数值最优化期末作业

15336134 莫凡

2018年1月30日

目录

| 1 | Pro | blem 1 | 2 |
|----------|-----------|---------------|----------|
| | 1.1 | 问题描述 | 2 |
| | 1.2 | 变量消去法 | 2 |
| | 1.3 | Lagrange 方法 | 3 |
| 2 | Problem 2 | | |
| | 2.1 | 问题描述 | 3 |
| | 2.2 | 起作用集方法 | 4 |
| 3 | SVI | \mathbf{M} | 4 |
| | 3.1 | 算法描述 | 4 |
| | 3.2 | Problem SVM 1 | 5 |
| | 3.3 | Problem SVM 2 | 5 |

1 Problem 1

1.1 问题描述

求解二次规划问题

$$\min f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 - x_3)^2 + (x_4 - x_5)^2$$
s.t.
$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 - 5 = 0$$

$$x_3 - 2(x_4 + x_5) + 3 = 0$$

初始点 $x^{(0)} = (3,5,-3,2,-2)^T$ 为可行点,最优解 $x^* = (1,1,1,1,1)^T$

1.2 变量消去法

从等式约束中可以得到

$$x_1 = -x_2 - 3x_4 - 3x_5 + 8$$
$$x_3 = 2x_4 + 2x_5 - 3$$

然后代入展开, 可以得到

$$f(x) = 58 - 8x_2 + 2x_2^2 - 54x_4 + 2x_2x_4 + 14x_4^2 - 54x_5 + 2x_2x_5 + 24x_4x_5 + 14x_5^2$$

设

$$t = (x_2, x_4, x_5)^T$$

则 $\varphi(t) = f(x)$ 的梯度为

$$g(t) = \begin{bmatrix} -8 + 4t_1 + 2t_2 + 2t_3 \\ -54 + 2t_1 + 28t_2 + 24t_3 \\ -54 + 2t_1 + 24t_2 + 28t_3 \end{bmatrix}$$

Hessian 矩阵

$$G = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 2 \\ 2 & 28 & 24 \\ 2 & 24 & 28 \end{bmatrix}$$

计算 G 的特征值为 $\{2(14+\sqrt{146}),4,2(14-\sqrt{146})\}$ 均大于 0,所以 G 正定,问题是严格 凸二次规划,有唯一全局最优解。

由一阶必要条件,最优解处一定有 g(t)=0,解得 $t=(1,1,1)^T$,代回解得 $x=(1,1,1,1,1)^T$,是唯一全局最优解,f(x)=0

这个问题太简单了, 所以没有代码。

1.3 Lagrange 方法

将二次规划改写为规范形式,

$$G = 2 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \ h = \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \ A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & -2 \\ 1 & -2 \end{bmatrix}, \ b = \begin{bmatrix} 5 \\ -3 \end{bmatrix}$$

后面采用零空间方法求解方向

```
1%原问题
2 G = 2*[1 0 0 0 0; 0 1 -1 0 0; 0 -1 1 0 0; 0 0 0 1 -1; 0 0 0 -1 1];
a h = [-2;0;0;0;0];
A = \begin{bmatrix} 1 & 0; & 1 & 0; & 1 & 1; & 1 & -2; & 1 & -2 \end{bmatrix};
b = [5; -3];
7 % 对A进行QR分解
8 \quad [Q, R] = qr(A);
9 Q1 = Q(1:5, 1:2);
10 Q2 = Q(1:5, 3:5);
R1 = R(1:2, 1:2);
12
x_0 = [3; 5; -3; 2; -2];
14 \ Z = Q2;
15 A_{-} = Q1 * inv(R1);
d = (Z' * G * Z) \setminus (-Z' * (h + G * x0));
18
19 x = x0 + Z * d;
20 disp('x=')
21 disp(x);
```

2 Problem 2

2.1 问题描述

$$\min f(x) = 9 - 8x_1 - 6x_2 - 4x_3 + 2x_1^2 + 2x_2^2 + x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3$$

$$s.t.$$

$$2 - x_1 - x_2 - 2x_3 \ge 0$$

$$x_i \ge 0, i = 1, 2, 3$$

初始点 $x^{(0)}=(0.5,0.5,0.5)^T$ 为可行点,最优解为 $x^*=(\frac{4}{3},\frac{7}{9},\frac{4}{9})^T$

2.2 起作用集方法

Active-Set $(G, h, x^{(0)})$

- 1 Get the initial active set A
- 2 Solve the problem min $\frac{1}{2}d^TGd + g_k^Td$, s.t. $a_id = 0$ where $g_k = Gx^{(k)} + h$ get d_k and λ
- 3 **if** $d_k = 0$ and $\lambda \ge 0$
- 4 Break
- 5 else Remove the constraints related the minimal λ_i from active set
- 6 if $d_k \neq 0$
- 7 $\alpha = \min(1, \{(b_i a_i x^{(k)} / (a_i^T d_k)\})$
- 8 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha d_k$
- 9 **goto** 2

编程得到结果为

时间已过 0.053027 秒。

迭代次数: 3

解为: xin=

- 1.333333
- 0.777778
- 0.44444

fmin=0.111111

3 SVM

3.1 算法描述

假设存在一个超平面 $W^Tx + b$,将数据分成两部分。显然,大多数情况下这样的超平面并不存在,所以我们引入了支持向量机这个东西。

定义函数距离

$$\hat{\gamma_i} = \frac{1}{\|w\|} \gamma_i$$

其中 $\gamma_i = y(W^T x_i + b)$, 表示样本点到超平面的函数距离

显然,当 w,b 乘以一个任意常数,函数距离随之变化,但几何距离不变。所以可以通过放缩使得最小函数距离为 1,问题转化为:

$$\max \hat{\gamma}$$

s.t.
$$y_i(W^T x_i + b) \ge 1$$
 $i = 1, 2, \dots, m$

显然最小几何距离实际等于 w 的模长的倒数,得到如下等价的凸二次规划问题

$$\min \frac{1}{2} W^T W$$

s.t.
$$y_i(W^T x_i + b) \ge 1$$
 $i = 1, 2, \dots, m$

采用 11 正则化,处理离群点,同时防止过拟合问题:

$$\min \frac{1}{2} w^T w + \alpha \sum_{i=1}^m \xi_i$$

s.t.
$$y(W^T x_i + b) \ge 1 - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, m$$

 $\xi_i \ge 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$

直接将上述问题改写为二次规划并调用之前的算法即可

3.2 Problem SVM 1

运行程序得到结果

number of iterations: 24 train accuracy: 0.856884 test accuracy: 0.855072

3.3 Problem SVM 2

运行程序得到结果

number of iterations: 9 train accuracy: 0.789157 test accuracy: 0.809524 具体见程序