



Ch.4 Computational Intelligence

第四章 智能计算 III



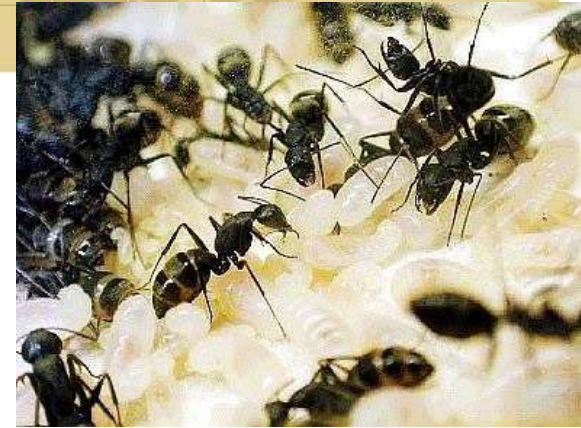
4.4 SwarmIntelligence 群智能

- 蚁群优化算法(Ants Colony Algorithms)
- 粒群优化算法(Particle Swarm Optimization, **PSO**)



ARTIFICIAL INTELLIGENCE





群?





“群”的特征



- 相互作用的相邻个体的集合
- 个体的行为简单
 - 既有竞争又有协作
- 智能化的集体行为
 - 个体间不仅能够交互信息，还能够处理信息，根据信息改变自身行为
 - 没有一个集中控制中心，分布式、自组织
 - 作为**群体协同**工作时，能够突现出非常复杂的行为特征——**智能**



群智能的起源和发展

1989年，加利福尼亚大学的教授**贝尼**在其元胞自动机系统中首次提出**群智能**的概念



Beni
(贝尼)

任何一种由昆虫群体或其它动物社会行为机制而激发设计出的算法，或分布式解决问题的策略均属于群智能

——**伯纳堡**等，《群智能：从自然到人工系统》，1999



Bonabeau
(伯纳堡)



无智能或简单智能的**主体**，通过任何形式的聚集协同而表现出智能行为的特性

——**伯纳堡**



群智能的起源和发展

2001 年，James Kennedy 和 Russell C. Eberhart 出版了《**群体智能**》一书

- 群智能发展的里程碑
- 赞同伯纳堡关于群智能定义的基本精神，但反对“**主体**”一词，认为会限制“群”的定义范围
- 最重要观点：智能源于社会性的相互作用
 - 群智能发展的基石
- 认为暂时无法给出合适的定义
- 群智能已成为有别于传统人工智能中**连接主义**和**符号主义**的一种新的关于智能的描述方法



Eberhart
(艾伯哈特)

《Swarm Intelligence》





基于群智能的优化算法

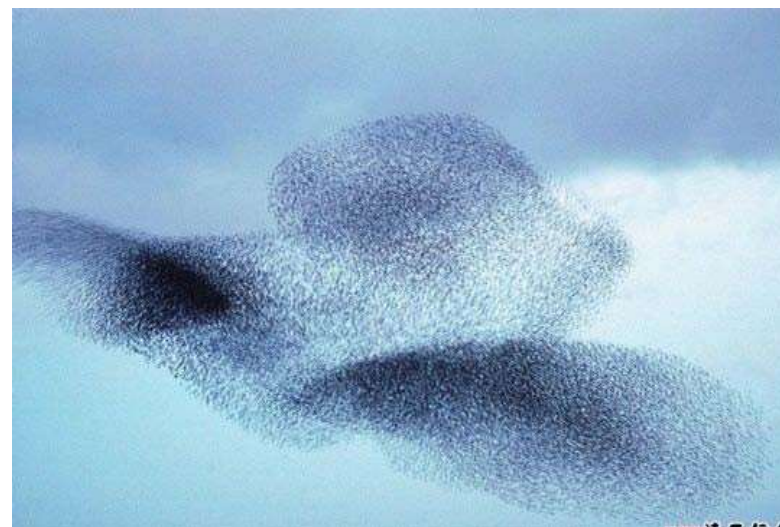
典型算法

- ❖ Ant Colony Optimization, 蚁群优化算法 (蚂蚁觅食)
- ❖ Particle Swarm Optimization, 粒群优化算法 (蜂群或鸟群觅食)



优点

- ❖ 灵活性
- ❖ 稳健性
- ❖ 自组织
- ❖ 潜在的并行性和分布式



已有的群智能理论和应用研究证明群智能方法是一种能够有效解决大多数优化问题的新方法



蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)

1992年由意大利学者
Dorigo提出

- 模拟自然界中蚂蚁寻找从巢穴到食物的最佳路径的行为
- 一种新型的优化算法



Dorigo
(多里戈)

蚂蚁如何搜索路径?

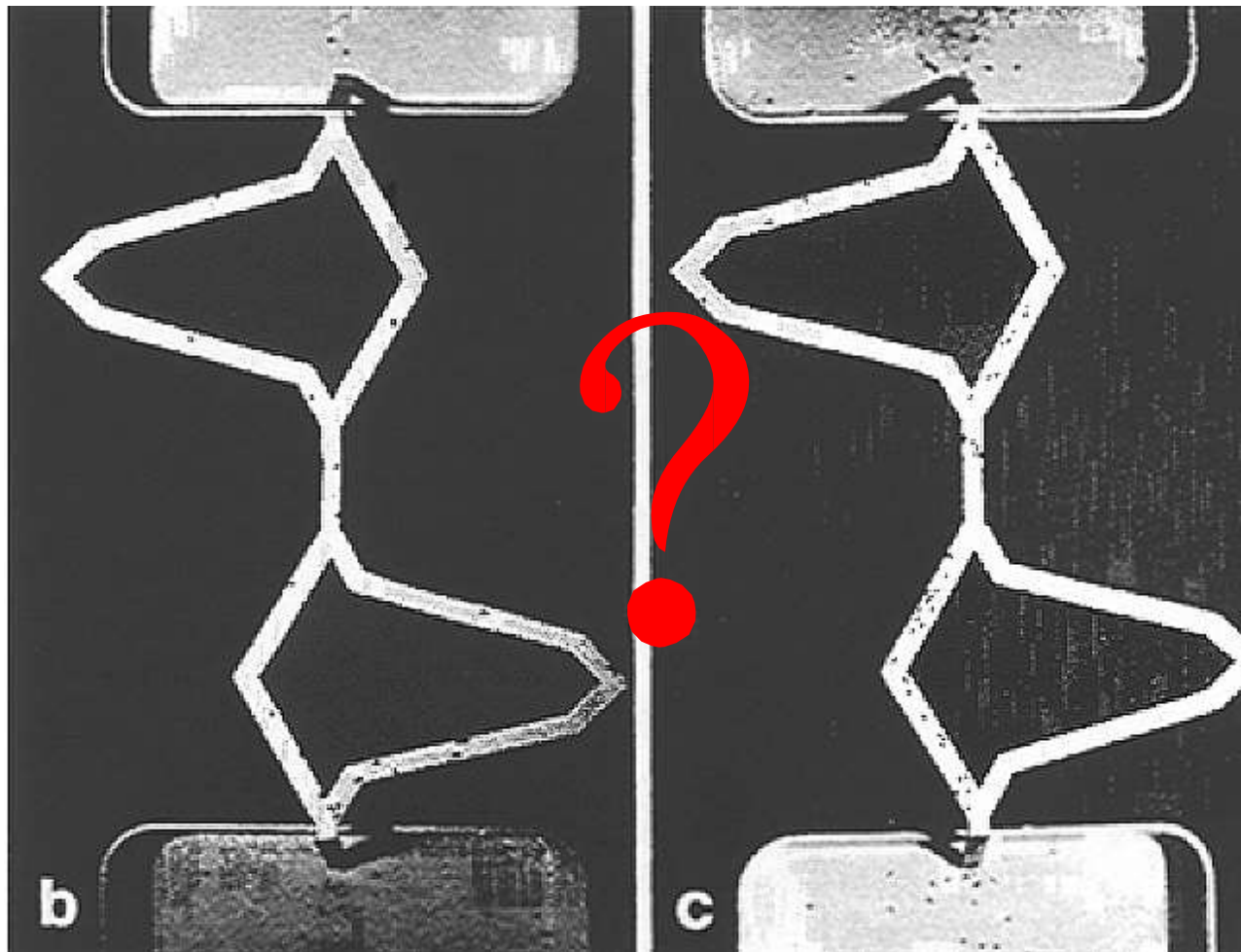




双桥实验

1989年戈斯等研究蚂蚁觅食行为所做的实验

实验进行到4分钟时



实验进行到8分钟时



神奇的信息素

蚂蚁觅食过程

- ❖ 随机移动
- ❖ 遇到食物分泌信息素
 - **信息素**：挥发性化学物质
- ❖ 在搬运食物回家的路上留下信息素
- ❖ 其他蚂蚁发现留有信息素的路径结束漫游，沿该路径移动，遇到食物同样开始分泌信息素

信息素会随着时间慢慢挥发，**短**路径上的信息素相对**浓**
度高



Created using Wink



蚁群优化算法原理分析

- 基于蚂蚁寻找食物时的最优路径选择问题，可以构造人工蚁群，来解决最优化问题。
- 人工蚁群中把具有简单功能的工作单元看作蚂蚁
- 人工蚁群与自然蚁群
 - 相似之处：优先选择信息素浓度大的路径
 - 区别
 - 人工蚁群有一定的**记忆能力**，能够记忆已经访问过的节点；
 - 人工蚁群在选择下一条路径的时候是按一定**算法规律**有意识地寻找最短路径，而不是盲目的。



蚁群优化算法原理分析

蚁群运动就是同时反复执行多个简单规则

范围规则

- 。一个方格世界，蚂蚁有一个参数为速度半径，如3，那么它能观察到的范围就是 3×3 个方格世界，并且能移动的距离也在这个范围之内。

环境规则

- 。一个虚拟的世界，其中有障碍物，别的蚂蚁，外激素
- 。外激素有两种，一种是找到食物的蚂蚁洒下的食物外激素，一种是找到窝的蚂蚁洒下的窝的外激素。
- 。每个蚂蚁都仅仅能感知它范围内的环境信息。环境以一定的速率让外激素消失。

觅食规则

- 。在每只蚂蚁能感知的范围内寻找是否有食物，如果有就直接过去。否则看是否有外激素，并且比较在能感知的范围内哪一点的外激素最多，就朝外激素多的地方走，并且每只蚂蚁多会以小概率犯错误，从而并不是往外激素最多的点移动。





蚁群优化算法原理分析

找窝规则

- 与觅食规则类似

移动规则

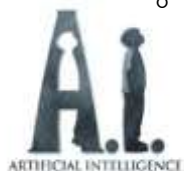
- 每只蚂蚁都朝向外激素最多的方向移
- 当周围没有外激素指引的时候，蚂蚁会按照自己原来运动的方向惯性的运动下去，并且，在运动的方向有一个随机的小的扰动
- 为了防止蚂蚁原地转圈，它会记住最近刚走过了哪些点，如果发现要走的下一点已经在最近走过了，它就会尽量避开。

避障规则：

- 如果蚂蚁要移动的方向有障碍物挡住，它会随机的选择另一个方向，并且有外激素指引的话，它会按照觅食的规则行为。

播撒外激素规则

- 每只蚂蚁在刚找到食物或者窝的时候散发的外激素最多，并随着它走远的距离，播撒的外激素越来越少





蚁群优化算法原理分析

根据蚂蚁运动条规则可以看出：

- 蚂蚁之间并没有直接的关系
- 每只蚂蚁都和环境发生交互
- 通过外激素把各个蚂蚁之间关联起来
- 如：
 - 一只蚂蚁找到了食物，并没有直接告诉其它蚂蚁这儿有食物
 - 向环境播撒外激素
 - 其它的蚂蚁经过它附近的时候，就会感觉到外激素的存在
 - 根据外激素的指引找到食物
 - 成功的觅食算法正是最小化搜索食物的时间



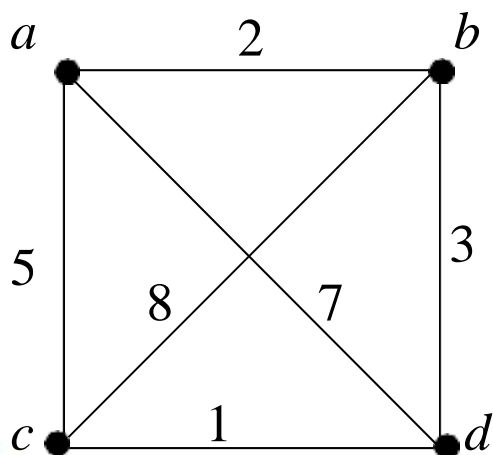


蚂蚁系统

Dorigo在其博士论文中提出一种蚂蚁系统 (Ant System, AS), 以解决**旅行商问题** (TSP)

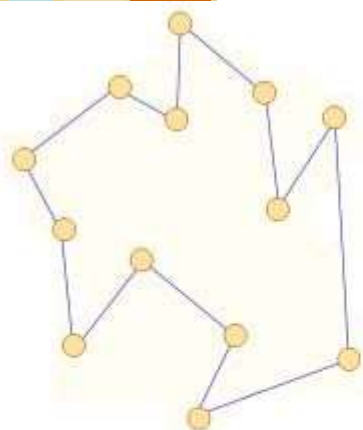
TSP问题

一个售货员希望去访问 n 个城市的每一个, 开始和结束于 v_1 城市。每两城市间都有一条直接通路, 怎么走才能使走过的路径最短呢?

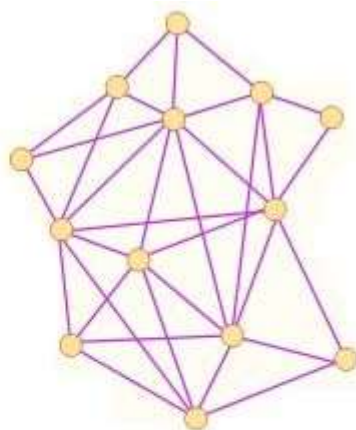


序号	路径	长度
1	$a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow a$	18
2	$a \rightarrow b \rightarrow d \rightarrow c \rightarrow a$	11
3	$a \rightarrow c \rightarrow b \rightarrow d \rightarrow a$	23
4	$a \rightarrow b \rightarrow d \rightarrow b \rightarrow a$	11
5	$a \rightarrow d \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow a$	23
6	$a \rightarrow d \rightarrow c \rightarrow b \rightarrow a$	18

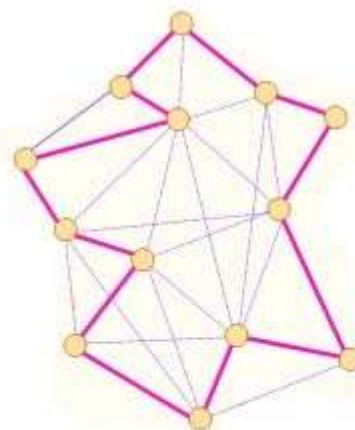
可能的解有 $(n-1)!/2$ 个, $(n-1)!/2 > 2^{n-2}$, $(n \geq 4)$



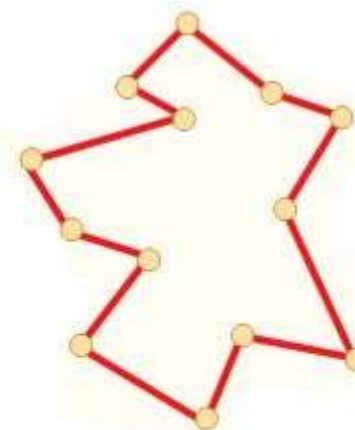
1



2



3



4

- ❖ 蚂蚁在这些城市点之间移动
- ❖ 两城市之间的信息素越多，蚂蚁就越有可能选择他们之间的路径
- ❖ 能够成功完成遍历的蚂蚁会在路径上留下信息素，路越短，留下的信息素越多





AS模型

蚂蚁 k 在运动过程中，根据路径上信息素的浓度来决定转移方向， t 时刻其转移概率为：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{g \in allowed_k} \tau_{ig}^\alpha \eta_{ig}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

其中 $allowed_k$ —蚂蚁 k 下一步允许选择的城市

α, β —常数，调整信息素与启发式因子的权重，如2

η_{ij} —启发式信息，由 i 到 j 的期望程度，如 $1/d_{ij}$ (i 到 j 的距离)

$\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在位置 i 到位置 j 上残留的信息量。

表示位置 i 到位置 j 的期望程度，根据某种启发式算法确定。



AS模型

人工蚁群具有记忆功能

- 用 tabu_k 来记录蚂蚁 k 已经走过的城市

▶ 信息素在每代循环后进行调整

$$\tau_{ij} = \rho\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij} \text{ (初始化成常数 } C \text{)}$$

ρ —0到1之间的常量

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \text{ (初始化为0)}$$

$\Delta\tau_{ij}^k$ 第 k 只蚂蚁本次循环中留在 ij 上的信息素

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

Q —常数

L_k —第 k 只蚂蚁本次循环中所走过路径的长度



AS模型

算法描述

begin

```
//ncycle 循环计数;  $\tau_{ij}$  信息素; tabuk 蚂蚁k已访问过的城市  
ncycle=0;  $\tau_{ij} = C$ ;  $\Delta \tau_{ij} = 0$ ; tabuk={};  
while(未达到终止条件)  
{  
    ncycle=ncycle+1;  
    for(index=0; index<n;index++)//index已走过城市数  
    {  
        for(k=0;k<m;k++) //m - 蚂蚁数  
        {  
            以概率 $p^k_{ij}$  选择城市j;  
            将刚刚选择的城市j 加到tabuk中; }  
        计算 $\Delta \tau_{ij}^k(\text{index})$ ,  $\tau_{ij}(\text{index}+n)$ ;  
        确定本次循环找到的最佳路径; }  
    输出最佳路径及最佳结果;
```

end





蚂蚁系统

最初提出的AS有三种版本

- 在不大于75城市的TSP中，这三种基本算法的求解能力比较理想
- 但是当问题规模扩展时，AS的解题能力大幅度下降

改进

- 精英策略，对所有已发现的最好路径给予额外的增强
- 蚁群系统(Ant Colony System, ACS)
- 负反馈机制，当一只蚂蚁由一个节点移动到另一个节点时，该路径上的信息素被相应的消除一部分，以减小已选择过的路径再次被选择的概率





针对蚁群算法的改进方案

1. 蚁群算法的参数优化

- ❖ 精英蚂蚁系统EAS
- ❖ 最大最小蚁群系统MMAS
- ❖ 自适应蚁群算法 AACAA

2. 蚁群算法的智能融合

- ❖ 遗传蚁群算法 GACA
- ❖ 免疫蚁群算法 IACA
- ❖ 模拟退火蚁群算法 SA-ACA
- ❖ 粒子群蚁群算法 PSO-ACA





遗传



几地
算法
慢。

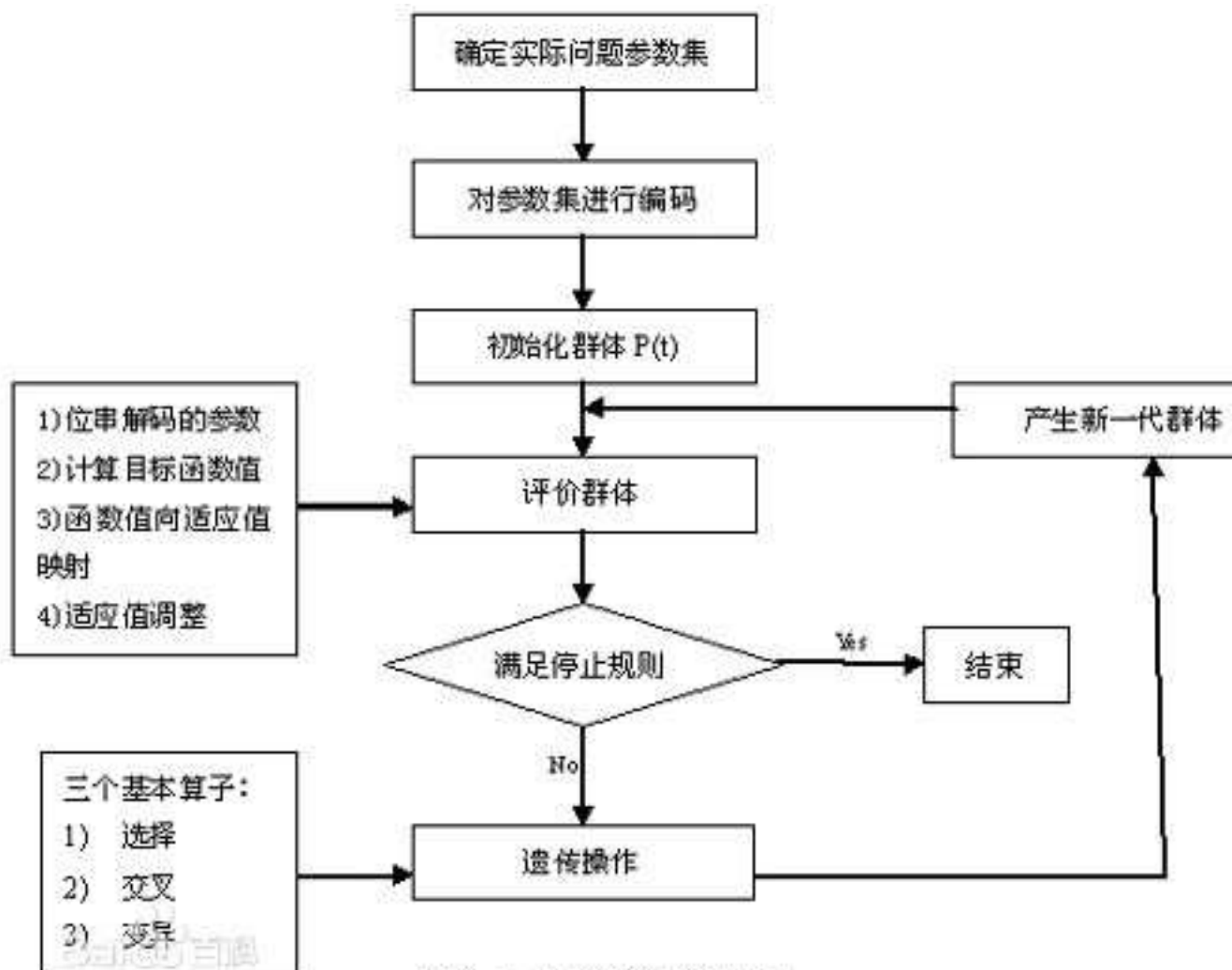


图2-1 遗传算法的过程



蚁群优化算法的应用

- 蚁群算法具有广泛实用价值
- 群智能领域第一个取得成功的实例
- 一度成为群智能的代名词
- 蚁群算法已被广泛应用于很多优化问题中
 - 聚类问题
 - 路由算法设计
 - 图着色问题
 - 车辆调度问题
 - 机器人路径规划问题

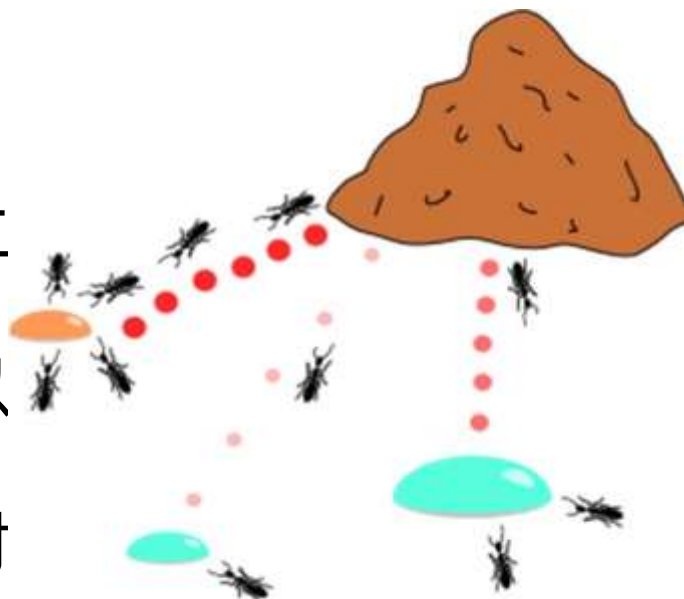


蚁群优化算法应用例——聚类问题

起源于对蚁群蚁卵的分类研究

基本思想

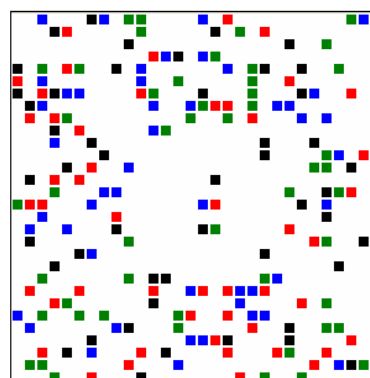
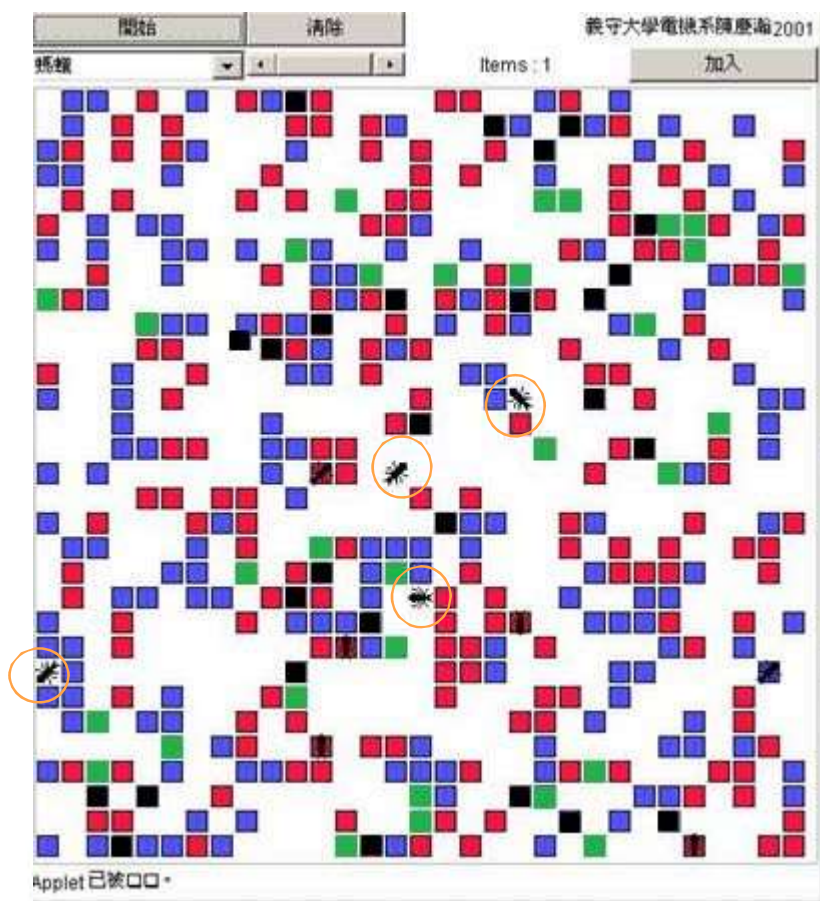
- 将待聚类数据**随机地**散布到一个二维平面内
- 虚拟蚂蚁分布在这个空间内，并以随机方式移动
- 当一只蚂蚁遇到一个待聚类数据时即将之拾起并继续随机运动
- 若运动路径附近的数据与背负的数据**相似性**高于设置的标准则将其放置在该位置，然后继续移动
- 重复上述数据搬运过程



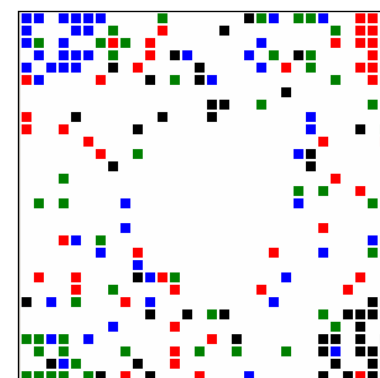


蚁群优化算法应用例——聚类问题

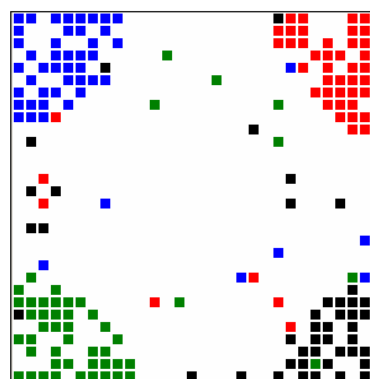
聚类问题- 四色实验



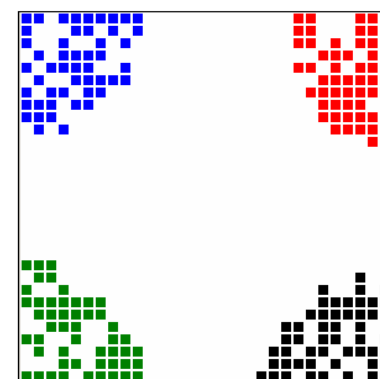
(a) $t=0$ 分鐘



(b) $t=10$ 分鐘



(e) $t=20$ 分鐘

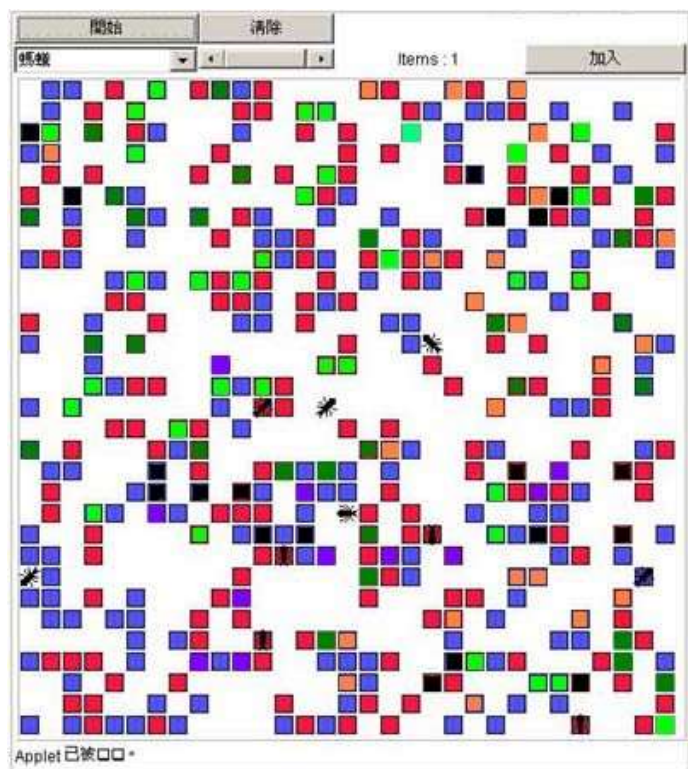


(f) $t=40$ 分鐘



蚁群优化算法应用例——聚类问题

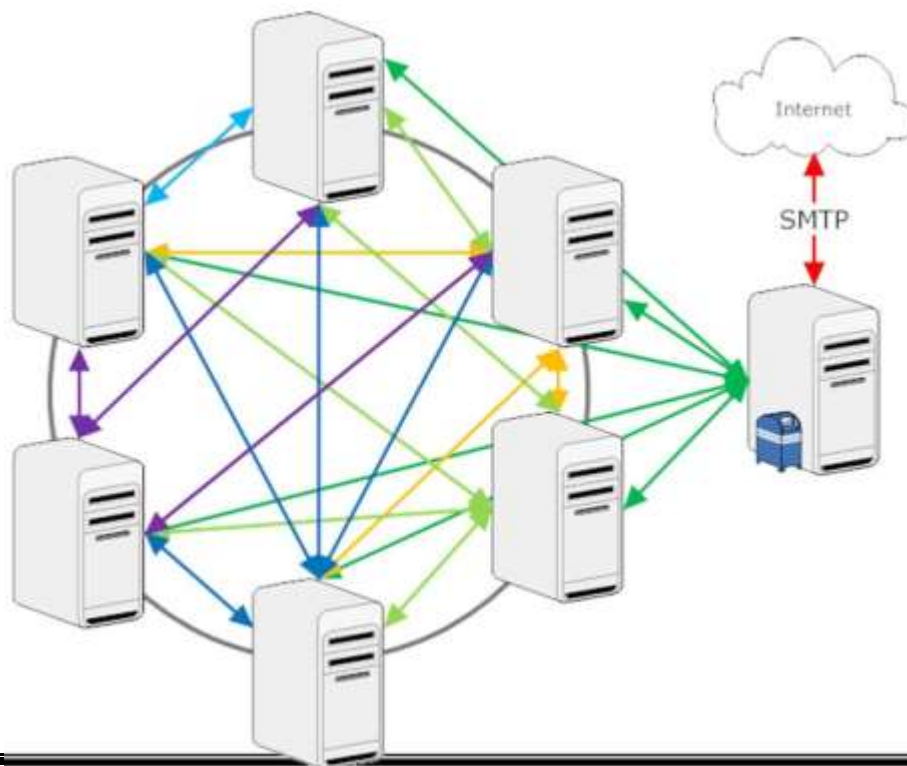
聚类问题-八色实验





蚁群优化算法应用举例——路由问题

- HP公司和英国电信公司在90年代中后期都开展了这方面的研究
- 设计了蚁群路由算法 (Ant Colony Routing, ACR)





● 粒群优化算法

(Particle Swarm Optimization, **PSO**)

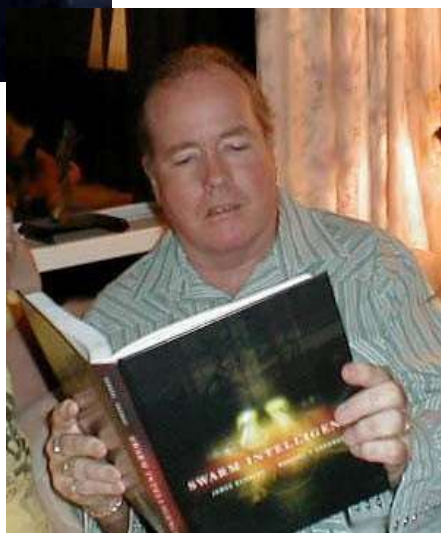




粒群优化算法(PSO)



Eberhart
(艾伯哈特)



Kennedy
(肯尼迪)

- 由艾伯哈特博士和肯尼迪博士于1995年提出
- 模拟鸟群或蜂群的觅食行为
- 基本思想：通过群体中个体之间的**协作**和**信息共享**来寻找最优解



鸟群觅食

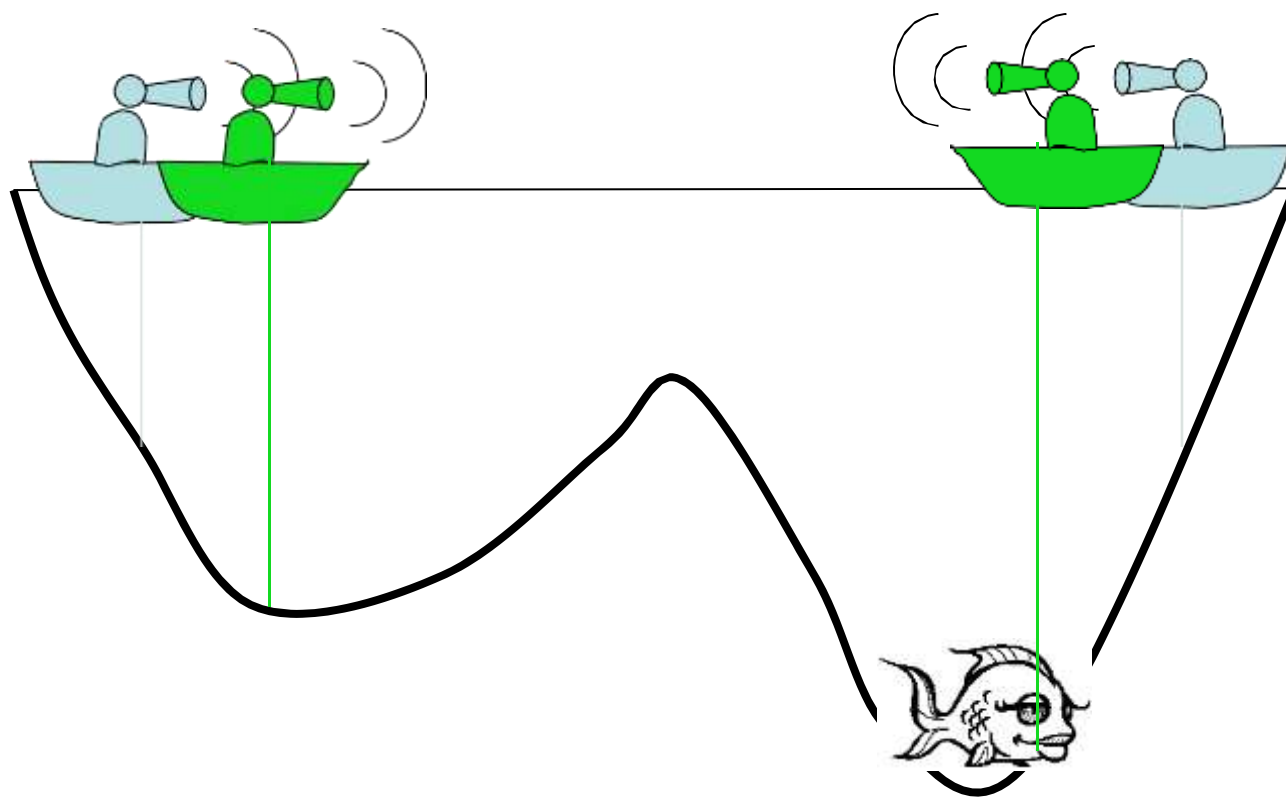
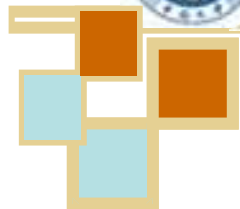
一群鸟在随机的搜索食物。在这个区域里只有一块食物，所有的鸟都不知道食物在那。但是它们知道自己当前的位置距离食物还有多远。

那么找到食物的最优策略是什么？





群体协作



蜂群或鸟群在觅食时有类似的行为

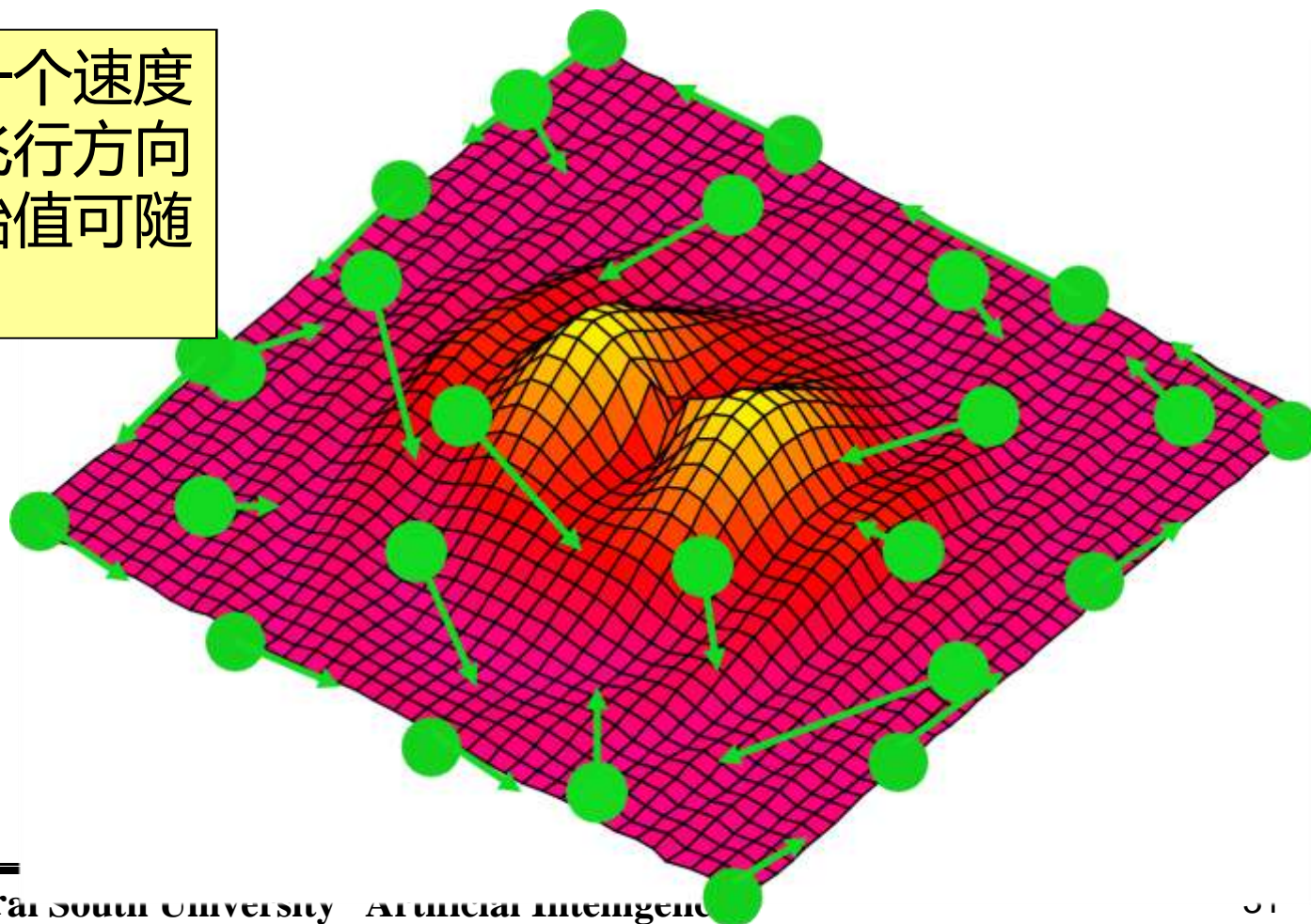


粒群优化算法

每只鸟抽象为一个无质量，无体积的“粒子”

每个粒子有一个适应度以模拟每只鸟与食物的距离

每个粒子有一个速度
决定它们的飞行方向
和距离，初始值可随
机确定





粒群优化算法

每一次单位时间的飞行后，所有粒子分享信息，下一步将飞向自身最佳位置和全局或邻域最优位置的加权中心





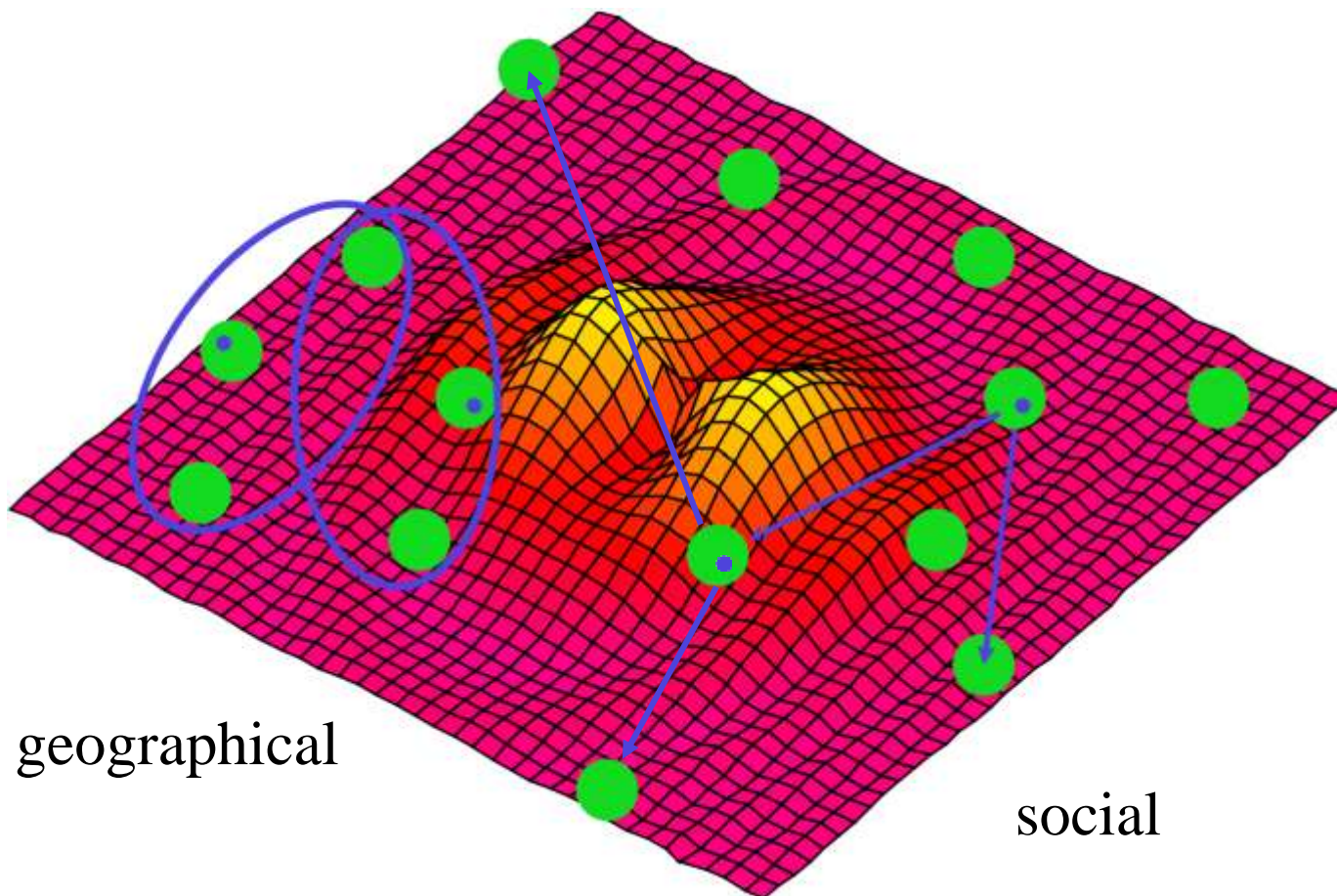
粒群优化算法

- What a particle does
 - In each timestep, a particle has to move to a new position. It does this by adjusting its velocity.
 - Having worked out a new velocity, its position is simply its old position plus the new velocity.



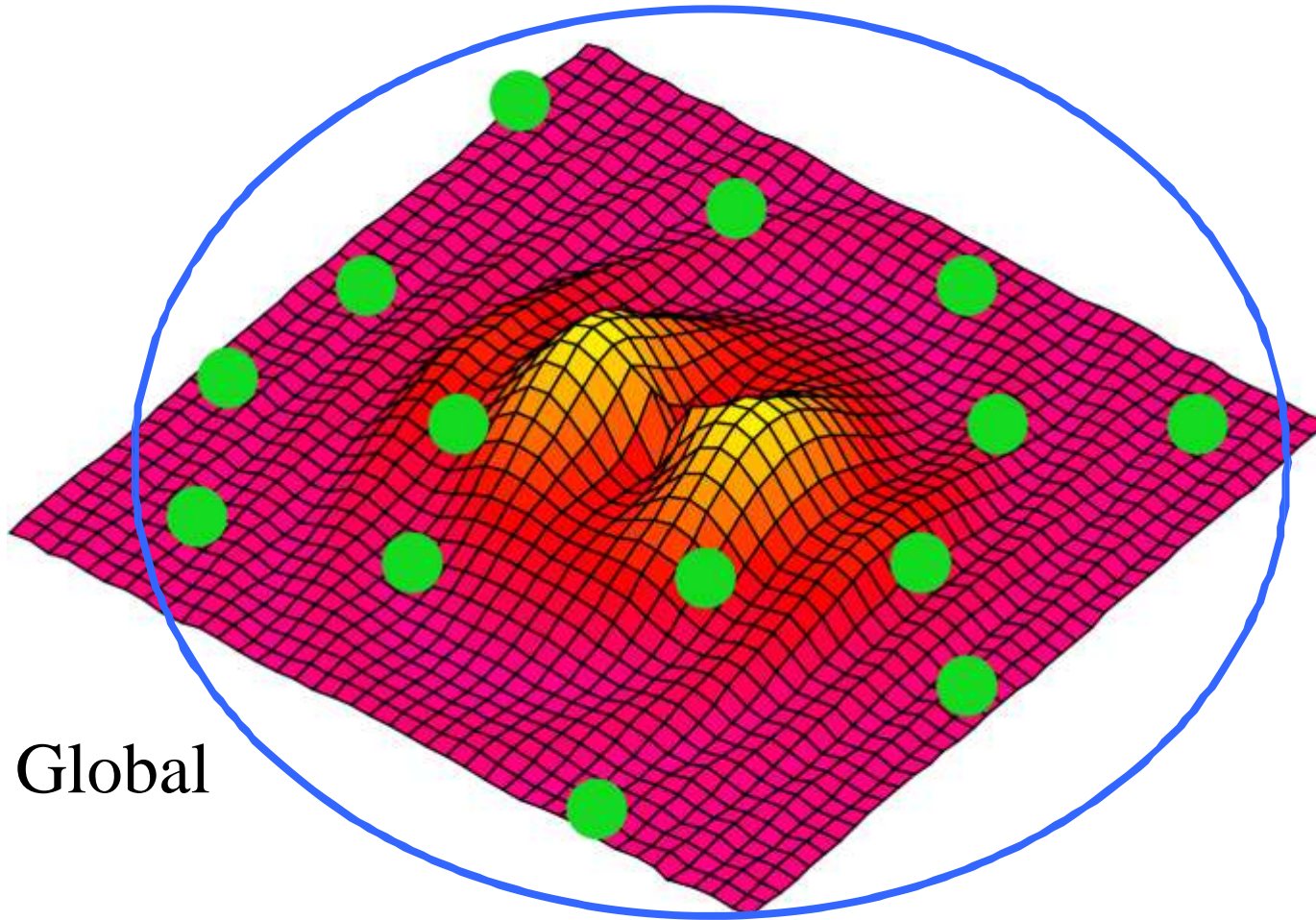
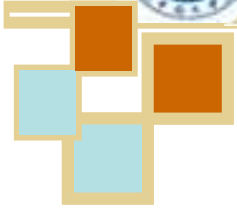
粒群优化算法—邻域(Neighbourhoods)

邻域既可根据地理位置，也可根据社会关系





Neighbourhoods



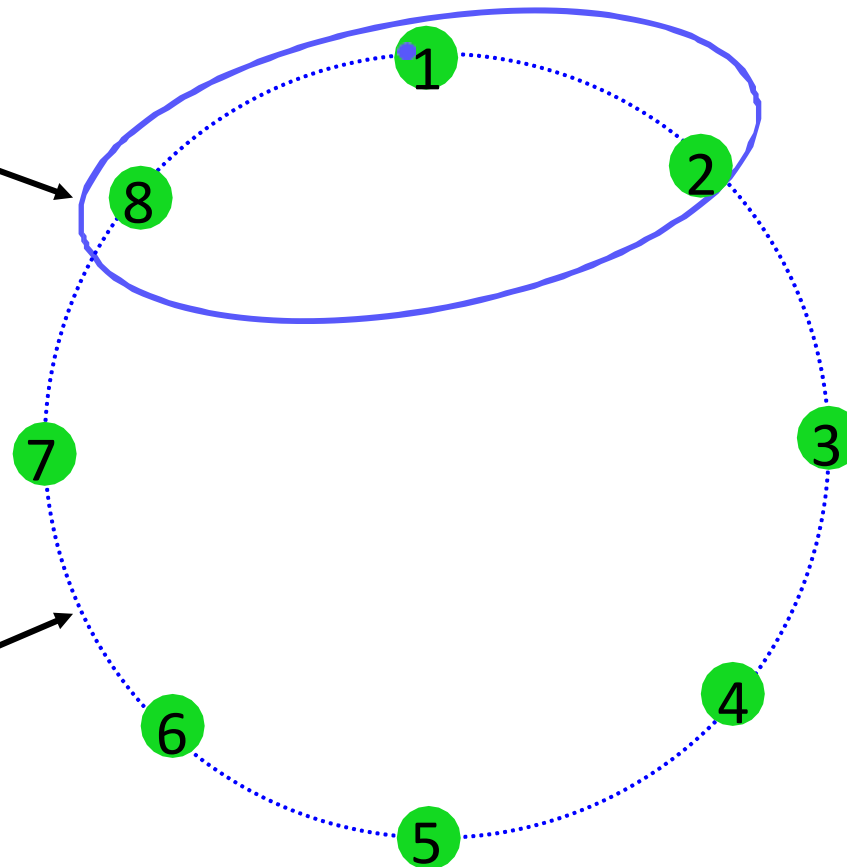
Global



The circular neighbourhood

Particle 1's 3-
neighbourhood

Virtual circle





种群优化算法——迭代公式

初始化为一群随机粒子，通过迭代找到最优。

每次迭代中，粒子通过跟踪“个体极值”和“全

局极值”来更新自己的位置。

速度更新公式：
$$v(t+1) = \omega v(t) + c_1 \text{rand}() (p_i - x(t)) + c_2 \text{rand}() (p_g - x(t))$$

位置更新公式：
$$x(t+1) = x(t) + v(t+1)$$

惯性权重

加速常数

个体极值

全局极值

社会

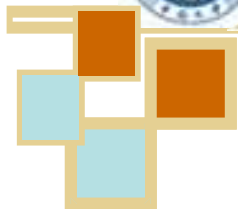


粒群优化算法——流程

1. 初始化一群粒子（群体规模为 m ），包括随机的位置和速度；
2. 评价每个粒子的适应度；
3. 对每个粒子，更新个体最优位置；
4. 更新全局最优位置；
5. 根据速度和位置更新方程更新粒子速度和位置；
6. 如未达到结束条件（通常为足够好的适应值或达到一个预设最大迭代次数），回到2。



粒群优化算法——示例



找函数的最大值



Created using Wink

- 当前位置
- 个体最优
- 全局最优



粒群优化算法的应用

广泛运用在各类优化问题上

在军事领域中的应用

对巡航导弹的飞行高度进行优化

不同飞行高度对巡航导弹的撞地概率和突破防空系统的成功概率有较大的影响, 通过优化可以得到在突防阶段损失最小的最佳飞行高度。





粒群优化算法的应用

车辆路径问题的应用

- 邮政投递
- 火车及汽车的调度
- 港口装卸集装箱





群智能优化算法与进化计算

相同点

- 均为概率搜索算法。
- 目的都不是为了模拟自然现象，而是利用他们的某些特点去解决实际问题。

区别

- 群智能优化算法的灵感来源于群居动物的社会行为，强调对社会系统中个体之间相互协作的模拟。
- 进化计算是对生物演化中适者生存的模拟。





基于群智能的优化算法



不足

- ❖ 数学理论基础相对薄弱，涉及的各种参数设置没有确切的理论依据。
- ❖ 带有随机性，每次的求解不一定一样。当处理突发事件时，系统的反应可能是不可测的，这在一定程度上增加了其应用风险。