

# 高级人工智能

## Advanced Artificial Intelligence

克隆选择算法

蜂群算法

群智能算法不足

# 克隆选择算法概述

(Clonal Selection Algorithm, CSA)

- 1958年，澳大利亚学者Burnet等人提出了著名的免疫克隆选择学说。
- 克隆选择原理认为，淋巴细胞除了扩增或者分化成浆细胞以外，也能分化成生命期较长的B记忆细胞。
- 当再次遇到相应的抗原时，记忆细胞将预先被免疫系统选择出来，并迅速活化、增殖、分化为抗体生成细胞，执行高效而持久的免疫功能

# 克隆选择算法概述

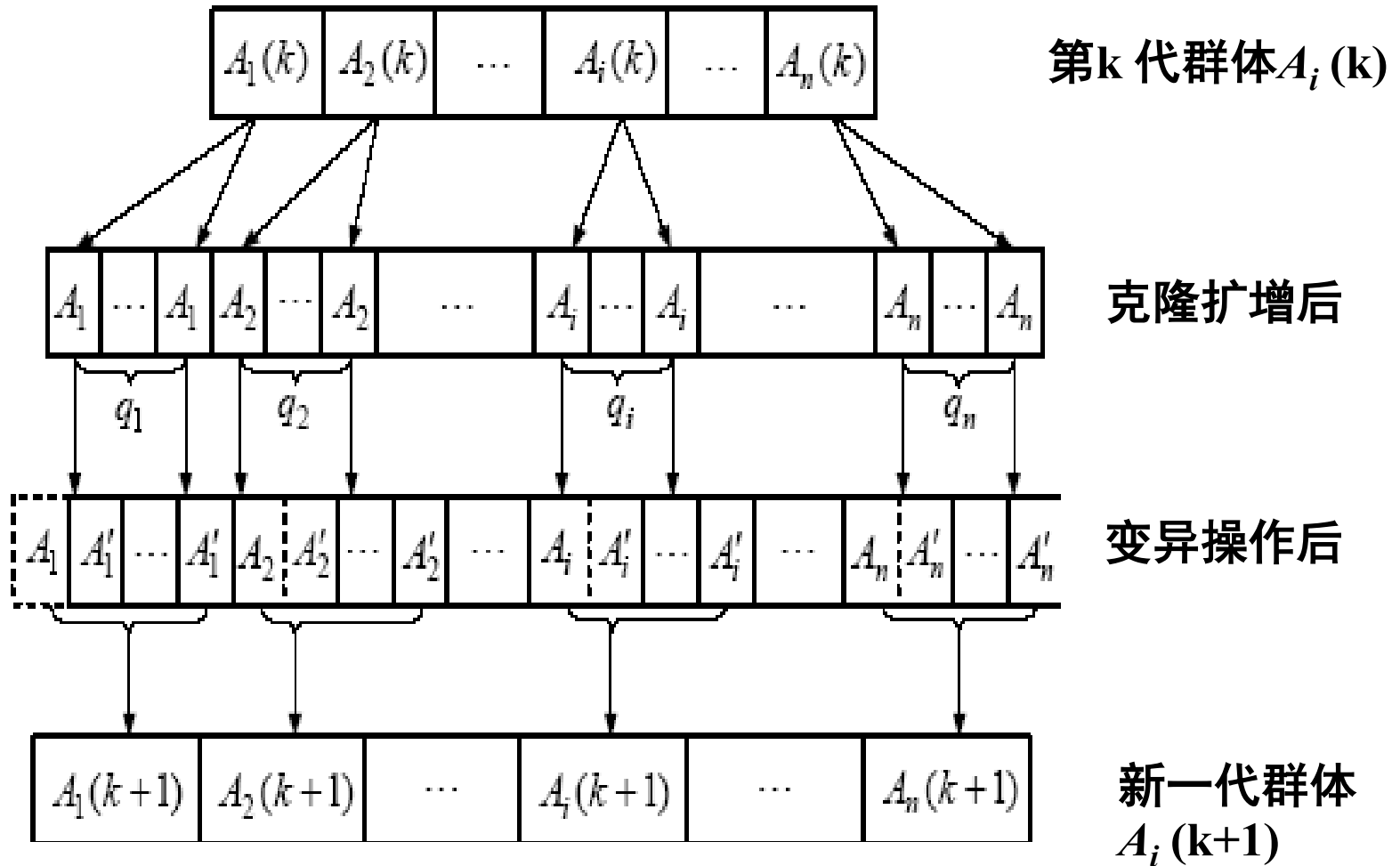
(Clonal Selection Algorithm, CSA)

- 受克隆选择学说启发，De Castro 等人2002年提出了一种克隆选择算法
- CSA是一种群体搜索策略，具有并行性和随机性，在搜索中不易陷入局部最优值，能以较大的概率获得问题的全局最优解，且具有较快的收敛速度。
- CSA类似于遗传算法GA，其中亲和度函数相当于适应值函数，也有编码、选择和变异操作，但是没有交叉，其克隆操作类似于复制，但是又不同于简单的复制，克隆操作增加了多样性

# 克隆选择算法基本流程

- 1) 设定初始参数，随机产生大小为 $n$ 的初始抗体种群,记为： $A=\{A_1,A_2,\dots, A_n\}$
- 2) 计算抗体适应值 $f(A_i)$  ( $A_i$ 对于抗原的亲合度)
- 3) 克隆扩增算子：根据适应值对抗体进行克隆，克隆规模与适应值成正比，每个抗体扩增为一个子群，种群由多个克隆子群构成
- 4) 克隆变异算子：保留原种群中的抗体，对扩增后的种群的其它个体进行变异
- 5) 克隆选择算子：计算适应值，从4)的结果中选择 $n$ 个个体构成下一代种群

# 克隆选择算法过程图示



# 克隆选择算法构成要素

## 克隆扩增算子

$$q_i = \text{int}\left(N_c \cdot \frac{f(A_i)}{\sum_{j=1}^n f(A_j)}\right), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

**$N_c > n$** : 克隆扩增后群体规模的估计值

**$\text{Int}()$** : 向上取整

**$f(A_i)$** : 第*i*个抗体的适应值

**$q_i$** : 第*i*个抗体的克隆数目

■ 克隆扩增后(群体记为 $A_c$ ),每个抗体生成多个镜像,实现个体空间的扩容,作为变异的基础,增强了对解空间的搜索力度

# 克隆选择算法构成要素

## 克隆变异算子

- 为保留抗体原始种群的信息，保留原始种群的 $n$ 个个体，不进行变异操作
- 根据变异概率 $P_m$ ，对 $A_c - A$ 中的所有个体进行变异操作
- 记 $A_i$ 扩增后的子群经变异操作后的个体为 $A_{ij}$ ,  $j=1,2,\dots,q_i-1$
- 记 $A_{ij}$ 中适应值最大的个体为 $B_i$

$$B_i = \{A_{ij_0} \mid j_0 = \arg \max_{1 \leq j \leq q_i-1} (f(A_{ij}))\}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

# 克隆选择算法构成要素

## 克隆选择算子

■ 新一代抗体个数不变；抗体  $B_i$  取代  $A_i$  的概率如下计算：

$$P(A_i \leftarrow B_i) = \begin{cases} 1 & , f(B_i) > f(A_i) \\ e^{-\frac{f(A_i) - f(B_i)}{\beta}} & , f(B_i) \leq f(A_i) \text{ 且 } A_i \text{ 不是当前最优抗体} \\ 0 & , f(B_i) \leq f(A_i) \text{ 且 } A_i \text{ 是当前最优抗体} \end{cases}$$

■  $\beta > 0$  是一个与种群多样性有关的参数；通常取值越大多样性越好，但太大会造成算法退化。

# 克隆选择算法总结

- 克隆的实质是在一代进化中，在侯选解的附近，根据亲合度的大小，产生一个变异解的群体，从而扩大了搜索范围，增加抗体群的多样性，有助于防止进化早熟；
- 克隆是将一个低维空间（ $n$  维）的问题转化到更高维的空间中解决，然后将结果投影到低维空间中。

# 人工蜂群算法概述

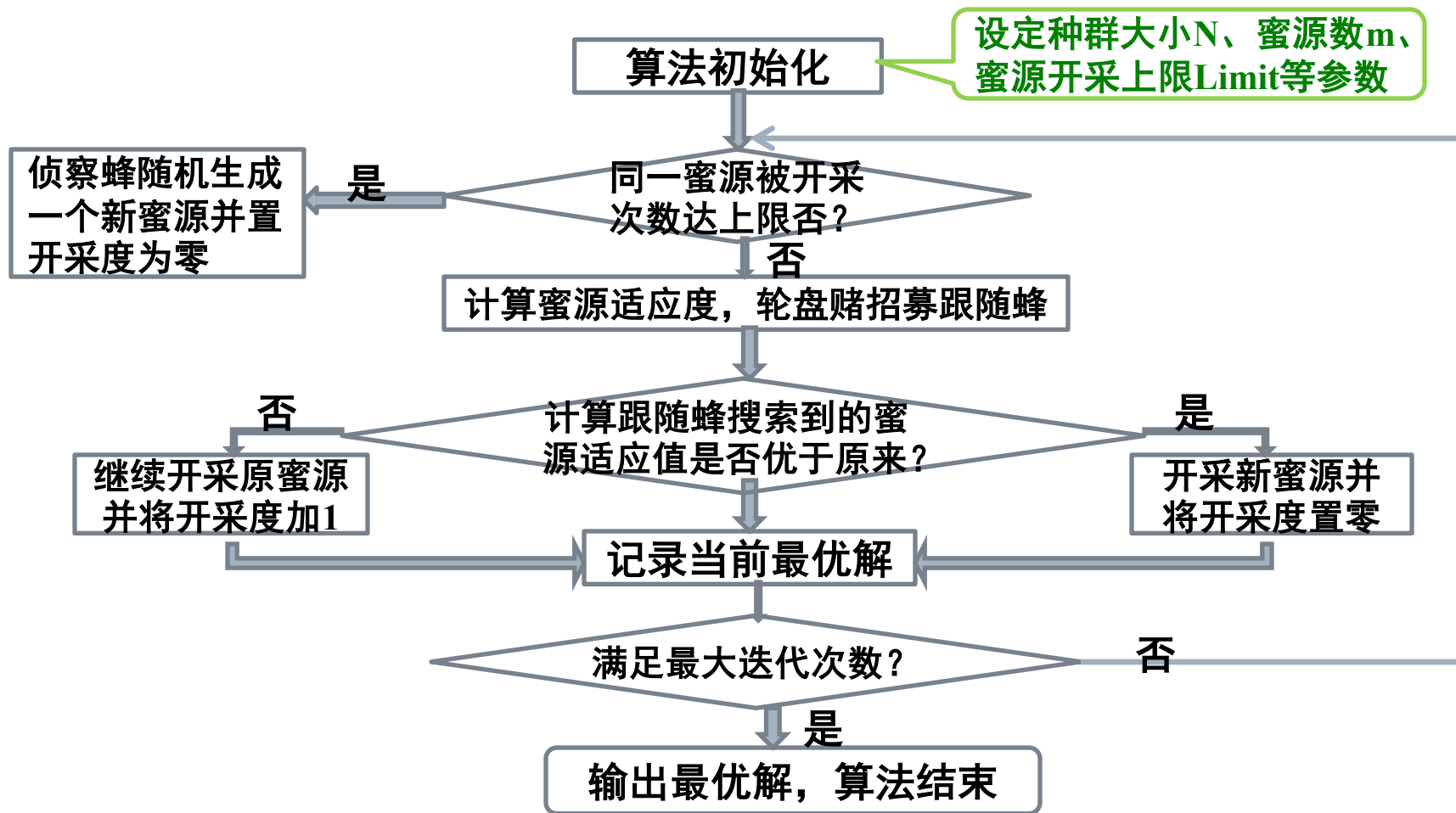
(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC算法)

- Karaboga于2005年受蜂群采蜜行为启发提出
- 真实的蜜蜂种群能够在任何环境下，以极高的效率从食物源（花朵）中采集花蜜；还能适应环境的改变。
- 单个简单的个体所组成的群体却表现出极其复杂的行为。
- 用于解决连续型优化问题

# 蜂群采蜜基本原理

- 初始，若干蜜源吸引**引领蜂**前往（**初始化**）
- 引领蜂采蜜后回到蜂巢附近，通过“摆尾舞”传达蜜源信息，吸引**跟随蜂**前往蜜源（**评价函数**）
- 跟随蜂根据获得的信息选择去哪个蜜源采蜜（**价值高的蜜源吸引更多的跟随蜂**）
- 跟随蜂到达蜜源后，对蜜源附近邻域进行搜索以确定能否发现比原来更好的蜜源（**局部搜索**）
- 跟随蜂开始采蜜（**群体更新**）
- 同一蜜源被长时间开采后可能枯竭，此时采蜜蜂变为**侦察蜂**，重新搜索新的蜜源（**全局搜索**）

# 蜂群算法流程图



# 蜂群算法构成要素

## 蜜源

- 代表所求问题的可行解，解的优劣用适应度来刻画
- 初始蜜蜂种群N分成引领蜂m和跟随蜂N-m两个群落
- 引领蜂个数等于蜜源数

## 招募跟随蜂算子

- 计算蜜源的适应度fitness作为招募的信息依据
- 跟随蜂轮盘赌方式选择蜜源，执行N-m次；适应值大的蜜源吸引更多跟随蜂

$$P_i = \frac{fitness_i}{\sum_{j=1}^m fitness_j} \quad i = 1, 2, \dots, m$$

# 蜂群算法构成要素

## 跟随蜂局部搜索蜜源算子

■ 被吸引到蜜源 $i$ 的跟随蜂在其附近沿某随机方向生成新位置

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \gamma \cdot (X_i(t) - X_k(t))$$

$X_i(t+1)$ :  $t+1$ 时刻第 $i$ 个蜜源位置

$X_i(t)$ :  $t$ 时刻第 $i$ 个蜜源位置

$\gamma \in [-1, 1]$  随机数

$k \neq i, k \in \{1, 2, \dots, m\}$  代表随机指定的个体

通常一次改变一个维度

■ 计算新蜜源 $X_i(t+1)$ 的适应度并判断是否取代 $X_i(t)$

# 蜂群算法构成要素

## 放弃蜜源算子

■当蜜源开采次数达到上限，跟随蜂在其周围仍未找到更好的蜜源时，放弃该蜜源，在整个解空间中随机生成一个新蜜源

■ $X_i(t+1)=rand()$

## 控制参数选择

■种群大小N：大可增加找到最优解的概率但算法复杂度亦高；小难以保证找到最优解

■蜜源数m：通常可取种群规模的一半

■蜜源开采上限Limit：太大增加时间复杂度且局部搜索效率无法提高；过小局部搜索不够充分

# 若干其他经典的群智能（进化）算法

（2000年之前）

- 人工免疫算法（免疫网络等）
- DNA算法（双螺旋结构、聚合酶链接反应）
- 差分进化算法
- 文化基因算法（Memetics）（一种框架）

## 混合策略：

- 遗传+粒子群；遗传+蚁群算法；遗传+ DNA
- 免疫+遗传算法；免疫+蚁群算法；免疫+粒子群；
- 差分进化+粒子群；
- 免疫+遗传+粒子群；
- + ... + ... +... +... +? ?

# 人工鱼群算法

(2002年, 李晓磊等)

- **觅食行为**: 一般情况下鱼在水中随机地自由游动, 当发现食物时, 则会向食物逐渐增多的方向快速游去
- **聚群行为**: 为了保证自身的生存和躲避危害会自然地聚集成群, 遵循分隔规则、对准规则 (临近伙伴的平均方向一致)、内聚规则 (尽量朝临近伙伴的中心移动)。
- **追尾行为**: 当鱼群中的一条或几条鱼发现食物时, 其临近的伙伴会尾随其快速到达食物点。
- 部分类似**粒子群**优化 (PSO) 算法

# 类电磁机制算法

(2003年, S. I. Birbil和S. C. FANG)

- (Electromagnetism-like Mechanism, EM) 受电磁场中带电粒子之间的吸引排斥机制启发而提出;
- 根据每个解的目标函数值确定其粒子的电荷量及其需要搜索的范围;
- 利用粒子所带的电荷量计算出各带电粒子之间的相互作用力, 对每一个粒子计算其合力, 即按照矢量叠加的方式对种群中其它粒子施加给该粒子的所有力进行叠加计算, 进而根据粒子所受的合力确定该粒子下一步移动的方向

# 蛙跳算法 (SFLA)

2003年, Eusuff和 Lansey

- SFLA ( Shuffled Frog Leaping Algorithm)
- 模拟青蛙在湿地上觅食行为。协同进化算法, 将青蛙分成多个簇 (搜索过程中重组), 簇内竞争, 簇间协同的方式, 每只青蛙既向最优个体 (适应值最高) 学习, 也向最差个体 (适应值最低) 吸收经验。该算法融合了基于遗传协同进化和基于群体觅食行为的PSO算法优点。
- 具有概念简单、参数少、易于编程实现和寻优能力强等特点。

# 帝国竞争算法(ICA)

Atashpaz-Gargari和Lucas, 2007年

- Imperialist Competitive Algorithm, 模拟帝国主义殖民、同化、竞争的社会行为
- Generating Initial Empires; 初始化
- Moving the Colonies of an Empire toward the Imperialist (**assimilation**) 同化 (非优向最优靠拢)
- Exchanging Positions of the Imperialist and a Colony; 内部竞争取代
- Imperialistic Competition (**competition**); 帝国竞争, 扩大殖民范围
- Eliminating the Powerless Empires, 弱小帝国消亡

- **萤火虫算法**：受启发于萤火虫的闪烁行为，由Xin-She Yang于2009年提出。算法假设每只萤火虫都向着看上去比自己更亮的萤火虫飞行，萤火虫的吸引力与其亮度成正比。
- **布谷鸟算法**：由Xin-She Yang等人于2009年提出，受启发于布谷鸟的巢寄生育雏行为和列维飞行机制。
- **烟花算法**：2010年，受启发于烟花爆炸的现象，是一种受自然现象而非生物启发的群智能算法。算法包括爆炸算子、变异算子、映射规则和选择算子。
- **头脑风暴算法**：受到人类会议过程中的“头脑风暴”过程的启发，由史玉回于2011年提出，算法利用聚类思想搜索局部最优，然后通过对比得到全局最优。
- **水波算法**：由 Yu-Jun Zheng于2015年提出，受启发于水波的几种现象：传播、反射与消散。
- **灰狼优化算法和鲸鱼优化算法**：由Seyedali Mirjalili等人分别于2014年和2016年提出

- 1) 基于猎人猎物优化算法的函数寻优算法: Naruei, I., Keynia, F., Sabbagh Molahosseini, A. Hunter-prey optimization: algorithm and applications[J]. *Soft Computing*, 2022, 26: 1279-1314.3区?
- 2) 野狗优化算法: Hernán Peraza-Vázquez, Adrián F. Peña-Delgado, Gustavo Echavarría-Castillo, et al. A Bio-Inspired Method for Engineering Design Optimization Inspired by Dingoes Hunting Strategies[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021水
- 3) 秃鹰搜索算法: Alsattar H A, Zaidan A A, Zaidan B B. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review: An International Science and Engineering Journal*, 2020,53(8): 2237-2264.水
- 4) 一种新的菌根树优化自然启发算法: Carreon-Ortiz, H., Valdez, F. A new mycorrhized tree optimization nature-inspired algorithm. *Soft Comput* (2022).
- 5) 蝗虫优化算法: Shahrzad Saremi, Seyedali Mirjalili, Andrew Lewis. Grasshopper Optimisation Algorithm: Theory and application[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017水
- 6) 乌燕鸥优化算法: Dhiman G, Kaur A. STOA: A bio-inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019,水

- 7) 闪电连接过程算法: NEMATOLLAHI A F, RAHIMINEJAD A, VAHIDI B. A Novel Physical Based Meta-Heuristic Optimization Method Known as Lightning Attachment Procedure Optimization[J]. Applied Soft Computing, 2017, 59: 596–621.2区?
- 8) 变色龙算法: Braik M S . Chameleon Swarm Algorithm: A Bio-inspired Optimizer for Solving Engineering Design Problems[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 174(1):114685.水炒
- 9) 野马优化算法: Naruei I , Keynia F . Wild horse optimizer: a new meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2021:1-32.水
- 10) 蜉蝣算法: Konstantinos Zervoudakis, Stelios Tsafarakis. A mayfly optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020,水
- 11) 黑寡妇蜘蛛算法: Adrián F. Peña-Delgado et al. A Novel Bio-Inspired Algorithm Applied to Selective Harmonic Elimination in a Three-Phase Eleven-Level Inverter[J]. Mathematical Problems in Engineering, Vol. 2020, 水
- 12) 最新的鲸鱼优化变体算法如下: Liu, Jianxun, Shi, J., Hao, F. et al. A novel enhanced global exploration whale optimization algorithm based on Lévy flights and judgment mechanism for global continuous optimization problems. Engineering with Computers (2022).水

# 群智能算法不足

- 源于对生物群落社会性的模拟，因此其相关数学分析还比较薄弱，缺乏具备普遍意义的理论性分析
- 各种参数设置一直没有确切的理论依据，常按照经验确定，对具体问题和应用环境的依赖性较大
- 同其它的自适应处理方法一样，群智能也不具备绝对的可信性。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
- 群智能与其它各种先进技术(如:神经网络、模糊逻辑、禁忌搜索和支持向量机等)的融合还不足