立刻移除水印

《最优化技术》总结

计算题+应用题+简答题

pdfelement
万兴PDF专家

主要内容

- 传统的最优化技术
  - 一维搜索技术：黄金分割法，斐波那契数列法，二分法，牛顿法，割线法
  - ? 梯度方法：最速梯度下降法
  - 共轭梯度法
  - 大题×1 线性规划方法：单纯形法
  - 大题×1 动态规划（口算即可验证） 状态方程+表
- 智能优化技术
  - 基于生物学原理的优化算法
    - 遗传算法：
    - 粒子群算法
    - 人工神经网络
  - 基于物理学原理的优化算法
    - 模拟退火算法

优化问题
- 无约束优化问题
- 约束优化问题

立刻移除水印

模型的建立与标准化

- 优化问题的模型：目标函数和约束条件
- 模型的标准化：

  目标函数求最大值
  所有约束条件均由等式表示
  每个约束条件右端常数常为非负值
  所有决策变量为非负值

pdfelement
万兴PDF专家

一维搜索技术

- 搜索区间的确定：进退法（**从一点出发，按一定的步长，试图确定出函数值呈现出”高 - 低 - 高“的三个点。一个方向不成功，就退回来沿相反方向搜索。**）
- 试探法：黄金分割法，二分法，斐波纳契法
- 插值法：牛顿插值法（切线法），割线法
  - 牛顿法： $\alpha_{k+1} = \alpha_k - \dfrac{f'(\alpha_k)}{f''(\alpha_k)};$
  - 割线法： $x^{(k+1)} = x^{(k)} - \dfrac{(x^{(k)} - x^{(k-1)}) f'(x^k)}{f'(x^{(k)}) - f'(x^{(k-1)})}$

  不存在二阶导数
- 试探法与插值法的区别

立刻移除水印

梯度下降法

- 一种爬山算法，迭代算法 $\boldsymbol{x}^{k+1} = \boldsymbol{x}^{k} + \lambda_k \boldsymbol{d}^{k}$
- 一阶收敛性。
- 一维的梯度下降法：当前梯度方向与前一个点梯度方向互相垂直。

  $\mathrm{x}^{K+1} = xk - \lambda \nabla f(xk)$
- 多维的梯度下降法
- 梯度下降法的特点
  - 时间，空间复杂度低
  - 靠近极小值时收敛速度减慢，求解需要多次迭代
  - 可能会有“之字形”地下降
  - 不能保证全局最优解

pdfelement
万兴PDF专家

共轭梯度下降法

- 一种迭代算法
- 共轭方向+梯度下降法
- 概念掌握：共轭方向
- 共轭梯度方向：

$$d^{(i+1)} = -\nabla f(x^{(i+1)}) + \beta_i d^{(i)},$$

其中 $\beta_i = \dfrac{\|\nabla f(x^{(i+1)})\|^2}{\|\nabla f(x^{(i)})\|^2}$。

- 迭代过程中的步长：

$\lambda_k = -\dfrac{g_k^T d^{(k)}}{d^{(k)T} A d^{(k)}}$ 或一维搜索技术求取

立刻移除水印

牛顿法

$$\alpha_{k+1} = \alpha_k - \frac{f'(\alpha_k)}{f''(\alpha_k)};$$

- 特点：
  - 牛顿法是一种迭代算法，每一步都需要求解目标函数的Hessian矩阵的逆矩阵，计算比较复杂。
  - 牛顿法具有二阶收敛性，收敛速度快，对于正定二次函数一步迭代即达最优解。
  - 牛顿法是局部收敛的，当初始点选择不当时，往往导致不收敛；
  - 二阶海塞矩阵必须可逆，否则算法进行困难。

pdfelement
万兴PDF专家

线性规划

- 解的分类：唯一最优解，无穷多个最优解，无界解，无可行解
- 图形法
- 单纯形法
  - 工具：单纯形表
  - 不存在现成的单位矩阵：大M法和两阶段法

先判断!!!

立刻移除水印

动态规划 方程+表

- 将多阶段决策过程转化为一系列单阶段问题。
- 01背包问题
- TSP旅行商问题

pdfelement
万兴PDF专家

智能优化技术

- 启发式算法
  - 遗传算法：求解问题时从多个解开始，然后通过一定的法则进行逐步迭代以产生新的解。
    - 初始种群-》选择父母（基于概率的轮盘赌）-》生成后代（复制，交叉和变异）-》产生新种群
  - 粒子群算法
    - 初始粒子-》粒子速度更新
  - 人工神经网络
    - 神经元模型
    - 基本结构
    - 反向传播算法
    - 训练过程
  - 模拟退火算法
    - 爬山算法的改进:Metropolis准则