

问题:  $\min f(x) = \min g(x) + h(x)$   
 其中  $g(x)$  凸可微 (光滑)  
 $h(x)$  凸 部分不可微

对于  $h(x)$  找一个代理 记作 近端算子 proximal operator

$$\text{prox}_{h,t}(x) = \arg\min_z \underbrace{\frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2}_{x \text{ 要接近 } z} + \underbrace{h(z)}_{g(z) \text{ 为 } g(x) \text{ 的代理}} \quad ①$$

① 和  $g(\cdot)$ 、 $x$  无关。只可先求凸且可微的  $g(x)$  的  $\min$ 。

再代入①中求  $z$  即可得整个目标函数  $f(x)$  的  $\min$ 。

这是一个两步迭代过程。

∴ PGD 过程如下。

$$\hat{x}^{k+1} = x^k - t \nabla g(x^k)$$

$$x^{k+1} = \text{prox}_{h,t}(\hat{x}^{k+1})$$

$$\text{即 } x^{k+1} = \text{prox}_{h,t}(x^k - t \nabla g(x^k)) \quad ②$$

下面为②成立的证明

$$x^{k+1} = \text{prox}_{t, h}(x - \nabla g(x^k))$$

$$= \arg \min_z h(z) + \frac{1}{2t} \|z - (x^k - t \nabla g(x^k))\|_2^2$$

$$= \arg \min_z h(z) + \frac{t}{2} \|\nabla g(x^k)\|_2^2 + \nabla g(x)^T (z - x^k) + \frac{1}{2t} \|z - x^k\|_2^2$$

与  $z$  无关的项

$$= \arg \min_z h(z) + \underbrace{g(x^k) + \nabla g(x)^T (z - x^k)}_{\text{近似 } g(z) \text{ 在 } x^k \text{ 处的二阶泰勒展开}} + \frac{1}{2t} \|z - x^k\|_2^2$$

$$\approx \arg \min_z h(z) + g(z).$$

- 特例 1.

①  $h(x) = 0$  时.

$$\text{prox}_{h,t} = \arg \min_z \frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2 + 0 = x.$$

$$x^{k+1} = x^k - t_k \nabla g(x^k).$$

退化为梯度下降.

②  $h(x) = I_C(x)$  指示函数.

$$\begin{aligned} \text{prox}_{t,h}(x) &= \arg \min_z \frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2 + I_C(z) \\ &= \arg \min_{z \in C} \frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2 \\ &= P_C(x) \end{aligned}$$

$$x^{k+1} = P_C(x^k - t \nabla g(x^k))$$

③  $h(x) = \|x\|_1$ . 软阈值算法.

$$\begin{aligned} \text{prox}_{t,h} &= \arg \min_z \frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2 + \|z\|_1 \\ &= \arg \min_z \underbrace{\frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2 + 2t \|z\|_1}_{H(z) \text{ 和 } x \text{ 无关}} \\ &= S_t(x) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} H'(z) &= -z(x-z) + 2t\|z\|_1 \\ &\stackrel{0}{=} \\ \Rightarrow x - z &= t \|z\|_1' \\ z &= x - t \|z\|_1' \\ &= x - \text{sign}(z) \end{aligned}$$

$$S_t(x) = \begin{cases} x - t & x > t \\ 0 & |x| \leq t \\ x + t & x < -t \end{cases}$$

# 近端梯度算法 (Proximal Gradient Method)

问题:  $\min f(x) = \min g(x) + h(x)$   
其中  $g(x)$  凸可微 (光滑)  
 $h(x)$  凸 部分不可微

对于  $h(x)$  找一个代理, 记作 近端算子, proximal operator

$$\text{prox}_{h,t}(x) = \arg\min_z \underbrace{\frac{1}{2t} \|x - z\|_2^2}_{x \text{ 要接近}} + \underbrace{h(z)}_{g(x) \text{ 代理}} \quad ①$$

① 和  $g(\cdot)$ 、 $x$  无关, 可先求 凸且可微的  $g(x)$  的  $\min$ 。

PGD.pdf

```
1 function [x]=proximalGradient(A,b,gamma)
2 %%解决  $1/2 \|Ax-b\|_2^2 + \gamma \|x\|_1$ 
3 %% A:m*n    X:n*1
4
5 tic;
6 MAX_ITER = 400;
7 ABSTOL = 1e-4;
8 RELTOL = 1e-2;
9
10 f = @(u) 0.5*norm(A*u-b)^2; %%为了确定线搜索步长
11 lambda = 1; % 步长
12 beta = 0.5;
13 [~,n]=size(A);
14 x = zeros(n,1);
15 xprev = x;
16 AtA = A'*A;
17 Atb = A'*b;
18 for k = 1:MAX_ITER
19 % while 1
```

```

20     grad_x = AtA*x - Atb;
21     % gamma表示软阈值函数的阈值（非负值）
22     % z是要更新的递推迭代式的xk
23     z = soft_threshold(x - lambda*grad_x, lambda*gamma); %%迭代更新x
24     %线性搜索步长（注释掉即为固定步长）
25     %     if f(z) <= f(x) + grad_x'*(z - x) + (1/(2*lambda))*(norm(z - x))^2
26     %         break;
27     %     end
28     %     lambda = beta*lambda;    %减小步长
29
30     xprev = x;
31     x = z;
32
33     h.prox_optval(k) = objective(A, b, gamma, x, x);
34     if k > 1 && abs(h.prox_optval(k) - h.prox_optval(k-1)) < ABSTOL
35         break;
36     end
37 end
38 % %=====
39 % % 得到目标函数的解x以及x所对应的函数近似值p_prox
40 % %=====
41 h.x_prox = x; % 得到的近端解x
42 h.p_prox = h.prox_optval(end); % 函数的近端近似值?
43 % %=====
44 % % 显示程序运行的相关信息
45 % %=====
46 h.prox_grad_toc = toc; % 计时程序运行时间
47 fprintf('Proximal gradient time elapsed: %.2f seconds.\n', h.prox_grad_toc);
48 h.prox_iter = length(h.prox_optval);
49 K = h.prox_iter;
50 h.prox_optval = padarray(h.prox_optval', K-h.prox_iter, h.p_prox, 'post');
51
52 plot( 1:K, h.prox_optval, 'r-');
53 xlim([0 75]);
54
55
56 end
57
58 function p = objective(A, b, gamma, x, z)
59 %目标函数的代码形式
60     p = 0.5*(norm(A*x - b))^2 + gamma*norm(z,1);
61 end
62
63 function [X]=soft_threshold(b,lambda)
64 % 软阈值函数
65     X=sign(b).*max(abs(b) - lambda,0);
66 end

```

---

Ref:

[对近端梯度算法\(Proximal Gradient Method\)的理解\\_chaolei\\_9527的博客-CSDN博客\\_prox函数](#)

[优化算法之近端梯度下降 \(proximal gradient descent\)](#)

[机器学习 | 近端梯度下降法 \(proximal gradient descent\)](#)

[近端梯度下降算法\(Proximal Gradient Algorithm\)\\_Ten\\_yn的博客-CSDN博客\\_近端梯度下降](#)