

从零开始学数学建模

粒子群算法

主讲人：北海

b站/公众号：数学建模BOOM

粒子群算法

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□案例：打排位抓射手

□视野共享，团队收益

- 场景：敌我僵持，当前**目标**是使团队收益最大化（假设gan掉射手是最优）
- 关键：团队**视野共享**，每个人**随机**游荡，发现敌人位置后全队都能看到



图片取自b站视频，bv号：
BV11h411G7Gh

- 我方边路：
- **当前**正在清兵线；**刚刚附近**发现敌方法师；**队友现在发现**射手位置，请求集合准备团战

如果你是这个边路，接下来你会怎么做？

□ 算法思想：鸟群觅食

□ 共享信息的鸟群

- 场景：一群鸟在森林**随机**寻找食物，**目标**是找到食物量**最多**的位置
- 关键：鸟群通过叫声交流，随时**共享自己的位置**和发现的**食物量**



- 这样鸟群就知道当前在哪个位置食物的量**最多**
- 每只鸟根据自己的记录和从鸟群获取的信息**调整下一步**搜索的方向

□ 鸟群觅食

□ 共享信息的鸟群

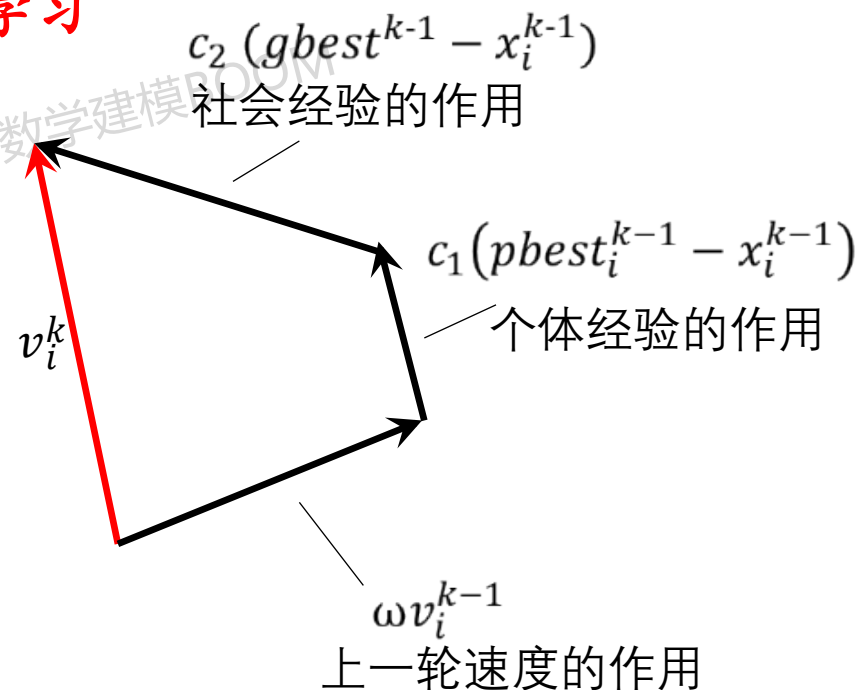
- 每只鸟都记录自己经过位置的食物量最多的位置——个体最优解
- 每只鸟都知道整个鸟群记录过的食物量最多的位置——群体最优解

如果你是只鸟，接下来你会怎么做？

- 鸟具有惯性，有保持自身原有方向的趋势。但鸟也会学习
- 鸟学习个体经验，有向个体最优解飞行的趋势
- 鸟学习社会经验，有向群体最优解飞行的趋势

★ • 惯性、个体经验和**社会经验**是鸟决策需要的信息

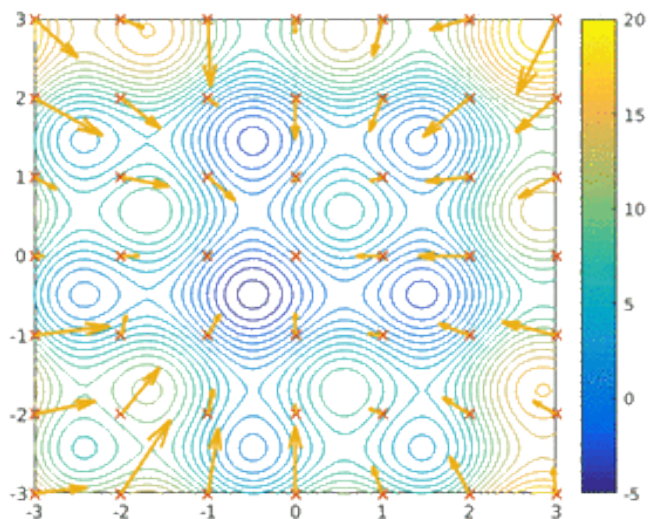
- *后面本节课第三部分会详细讲解这三个速度



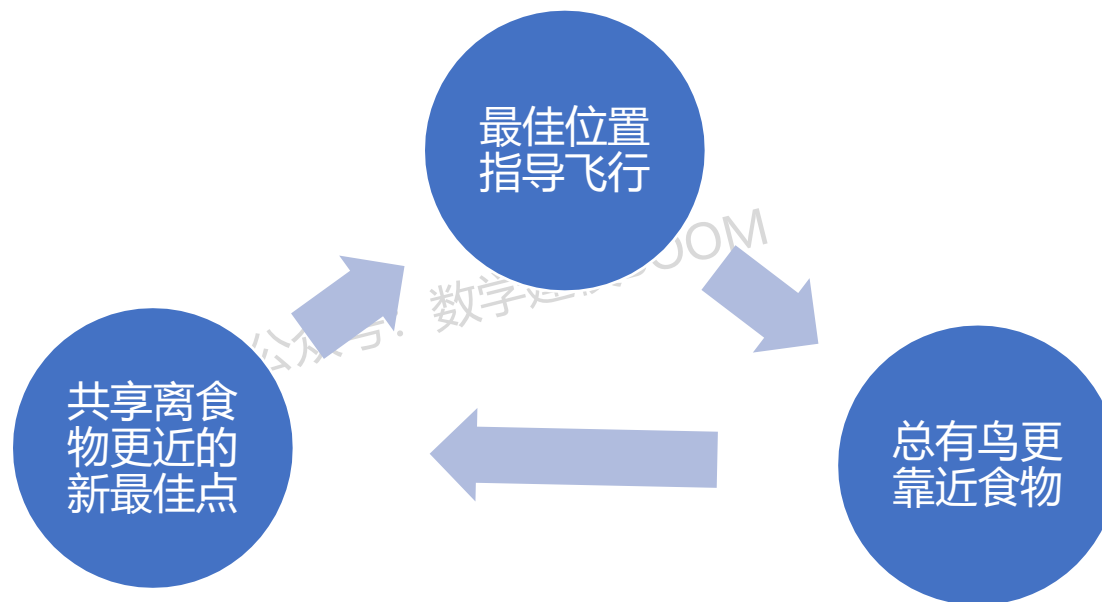
□ 鸟群觅食

□ 迭代

- 决策信息指导下一步飞行 \Rightarrow 总有鸟更靠近食物 \Rightarrow 更新信息指导再下一步飞行
- 如此 **正反馈**，整个鸟群 **始终在不断靠近食物**



图片取自维基百科

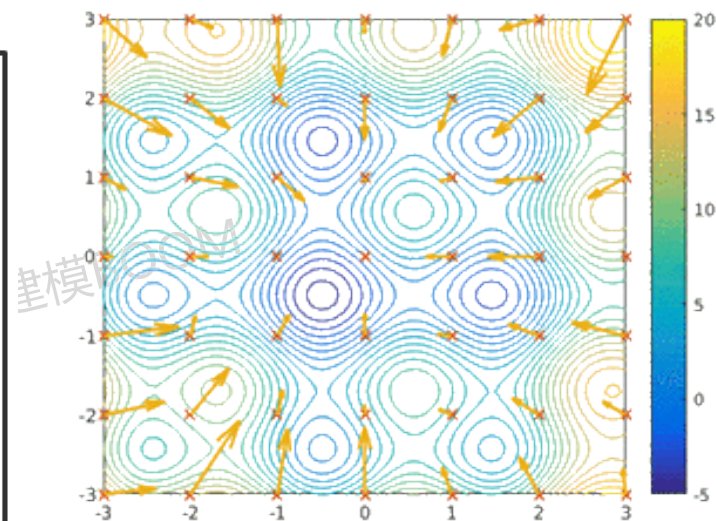
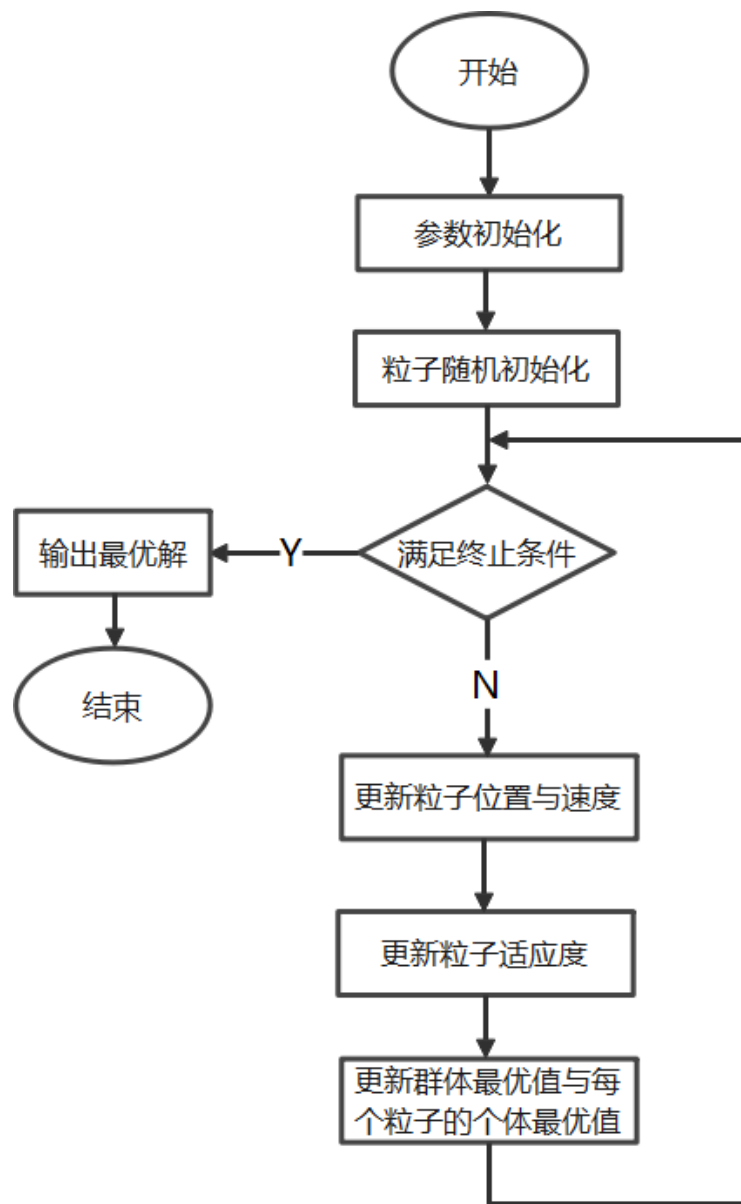


思考：鸟群太大/太小会对结果有什么影响？

□ 算法思路

□ 概念与流程图

鸟群觅食	粒子群算法
森林	解空间
鸟的当前位置	可行解
食物量	函数值（适应度）
食物最多的位置	最优解
更新鸟群位置	更新可行解



粒子群算法

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□适用赛题

□多目标优化问题

- 充电站布局优化（美赛）、系泊系统的设计（国赛）、背包问题
- 当目标函数复杂、变量多（维度高），传统求解方法速度很慢
- 粒子群算法的最大优点：**快**！（尤其是高维度且目标函数复杂的优化问题）

□寻优问题

- 复杂函数寻优、神经网络训练、模式分类、模糊系统控制、TSP问题等
- 直接求解，或为这些问题的模型提供**初始值**或**参数优化**

□算法优缺点

- 优点：收敛快，简单易实现，几乎任何寻优问题都能用其求解
- 缺点：局部搜索能力较差，搜索精度不够高（如何改进？）

思考：粒子群算法与蚁群算法、模拟退火、遗传算法各有什么优缺点？
比赛时如何选择合适的算法？

粒子群算法

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□ 寻优：非线性方程求解

□ 传统算法的局限性

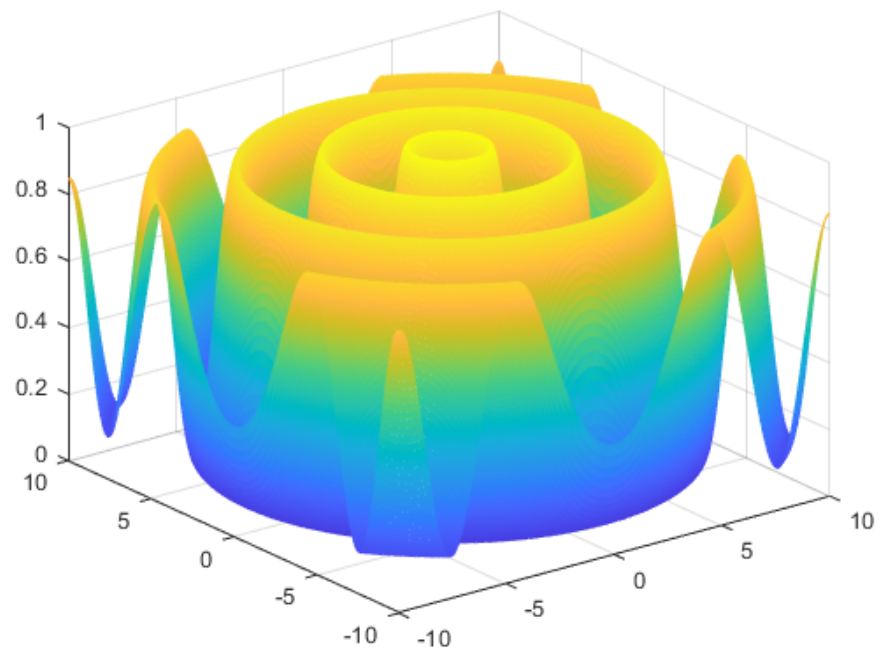
- 物理学和现实中的数学模型常常归结为 **求解非线性方程**
- 传统Newton法等 **计算量大**，经常 **求导困难**，且收敛性与结果很受与 **初始值** 的影响
- 避开传统数学方法，启发式算法可以“**遍地撒网，重点捞鱼**”

□ 二维复杂函数

- Schaffer函数形式简单但具有很强的复杂性
- 有着无数个极小值点，且强烈震荡

$$\min f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$

- $x_1, x_2 \in [-10, 10]$



粒子群算法

□ 寻优：非线性方程求解

□ 步骤1：参数初始化

- 本题有两个变量 x_1 和 x_2 ，空间维度为2
- 设鸟的数量 N ，在第 k 次迭代中，第 i 只鸟的位置是 $x_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k)$ ，速度 $v_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k)$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ ；
- 初始位置和位移是随机的，或作为参数输入

□ 步骤2：计算初始适应度

- **适应度**就是模型的目标函数值
- 对于Chaffer函数，食物坐标为 (x_1, x_2) ，则**适应度**：

$$f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$

□ 寻优：非线性方程求解

□ 步骤3：求初始全局最优解

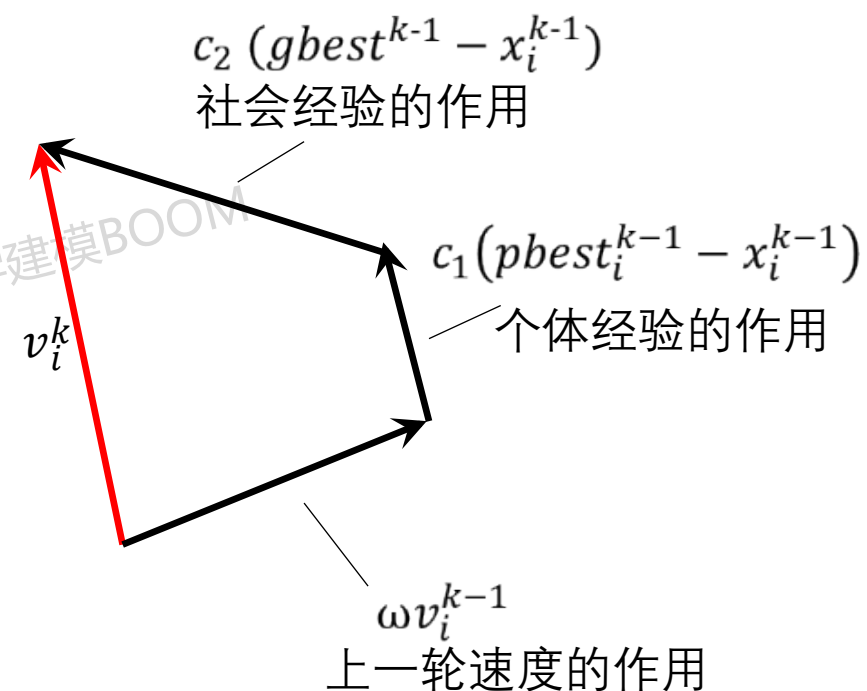
- 最优解对应适应度的最大还是最小值，取决于求解的问题
- 第 i 只鸟的个体最优解记作 $pbest_i$ (p表示personal)
- 比较全部鸟的 $pbest$ ，找出其中最佳的，记作全局最优解 $gbest$ (g表示global)
- $pbest_i$ ：第 i 只鸟曾经去过的适应度最高的位置，初始时自然为初始值
- Y_i ：个体最优解对应的适应度
- $gbest$ ：每只鸟都有个体最优解，其中对应的适应度 Y_i 最高的解设为全局最优解
- Y ：全局最优解对应的适应度
- 适应度最高 = 函数值最优 = 最小化问题求得最小值/最大化问题求得最大值

□寻优：非线性方程求解

★□步骤4：更新粒子的速度

$$v_i^k = \omega v_i^{k-1} + c_1 (pbest_i^{k-1} - x_i^{k-1}) + c_2 (gbest^{k-1} - x_i^{k-1})$$

- v_i^k ：第 k 次迭代中第 i 只鸟的速度（位移）
- x_i^{k-1} ：第 $k-1$ 次迭代中第 i 只鸟的当前位置
- ω, c_1, c_2 ：分别表示**惯性**、**个体经验**和**社会经验**的权重
- $pbest_i^{k-1}$ ：第 k 次迭代前，第 i 只鸟记录的个体最优解
- $gbest^{k-1}$ ：第 k 次迭代前，鸟群的全局最优解
- 除权重系数外，各量都是**向量**，本式的本质是**向量加减**



（位移=速度*时间，算法中默认时间为1，因此位移=速度）

□ 寻优：非线性方程求解

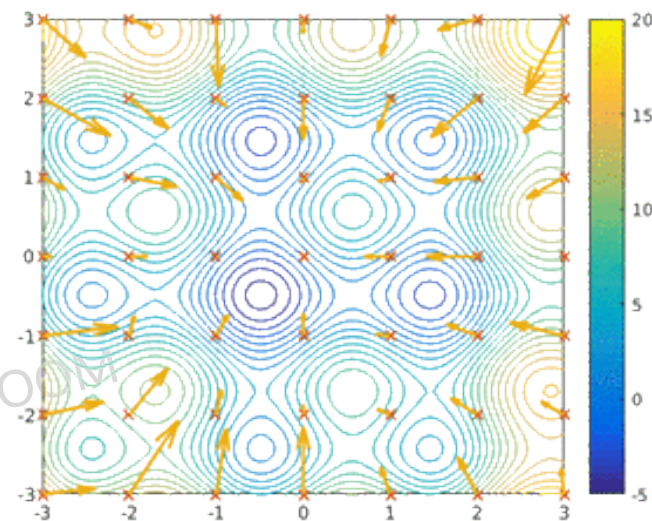
□ 公式分析

$$v_i^k = \omega v_i^{k-1} + c_1 (pbest_i^{k-1} - x_i^{k-1}) + c_2 (gbest^{k-1} - x_i^{k-1})$$

- $c_1 = 0$ 时鸟是盲从的，不学习自身经验
- $c_2 = 0$ 时鸟是自大的，不学习社会经验
- ω 偏大时，有利于全局搜索，但收敛性差
- ω 偏小时，有利于局部搜索，但运算更慢

□ 理想情况

- **前期**粒子较为分散，进行**全局搜索**避免过早收敛陷入局部最优，需要 ω 偏大
- **后期**粒子较为集中，进行**局部搜索**，求解更精确，需要 ω 偏小
- 改进方法：权重线性递减、自适应权重、随机权重等（略）



粒子群算法

□寻优：非线性方程求解

□步骤5：更新位置（新可行解）并求适应度

- $x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k$: 当前位置+位移量（时间默认为1，所以速度=位移）
- x_i^k 代入目标函数计算得适应度

□步骤6：更新个体最优解和全局最优解

- 和步骤3类似；最优解对应适应值的最大还是最小值取决于求解的问题
- $pbest_i^k$: x_i^k 和 $pbest_i^{k-1}$ 相比较，取最优
- $gbest^k$: 所有鸟的 $pbest_i^k$ 和 $gbest^{k-1}$ 相比较，取最优

□步骤7：迭代与终止

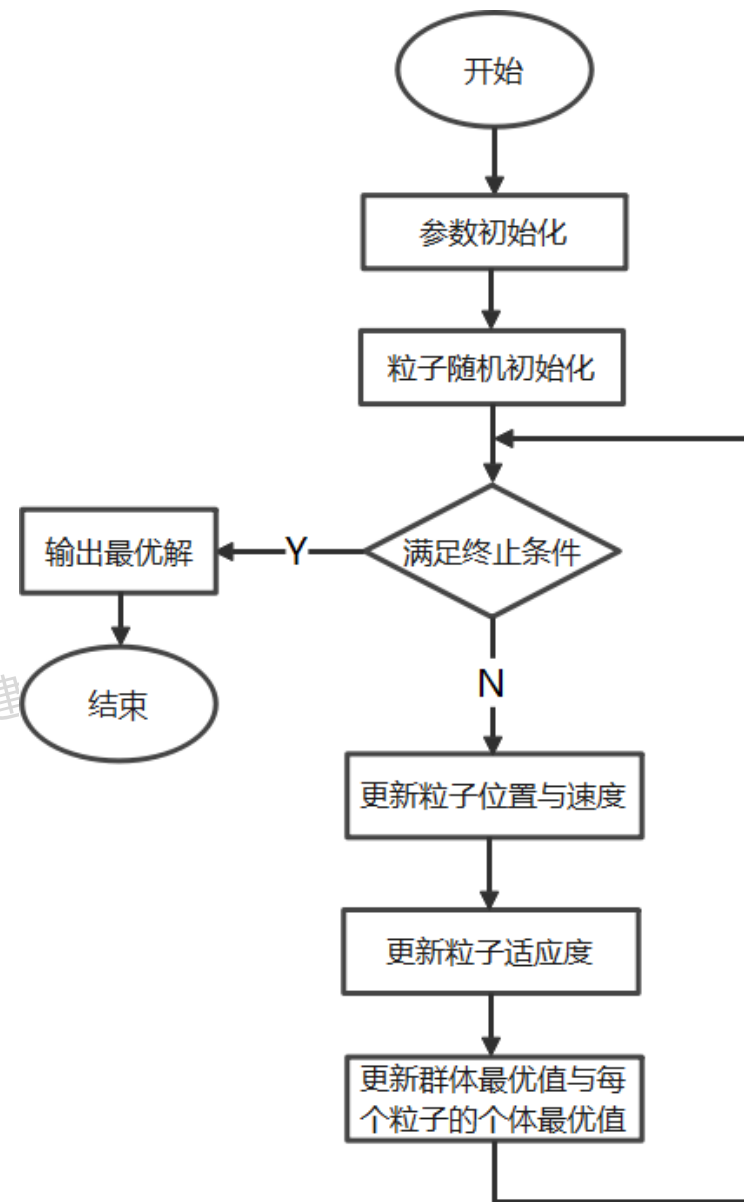
- 重复步骤4到6，直到满足终止条件或最大迭代次数
- 输出最终解 $gbest^k$ 和对应的适应度： Y^k

粒子群算法

□寻优：非线性方程求解

□步骤总结

- 初始化阶段，确定每个粒子的位置、速度和相应的适应度
- 进入迭代过程
- ★
 - 更新粒子速度、位置
 - 更新粒子的个体最优解和群体最优解
- 满足终止条件，输出最终结果
- 注意：速度更新公式中的 ω, c_1, c_2 会影响整个算法的运行



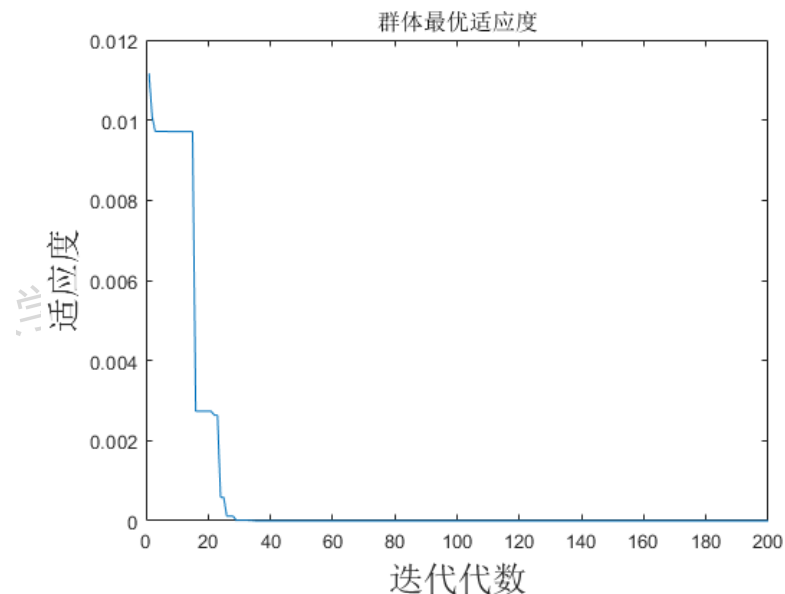
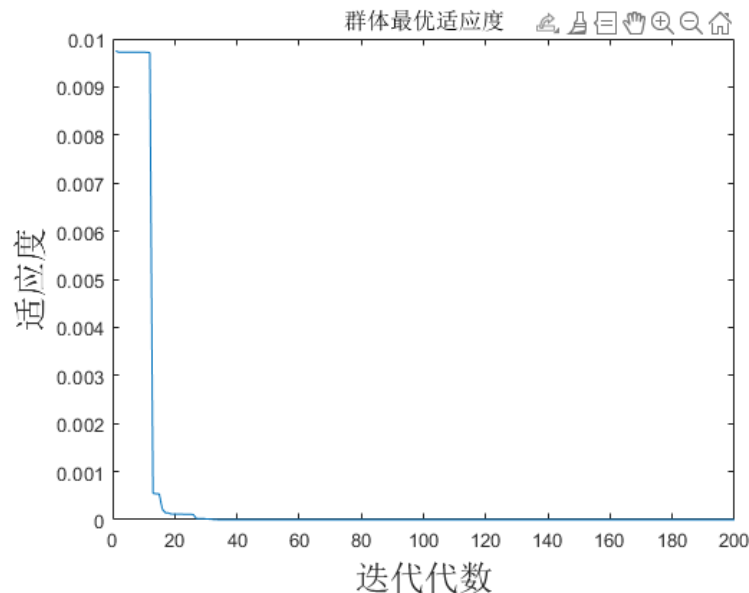
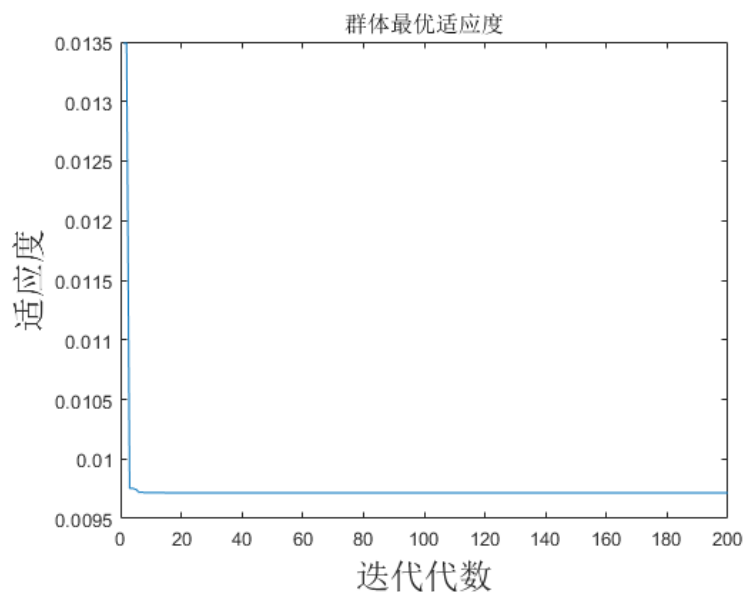
粒子群算法

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□代码求解

□ 接下来到MATLAB代码文件POS.mlx中讲解

- 运行三次得到的三个结果，比赛时可多跑几次，选取最优的作为最终结果
- 尝试修改粒子群数量、迭代次数，看看结果会怎么样



$$f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$

□ 课后题

□ 1、用“1-3非线性规划”课程中讲的fmincon函数求解本问题

- 尝试用**不同的初始值**，看对结果的影响，并与粒子群算法比较
- 如果把函数定义域改为 $x_1, x_2 \in [-20, 20]$ ，fmincon函数和粒子群算法的求解结果分别会怎么样？

□ 2、改进粒子群算法

- **前期**粒子较为分散，进行**全局搜索**避免过早收敛陷入局部最优，需要 ω 偏大
- **后期**粒子较为集中，进行**局部搜索**，求解更精确，需要 ω 偏小
- 改进方法：权重线性递减、自适应权重、随机权重等
- 学会这些改进方法，并尝试在代码中实现，把粒子数和迭代次数设小，观察改进前后结果的变化，分析原因

□ 写出你的笔记

□ 费曼学习法

- 费曼学习法：以教代学
- 只有当你能够教会别人，才代表你真正学会了！



费曼学习法

① 确定主题开始学习

② 理解所学内容

③ 把所学内容讲给别人

④ 把讲不清楚的地方去学明白

□ 有奖征集：每学完一期课程，整理笔记，发布在各平台

- 将你每节课所学到的，整理出一套笔记
- 尽量不要照搬或截图课程的内容
- 可自行发布在知乎/CSDN等等各类平台

- 符合以下要求的文章，且文章点赞超过100或浏览量超1万的，可获取半价退款奖励（联系北海的QQ：1980654305）
- 1、标题设为：XXXX（模型或算法）——北海数学建模课程笔记
- 2、文章首行写：本文为北海的数模课程学习笔记，课程出自微信公众号：数学建模BOOM。

微信公众号：考

□ “从零开始学数学建模” 系列课程

- 本期课程视频出自**b站up**：数学建模BOOM
- 全套课程请关注**微信公众号**：数学建模BOOM，回复“课程”

END

微信公众号：数学建模BOOM