



## عنوان بخش

### مسئله‌ی ۱. احتمال و آمار؟

الف

در دو خط، تفاوت کلی علم احتمال و آمار را توضیح دهید.

ب

علم احتمال، از روش استدلال ..... برای رسیدن از ..... به ..... استفاده میکند. علم آمار از روش استدلال ..... برای رسیدن از ..... به ..... استفاده میکند.

ج

تفاوت های کلی دیدگاه Bayesian و frequentist را توضیح دهید

حل.

الف

علم احتمال ویژگی یک جامعه بزرگ را میداند و با استفاده از آن احتمال یک رویداد را پیش بینی میکند. علم آمار با استفاده از نمونه هایی از یکی جامعه، میخواهد ویژگی های آن جامعه را تخمین بزند.

ب

استنتاجی، کل، جز  
استقرایی، جز، کل

ج

در شیوه فراوان گرایانه، ویژگی جامعه را یک مجهول غیر تصادفی میبیند که با نمونه گیری به تعداد زیاد با استفاده از قانون اعداد بزرگ به دست می آورد. در شیوه بیزی، آن ویژگی را یک متغیر تصادفی میبیند و در تلاش برای پیدا کردن توزیع آن است

▷

## مسئله‌ی ۲. آمار یکنواخت

فرض کنید توزیع  $uniform(a, b)$  داده شده است.

### الف

۳ داده‌ی ۱۰ و ۸ و ۱۲/۵ از این توزیع انتخاب شده‌اند. maximum likelihood را برای پارامترهای  $a$  و  $b$  تخمین بزنید

### ب

اگر  $n$  داده از این توزیع به صورت  $x_1, x_2, \dots, x_n$  انتخاب شده باشند، maximum likelihood را برای پارامترهای  $a$  و  $b$  تخمین بزنید

حل.

### الف

تابع likelihood برای این سه داده با توجه به pdf توزیع یونیفورم به شکل زیر است:

$$f(data|a, b) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)^3} & a \leq data \leq b \\ 0 & o.w \end{cases}$$

پس برای اینکه این تابع مقدار بیشینه خود را بگیرد، مخرج این تابع باید کمینه شود. برای این کار  $a$  مینیمم داده‌ها و  $b$  ماکسیموم آنهاست  
 $a = 8, b = 12/5$

### ب

همین موضوع را تعمیم می‌دهیم و  $a$  مینیمم  $x_i$  ها و  $b$  ماکسیموم آنهاست

▷

## مسئله‌ی ۳. تاس‌های نامتقارن

یک تاس  $k$  وجهی به شما داده است. همچنین یک مجموعه نمونه از نتایج پرتاب این تاس در اختیار داریم. تعداد آمدن هر وجه تاس در مجموعه  $m_k$  است. به صورتی که

$$\sum_{i=1}^{i=k} m_i = N$$

احتمال آمدن هر وجه تاس نیز با  $\mu_i$  نمایش داده می‌شود. همچنین  $X(x) = k$  نشان دهنده مقدار متغیر تصادفی وجه تاس است. (به عنوان مثال  $X(\omega) = 1$  یعنی وجه اول آمده است) تعداد کل پرتاب‌ها انجام شده  $N$  تعداد می‌باشد.

### الف

فرض کنید که تاس دو وجهی است یک تخمین گر بیشینه درست نمایی برای احتمال هر وجه پیدا کنید. (دقت کنید که راه حل شما باید حتما شامل maximum likelihood باشد و به اینکه از نظر فیزیکی آیا تاس ۲ وجهی ممکن است یا خیر نیز توجه نداشته باشید.)

ب

فرض کنید که  $k$  وجه داریم و مساله را به صورت کلی حل کنید. بدان معنا که یک تخمین گر بیشینه درست نمایی برای هر یک از  $\mu_K$  بدست آورید. (دقت کنید که راه حل شما باید شامل maximum likelihood باشد و راه حل هایی نظیر استقرا نمره ای نخواهند گرفت).

حل.

الف

$$\mu_2 = 1 - \mu_1$$

$$M = \{m_1, m_2\}$$

$$L(m_1, m_2; \mu_1, \mu_2) = \mu_1^{m_1} (\mu_2)^{m_2} \longrightarrow L(m_1, m_2; \mu_1) = \mu_1^{m_1} (1 - \mu_1)^{m_2}$$

$$\ln(L(M; \mu_1)) = m_1 \ln(\mu_1) + m_2 \ln(1 - \mu_1)$$

$$\hat{\mu}_1 = \underset{\mu_1}{\operatorname{argmax}} \ln(L(M; \mu_1)) = \underset{\mu_1}{\operatorname{argmax}} m_1 \ln(\mu_1) + m_2 \ln(1 - \mu_1)$$

$$\frac{\partial \ln(L(M; \mu_1))}{\partial \mu_1} = \frac{m_1}{\mu_1} - \frac{m_2}{1 - \mu_1} = 0 \longrightarrow$$

$$m_1 - \mu_1 m_1 = m_2 \mu_1 \longrightarrow \mu_1 = \frac{m_1}{m_1 + m_2} \longrightarrow \mu_2 = \frac{m_2}{m_1 + m_2} \checkmark$$

ب

$$M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$$

$$\theta = \mu_1, \dots, \mu_k$$

$$L(M; \theta) = \prod_{i=1}^{i=k} \mu_i^{m_i}$$

$$\sum_{i=1}^{i=k} m_i = N$$

حال باید تابع بالا را ماکسیم کنیم. دقت کنید که از قوانین احتمال می دانیم که مجموع احتمال تمام وجوه برابر ۱ است.

$$\sum_{i=1}^{i=k} \mu_i = 1$$

بنابراین باید تابع likelihood را به صورت مقید ماکسیم کنیم.

$$M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$$

$$\theta = \{\mu_1, \dots, \mu_k\}$$

$$L(M; \theta) = \prod_{i=1}^{i=k} \mu_i^{m_i}$$

$$\text{maximize } L \text{ s.t } \sum_{i=1}^{i=k} \mu_i = 1$$

با استفاده از ضرایب لانگراژ داریم.

$$\text{maximize } L \text{ s.t } g(\theta) = \sum_{i=1}^{i=k} \mu_i = 1$$

$$\begin{aligned} \ln(L(M; \theta)) &= \sum_{i=1}^{i=k} m_i \mu_i \\ \mathcal{L}(\ln(L(M; \theta)), g(\theta)) &= \frac{\partial \ln(L(M; \theta))}{\partial \mu_j} - \lambda \frac{g(\theta) - 1}{\partial \mu_j} = 0 \longrightarrow \end{aligned}$$

$$\frac{m_j}{\mu_j} = \lambda \longrightarrow m_j = \mu_j \lambda$$

$$\sum_{i=i}^{i=k} m_j = N \longrightarrow \sum_{i=i}^{i=k} \lambda \mu_j = N \longrightarrow \lambda \sum_{i=i}^{i=k} \mu_j = N \longrightarrow$$

$$\lambda = N \longrightarrow \mu_i = \frac{m_i}{N} \checkmark$$

▷

#### مسئله ۴. بازه های شکست

یک متغیر برنولی با احتمال موفقیت  $p$  را در نظر بگیرید که آنرا نمی دانیم. حال متغیر  $T$  را به صورت زیر برای هر موفقیت تعریف میکنیم.  
 $T_i$  برابر تعداد شکست های بین موفقیت  $T_{i-1}$  و  $T_i$  است. (با احتساب موفقیت  $K$  ام)

$$T_1 = Y_1, T_k = Y_k - Y_{k-1}, k = 1, 2, 3, \dots$$

که متغیر  $Y_K$  برابر شماره آزمایشی است که  $K$  امین موفقیت را در پی داشته است.  
 دقت کنید که تعداد کل آزمایش ها به شما داده نشده است بلکه تنها مجموعه  $T$  به شما داده است که برابر.

$$T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$$

است.

#### الف

حال یک تخمین گر بیشینه درست نمایی برای پارامتر  $P$  بدست آورید.  
 (دقت کنید که راه حل شما باید به صورت maximum likelihood باشد)

ب

با فرض دانستن  $p$  به نظر شما توزیع  $T_i$  به چه توزیع ای شبیه است ( $PMF_{T|p}$ )؟ میانگین و واریانس این توزیع را بدست آورید... سپس با استفاده از توزیع  $T$  و با فرض ندانستن  $p$  و همچنین هیچ گونه پیشفرض از داده های بدست آمده (یعنی فرض کنید که هیچ داده ای نیز به شما داده نشده است)، تابع  $PMF_T$  را بدست آورید.

ج

نشان دهید که رابطه زیر برقرار است. ( $p^*$  برابر مقدار واقعی پارامتر توزیع است).

$$\forall \epsilon > 0 : \lim_{k \rightarrow \infty} P(|\frac{1}{\bar{p}} - \frac{1}{p^*}| > \epsilon) = 0$$

د

فرض کنید که  $p^* > 0.5$  است. حال یک کران پایین برای  $K$  بیابید به صورتی که رابطه زیر برقرار باشد. (از نامساوی Chebyshev استفاده کنید).

$$P(|\frac{1}{\bar{p}} - \frac{1}{p^*}| \leq 0.1) \geq 0.95$$

حل.

الف

تابع likelihood را می نویسیم. دقت کنید که تعداد کل پرتاب ها برابر جمع  $t_i$  ها است.

$$L(T; p) = p^k (1 - p)^{(\sum_{t_i \in T} t_i) - k}$$

$$\ln(L(T; p)) = k \times \ln(p) + ((\sum_{t_i \in T} t_i) - k) \times \ln(1 - p)$$

$$\hat{p} = \underset{p}{\operatorname{argmax}} (\ln(L(T; p)))$$

$$\frac{\partial \ln(L(T; p))}{\partial p} = \frac{k}{p} - \frac{(\sum_{t_i \in T} t_i) - k}{1 - p} = 0 \longrightarrow$$

$$\hat{p} = \frac{k}{\sum_{t_i \in T} t_i}$$

ب

همانطور که مشخص است  $T$  ها یک توزیع هندسی هستند زیرا تعداد آزمایشات تا رسیدن به اولین موفقیت را نشان می دهند. بنابراین میدانیم که :

$$\mu = \frac{1}{p}$$

$$var = \frac{1-p}{p^2}$$

$$PMF_{T|p}(t) = (1 - p)^{t-1} p \quad t = 1, 2, \dots$$

حال نمیدانیم که  $p$  چند است. بنابراین باید روی کل حالات توزیع حاشیه ای بنویسیم.

$$0 \leq p \leq 1$$

$$PMF_T(t) = \int_0^1 PMF_{T|p} dp = \int_0^1 (1-p)^{t-1} p dp = \left[ -\frac{(1-p)^t (tp+1)}{t(t+1)} \right]_0^1 = \frac{1}{t(t+1)} \quad t = 1, 2, \dots$$

ج

از آنجا که مقدار  $\frac{1}{p}$  برابر مقدار بدست آمده برای میانگین داده ها است و مطابق با قانون اعداد بزرگ (دقت کنید که هر  $T_i$  یک  $iid$  است.) مقدار میانگین یک متغیر تصادفی با میانگین بدست آمده از داده های پایدار است و بایاس ندارد به عبارتی:

$$\forall \epsilon > 0 : \lim_{k \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{\sum_{t_i \in T} t_i}{k} - E(T_1)\right| > \epsilon\right) = 0$$

د

$$P\left(\left|\frac{\sum_{t_i \in T} t_i}{k} - E(T_1)\right| > \epsilon\right) \leq \frac{var(T_1)}{k\epsilon^2}$$

$$P\left(\left|\frac{\sum_{t_i \in T} t_i}{k} - \frac{1}{p^*}\right| \leq 0.1\right) = 1 - P\left(\left|\frac{\sum_{t_i \in T} t_i}{k} - E(T_1)\right| > 0.1\right) \geq 1 - \frac{var(T_1)}{k \times 0.1^2}$$

$$1 - \frac{var(T_1)}{k \times 0.1^2} \geq 0.95 \rightarrow \frac{var(T_1)}{k \times 0.1^2} \leq 0.05$$

$$k \geq 2000 \left(\frac{1-p}{p^3}\right)$$

حداکثر عبارت  $\frac{1-p}{p^3}$  برابر ۲ است. (دقت کنید که  $p$  بین  $\frac{1}{4}$  و یک است. بنابراین:

$$k \geq 4000$$

▷

## مسئله ۵. چرنوبیل

در چرنوبیل یک منبع در هر زمانی که اندازه گیری می شود  $K$  فوتون از خود ساطع می کند. ما فرض می کنیم که  $K$  دارای توزیع زیر است:

$$p_K(k; \theta) = c(\theta) e^{-k\theta} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

بطوری که  $\theta$  معکوس دمای منبع است و  $c(\theta)$  ضریب نرمالیزاسیون است. همچنین فرض می کنیم که فوتون های ساطع شده از منبع هر بار مستقل از یکدیگر هستند. ما می خواهیم دمای منبع را با اندازه گیری های پی در پی فوتون های ساطع شده تخمین بزنیم.

الف

ضریب نرمالیزاسیون  $c(\theta)$  را بیابید.

ب

تخمین ML را برای دمای منبع  $\psi = \frac{1}{\theta}$  را بر اساس  $K_1, K_2, \dots$  که تعداد فوتون های ساطع شده پس از  $n$  بار اندازه گیری است را بیابید.

حل.

الف

$$1 = \sum_{k=0}^{\infty} c(\theta) e^{-k\theta} = \frac{c(\theta)}{1 - e^{-\theta}}$$

$$c(\theta) = 1 - e^{-\theta}$$

ب

$$L(\theta) = (1 - e^{-\theta})^n \times e^{-\sum K_i \times \theta}$$

$$LL(\theta) = n \ln(1 - e^{-\theta}) - \sum K_i \times \theta$$

$$\frac{dLL(\theta)}{d\theta} = \frac{ne^{-\theta}}{1 - e^{-\theta}} - \sum K_i = 0$$

$$e^{-\theta} = \frac{\sum K_i}{n + \sum K_i} \implies \hat{\theta}_n = \ln\left(1 + \frac{n}{\sum K_i}\right)$$

$$\implies \hat{\psi}_n = \frac{1}{\ln\left(1 + \frac{n}{\sum K_i}\right)}$$

▷

## مسئله ۶. بازی های شرطی

شما به عنوان یک آمار دان در شرکتی مشغول به کار شده اید. صاحبان کازینو می خواهند بدانند که برد افراد در بازی های شرطی شان به چه صورت است. شما در بررسی میزان برد افراد در یک بازی شرطی که توسط کازینو ها کنار گذاشته شده است به متغیر های  $X_1, X_2, X_3, \dots$  که iid با توزیع یکنواخت  $U(-\theta, \theta)$  است رسیدید. ( $\theta > 0$ )

الف

تخمین بیشینه درست نمایی  $\hat{\theta}$  را بیابید.

ب

توزیع دقیق  $\hat{\theta}$  را بدست آورید.

ج

آیا تخمین گر بدست آمده بدون بایاس است؟ در صورت وجود بایاس یک تخمین گر بدون بایاس ارائه دهید.

حل.

الف

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \frac{1}{(\Psi\theta)^n} & \theta \geq |X_1|, |X_2|, |X_3|, \dots \\ LL(\theta) &= -n \times \ln(\Psi\theta) & \theta \geq |X_1|, |X_2|, |X_3|, \dots \\ \hat{\Theta} &= \max(|X_1|, |X_2|, |X_3|, \dots) \end{aligned}$$

ب

$$\begin{aligned} F_{\hat{\Theta}}(a) &= P(\hat{\Theta} < a) = P(\max(|X_1|, |X_2|, |X_3|, \dots) < a) \\ \implies F_{\hat{\Theta}}(a) &= P(|X_1| < a)P(|X_2| < a) \dots \\ F_{\hat{\Theta}}(a) &= P(-a < X_1 < a)P(-a < X_2 < a) \dots \\ F_{\hat{\Theta}}(a) &= \left(\frac{a}{\theta}\right)^n \\ f_{\hat{\Theta}}(a) &= n\theta^{-n}a^{n-1} & a \in [0, \theta] \end{aligned}$$

ج

امید ریاضی تخمین را حساب می کنیم

$$E[\hat{\Theta}] = \int_0^\theta \alpha \times n\theta^{-n}\alpha^{n-1} d\alpha = \frac{n}{n+1}\theta$$

مشخص است که تخمینگر بایاس دارد اما بطور حدی در  $n$  های بزرگ بطور مایل بدون بایاس است . تخمینگر جایگزین بدون بایاس برای  $\Theta$  بصورت زیر است :

$$\hat{\Theta} = \frac{n+1}{n} \times \max(|X_1|, |X_2|, |X_3|, \dots)$$

▷

## مسئله ۷. وقتی پارامتر نداریم!

تا بدین جا با تخمین هایی آشنا شدید که یک پارامتر تابع را تخمین می زند حال می خواهیم با یک تخمین دیگری آشنا شویم که به صورت نقطه ای توزیع را تخمین می زند.  
فرض کنید یک تابع  $Q$  به شما داده است. همچنین یک متغیر  $h_q$  نیز به شما داده است که دارای ویژگی های زیر هستند:

$$\left\{ \begin{aligned} \forall u : 0 &\leq Q(u) \\ \int_R Q(x)dx &= 1 \\ \lim_{N \rightarrow \infty} Q(x_i) &= \delta(x_i) \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{h_q} Q\left(\frac{a-x_i}{h_q}\right) &= \delta(a-x_i) \end{aligned} \right.$$



$$\begin{cases} u < \frac{1}{q} : Q(u) = 1 \\ o.w : Q(u) = 0 \end{cases}$$

حال فرض کنید که مقدار تابع را به صورت زیر تخمین می‌زنیم. (و تعداد  $N$  داده به ما داده شده است).

$$\hat{f}(a) = \frac{1}{N * h_q} \sum_{q=1}^N Q\left(\frac{a-x_q}{h_q}\right)$$

در حقیقت تعداد داده‌هایی که در فاصله‌ای کمتر از  $\frac{h_q}{q}$  به تعداد کل داده‌ها را برای این تخمین‌گر استفاده می‌کنیم. (البته تقسیم بر طول بازه نیز می‌کنیم که یک تابع چگالی احتمال بدست آید). فرض کنید که تابع  $f^*(a)$  به شما داده شده است.

**الف**

ثابت کنید که این تخمین‌گر برای تابع بایاس ندارد. (دقت کنید که کانولوشن یک تابع با تابع دلتای دیراک برابر خود تابع است).

**حل.** امید ریاضی تابع را بدست می‌آوریم.

**الف**

$$E(\hat{f}(a)) = E\left(\frac{1}{h_q} \sum Q\left(\frac{a-x_i}{h_q}\right)\right)$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \int_R \left(\frac{1}{N * h_q} \sum Q\left(\frac{a-x}{h_q}\right)\right) f^*(x) dx =$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum \int_R \left(\frac{1}{h_q} Q\left(\frac{a-x}{h_q}\right)\right) f^*(x) dx =$$

$$\frac{1}{N * h_q} \sum \int_R \delta(a-x) f^*(x) dx = \frac{1}{N} * N * f^*(a) = f^*(a) \checkmark$$

امید ریاضی تابع با خود تابع اصلی در حد بی‌نهایت یکی است بنابراین تخمین‌گیر بدون بایاس است. (دقت کنید که مقدار انتگرال کانولوشن یک تابع با تابع دلتای دیراک است که برابر خود تابع است).

▷

## نکات مهم

- بخش تئوری را در قالب یک فایل pdf با اسم [STD-Num]\_HW# آپلود کنید.
- ددلاین تمرین ساعت ۲۳:۵۹ روز ... می باشد.
- 

موفق باشید :