

BCD&ADMM 收敛理论

罗自炎

zyluo@bjtu.edu.cn

AI4M优化方向暑期班 北京大学 2024.7

数学与统计学院 SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS



Lecture 4: 数值迭代算法概述



数值迭代算法

主要利用问题的函数值信息或者(一阶与\或二阶)导数信息等,按照一定的规则从当前迭代点产生下一个更好的迭代点,直到不能改进为止.这类算法得到的是数值解,即为最优解的近似解.

分类:

模式搜索法

根据函数值变化规律探测函数的下 降方向并沿着该方向寻求更优的点.

优点:简单、直观、无需计算目标函的梯度 缺点:适用于变量较少、约束简单的情形 常见算法:坐标轮转法、Hooke-Jeeves法、

Powell共轭方向法、单纯形法

梯度

利用函数值及其梯度信息等按照一定的搜索策略进行迭代.

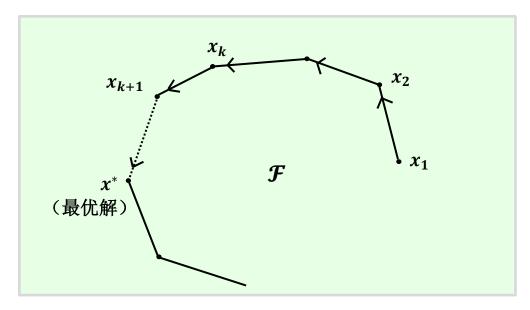
发 优点: 收敛速度快且易建立其理论性质 法 概点 要求逐渐流使性只其按照显计算

缺点: 要求函数连续性且其梯度易计算

搜索策略:线搜索方法、信赖域方法



数值迭代算法



单纯形法搜索轨迹



线搜索算法 在算法的每一步迭代中,基于目标函数的梯度信息产生 一个搜索方向,沿着该方向走一定的距离(货代步长), 使得目标函数获得一定程度的下降, 使得新的迭代点更 靠近最优解.

信赖过算法 在当前迭代点附近建立目标函数的一个近似二次模型,利 用目标函数在当前点的某邻域内(信赖域)与该二次模 型的充分近似,基于该二次模型在该邻域内的最优解产 生新的迭代点.



数值迭代算法评价指标

- 全局收敛与局部收敛
- 收敛速度与二次终止性
- 稳定性
- 计算复杂性与存储消耗
- 数值效果



全局收敛与局部收敛

- 定义1 设 S^* 是最优化问题的某种<mark>解集合</mark>,A为某种算法. 给定集合Y,若对于任意初始点 $x_0 \in Y$,算法A产生的迭代点列 $\{x_k\}$ 中任一收敛子列的极限都属于 S^* ,则称其法A在Y上收敛.
 - ➤ 若集合Y可以任意选取(无需限定在解集合很小的邻域内),则相应的收敛性为全局收敛性(global convergence);
 - ➤ 若集合Y只能取接近解集合的点集,则相应的收敛性为局部收敛性(local convergence).

解集合

满足某些最优性条件的点构成的集合.

常用解集合

•
$$S^* = \{x^* : \nabla f(x^*) = 0\}$$

【无约束优化一阶最优性条件】

•
$$S^* = \{x^* : x^* 满足KKT条件\}$$

【约束优化的一阶最优性条件】

•
$$S^* = \{x^* : f(x^*) \le \alpha\}$$

α 为某个可接受的目标函数值



子序列收敛与全序列收敛

定义2 算法A产生的迭代点列 $\{x_k\}$ 中任一收敛子列的极限点都属于解集 S^* ,则称为子序列收敛(subsequence convergence),若 $x_k \to x^* \in S^*$,则称为全序列收敛(whole sequence convergence).



例题1: 判断如下点列是否收敛

$$(1) \quad \left\{\frac{1}{k}\right\}$$

$$(2) \quad \left\{\frac{1}{k!}\right\} \qquad \checkmark$$

$$(3) \quad \left\{\frac{1}{2^{2k}}\right\} \qquad \checkmark$$

(4)
$$\{x_k\}, \, \sharp \mapsto x_k = -x_{k-1}^3$$





收敛速率

定义2 设点列 $\{x_k\}$ 收敛到 x^* ,若存在实数 $p \ge 0, r \ge 1$,使得

$$\lim_{k \to +\infty} \frac{\|x_{k+1} - x^*\|}{\|x_k - x^*\|^r} \le p < +\infty,$$

则称点列 $\{x_k\}$ 以Q-r阶收敛速率收敛到 x^* .

Quotient

- \triangleright Q-次线性收敛: r=1, p=1
- P Q 超线性收敛: r = 1, p = 0
- P = Q 2 上次收敛: r = 2, p > 0



例题2: 判断如下点列的收敛速率

(1)
$$\left\{\frac{1}{k}\right\}$$
 Q -次线性收敛

$$(2) \quad \left\{\frac{1}{2^k}\right\} \qquad Q-线性收敛$$

(3)
$$\left\{\frac{1}{k!}\right\}$$
 Q -超线性收敛

$$(4) \quad \left\{\frac{1}{2^{2^k}}\right\} \qquad Q-二次收敛$$

(5)
$$\{x_k\}$$
, 其中 $x_k = -x_{k-1}^3 \mathbb{1} |x_0| < 1$ Q -3阶收敛



收敛速率

定义3 设点列 $\{x_k\}$ 收敛到 x^* ,若存在实数 $\alpha > 0$, $q \in (0,1)$,使得

$$||x_k - x^*|| \le \alpha q^k$$
, $=: t_k$ Q-线性收敛到0

则称点列 $\{x_k\}$ 以R-线性收敛到 x^* .

Root

若存在实数 $\alpha > 0$, 以及收敛到0的正数列 $\{q_k\}$,使得

$$||x_k - x^*|| \le \alpha \prod_{i=1}^{\kappa} q_i$$
, =: t_k Q-超线性收敛到0

则称点列 $\{x_k\}$ 以R-超线性收敛到 x^* .



Q-收敛速率 ⇒ R-收敛速率

以线性收敛为例:
$$||x_k - x^*|| \le p||x_{k-1} - x^*||$$
 $\le p^2||x_{k-2} - x^*||$
 \vdots
 $\le p^k||x_0 - x^*||$
 $=: \alpha q^k$

算法概述

迭代次数复杂度

定义4 设某一算法求解 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$ 产生的迭代点列 $\{x_k\}$ 收敛到最优解 x^* ,

若存在实数c,r > 0,使得

$$f(x_k) - f(x^*) \le \frac{c}{k^r} \qquad \forall k > 0$$

则称该算法是 $O\left(\frac{1}{k^r}\right)$ 阶收敛到 x^* .

- 》 若需要算法满足精度 $f(x_k) f(x^*) \le \varepsilon$, 只需令 $\frac{c}{k^r} \le \varepsilon$, 从而得到 $k \ge \frac{c^{1/r}}{\varepsilon^{1/r}}$. 因此该优化算法对应的迭代次数复杂度为 $N(\varepsilon) = O\left(\frac{1}{\varepsilon^{1/r}}\right)$
- ▶ r 越大, 收敛越快, 复杂度越低, 算法越好.



二次终止性

定义5 若某个算法对任意的严格凸二次函数,从任意的初始点出发,都能 经有限步迭代达到其极小值点,则称该算法具有二次终止性.

- 用二次终止性作为判断算法优劣的原因:
 - 严格凸二次函数具有某些较好的性质,因此一个好的算法应能够在有限步内达到其极小点.
 - ▶ 对于一般的目标函数f, 若在其极小值点 x^* 处海塞矩阵 $\nabla^2 f(x^*)$ 正定,则 $f(x) = f(x^*) + \nabla f(x^*)^T (x x^*) + (x x^*)^T \nabla^2 f(x^*) (x x^*) + o(||x x^*||^2)$ 可以猜想, 对严格凸二次函数好的算法, 对于一般函数f也应有较好性质.



空间复杂性与时间复杂性

- 定义6 描述算法的存储要求和运行时间要求,分为算法的空间复杂性和算法的时间复杂性. 利用算法需要的初等运算次数表示算法的时间复杂性.
- ightharpoonup 求解实例I的算法的基本运算总次数C(I)是实例输入长度L(I)的一个函数,该函数被另一个函数g控制,即存在一个函数g和一个常数 α ,使得 $C(I) \leq \alpha g(L(I))$

若g为多项式函数,则称该算法对实例I是多项式时间的算法;若对于这类问题的任意实例I是多项式时间的算法,则称该算法为求解这一类问题的多项式时间算法.类似地可以定义的指数时间算法.



多项式时间算法的优势

- ▶ 随着问题输入规模的增加,算法的计算量(即算法时间复杂性)呈多项 式增长.
- 一个多项式时间算法利用另一个多项式时间算法作为其"子程序",构造一个新的复合型算法,则新算法仍是多项式时间算法。

$$g(x) = g_1(g_2(x))$$



单纯形法 & 内点法

➤ 单纯形法(Simplex Method)是指数时间算法

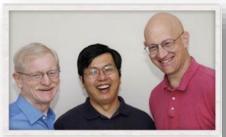
【CPLEX】 https://www.ibm.com/analytics/cplex-optimizer

IBM ILOG CPLEX Optimization Studio (CPLEX) 是一个优化软件包. 2004年CPLEX的工作获得了首届INFORMS影响力奖. 最初由Robert E. Bixby开发,并于1988年由CPLEX商业出售,随后ILOG在2009年1月被IBM收购.



▶ 内点法 (Interior Point Method) 是多项式时间算法 【Gurobi】http://www.gurobi.com/

在全球著名的专业优化器评比网站Decision Tree for Optimization Software (plato. asu. edu/bench. html)中, Gurobi比其他大规模优化器有明显优势.



Zonghao Gu, Edward Rothberg, Robert Bixby

北京流大學 数学与统计学院

SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

Thank You!