

УДК 519.233.2

Использование бутстрепа для построения равномерных доверительных интервалов в оценке плотности

А. С. Циглер

Московский физико-технический институт (государственный университет)

Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН

Аннотация

В данной работе рассматривается модель оценки плотности распределения случайных векторов, предложенная Лоадером в 1996 году. Дается процедура построения равномерных по конечному множеству точек доверительных интервалов для параметров модели с помощью бутстрепа. Все результаты данной статьи неасимптотические, все константы даны явно.

1 Модель

Пусть X_1, X_2, \dots, X_n - независимые одинаково распределенные в \mathbb{R}^d случайные векторы, распределение которых имеет гладкую плотность.

Лоадер в работе [1] показал, что для любой гладкой функции $g(x)$ истинная функция плотности ρ максимизирует следующий функционал:

$$F(\rho) = \mathbb{E}g(X_1) \log(\rho(X_1)) - \int g(x)\rho(x)dx \quad (1)$$

Значит, для оценки значения функции плотности в h -окрестности точки η целесообразно искать максимум функционала $F(\hat{\rho})$ для функции $g(x) = K(\frac{x-\eta}{h})$ по некоторому семейству $\{\hat{\rho}(x, \theta)\}$, где K - некоторая ядерная функция с носителем в единичном шаре.

В данной работе для локальной оценки плотности в окрестности точки η рассматривается семейство $\log(\hat{\rho}(x, \theta)) = \Psi(\frac{x-\eta}{h})^T \theta$, где $\Psi(x)$ - некоторый вектор из p базисных функций.

Так мы пришли к максимизации функционала

$$\mathbb{E}K(\frac{X_1 - \eta}{h})\Psi(\frac{X_1 - \eta}{h})^T \theta - \int K(\frac{x - \eta}{h}) \exp(\Psi(\frac{X_1 - \eta}{h})^T \theta) \quad (2)$$

Онако, ожидание в функционале нам неизвестно. Поэтому мы можем лишь заменить его на эмпирическое, получив при этом функционал

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(\frac{X_i - \eta}{h})\Psi(\frac{X_i - \eta}{h})^T \theta - \int K(\frac{x - \eta}{h}) \exp(\Psi(\frac{x - \eta}{h})^T \theta) dx \quad (3)$$

Введем

$$S_\eta = \frac{1}{nh^d} \sum \Psi\left(\frac{X_i - \eta}{h}\right) K\left(\frac{X_i - \eta}{h}\right) \quad A(\theta) = \int K(z) \exp(\theta^T \Psi(z)) dz \quad (4)$$

Мы пришли к функционалу

$$L(\theta, \eta, h) = \theta^T S_\eta - A(\theta) \quad (5)$$

Обозначим

$$\tilde{\theta}_\eta = \operatorname{argmax}_\theta L(\theta, \eta, h), \quad \theta_\eta^* = \operatorname{argmax}_\theta \mathbb{E}L(\theta, \eta, h) \quad (6)$$

Для дальнейшего исследования нам понадобится ввести

$$D^2(\theta) = -\nabla_\theta^2 L(\theta, \eta, h) = \nabla_\theta^2 A(\theta) = \int K(z) \Psi(z) \Psi(z)^T \exp(\theta^T \Psi(z)) dz \quad (7)$$

Введем также обозначение $D_\eta^2 = D^2(\theta_\eta^*)$.

Обозначим

$$C_\eta = \sup_{z \in B_1(0)} \|D_\eta^{-1} \Psi(z)\|_2. \quad (8)$$

2 Концентрация, теорема Вилкса

В данной работе мы будем строить доверительные интервалы для параметра θ_η^* в форме

$$\{\theta : L(\tilde{\theta}_\eta, \eta, h) - L(\theta, \eta, h) < \mathbf{z}\}, \quad (9)$$

где \mathbf{z} - некоторое число, зависящее от целевой вероятности попадания в доверительный интервал.

Обозначим

$$r_\eta = \|D_\eta(\tilde{\theta}_\eta - \theta_\eta^*)\|_2.$$

Для того, чтобы не работать напрямую с функцией $L(\theta, \eta, h)$, нам понадобятся следующие теоремы, которые доказаны для широкого класса моделей в работе [3].

Теорема 1 (о концентрации).

$$\|D_\eta^{-1}(S_\eta - \mathbb{E}S_\eta)\|_2 \geq \sup_{r < r_\eta} \frac{1}{2} r \exp(-rC_\eta) \quad (10)$$

Теорема 2 (Вилкс).

$$\begin{aligned} \left| 2L(\tilde{\theta}_\eta, \eta, h) - 2L(\theta_\eta^*, \eta, h) - \|D_\eta^{-1}(S_\eta - \mathbb{E}S_\eta)\|_2^2 \right| &\leq \\ &\leq r_\eta^2 \exp(r_\eta C_\eta) (\exp(r_\eta C_\eta) - 1) \end{aligned} \quad (11)$$

Из теоремы Вилкса из предыдущей главы легко видеть, что задача свелась к аппроксимации распределения случайной величины $\|D_\eta^{-1}(S_\eta - \mathbb{E}S_\eta)\|^2$

Пусть $\Xi = \{\eta_i\}_{i=1}^M$ - множество точек, в которых мы хотим построить доверительные интервалы.

Теперь можно считать $S \in \mathbb{R}^{pM}$. То есть S - вектор, у которого есть M блоков по p компонент, каждый из которых соответствует одной из точек η_i . Также будем обозначать за D^2 матрицу состоящую из M^2 блоков, соответствующих парам (η_i, η_j) , причем блок, соответствующий (η_i, η_j) , равен $D_{\eta_i} \delta_{i,j}$.

3 Гауссовская аппроксимация

S - среднее независимых одинаково распределенных векторов. Естественно, возникает желание заменить вектор S на гауссовский.

Обозначим

$$S_{i,\eta} = \frac{1}{h^d} \Psi\left(\frac{X_i - \eta}{h}\right) K\left(\frac{X_i - \eta}{h}\right) \quad (12)$$

-независимые одинаково распределенные векторы.

За S_i обозначим вектор $(S_{\eta_1}^T, \dots, S_{\eta_M}^T)^T$ (аналогично вектору S).

Введем также

$$\tilde{S}_i \in \mathcal{N}(\mathbb{E}S_i, \text{Var } S_i) \quad (13)$$

- независимые гауссовские векторы, независимые также и от $\{S_i\}$.

Обозначим

$$\tilde{S} = \frac{1}{n} \sum_i \tilde{S}_i \quad (14)$$

Возьмем

$$f = g \circ F_\beta, \quad (15)$$

где

$$F_\beta(x) = \beta^{-1} \log\left(\sum_j \exp(\beta(\|x_{\eta_j}\|_2^2 - q))\right), \quad (16)$$

$g(x) = g_0(\phi^{-1}x)$, а $g_0 : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ - некоторая монотонная гладкая функция, такая что

$$g_0(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 0, \\ 0, & x \geq 1. \end{cases} \quad (17)$$

Обозначим за G_1, G_2, G_3 соответственно максимумы первой, второй и третьей производных функции g_0 .

Обозначим $L = \sup_{x,j} \|D_{\eta_j}^{-1} \Psi\left(\frac{\eta_j - x}{h}\right) K\left(\frac{\eta_j - x}{h}\right)\|_2$.

Введем

$$\chi_1(q) = \frac{4}{3(nh^d)^3} L^3 \left(1 + 2\sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) (\phi^{-1} G_1(24\beta q^{\frac{1}{2}} + 32\beta^2 q^{\frac{3}{2}} + 8\beta q^{\frac{3}{2}}) + \phi^{-2} G_2(12q^{\frac{1}{2}} + 48\beta q^{\frac{3}{2}}) + \phi^{-3} G_3(8q^{\frac{3}{2}})). \quad (18)$$

Тогда выполнено следующее утверждение:

$$\left| \mathbb{E} \left[f(D^{-1}(S - \mathbb{E}S)) - f(D^{-1}(\tilde{S} - \mathbb{E}S)) \right] \right| \leq \chi_1(q + \phi) \quad (19)$$

4 Сравнение гауссовских распределений

Для бутстрепа мы будем генерировать векторы

$$S_{\eta_j}^b = \frac{1}{n} \sum_i S_i w_i^b = \frac{1}{nh^d} \sum_1^n \Psi\left(\frac{X_i - \eta_j}{h}\right) K\left(\frac{X_i - \eta_j}{h}\right) w_i^b, \quad (20)$$

где w_i - веса из $\mathcal{N}(1, 1)$.

Тогда

$$D^{-1}(\tilde{S} - \mathbb{E}S) \in \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{n} D^{-1}(\mathbb{E}S_1 S_1^T - \mathbb{E}S_1 \mathbb{E}S_1^T) D^{-1}\right) \quad (21)$$

$$D^{-1}(S^b - S) \in \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{n} D^{-1}\left(\frac{1}{n} \sum S_i S_i^T\right) D^{-1}\right) \quad (22)$$

Введем

$$\begin{aligned} \chi_2(q) &= \\ &= \frac{L^2}{2n} \left(\frac{2\sqrt{2}(\tau + 2\log M)}{nh^{2d}} + \Upsilon_d^2 \max_x \rho(x)^2 \right) (G_1(2p^2 + 8\beta q) + 4G_2 q), \end{aligned} \quad (23)$$

где Υ_d - объем единичного шара в d -мерном пространстве.

Верен следующий факт:

Для любого положительного τ с вероятностью $\geq 1 - 2\exp(-\tau)$

$$\left| \mathbb{E}f\left(D^{-1}(\tilde{S} - \mathbb{E}S)\right) - \mathbb{E}f\left(D^{-1}(S^b - S)\right) \right| \leq \chi_2(q + \phi) \quad (24)$$

5 Совмещение результатов

Совместим результаты предыдущих двух секций и следующий факт:

$$I\{\max_j (\|x_{\eta_j}\|^2 - q) + \beta^{-1} \log(M) < 0\} \leq f(x) \leq I\{\max_j (\|x_{\eta_j}\|^2 - q) - \phi < 0\}. \quad (25)$$

С вероятностью $\geq 1 - 2 \exp(-\tau)$

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}\left\{\max_j \|D_{\eta_j}^{-1}(S_{\eta_j} - \mathbb{E}S_{\eta_j})\|_2^2 < q^2\right\} \geq \\ & \geq \mathbb{P}\left\{\max_j \|D_{\eta_j}^{-1}(S_{\eta_j}^b - \mathbb{E}S_{\eta_j}^b)\|_2^2 < q^2 - \phi - \beta^{-1} \log(M)\right\} - \chi_2(q) - \chi_1(q) \end{aligned} \quad (26)$$

Осталось лишь вернуться к функции $L(\theta, \eta, h)$.

Обозначим $C = \max_i C_{\eta_i}$.

Совмещая результаты теорем 1 и 2 с полученными в предыдущих двух главах, можно показать основной результат данной работы:

Теорема 3. Пусть $q < \frac{1}{eC}$, . Тогда для любых положительных ϕ, β выполнено следующее:

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}\left\{\max_j [2L(\tilde{\theta}_\eta, \eta, h) - 2L(\theta_\eta^*, \eta, h)] \leq q^2(1 + 4 \exp(3eqC)(\exp(eqC) - 1))\right\} \geq \\ & \geq \mathbb{P}\left\{\max_j [2L(\tilde{\theta}_{\eta_j}^b, \eta, h) - 2L(\tilde{\theta}_{\eta_j}, \eta, h)] \leq (q^2 - \phi - \beta^{-1} \log(M)) \times \right. \\ & \quad \times (1 - 4 \exp(3eC\sqrt{q^2 - \phi - \beta^{-1} \log(M)})) \times \\ & \quad \left. \times (\exp(eC\sqrt{q^2 - \phi - \beta^{-1} \log(M)}) - 1)\right\} - \chi_2(q) - \chi_1(q) \end{aligned} \quad (27)$$

Для каждого значения q эта теорема даёт возможность оценить вероятность события

$$\left\{\max_j [2L(\tilde{\theta}_\eta, \eta, h) - 2L(\theta_\eta^*, \eta, h)] \leq q^2(1 + 4 \exp(3eqC)(\exp(eqC) - 1))\right\}, \quad (28)$$

а значит и построить доверительный интервал.

Список литературы

- [1] Loader, C.: Local Likelihood Density Estimation. Ann. Statist. Volume 24, Number 4, 1602-1618 (1996)
- [2] Chernozhukov, V., Chetverikov, D. and Kato, K.: Gaussian approximations and multiplier bootstrap for maxima of sums of highdimensional random vectors. Ann. Statist. 41 2786-2819 (2013).
- [3] Spokoiny, V.: Parametric estimation. Finite sample theory. Ann. Statist. Volume 40, Number 6, 2877-2909 (2012) <http://arxiv.org/abs/1111.3029>