

# 机器学习 (第9讲)

主讲: 张磊

E-mail: <a href="mailto:leizhang@cqu.edu.cn">leizhang@cqu.edu.cn</a>
Lab Website: <a href="mailto:http://www.leizhang.tk">http://www.leizhang.tk</a>







#### □ 群体智能(Swarm Intelligence)

- 群智能作为一种新兴的演化计算技术,已成为研究焦点,它与生命进化、昆虫集体行为、鸟群集体行为,有着极为特殊的关系。
- ▶ 所谓群体智能,即本无智能的个体,通过合作表现出智能行为的特性,在没有集中控制,而且不提供全局模型的前提下,为寻找最优方案或最优解提供了基础。
- ▶ 人们把群居昆虫或鸟类的集体行为称作"群智能"或"群体智能"或"集群智能"。
- ▶ 主要特点在于: 个体的行为很简单,但当它们一起协同工作时,却能够突现出复杂的智能的行为特征。







□ 群体智能(Swarm Intelligence)

✓ 优点

灵活性: 群体可以适应灵活变化的特性

稳健性:某个体失败,不影响整个群体的行为

自组织行为: 不受外部因素的控制

✓ 典型算法

遗传算法(起源于生物进化过程,演化算法):人类对大自然生物进化过程的计算模拟而抽象出的进化算法;

粒子群优化(启发于鸟群觅食):基于社会系统中群体智能而产生的启发式仿生算法;

蚁群优化 (启发于蚂蚁群体活动)

鱼群、蜂群算法、免疫算法、混沌搜索算法等





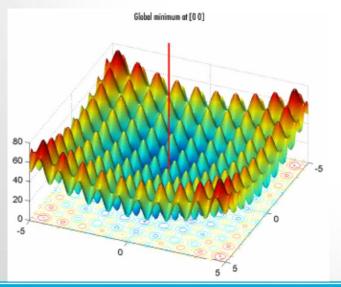


□应用

函数优化、神经网络学习

**例:** 以Ras函数(Rastrigin's Function)为目标函数,求其在x<sub>1</sub>,x<sub>2</sub>∈[-5,5]上的最小值。

$$Ras(x) = 20 + x_1^2 + x_2^2 - 10(\cos 2\pi x_1 + \cos 2\pi x_2).$$



从优化角度,该函数有太多局部解,很难利用极值理论去求解。

智能仿生算法!



□ 基础概念: 凸优化/非凸优化问题

凸优化的局部最优解即是全局最优解,容易求解。非凸优化难以求解。

凸函数定义: 定义在某个向量空间的凸集C的实值函数f, 在其定义域C内的任意两

点 $x_1, x_2, 0 \le \lambda \le 1$ 有:

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \le \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2)$$

<mark>凸集的定义:</mark>集合中的任意两点间 $x_1, x_2 \in C$ ,有 $\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2 \in C$ ,也就是任意两点间的线段都在C内,则C是凸集。

凸优化问题判定:是解决一类凸函数的凸集优化问题。









- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA,起源于生物进化过程,演化算法):人类对大自然生物进化过程的计算模拟而抽象出的进化算法。

基本思想:每一个物质个体的基本特征会被后代(子代)继承,但后代又会产生一些不同于父代的新特征,在进化过程中,最适应环境的个体特征会被保留(适者生存)。

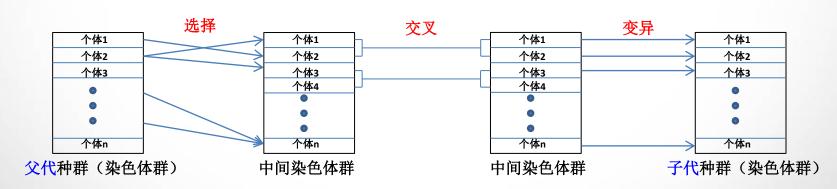
个体表现形式:个体特征以基因的形式包含在染色体内,通过基因突变或基因杂交,可以产生更适合环境的后代(即更好的解)。

实现:基于种群的演化,这里种群是指一群染色体。通过设定某"适应度函数",从中选择最适应环境的染色体,并进行复制、交叉、变异,产生新一代染色体种群,通过一代代进化,直到染色体不再发生变化,即可找到最优的染色体(最优解)。



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA)

遗传算法主要由三个算子组成,即选择算子、交叉算子和变异算子,用于产生新的一群染色体。



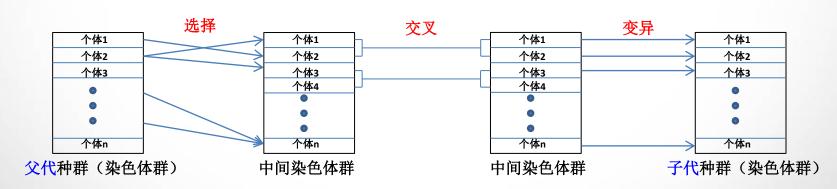
遗传算法的一次进化过程

遗传算法如何多次进化呢? 不断反馈、迭代!



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA)

遗传算法主要由三个算子组成,即选择算子、交叉算子和变异算子,用于产生新的一群染色体。



遗传算法的一次进化过程

| 基因1   | 基因2 | 基因3 | 0 0 0 | 基因K |
|-------|-----|-----|-------|-----|
| 个体的结构 |     |     |       |     |



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA)

遗传算法主要由三个算子组成,即选择算子、交叉算子和变异算子,用于产生新的一群染色体。

遗传算法的解搜索过程:

- 1. 编码:在演化前,先对问题的解空间表示成基因串结构数据(个体的编码);
- 2. 生成初始种群:随机产生n个基因串结构数据,每个基因串为一个个体;n个个体组成一个群体,作为初始迭代点;(注:每个个体代表一个可行解)
- 3. 适应度评价:根据适应度函数,计算每个个体的适应度,评估个体的优劣, 即解的优劣;根据具体问题,定义能够客观反映染色体优劣的目标函数;
- 4. 选择:从当前群体中选择优良的(适应度高的)个体,使它们有机会被选中, 并进入到下一次迭代,舍弃适应度低的个体(适者生存之原则);



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA)

遗传算法主要由三个算子组成,即选择算子、交叉算子和变异算子,用于产生新的一群染色体。

遗传算法的解搜索过程:

5. 交叉:遗传操作,信息的交换,交叉方法以某交叉概率Pc,通过第i个个体和第 i+1个个体之间进行交叉,其中交叉算子为

$$\begin{cases} X_i^{t+1} = c_i \cdot X_i^t + (1 - c_i) \cdot X_{i+1}^t \\ X_{i+1}^{t+1} = (1 - c_i) \cdot X_i^t + c_i \cdot X_{i+1}^t \end{cases}$$

6. 变异: 遗传操作,以变异概率Pm进行基因变异,变异算子为

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + c_i$$

交叉和变异算子不唯一

NA PERSONAL PROPERTY OF THE PR

- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 遗传算法(GA)

#### 控制参数的选择:

(1) 基因串长度L (个体的长度)

个体的长度取决于特定问题,即需要的可行解的长度(精度);

(2) 群体规模n

群体规模越大,找到全局最优解的可能性也越大,改善搜索效果。但增加了个体评价的计算,收敛速度较慢;

(3) 交叉概率Pc

交叉概率控制着交叉算子使用的频率,交叉概率越高,群体中个体更新速度越快,但 会造成优良基因的丢失。但若交叉概率越小,可能导致搜索陷入局部最优解,从而早 熟(收敛停滞)

(4) 变异概率Pm

变异是针对某个基因而发生的。如果变异概率较大,则基因变异的数量也较高,会导致随机搜索现象;若变异概率较小,会造成基因丢失而无法恢复。

- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ▶ 粒子群算法(PSO)

最早由Eberhart和Kennedy于1995年提出,通过模拟鸟群的觅食行为,建立的一种全局优化方法,利用粒子间的合作与竞争,实现最优解的搜索。

基本思想:每个粒子会根据自身经验的积累和群体知识的积累,根据当前最佳的个体,更新每个粒子。搜索效率较高,不存在交叉、变异操作。

个体表现形式:每一只鸟被视为一个粒子,粒子的表现形式只有两个变量:速度和位置,即鸟飞行的速度和位置。

实现:基于种群的演化,这里种群是指一群鸟(粒子)。从随机的粒子群体出发,通过设定某"适应度函数"来评价每个粒子(解或个体)的优劣,通过速度和位置的不断更新,直到搜索结束。在搜索过程中,只有当前最佳的个体能提供信息给其他粒子(这与遗传算法不同)。







- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ➤ 粒子群算法(PSO)

PSO算法描述了大量的粒子通过模拟鸟群搜寻食物的运动方式,相互协作,完成最优解的搜索过程。每个粒子以一定的速度飞行,在迭代一定次数后,找到全局最优的位置,那么这个"位置"即为全局最优解。

定义一个D维的搜索空间(即解的长度为D),粒子的数量为N(种群大小),第i个粒子的位置表达为  $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{iD})^{\mathrm{T}}$ 

第i个粒子的速度表达为  $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, ..., v_{iD})^{\mathrm{T}}$ 

经过搜索后,第i个粒子的最佳位置为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, ..., p_{iD})$ 

整个粒子群的最佳位置为  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, ..., p_{gD})$ 

- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ➤ 粒子群算法(PSO)

粒子速度的直接更新(不需要交叉变异),因此收敛更快:

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_{1i}(t) \cdot [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \cdot r_{2i}(t) \cdot [p_{gd}(t) - x_{id}(t)]$$

全局最

优解

更新方程中涉及三个部分:

第一部分为粒子先前的速度(惯性);

第二部分为"自我认知"部分,即第i个粒子自身的思考,可理解为第i个粒子当前位置与自己最好位置之间的距离;

第三部分为"社会经验"部分,表示粒子间的信息共享与协作,可理解为第i个粒子当前位置与群体中最好位置之间的距离;

位置更新: 
$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), 1 \le i \le N, 1 \le d \le D$$

- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ➤ 粒子群算法(PSO)



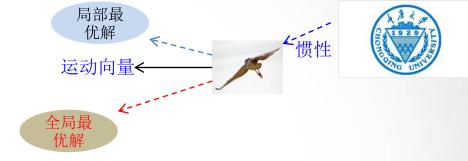
$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_{1i}(t) \cdot [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \cdot r_{2i}(t) \cdot [p_{gd}(t) - x_{id}(t)]$$

粒子位置更新:

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), 1 \le i \le N, 1 \le d \le D$$

其中, c1和c2是正的加速常数, w为惯性权重因子, r1,i和r2,i为区间[0,1]内的随机数

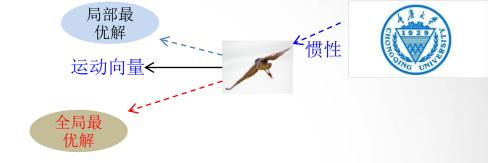
➤ 在实际应用中,可以设计w的不同表达形式,产生不同的启发式算法。



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- ➤ 粒子群算法(PSO)

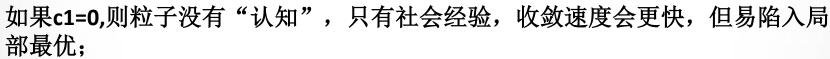
#### PSO实现过程:

- (1) 初始化粒子群体;规模为n,包括位置X和速度V。
- (2) 适应度评价;评价每个粒子的优劣。
- (3) 找每个粒子的最佳位置Pbest。对于每个粒子x,其当前适应度值如果高于 其个体的历史最佳为pbest,则更新pbest=x;
- (4) 找全局最佳位置Gbest; 找出粒子群适应度最高的粒子位置x, 如果该粒子适应度比当前全局最佳位置gbest高, 那么更新当前全局最佳位置gbest=x;
  - (5) 利用公式更新粒子(即速度V和位置X)
  - (6) 检验收敛条件是否满足。



- □ 群体智能(Swarm Intelligence)
- > 参数控制与分析

如果w=0,则粒子没有记忆性;



如果c2=0,则粒子只有"认知"能力,没有"社会"性,则粒子之间没有信息共享和合作,独立搜索,也就没有了群体智能,不可能达到最优解

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_{1i}(t) \cdot [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \cdot r_{2i}(t) \cdot [p_{gd}(t) - x_{id}(t)]$$

局部最 优解

运动向量←

全局最

粒子间信息共享的部分,仅利用最优的粒子信息





信息素

┛ → 蚂蚁之间通信的媒介

□ 群体智能(Swarm Intelligence)

▶ 蚁群算法(ACO)

蚂蚁是自然界中常见的一种生物,随着现代仿生学的发展,Dorgio等人首次将蚁群系统发展成了有用的优化和控制算法,即蚁群算法。

基本思想:虽然单个蚂蚁的行为极其简单,但群体行为具有自组织性,相互协作的蚂蚁群体能够通过自身释放的"信息素"传递信息,很容易找到巢穴到食物源的最短路径,当出现障碍物时,蚂蚁还能够根据对环境的自适应变化,找到最优路径。

实现:选择机制、信息素更新机制、协作机制。信息素越多的路径被选中的概率越大(选择机制);路径越短,信息素增加越快(信息素更新机制);个体间通过信息素进行交流(协作机制)。蚂蚁算法已成功应用于解决复杂的组合优化问题,如旅行运营商最优路径搜索问题(TSP问题)。