

## Lösungen zum 11. Übungsblatt Stochastik II

**Aufgabe 1)** Wir benötigen die folgenden Gleichungen aus dem week11b.pdf: Wegen

$$\int_{\mathbb{R}^n} p_\theta(x) d^n x = 1$$

ist

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial \theta_k} \int_{\mathbb{R}^n} p_\theta(x) d^n x = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial p_\theta}{\partial \theta_k}(x) d^n x \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\frac{\partial p_\theta}{\partial \theta_k}(x)}{p_\theta(x)} p_\theta(x) d^n x \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_k} p_\theta(x) d^n x = \mathbb{E} \left[ \frac{\partial \log p_\theta}{\partial \theta_k} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

Diese Identität tun wir noch einmal nach  $\theta_\ell$  ableiten und bekommen

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial \theta_\ell} \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_k} p_\theta(x) d^n x \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial^2 \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell \partial \theta_k} p_\theta(x) d^n x + \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_k} \frac{\partial p_\theta}{\partial \theta_\ell}(x) d^n x \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial^2 \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell \partial \theta_k} p_\theta(x) d^n x + \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_k} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell} p_\theta(x) d^n x \end{aligned}$$

Also haben wir

$$\begin{aligned} \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_k} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell} p_\theta(x) d^n x &= - \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial^2 \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell \partial \theta_k} p_\theta(x) d^n x \\ &= - \mathbb{E} \left[ \frac{\partial^2 \log p_\theta}{\partial \theta_\ell \partial \theta_k} \right] \\ &= + I(\theta)_{\ell,k} = + I(\theta)_{k,\ell} \end{aligned} \quad (2)$$

Damit können wir jetzt die Formeln für den Erwartungswert und die Varianz verifizieren: Die allgemeine Darstellung der Minimum-Varianz-Schätzer war

$$\hat{\theta}(x) = \theta + I^{-1}(\theta) \nabla_\theta \log p_\theta(x) \quad (3)$$

Der  $k$ -te Schätzer ist also gegeben durch

$$\hat{\theta}_k(x) = \theta_k + \sum_{\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,\ell} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell} \quad (4)$$

und wir bekommen

$$\mathbb{E}[\hat{\theta}_k] = \theta_k + \sum_{\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,\ell} \underbrace{\mathbb{E}\left[\frac{\partial \log p_\theta}{\partial \theta_\ell}\right]}_{\stackrel{(1)}{=} 0} = \theta_k \quad (5)$$

Damit ist der Teil (a) bewiesen. Berechnen wir die Varianz. Wir haben

$$\begin{aligned} \mathbb{V}[\hat{\theta}_k] &= \mathbb{E}[(\hat{\theta}_k - \mathbb{E}[\hat{\theta}_k])^2] \\ &\stackrel{(a)}{=} \mathbb{E}[(\hat{\theta}_k - \theta_k)^2] \\ &\stackrel{(4)}{=} \mathbb{E}\left[\left(\sum_{\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,\ell} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell}\right)^2\right] \\ &= \sum_{j,\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,j} [I^{-1}(\theta)]_{k,\ell} \times \mathbb{E}\left[\frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_j} \frac{\partial \log p_\theta(x)}{\partial \theta_\ell}\right] \\ &\stackrel{(2)}{=} \sum_{j,\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,j} [I^{-1}(\theta)]_{k,\ell} \times [I(\theta)]_{j,\ell} \\ &= \sum_{j,\ell=1}^m [I^{-1}(\theta)]_{k,j} \times [I(\theta)]_{j,\ell} \times [I^{-1}(\theta)]_{\ell,k} \\ &= [I^{-1}(\theta) I(\theta) I^{-1}(\theta)]_{k,k} = [I^{-1}(\theta)]_{k,k} \end{aligned} \quad (6)$$

und damit ist auch der Teil (b) bewiesen.

**Aufgabe 2)** Für das Standardbeispiel 1 mit unabhängigen, normalverteilten Zufallszahlen haben wir die Fisher-Informationsmatrix  $I = I(\mu, \nu)$  mit  $\nu := \sigma^2$  bereits in dem week11a.pdf berechnet, auf der letzten Seite. Das Resultat war

$$I(\theta) = I(\mu, \nu) = \begin{pmatrix} \frac{n}{\nu} & 0 \\ 0 & \frac{n}{2\nu^2} \end{pmatrix}$$

und damit

$$I^{-1}(\mu, \nu) = \begin{pmatrix} \frac{\nu}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\nu^2}{n} \end{pmatrix}$$

Den Gradienten von  $\log p_\theta = \log p_{\mu,\nu}$  hatten wir ebenfalls schon berechnet, mit

$$\begin{aligned} p_\theta(x) &= p_{\mu,\nu}(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\nu}} \right\} \\ \log p_\theta(x) &= \log p_{\mu,\nu}(x_1, \dots, x_n) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\nu) - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i-\mu)^2}{2\nu} \end{aligned}$$

bekamen wir die folgenden Ableitungen:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \log p_{\mu, \nu}}{\partial \mu} &= \sum_{i=1}^n \frac{x_i - \mu}{\nu} \\ \frac{\partial \log p_{\mu, \nu}}{\partial \nu} &= -\frac{n}{2\nu} + \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\nu^2}\end{aligned}$$

Aus der allgemeinen Gleichung

$$\hat{\theta}(x) = \theta + I^{-1}(\theta) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(x)$$

folgt dann für diesen konkreten Fall die Darstellung

$$\begin{pmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\nu} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu \\ \nu \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\nu}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\nu^2}{n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\frac{n}{2\nu} \sum_{i=1}^n \frac{x_i - \mu}{\nu} \\ \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\nu^2} \end{pmatrix}$$

Also,

$$\hat{\mu} = \mu + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

und

$$\hat{\nu} = \nu - \nu + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

Damit sind die Formeln aus (a) und (b) bewiesen.