

問題 1. (a)  $f(x, y) = \sqrt{x^2 + y^2}$  の  $(x, y) \neq (0, 0)$  における偏微分をそれぞれ求めると

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) &= \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} \\ \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) &= \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}\end{aligned}$$

となる.

(b)  $p \geq 2$  に対し,  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p) \neq 0$  における  $\|\beta\|_2$  の  $\beta_i (1 \leq i \leq p)$  における偏微分は

$$\frac{\partial \|\beta\|}{\partial \beta_i} = \frac{\beta_i}{\|\beta\|_2}$$

となることより,  $\|\beta\|_2$  の  $\beta \neq 0$  における偏微分は

$$\frac{\partial \|\beta\|}{\partial \beta} = \frac{\beta}{\|\beta\|_2}$$

となる.

(c)  $f(x, y)$  の  $(x_0, y_0) = (0, 0)$  における劣微分を求める.  $(u, v) \in \mathbb{R}^2$  が劣微分の要素であったとする. すなわち, 任意の  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$  に対して

$$f(x, y) \geq ux + vy \tag{1}$$

を満たしているとする. ここで,  $r, s > 0, 0 \leq \theta, \phi < 2\pi$  を用いて

$$\begin{aligned}x &= r \cos \theta, & y &= r \sin \theta \\ u &= s \cos \phi, & v &= s \sin \phi\end{aligned}$$

と極座標変換を行うと, (1) 式は

$$\begin{aligned}r &\geq sr \cos \theta \cos \phi + sr \sin \theta \sin \phi \\ &= rs \cos(\theta - \phi) \\ \therefore 1 &\geq s \cos(\theta - \phi)\end{aligned}$$

とかくことができる. 上式が成立することの必要十分条件は  $s \geq 1$  であることなので, 求める劣微分は

$$\{(u, v) \in \mathbb{R}^2 \mid u^2 + v^2 \leq 1\}$$

となる. □

問題 2.  $g(z) = \frac{1}{2}(y - Xz)^2$  のヘッセ行列  $\nabla^2 g(x)$  を求めると

$$\begin{aligned}\frac{\partial g}{\partial z}(z) &= -X^T(y - Xz) \\ \frac{\partial g}{\partial z}(z) &= X^T X\end{aligned}$$

となることがわかる. ここで  $X^T X$  は非負定値行列であることより,  $X^T X$  の二次形式の最大値は  $X^T X$  の最大固有値  $\lambda_{max}$  に一致するので, 任意の  $x, y, z \in \mathbb{R}^p$  に対して

$$\begin{aligned}(x - y)^T \nabla^2 g(z)(x - y) &= (x - y)^t X^T X(x - y) \\ &\leq \lambda_{max} \|x - y\|_2^2\end{aligned}$$

が成立することがわかる. 上式で  $\lambda_{max} = L$  とすれば求めたい不等式が得られる. □

問題 3. 空欄を埋めたプログラムは下の通り.

```
1 def group_lasso(z, y, lam=0):
2     J = len(z)
3     theta = []
4     for i in range(J):
5         theta.append(np.zeros(z[i].shape[1]))
6     for m in range(10):
7         for j in range(J):
8             r = copy.copy(y)
9             for k in range(J):
10                 if k != j:
11                     r = r - z[k] @ theta[k]
12             theta[j] = gr(z[j], r, lam)
13     return theta
```

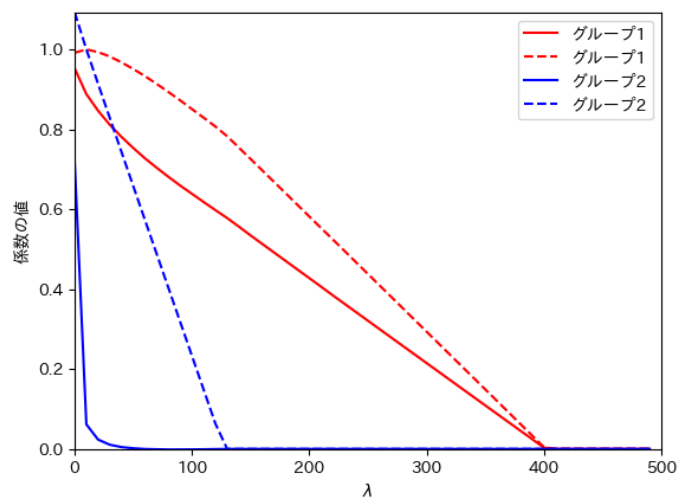
```
1 n = 100
2 J = 2
3 u = randn(n)
4 v = u + randn(n)
5 s = 0.1 * randn(n)
6 t = 0.1 * s + randn(n)
7 y = u + v + s + t + randn(n)
8 z = []
9 z = np.array([np.array([u, v]).T, np.array([s, t]).T])
10 lambda_seq = np.arange(0, 500, 10)
11 m = len(lambda_seq)
```

```

12 beta = np.zeros((m, 4))
13 for i in range(m):
14     est = group_lasso(z, y, lambda_seq[i])
15     beta[i, :] = np.array([est[0][0], est[0][1], est[1][0], est[1][1]])
16 plt.xlim(0, 500)
17 plt.ylim(np.min(beta), np.max(beta))
18 plt.xlabel(r"$\lambda$")
19 plt.ylabel("係数の値")
20 labels = ["グループ1", "グループ1", "グループ2", "グループ2"]
21 cols = ["red", "blue"]
22 lins = ["solid", "dashed"]
23 for i in range(4):
24     plt.plot(lambda_seq, beta[:, i], color=cols[i//2],
25             linestyle=lins[i % 2], label="{0}".format(labels[i]))
26 plt.legend(loc="upper_right")
27 plt.axvline(0, color="black")
28 plt.show()

```

上記の実行結果は以下の様になる。



問題 4. 目的関数  $L$  は

$$L = \frac{1}{2} \|y - X \sum_{k=1}^K \theta_k\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^K \|\theta_k\|_2$$

である。ただし

$$\theta_1 = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_{3,1} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \theta_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \beta_{3,2} \\ \beta_4 \\ \beta_5 \end{pmatrix} \quad (\beta_3 = \beta_{3,1} + \beta_{3,2})$$

として、 $\beta = \theta_1 + \theta_2$  とした。ここで、 $X$  の最初の 3 列を  $X_1 \in \mathbb{R}^{N \times 3}$ 、最後の 3 列を  $X_2 \in \mathbb{R}^{N \times 3}$  と書き、 $\theta_1, \theta_2$  の非ゼロ成分  $\gamma_1, \gamma_2$  で  $L$  に関して劣微分をとると

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \gamma_1} &= -X_1^T(y - X_1\gamma_1) + \lambda \partial \|\gamma_1\|_2 \\ \frac{\partial L}{\partial \gamma_2} &= -X_2^T(y - X_2\gamma_2) + \lambda \partial \|\gamma_2\|_2 \end{aligned}$$

と書くことができる。したがって  $L$  を  $\beta$  で微分して 0 とおく式は

$$\begin{aligned} -X_1^T(y - X\theta_1) + \lambda \partial \|\gamma_1\|_2 &= 0 \\ -X_2^T(y - X\theta_2) + \lambda \partial \|\gamma_2\|_2 &= 0 \end{aligned}$$

となるので、上式において  $\theta_j = 0 (j = 1, 2)$  とおくと

$$X_j^T y = \lambda \partial \|\gamma_j\|_2 \Leftrightarrow \|X_i^T y\|_2 \leq \lambda \quad (i = 1, 2)$$

となる。最右辺が求める条件である。

□

**問題 5.** 空欄を埋めたプログラムは下の通り

```

1  def gr_multi_lasso(X, y, lam):
2      n = X.shape[0]
3      p = X.shape[1]
4      K = len(np.unique(y))
5      beta = np.ones((p, K))
6      Y = np.zeros((n, K))
7      for i in range(n):
8          Y[i, y[i]] = 1
9      eps = 1
10     while eps > 0.001:
11         gamma = copy.copy(beta)
12         eta = X @ beta
13         P = np.exp(eta)

```

```

14     for i in range(n):
15         P[i, :] = P[i, :] / np.sum(P[i, :])
16         t = 2 * np.max(P*(1-P))
17         R = (Y-P) / t
18         for j in range(p):
19             r = R + X[:, j].reshape(n, 1) @ beta[j, :].reshape(1, K)
20             M = X[:, j] @ r
21             beta[j, :] = (max(1 - lam / t / np.sqrt(np.sum(M*M)), 0)
22                           / np.sum(X[:, j]*X[:, j]) * M)
23             R = r - X[:, j].reshape(n, 1) @ beta[j, :].reshape(1, K)
24         eps = np.linalg.norm(beta - gamma)
25     return beta

```

```

1  iris = load_iris()
2  X = np.array(iris["data"])
3  y = np.array(iris["target"])
4
5  lambda_seq = np.arange(10, 151, 10)
6  m = len(lambda_seq)
7  p = X.shape[1]
8  K = 3
9  alpha = np.zeros((m, p, K))
10 for i in range(m):
11     res = gr_multi_lasso(X, y, lambda_seq[i])
12     alpha[i, :, :] = res
13 plt.xlim(0, 150)
14 plt.ylim(np.min(alpha), np.max(alpha))
15 plt.xlabel(r"$\lambda$")
16 plt.ylabel("係数の値")
17 handles = []
18 labels = ["がく片の長さ", "がく片の幅", "花びらの長さ", "花びらの幅"]
19 cols = ["red", "green", "blue", "cyan"]
20 for i in range(4):
21     for k in range(K):
22         line, = plt.plot(lambda_seq, alpha[:, i, k], color=cols[i],
23                          label="{0}".format(labels[i]))
24     handles.append(line)
25 plt.legend(handles, labels, loc="upper_right")

```

また実行結果は下の通り

