_k^2 - [\sqrt{n} \cdot m_n(\eta_1, \dots, \eta_n)]^2,$$

$$\sum_{i=1}^n \left(\eta_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \eta_j \right)^2 = \sum_{k=1}^n \eta_k^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{k=1}^n \eta_k \right)^2,$$

$$\vec{\eta}_n^T \left(I_n - \frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^T \right) \vec{\eta}_n = \vec{\eta}_n^T I_n \vec{\eta}_n - \vec{\eta}_n^T \left(\frac{1}{n} \mathbf{1}_n \right) \vec{\eta}_n,$$

където с I_n сме означили единичната $n \times n$ матрица и

$$\mathbf{1}_n := \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}.$$

Имаме равенство и за ранговете на матриците на квадратичните форми, т.е.

$$\left(I_n - \frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^T \right) = \text{rank } I_n - \text{rank} \left(\frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^T \right).$$

От теоремата на Кокрън следва, че

$$\begin{aligned} [\sqrt{n} m_n(\eta_1, \dots, \eta_n)]^2 &\in \chi^2(1), \\ (n-1)s_n^2(\eta_1, \dots, \eta_n) &\in \chi^2(n-1) \end{aligned}$$

и освен това двете са независими.

Изразено чрез оригиналната извадка ξ_1, \dots, ξ_n , получаваме:

1. Оценката на очакването m_n е $\mathbf{No}(\mu, n\sigma^2)$ -разпределена. Наистина,

$$\begin{aligned} \left(\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \frac{\xi_k - \mu}{\sigma} \right)^2 &= \left(\sqrt{n} \frac{m_n(\xi_1, \dots, \xi_n) - \mu}{\sigma} \right)^2 = \\ &= [\sqrt{n} \cdot m_n(\eta_1, \dots, \eta_n)]^2 \in \chi^2(1), \end{aligned}$$

следователно

$$\begin{aligned} \sqrt{n} \frac{m_n(\xi_1, \dots, \xi_n) - \mu}{\sigma} &\in \mathbf{No}(0, 1), \\ m_n(\xi_1, \dots, \xi_n) &\in \mathbf{No}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right). \end{aligned}$$

2. Коригираната оценка на дисперсията $(n-1)\frac{s_n^2}{\sigma^2}$ е $\chi^2(n-1)$ -разпределена. Наистина,

$$(n-1)\frac{s_n^2(\xi_1, \dots, \xi_n)}{\sigma^2} = (n-1)s_n^2(\eta_1, \dots, \eta_n) \in \chi^2(n-1).$$

3. Оценките m_n и s_n^2 за оригиналната извадка са независими, тъй като съответните оценки за стандартизираната извадка са техни афинни преобразования и са независими.

□

Това твърдение мотивира следната дефиниция

Определение 13. Стандартизация на извадката ξ_1, \dots, ξ_n наричаме случайната величина

$$\sqrt{n}\frac{m_n - \mu}{\sigma} \in \text{No}(0, 1).$$

Аналогично на стандартизацията, **стюдентизация** наричаме случайната величина

$$\sqrt{n}\frac{m_n - \mu}{s_n} \in \text{t}(n-1).$$

Забележка 14. Стюдентизацията има разпределение на Стюдънт, тъй като според твърдение 12 оценките m_n и s_n са независими.

1.5.1. Доверителен интервал за очакването при известна дисперсия

Със z_p ще означаваме p -квантила на стандартното нормално разпределение, т.е.

$$\Phi(z_p) = p.$$

Да забележим, че стандартното нормално разпределение е симетрично около нулата, за нас е достатъчно да знаем само един от двата квантила

$$-z_{\frac{1-\gamma}{2}} = z_{1-\frac{1+\gamma}{2}} = z_{\frac{1+\gamma}{2}}.$$

Разглеждаме следния γ -доверителен интервал с ниво на доверие

$$\begin{aligned} P\left(z_{\frac{1-\gamma}{2}} \leq \sqrt{n}\frac{m_n - \mu}{\sigma} \leq -z_{\frac{1-\gamma}{2}} = z_{\frac{1+\gamma}{2}}\right) &= \gamma, \\ P\left(-z_{\frac{1-\gamma}{2}} \leq \sqrt{n}\frac{\mu - m_n}{\sigma} \leq z_{\frac{1-\gamma}{2}}\right) &= \gamma, \\ P\left(m_n - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}z_{\frac{1-\gamma}{2}} \leq \mu \leq m_n + \frac{\sigma}{\sqrt{n}}z_{\frac{1-\gamma}{2}}\right) &= \gamma. \end{aligned}$$

1.5.2. Доверителен интервал за очакването при неизвестна дисперсия

С $t(m)_p$ ще означаваме p -квантила на $t(m)$ разпределението на Стюдънт.

Аналогично със случая с известно средно, но използвайки студентизация вместо стандартизация, получаваме интервала

$$P\left(m_n - \frac{s_n}{\sqrt{n}} \cdot t(n-1)_{\frac{1-\gamma}{2}} \leq \mu \leq m_n + \frac{s_n}{\sqrt{n}} \cdot t(n-1)_{\frac{1-\gamma}{2}}\right) = \gamma.$$

1.5.3. Доверителен интервал за стандартното отклонение

С $\chi^2(m)_p$ ще означаваме p -квантила на $\chi^2(m)$ разпределението.

Тъй като според твърдение 12 имаме $(n-1)\frac{s_n^2}{\sigma^2} \in \chi^2(n-1)$, директно намираме γ -доверителния интервал

$$\begin{aligned} P\left(\chi^2(n-1)_{\frac{1-\gamma}{2}} \leq (n-1)\frac{s_n^2}{\sigma^2} \leq \chi^2(n-1)_{\frac{1+\gamma}{2}}\right) &= \gamma, \\ P\left(\frac{\chi^2(n-1)_{\frac{1-\gamma}{2}}}{(n-1)s_n^2} \leq \frac{1}{\sigma^2} \leq \frac{\chi^2(n-1)_{\frac{1+\gamma}{2}}}{(n-1)s_n^2}\right) &= \gamma, \\ P\left(\frac{(n-1)s_n^2}{\chi^2(n-1)_{\frac{1+\gamma}{2}}} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)s_n^2}{\chi^2(n-1)_{\frac{1-\gamma}{2}}}\right) &= \gamma. \end{aligned}$$

2. Литература

Въндев, Димитър. *Приложна статистика 1*. 2002. URL: <https://store.fmi.uni-sofia.bg/fmi/statist/personal/vandev/lectures/applstat.pdf>.

Димитров, Боян и Николай Янев. *Вероятности и статистика*. 2-е изд. Софттех, 2007.

Конспект за ДИ за спец. статистика. 2018. URL: <https://intranet.fmi.uni-sofia.bg/index.php/s/KOTdUnmqbrnd0sX> (дата на посещ. 24.03.2019).