## Manifole Learning Homework 8

安捷 1601210097

2017年4月26日

习题 (145.1a). 为了证明  $f_1$  是凸函数, 我们只需证明  $f_1$  满足如下凸集定义

$$f_1(\alpha \mathbf{x}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{x}_2) \le \alpha f_1(\mathbf{x}_1) + (1 - \alpha)f_1(\mathbf{x}_2),\tag{1}$$

其中  $\alpha \in [0,1]$ . 显然,因为  $\alpha \geq 0$  并且  $(1-\alpha) \geq 0$ ,如果存在元素  $\mathbf{x}_1$  or  $\mathbf{x}_2$  小于 0,那么 如果  $\alpha \mathbf{x}_1 + (1-\alpha)\mathbf{x}_2 > 0$ ,定义 1 满足;如果  $\alpha \mathbf{x}_1 + (1-\alpha)\mathbf{x}_2 \leq 0$ ,那么  $+\infty \leq +\infty$  也满足定义 1.

上面讨论了变量小于  $\theta$  的情况,  $f_1$  满足凸函数的定义. 如果  $\mathbf{x}_1 > \mathbf{0}$  并且  $\mathbf{x}_2 > \mathbf{0}$ , 我们有如下推导

$$f_{1}(\alpha \mathbf{x}_{1} + (1 - \alpha)\mathbf{x}_{2}) = -\left[\prod_{i} (\alpha x_{1i} + (1 - \alpha)x_{2i})\right]^{\frac{1}{n}}$$

$$= -\left[\prod_{i} \alpha x_{1i} + \prod_{i} (1 - \alpha)x_{2i} + other\_non\_negtive\_term\right]^{\frac{1}{n}}$$

$$\leq -\left[\prod_{i} \alpha x_{1i} + \prod_{i} (1 - \alpha)x_{2i}\right]^{\frac{1}{n}}$$

$$\leq -\left[\prod_{i} \alpha x_{1i}\right]^{\frac{1}{n}} + \left[\prod_{i} (1 - \alpha)x_{2i}\right]^{\frac{1}{n}}$$

$$= \alpha f_{1}(\mathbf{x}_{1}) + (1 - \alpha)f_{1}(\mathbf{x}_{2})$$

**习题** (145.1b). 类似 a 我们证明  $f_2$  满足定义 1. 那么我们有如下推导

$$\alpha f_2(\mathbf{x}_1) + (1 - \alpha) f_2(\mathbf{x}_2) = \alpha \ln(e^{x_{11}} + \dots + e^{x_{1n}}) + (1 - \alpha) \ln(e^{x_{21}} + \dots + e^{x_{2n}})$$

$$= \ln \left[ (e^{x_{11}} + \dots + e^{x_{1n}})^{\alpha} (e^{x_{21}} + \dots + e^{x_{2n}})^{1 - \alpha} \right]$$

$$\geq \ln(e^{\alpha x_{11} + (1 - \alpha)x_{21}} + \dots + e^{\alpha x_{1n} + (1 - \alpha)x_{2n}})$$

$$= f_2(\alpha \mathbf{x}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{x}_2)$$

习题 (145.1c). 类似 a, 我们有如下推导

$$f_{3}(\alpha \mathbf{x}_{1} + (1 - \alpha)\mathbf{x}_{2}) = ((\alpha x_{11} + (1 - \alpha)x_{21})^{2} + \dots + (\alpha x_{1n} + (1 - \alpha)x_{2n})^{2})^{\frac{p}{2}}$$

$$\leq ((\alpha x_{11})^{2} + ((1 - \alpha)x_{21})^{2} + \dots + (\alpha x_{1n})^{2} + ((1 - \alpha)x_{2n})^{2})^{\frac{p}{2}}$$

$$= ((\alpha x_{11})^{2} + \dots + (\alpha x_{1n})^{2} + ((1 - \alpha)x_{21})^{2} + \dots + ((1 - \alpha)x_{2n})^{2})^{\frac{p}{2}}$$

$$\leq ((\alpha x_{11})^{2} + \dots + (\alpha x_{1n})^{2})^{\frac{p}{2}} + (((1 - \alpha)x_{21})^{2} + \dots + ((1 - \alpha)x_{2n})^{2})^{\frac{p}{2}}$$

$$= \alpha f_{3}(\mathbf{x}_{1}) + (1 - \alpha)f_{3}(\mathbf{x}_{2})$$

习题 (145.1d). 对于凸函数, 我们知道, 如果 f(x) 和 h(x) 都是单调递增的凸函数, 那么 f(h(x)) 是凸函数. 对于  $f_4(\mathbf{x}) = e^{\beta \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}$ , 我们假设有  $f(x) = e^{\beta x}$  并且  $h(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ . 显然, f(x) 单调递增的凸函数. 对于  $h(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ , 因为  $\mathbf{A}$  是对称半正定矩阵,  $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$  可以 写为  $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \lambda_1 p_1^2 + \ldots + \lambda_n p_n^2$ . So  $h(\mathbf{x})$  也是一个凸函数. 并且  $f_4(x)$  是个凸函数.

习题 (145.2). 考虑凸函数  $f(x) = -\ln(x)$ . 使用 Jasen 不等式, 有

$$f(\alpha_1 x_1 + \ldots + \alpha_n x_n) \le \alpha_1 f(x_1) + \ldots + \alpha_n f(x_n) \Leftrightarrow$$

$$-\ln(\alpha_1 x_1 + \ldots + \alpha_n x_n) \le -(\alpha_1 \ln(x_1) + \ldots + \alpha_n \ln(x_n)) \Leftrightarrow$$

$$x_1^{\alpha_1} \ldots x_n^{\alpha_n} \le \alpha_1 x_1 + \ldots + \alpha_n x_n$$

习题 (145.3). 由于每一个  $f_i(x)$  都是凸函数, 我们可以将 f(x) 的次梯度写成如下形式

$$\partial f(x) = \{ g = \sum_{i=0}^{m} g_i | f(y) \ge \sum_{i=0}^{m} f_i(x) + \sum_{i=0}^{m} (g_i, y - x) > \forall y \in C \},$$

其中  $g_i$  是  $f_i(x)$  的次梯度. 我们定义  $g = \sum_{i=1}^{m} g_i$ , 因此我们可以得到

$$\partial f(x) = \sum_{i}^{m} \partial f_i(x) \tag{2}$$

习题 (145.4).  $f'(x;y) = \max_{g \in \partial f(x)} \langle g, y \rangle$ . 有

$$f'(x; \alpha \mathbf{y}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{y}_2) = \max_{g \in \partial f(x)} \langle g, \alpha \mathbf{y}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{y}_2 \rangle$$

$$\leq \alpha \max_{g \in \partial f(x)} \langle g, \mathbf{y}_1 \rangle + (1 - \alpha) \max_{g \in \partial f(x)} \langle g, \mathbf{y}_2 \rangle$$

$$= \alpha f'(x; \mathbf{y}_1) + (1 - \alpha)f'(x; \mathbf{y}_2)$$

习题 (145.5). 12 范数的次梯度是

$$\partial ||x||_2 = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{x}{||x||_2} & \text{if } x \neq 0\\ \{g|||g||_2 \leq 1\} & \text{if } x = 0 \end{array} \right.$$
 (3)

**习题** (145.6). 为证明  $f^*(y)$  是凸函数,有

$$f^*(\alpha \mathbf{y}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{y}_2) = \sup_{\mathbf{x} \in C} (\langle \mathbf{x}, \alpha \mathbf{y}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{y}_2 \rangle - f(\mathbf{x}))$$

$$= \sup_{\mathbf{x} \in C} (\langle \mathbf{x}, \alpha \mathbf{y}_1 + (1 - \alpha)\mathbf{y}_2 \rangle - (\alpha + 1 - \alpha)f(\mathbf{x}))$$

$$\leq \sup_{\mathbf{x} \in C} (\langle \mathbf{x}, \alpha \mathbf{y}_1 - \alpha f(\mathbf{x})) + \sup_{\mathbf{x} \in C} (\langle \mathbf{x}, (1 - \alpha)\mathbf{y}_2 \rangle - (1 - \alpha)f(\mathbf{x}))$$

$$= \alpha f^*(\mathbf{y}_1) + (1 - \alpha)f^*(\mathbf{y}_2)$$

习题 (145.8). 首先, 有共轭函数

$$f^*(Y) = \sup_{\|X\|_{2,1} \le 1} \{ \sum_{i=1}^{n} \langle X_i, Y_i \rangle - \|X\|_{2,0} \}$$
$$= \sup_{\|X\|_{2,1} \le 1} \{ \sum_{i=1}^{n} \|X_i\| \|Y_i\| - \|X\|_{2,0} \}$$

我们假设 X 有 k 列并且 l2 范数等于 0. 因此

$$\begin{split} f^*(Y) &= \sup_{||X||_{2,1} \le 1} \{ \sum_{i \in ||X_i|| \ne 0} ||X_i|| ||Y_i|| - ||X||_{2,0} \} \\ &= \sup_{||X||_{2,1} \le 1} \{ \sum_{i \in ||X_i|| \ne 0} ||Y_i|| - k \} \end{split}$$

其中 i 是满足  $||X_i|| \neq 0$  的下标, $||Y_i||$  也是下标. 那么  $f^*(Y)$  可以按如下方式计算

$$f^*(Y) = \sum_{i \in ||X_i|| \neq 0} (||Y_i|| - 1)$$

我们按照如下方式计算  $f^*(Y)$  的共轭函数

$$f^{**}(Z) = \sup_{Y} \{ \sum_{i=1}^{n} \langle Y_{i}, Z_{i} \rangle - \sum_{i \in ||X_{i}|| \neq 0} (||Y_{i}|| - 1) \}$$
$$= \sup_{Y} \{ \sum_{i=1}^{n} ||Y_{i}|| ||Z_{i}|| - \sum_{i \in ||X_{i}|| \neq 0} (||Y_{i}|| - 1) \}$$

其中  $||Z_i||$  按如下方式取到最大值

$$f^{**}(Z) = \sum_{i \in ||X_i|| \neq 0} ||Z_i||$$

习题 (146.1). 我们知道  $W=\alpha\alpha^T$ , 所以  $Tr(W)=\lambda_1=1$ . 因为  $\lambda_1\geq 0$ , 我摸可以知道 W是半正定矩阵.

对于  $\mathbf{X}=\mathbf{0}$  的情形,  $W=uv^T$  的核范数可以按照下式计算  $||W||_*=Tr(W^TW)=Tr(vu^Tuv^T)\leq 1$ .

习题 (146.2). 12 范数的凸包是

$$E_c(x) = \inf_{w} \{ ||w||_2 + \frac{1}{2c} ||w - x||^2 \}$$

12 范数的 proximal mapping 是

$$P_c(x) = \arg\min_{w} \{||w||_2 + \frac{1}{2c}||w - x||^2\}$$

因此有

$$P_c(x) = \begin{cases} x - \frac{cx}{||x||_2} & \text{if } c < ||x||_2 \\ 0 & \text{if } c \ge ||x||_2 \end{cases}$$

习题 (146.3). 我们知道  $u=P_cf(x)\Leftrightarrow x-u\in\partial f(u)$ , 那么有如下证明

$$x - \frac{1}{\lambda} [P_c(\lambda^2 g)(\lambda x + a) - a] \in \lambda \partial g(\lambda u + a) \Leftrightarrow$$
$$\lambda x + a - P_c(\lambda^2 g)(\lambda x + a) \in \lambda^2 \partial g(P_c(\lambda^2 g)(\lambda x + a)) \Leftrightarrow$$
$$x' - u' \in \partial(\lambda^2 g)(u')$$

习题 (146.4). 类似与 3, 我们有如下证明

$$x - \lambda[P_c(\lambda^{-1}g)(x/\lambda)] \in \partial g(u/\lambda) \Leftrightarrow$$
$$x/\lambda - P_c(\lambda^{-1}g)(x/\lambda) \in \partial g(P_c(\lambda^{-1}g)(x/\lambda)) \Leftrightarrow$$
$$x' - u' \in \partial(\lambda^{-1}g)(u')$$

习题 (146.5). *Proof.*  $S_+$  是凸集,而 procimal operator of indicator/charateristic function of a convex set is projection,于是

$$P_c f(X) = \prod_{S_+} X = \arg \min_{S_\perp} ||W - X||_2^2$$
(4)

其中, Ⅱ 是投影算子。

习题 (146.6). *Proof.*  $\Leftrightarrow h(u) = I_L(u), h^*(u) = I_{L^{\perp}}(u)$ 

$$I_{L}(u) = \begin{cases} 0, & x \in L \\ +\infty, & x \notin L \end{cases}$$
 (5)

那么, $P_L(x)$  就是 x 在 L 上的映射, $P_{L_\perp}(x)$  就是 x 在  $L_\perp$  上的映射。于是有  $x=P_L(x)=P_{L_\perp}(x)$