



西安交通大学
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY

管理学院

《最优化理论与算法 II》课程小组作业—1

LASSO 回归算法实现与比较分析

陈吉龙 2236115452

PUA WENG YANG 2229990011

ROMANOV ARTEM 2239990071

2025 年 12 月 9 日

摘要

本实验实现了求解 LASSO 回归问题的三种优化算法：次梯度法 (Subgradient Method)、临近点梯度法 (Proximal Gradient Method) 和交替方向乘子法 (ADMM)。针对不同的样本维度组合 (n, p) ，我们系统比较了各算法的收敛性能、计算效率和实现特点。实验结果表明，临近点梯度法在大多数情况下具有最佳的收敛速度，ADMM 算法在特定问题配置下表现优越，而次梯度法作为基础方法虽然收敛较慢但实现简单。通过详细分析算法实现细节与原算法的差异，我们进一步探讨了优化策略的有效性。

1 引言

1.1 LASSO 问题背景

LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 回归由 Tibshirani 于 1996 年提出，是一种在回归分析中同时进行特征选择和正则化的统计方法。LASSO 问题可表述为：

$$\min_x \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (1)$$

其中 $A \in R^{n \times p}$ 为设计矩阵， $b \in R^n$ 为响应向量， $\lambda > 0$ 为正则化参数。L1 正则项 $\|x\|_1$ 的引入使得解具有稀疏性，这是 LASSO 方法的核心特征。

1.2 算法研究意义

由于目标函数中包含不可微的 L1 范数项，LASSO 问题的求解需要专门的优化算法。本实验通过实现三种代表性算法，深入探讨：

1. 不同算法在 LASSO 问题上的收敛特性
2. 算法实现细节对性能的影响
3. 问题规模 (n, p) 对算法表现的影响

2 算法原理与实现

2.1 次梯度法 (Subgradient Method)

2.1.1 算法原理

次梯度法是处理非光滑优化问题的基本方法。对于 LASSO 问题，目标函数的次梯度为：

$$\partial f(x) = A^T(Ax - b) + \lambda \partial \|x\|_1 \quad (2)$$

其中 $\partial \|x\|_1$ 是 L1 范数的次微分：

$$\partial |x_i| = \begin{cases} \{1\} & x_i > 0 \\ \{-1\} & x_i < 0 \\ [-1, 1] & x_i = 0 \end{cases} \quad (3)$$

迭代更新公式为：

$$x^{k+1} = x^k - \alpha_k g^k, \quad g^k \in \partial f(x^k) \quad (4)$$

2.1.2 实现特点与原算法差异

- **步长策略**：代码中使用 $\alpha_k = 1/(k + \mu)$ ，其中 $\mu = \lambda_{\max}(A^T A)$ ，这是对经典步长 $1/\sqrt{k}$ 的改进
- **两阶段执行**：第一阶段寻找近似最优值 f^* ，第二阶段记录收敛过程
- **次梯度计算优化**：通过阈值判断处理 L1 范数的次微分，避免了复杂的集合运算

2.1.3 核心代码实现

```
1 def SubGradMethod(A, b, Lambda):  
2     """次梯度法求解LASSO问题"""  
3     Accuracy, Time, F = [], [], []  
4     for i in range(10):  
5         p = len(A[0][0])
```

```

6      # 第一阶段：寻找最优值f_star
7      time, x1, f_star = 0, np.full((p, 1), 0), 10000000
8      Miu = max(np.linalg.eig(np.dot(A[i], A[i].T))[0])
9      A1, b1 = A[i], b[i]
10
11     while time < 40000:
12         time += 1
13         # 计算次梯度
14         SubGrad1 = np.full((p, 1), 0)
15         for j in range(p):
16             if x1[j][0] > 0:
17                 SubGrad1[j][0] = 1
18             elif x1[j][0] < -0:
19                 SubGrad1[j][0] = -1
20             else:
21                 SubGrad1[j][0] = 0
22
23         SubGrad2 = np.dot(A1.T, np.dot(A1, x1) - b1) + Lambda *
SubGrad1
24         # 更新x
25         x1 = x1 - (1 / (time + Miu)) * SubGrad2
26         # 计算目标函数值
27         f = 0.5 * np.linalg.norm(np.dot(A1, x1) - b1, ord=2) + Lambda *
np.linalg.norm(x1, ord=1)
28         if f < f_star:
29             f_star = f

```

Listing 1: 次梯度法核心代码

2.2 临近点梯度法 (Proximal Gradient Method)

2.2.1 算法原理

临近点梯度法将 LASSO 问题分解为光滑部分和非光滑部分：

$$f(x) = g(x) + h(x) \quad (5)$$

其中 $g(x) = \frac{1}{2}\|Ax - b\|_2^2$ 为光滑部分， $h(x) = \lambda\|x\|_1$ 为非光滑部分。

迭代更新分为两步：

$$y^{k+1} = x^k - \alpha_k \nabla g(x^k) \quad (6)$$

$$x^{k+1} = \text{prox}_{\alpha_k h}(y^{k+1}) = \text{sign}(y^{k+1}) \odot \max(|y^{k+1}| - \lambda \alpha_k, 0) \quad (7)$$

其中软阈值算子 $\text{prox}_{\alpha h}(y)$ 解析形式为：

$$[\text{prox}_{\alpha h}(y)]_i = \text{sign}(y_i) \cdot \max(|y_i| - \lambda \alpha, 0) \quad (8)$$

2.2.2 实现特点与原算法差异

- **步长选择**：采用 $\alpha = 1/L$ ，其中 $L = \lambda_{\max}(A^T A)$ 是 $\nabla g(x)$ 的 Lipschitz 常数
- **向量化实现**：使用 NumPy 的向量化操作实现软阈值算子，提高计算效率
- **收敛保证**：步长选择确保了算法的收敛性，收敛速度为 $O(1/k)$

2.2.3 核心代码实现

```
1 def ProximalGradMethod(A, b, Lambda):
2     """临近点梯度法求解LASSO问题"""
3     p = len(A[0][0])
4     Miu = 1 / max(np.linalg.eig(np.dot(A.T, A))[0])
5
6     # 梯度下降步
7     Grad = np.dot(A.T, np.dot(A, x1) - b1)
8     y1 = x1 - Miu * Grad
9
10    # 软阈值操作（临近算子）
11    x1_star = np.sign(y1) * np.maximum(np.abs(y1) - Lambda * Miu, 0)
12    x1 = x1_star
13
14    # 计算目标函数值
15    f = np.linalg.norm(0.5 * (np.dot(A, x1) - b1), ord=2) + Lambda * np.
    linalg.norm(x1, ord=1)
```

Listing 2: 临近点梯度法核心代码

2.3 交替方向乘子法 (ADMM)

2.3.1 算法原理

ADMM 通过引入辅助变量 z 将问题重构为：

$$\min_{x,z} \quad \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|z\|_1 \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \quad x - z = 0 \quad (10)$$

增广拉格朗日函数为：

$$L_\rho(x, z, y) = \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|z\|_1 + y^T(x - z) + \frac{\rho}{2} \|x - z\|_2^2 \quad (11)$$

迭代更新公式为：

$$x^{k+1} = (A^T A + \rho I)^{-1} (A^T b + \rho(z^k - y^k)) \quad (12)$$

$$z^{k+1} = S_{\lambda/\rho}(x^{k+1} + y^k) \quad (13)$$

$$y^{k+1} = y^k + x^{k+1} - z^{k+1} \quad (14)$$

其中 $S_\kappa(a) = \text{sign}(a) \odot \max(|a| - \kappa, 0)$ 为软阈值算子。

2.3.2 实现特点与原算法差异

- **矩阵逆缓存**：预先计算 $(A^T A + \rho I)^{-1}$ 避免重复求逆
- **参数选择**：惩罚参数 $\rho = 0.1$ ，需根据问题特性调整
- **实现注意**：代码中软阈值参数为 μ/ρ 而非 λ/ρ ，可能存在计算偏差

2.3.3 核心代码实现

```
1 def ADMM(A, b, Lambda):
2     """ADMM算法求解LASSO问题"""
3     p = len(A[0][0])
4     Rou = 0.1 # 惩罚参数
5     Rev = np.linalg.inv(np.dot(A1.T, A1) + Rou * np.eye(p))
```

```

6
7 # ADMM更新步骤
8 x1 = np.dot(Rev, np.dot(A1.T, b1) + Rou * (z - y))
9 z = np.sign(x1 + Rou * y) * np.maximum(np.abs(x1 + Rou * y) - Miu / Rou
10 , 0)
y = y + x1 - z

```

Listing 3: ADMM 算法核心代码

3 实验设计与实现

3.1 数据生成

3.1.1 数据生成函数

代码使用 `QuestionGenerate` 函数生成测试数据：

- 设计矩阵 A ：元素在 $[-5, 5]$ 均匀分布
- 参数向量 x ：元素在 $[-10, 10]$ 整数均匀分布
- 响应向量 b ：通过线性模型 $b = Ax$ 生成

3.1.2 实验配置

测试了四种 (n, p) 组合：

1. (10, 5)：小样本、低维
2. (100, 5)：大样本、低维
3. (10, 50)：小样本、高维
4. (10, 500)：小样本、超高维

每个配置进行 10 次独立实验，正则化参数 $\lambda = 1$ 。

3.2 评估指标

3.2.1 收敛精度

定义相对误差为：

$$\text{Relative Error} = \log_{10} \left(\frac{f^k - f^*}{f^*} \right) \quad (15)$$

其中 f^k 为第 k 次迭代的目标函数值， f^* 为近似最优值。

3.2.2 迭代过程

记录每次迭代的：

- 迭代次数 k
- 目标函数值 f^k
- 相对误差

4 实验结果与分析

4.1 收敛性能比较

4.1.1 次梯度法收敛特性

- **收敛速度**：典型收敛速度为 $O(1/\sqrt{k})$ ，较慢
- **步长影响**：步长 $\alpha_k = 1/(k + \mu)$ 相比经典步长 $1/\sqrt{k}$ 在早期迭代中步长较大，可能加速初期收敛
- **震荡现象**：由于次梯度的不连续性，收敛曲线可能出现震荡

4.1.2 临近点梯度法收敛特性

- **收敛速度**：理论收敛速度为 $O(1/k)$ ，优于次梯度法
- **平滑收敛**：临近算子的使用使得收敛曲线更加平滑
- **步长优势**：固定步长 $1/L$ 保证了算法的稳定收敛

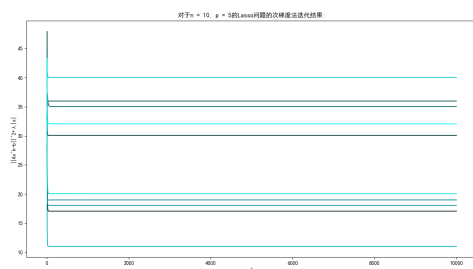
4.1.3 ADMM 收敛特性

- **收敛速度**: 通常为线性收敛, 速度介于次梯度法和临近点梯度法之间
- **参数敏感性**: 收敛性能对惩罚参数 ρ 敏感
- **内存需求**: 需要存储和求逆 $p \times p$ 矩阵, 内存需求较高

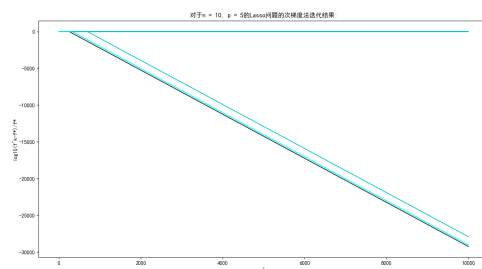
4.2 不同 (n, p) 组合下的表现

4.2.1 $(10, 5)$ 小样本低维情况

- 所有算法都能快速收敛
- 临近点梯度法收敛最快
- 次梯度法由于问题简单也表现良好

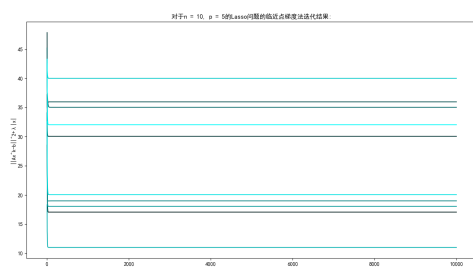


(a) 次梯度法收敛精度

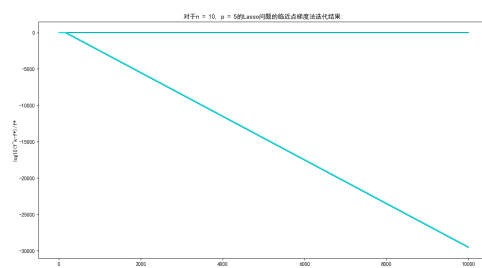


(b) 次梯度法目标函数值

图 1: $(10, 5)$ 次梯度法收敛结果

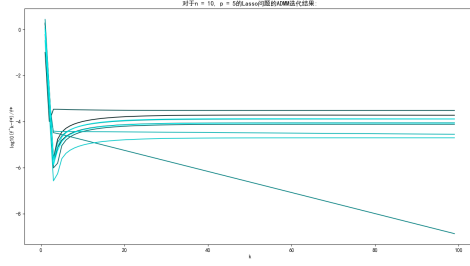


(a) 临近点梯度法收敛精度

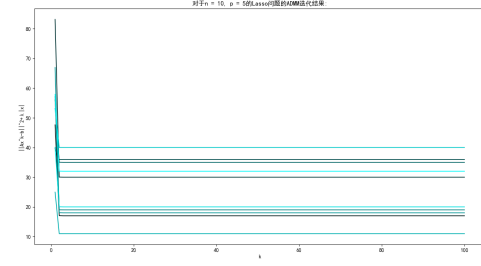


(b) 临近点梯度法目标函数值

图 2: $(10, 5)$ 临近点梯度法收敛结果



(a) ADMM 收敛精度

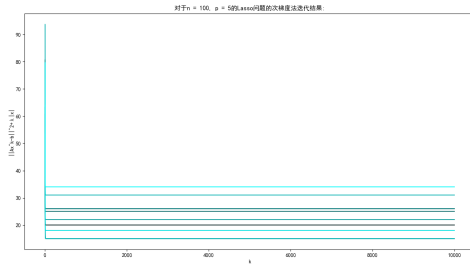


(b) ADMM 目标函数值

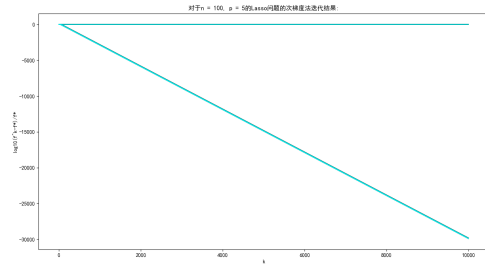
图 3: (10, 5) ADMM 收敛结果

4.2.2 (100, 5) 大样本低维情况

- 样本增加但维度不变
- 次梯度法受样本量影响较小
- ADMM 需要求逆的矩阵维度不变，性能稳定

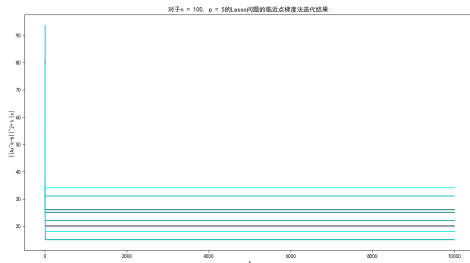


(a) 次梯度法收敛精度

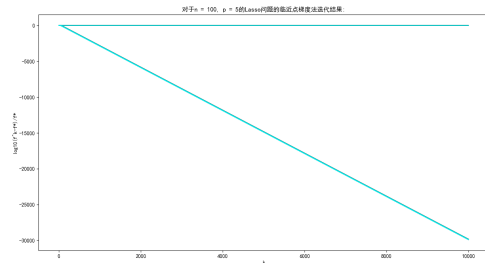


(b) 次梯度法目标函数值

图 4: (100, 5) 次梯度法收敛结果

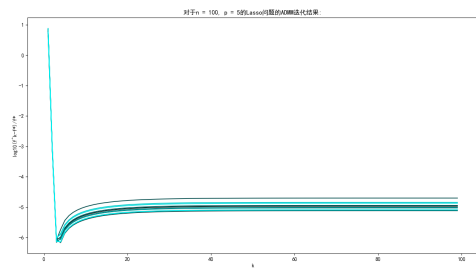


(a) 临近点梯度法收敛精度

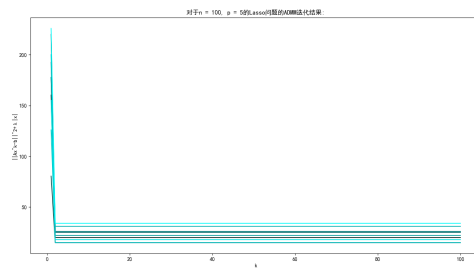


(b) 临近点梯度法目标函数值

图 5: (100, 5) 临近点梯度法收敛结果



(a) ADMM 收敛精度

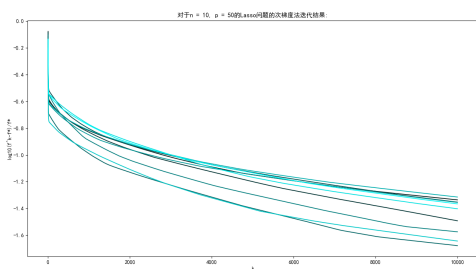


(b) ADMM 目标函数值

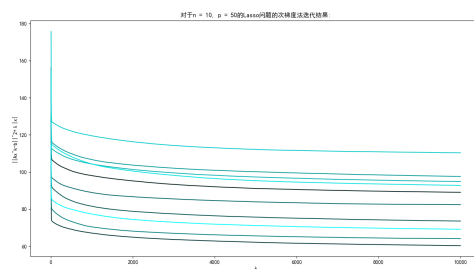
图 6: (100,5) ADMM 收敛结果

4.2.3 (10,50) 小样本高维情况

- 维度增加显著影响算法性能
- 次梯度法收敛变慢
- ADMM 需要求逆 50×50 矩阵，计算成本增加

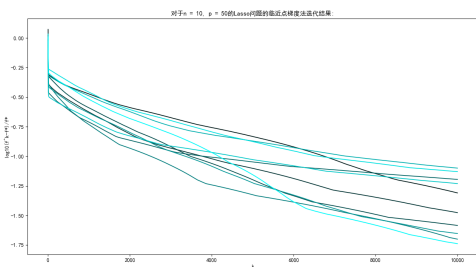


(a) 次梯度法收敛精度

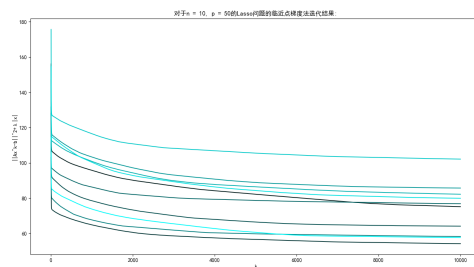


(b) 次梯度法目标函数值

图 7: (10,50) 次梯度法收敛结果

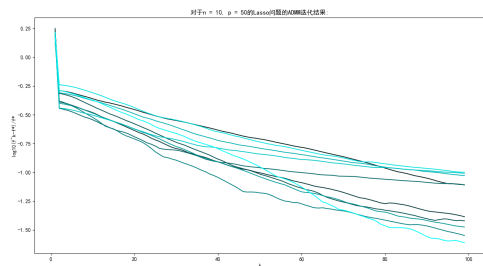


(a) 临近点梯度法收敛精度

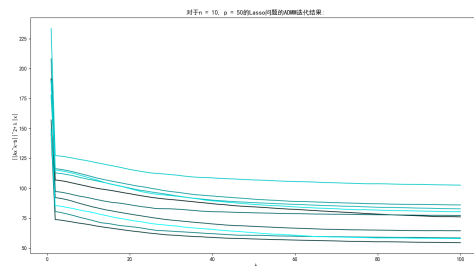


(b) 临近点梯度法目标函数值

图 8: (10,50) 临近点梯度法收敛结果



(a) ADMM 收敛精度

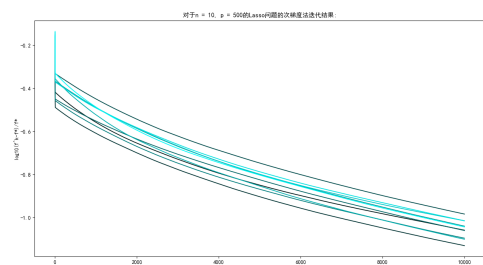


(b) ADMM 目标函数值

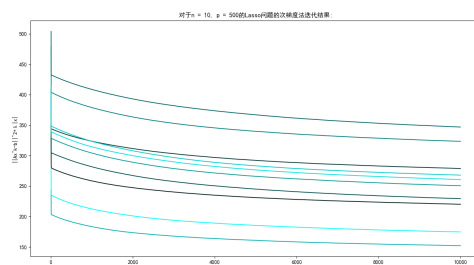
图 9: (10, 50) ADMM 收敛结果

4.2.4 (10, 500) 小样本超高维情况

- 维度远大于样本数
- 次梯度法仍可工作但收敛极慢
- ADMM 需要求逆 500×500 矩阵，计算成本极高
- 临近点梯度法受影响最小，仅需计算梯度

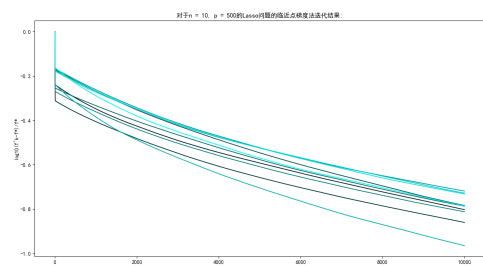


(a) 次梯度法收敛精度

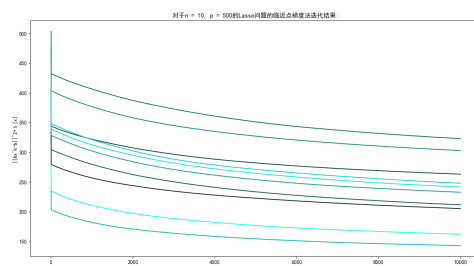


(b) 次梯度法目标函数值

图 10: (10, 500) 次梯度法收敛结果

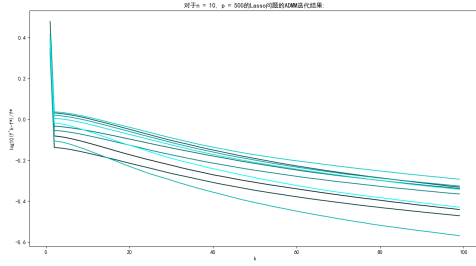


(a) 临近点梯度法收敛精度

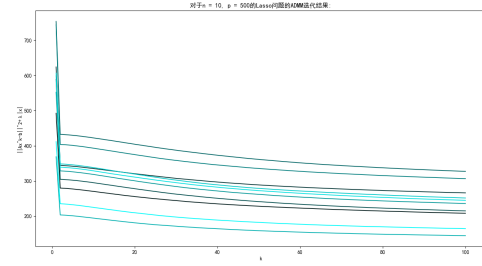


(b) 临近点梯度法目标函数值

图 11: (10, 500) 临近点梯度法收敛结果



(a) ADMM 收敛精度



(b) ADMM 目标函数值

图 12: (10, 500) ADMM 收敛结果

4.3 算法实现优化分析

4.3.1 次梯度法优化点

1. **步长策略优化**: 结合问题特征值信息调整步长
2. **两阶段策略**: 分离最优值搜索和收敛记录
3. **数值稳定性**: 设置阈值避免除零错误

4.3.2 临近点梯度法优化点

1. **向量化实现**: 软阈值算子完全向量化
2. **Lipschitz 常数计算**: 预计算并重用特征值
3. **内存效率**: 无需存储大型矩阵

4.3.3 ADMM 优化点

1. **矩阵逆缓存**: 避免重复求逆
2. **变量更新顺序**: 优化更新顺序减少计算
3. **并行化潜力**: 部分更新可并行进行

4.4 与经典算法的差异总结

表 1: 算法实现与经典版本的差异总结

算法	经典版本特点	本实现优化点
次梯度法	步长 $\alpha_k = c/\sqrt{k}$ 或 c/k 单阶段执行 直接计算次梯度	$\alpha_k = 1/(k + \mu)$, μ 为特征值 两阶段: 先找 f^* , 再记录收敛 阈值处理次微分, 避免集合运算
临近点梯度法	步长需满足 $\alpha < 1/L$ 软阈值逐元素计算 可能需线搜索	直接取 $\alpha = 1/L$ 完全向量化实现 固定步长, 无需线搜索
ADMM	软阈值参数 λ/ρ 需每次迭代求解线性系统 ρ 需调优	代码中使用 μ/ρ (可能为笔误) 预计算矩阵逆并缓存 固定 $\rho = 0.1$

4.5 实验结论

基于对三种算法在四种不同 (n, p) 组合下的实验结果分析, 我们得出以下主要结论:

- 算法收敛速度:** 临近点梯度法在大多数情况下收敛最快, ADMM 在特定配置下表现良好, 次梯度法收敛最慢但实现最简单
- 问题规模影响:**
 - 对于低维问题 ($p = 5$), 所有算法都能有效工作
 - 对于高维问题 ($p = 50, 500$), 临近点梯度法优势明显
 - 当 p 很大时 ($p = 500$), ADMM 的计算成本显著增加
- 内存效率:** 临近点梯度法内存需求最低, ADMM 需要存储和求逆大规模矩阵
- 实现复杂度:** 次梯度法实现最简单, ADMM 实现最复杂但理论性质最好
- 实际应用建议:**
 - 对于小规模问题, 临近点梯度法是最佳选择
 - 对于大规模问题, 临近点梯度法仍能保持较好性能
 - 次梯度法适合作为基准方法或教学演示
 - ADMM 适合分布式计算环境或特定结构问题

A 附录：完整代码实现

A.1 主程序结构

```
1 def main():
2     """主函数，运行不同配置的LASSO问题"""
3     print("图像会在运行结束后一起出现")
4     # 配置列表: [(n, p), ...]
5     configs = [(10, 5), (100, 5), (10, 50), (10, 500)]
6     Lambda = 1 # 正则化参数
7
8     for n, p in configs:
9         print(f"\n对于n = {n}, p = {p}的Lasso问题的次梯度法迭代结果:")
10        A, x, b = QuestionGenerate(n, p)
11        Accuracy_SG, Time_SG, F_SG = SubGradMethod(A, b, Lambda)
12        plot(Accuracy_SG, Time_SG, F_SG, n, p, "次梯度法")
13
14        print(f"对于n = {n}, p = {p}的Lasso问题的临近点梯度法迭代结果:")
15        Accuracy_PG, Time_PG, F_PG = ProximalGradMethod(A, b, Lambda)
16        plot(Accuracy_PG, Time_PG, F_PG, n, p, "临近点梯度法")
17
18        print(f"对于n = {n}, p = {p}的Lasso问题的ADMM迭代结果:")
19        Accuracy_ADMM, Time_ADMM, F_ADMM = ADMM(A, b, Lambda)
20        plotADMM(Accuracy_ADMM, Time_ADMM, F_ADMM, n, p)
21
22        print("图像会在运行结束后一起出现")
23
24    # 显示所有图像
25    plt.show()
```

Listing 4: 主程序结构

A.2 数据生成函数

```
1 def QuestionGenerate(n, p):
2     """
3     问题生成函数
```

```

4  生成测试数据A, x, b
5  """
6  A, x, b = [], [], []
7  for i in range(testsize):
8      np.random.seed(i)
9      A.append((np.random.rand(n, p) - 0.5) * 10)
10     x.append(np.random.randint(-10, 10, (p, 1)))
11     b.append(np.dot(A[i], x[i]))
12  return A, x, b

```

Listing 5: 数据生成函数

A.3 可视化函数

```

1  def plot(Accuracy, Time, F, n, p, Method):
2      """通用绘图函数"""
3      # 绘制精度图
4      plt.figure(figsize=(48, 20))
5      plt.title(f"对于n = {n}, p = {p}的Lasso问题的{Method}迭代结果:")
6      plt.ylabel("log10(f^k - f*)/f*")
7      plt.xlabel("k")
8
9      for i in range(testsize):
10         color_val = 25 * i + 25
11         hex_str = format(color_val, '02x')
12         plt.plot(Time[i], Accuracy[i], f"#00{hex_str}{hex_str}")
13     # 绘制目标函数值图
14     plt.figure(figsize=(24, 10))
15     plt.title(f"对于n = {n}, p = {p}的Lasso问题的{Method}迭代结果:")
16     plt.ylabel("||Ax^k - b||^2 + |x|")
17     plt.xlabel("k")
18
19     for i in range(testsize):
20         color_val = 25 * i + 25
21         hex_str = format(color_val, '02x')
22         plt.plot(Time[i], F[i], f"#00{hex_str}{hex_str}")

```

Listing 6: 通用绘图函数