第三章 粒子群（Particle Swarm Optimization：PSO）算法和任务调度

3.1 群体智能（Swarm Intelligence）

我们对自然界中的蚂蚁，蜜蜂都很熟悉。一只蜜蜂或者蚂蚁的力量是非常弱小的，它们组成一个分工严密的组织，每一个个体来完成各自简单的工作，但是这些群体却能够完成复杂的工程。人类从这些群体中获得灵感，提出了群体智能概念。

群体智能的概念中的每一个智能个体都能够通过相互之间的合作与信息共享，表现出复杂的智能表现。每一个单体不知道它们在完成某种任务，在没有任何总体信息的反馈时，这些单体的行为基本是没有规律可循的，只有它们之间通过相互的影响，能够得到整个任务的信息后才能够在问题的解空间中求出合理的解。

在1994年，Mark Millonas提出了群体智能的最基础的五条原则：

（1）相似原则（Proximity Principle）：群体中的个体应该能够相互作用并且形成一种关系。

（2）品质原则（Quality Principle）：群体应该能够评估与它们产生影响的环境以及其它的因子。

（3）驱动响应原则（Diverse Response Principle）：群体不应该将其活动范围限制的太窄。

（4）稳定原则（Stability Principle）：群体不应该随着环境的每一次改变就去改变自身。

（5）适应性原则（Adaptability Principle）：群体应该能够在需要的时候改变自身的行为。

根据以上的原则，我们可以看出一个群体智能系统是由一组能够与外界环境和其他个体相互作用的个体组成的，并且这个系统具有自适应能力，学习能力以及稳定性。

在群体智能研究领域内，当前主要有两个关键的算法，分别是：粒子群算法（PSO：Particle Swarm Optimizers）和蚁群算法（ACO：Ant Colony Optimization）。

利用群体智能来做决策，能够给该问题的解带来许多优势。其主要优势有：

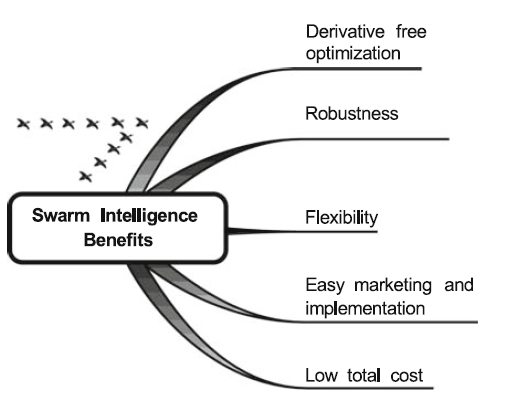
（1）自由的衍生优化（Derivative-Free Optimization）：群体智能算法对于最优解的寻找并不是基于功能性的衍生，而是基于单独个体之间的不同的社会互动机制，使用这种方式，被截留在局部极小的可能性显着降低（但不消除）。

（2）鲁棒性（Robustness）：基于整体的群体智能算法能够有效的避免了个体的失败。即使部分群体的较差的表现是不会导致整个算法产生错误的结果。

（3）灵活性（Flexibility）：群体智能算法的最大优势可能就是其在动态环境中的操作能力。群可以连续跟踪瞬息万变的最优解。原则上，在稳定状态下或在动态模式下运作的算法是没有显著的差异性的，然而，在经典的情况下，不同的算法和模型仍然需要这两种模式。

（4）简单的市场营销和实施（Easy Marketing and Implementation）：受生物学启发的群体智能的原则是很容易传达给广大的潜在用户，而没有必要为其进行沉重的数学或统计计算。

（5）较低的总成本（Low Total Cost）：低营销和实施成本，潜在的维护成本低，以及内置的适应性改变操作条件，导致了低总成本。



由于群体智能算法具有上述特性和优点，群体智能正在被广泛的应用在许多领域，比如：电话交换，网络路由，数据分类，任务调度以及最短路径优化等。

3.2 粒子群智能算法

3.2.1 算法简介

粒子群算法，又称微粒群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)，是由J.Kennedy和R.C. Eberhart等在1995年开发的一种演化计算技术，来源于对一个简化社会模型的模拟。其中“群(swarm)”来源于微粒群符合M. M. Millonas在开发应用于人工生命(artificial life)的模型时所提出的群体智能的5个基本原则。“粒子(particle)”是一个折衷的选择，因为既需要将群体中的成员描述为没有质量、没有体积的，同时也需要描述它的速度和加速状态。

PSO算法最初是为了图形化的模拟鸟群优美而不可预测的运动。而通过对动物社会行为的观察，发现在群体中对信息的社会共享提供一个演化的优势，并以此作为开发算法的基础。通过加入近邻的速度匹配、并考虑了多维搜索和根据距离的加速，形成了PSO的最初版本。之后引入了惯性权重w来更好的控制开发（exploitation）和探索（exploration），形成了标准版本。-------（百度百科）

3.2.2 粒子群算法的原理

在研究鸟群的飞行运动的过程中，有一个最重要的问题就是：一个数量巨大的鸟群如何能够产生无缝而优美的运动，并且这些鸟群在飞行的过程中还伴有改变方向，分散或者重新编队等动作。鸟群中有些个体改变自己的形状或者飞行方向，但是这仍然是整个鸟群有机体内的一个小部分，却不会破坏整个鸟群优美的飞行过程。许多研究该问题的学者给出了几个重要的鸟群准则。

（1）速度匹配（Velocity Matching）：每一只鸟尝试着与自己邻近的伙伴保持相应的速度；

（2）鸟群聚集（Flock Centering）：每一只鸟尝试着于邻近的鸟靠的更近；

（3）避免冲突（Collision Avoidance）：尽可能的避免与邻近的伙伴之间的冲突；

（4）位置（Locality）：只有最相近的伙伴才会影响到每一只鸟的飞行；

（5）一致性(Homogeneity)：鸟群中的每一只个体都拥有相同的行为模式，鸟群中没有起着领导作用的个体，群的行为完全是由每一只鸟自发的组织起来的。

上述的5条准则是粒子群算法的核心准则。在粒子群算法中，每一个粒子就像鸟群中的鸟一样，它们存在于解空间内。为了搜索更加好的解决方法，它们在D维空间一直不停的移动，一直到搜索到最佳的解决方案。

设粒子群中共有粒子数量为N，其中粒子在维空间内的坐标位置为，粒子的运动速度为，该速度的定义为一次迭代运算过程中粒子在维空间内运动的距离。

在粒子群算法的开始时候，会随机提供一个解决方案。然后开始进行迭代运算来寻找最优解决方案。在每一次的迭代过程中，每一个粒子根据下列的两个信息来做出决策：1、自己的位置；2、邻近节点的位置。其中，自己的位置主要是自己目前为止所能够达到的最优的位置（该位置有最好的适应值），该集合被记为，也被称为。在迭代运算过程中，所有的粒子都经历过的最优的位置的索引值用符号表示为，所以最优位置的集合为，也被称为。在每一次迭代过程中，其速度和位置根据如下的公式来计算。

（3.2 a）

 (3.2 b)

其中，，为加速系数（acceleration constants）；为惯性系数（inertia weight）；rand为随机数，其值在0到1之间；为第i个粒子在第k维空间上的速度；为第i个粒子的最优位置集合在第k维空间上的分量，其与当前粒子的位置之差被用来改变该粒子向群体最优化方案的位置；为第i个粒子在第k维空间上最优位置，其与迭代过程中的该粒子的位置之差也被用来改变该粒子向最优化方案的位置，并且在该过程中还需要进行随机化；为第i个粒子在第k维空间上的坐标；

在公式3.2 a中，对于新的速度的计算，第一部分为原始的速度对其新速度的影响；第二部分的内容为“认知（(cognition）”内容，表示为智能粒子本身所进行的思考而对其具有的影响；第三部分的内容为“社会( social)”内容，表示智能粒子在同处于一个粒子群中而进行的信息共享与相互协作而对其产生的影响。

在基础的粒子群算法的演进过程中，James Kennedy发现了关于粒子运动时速度的问题，即粒子运动的速度必须被限定在某一个有效的范围内。因此，James Kennedy等人提出了如下公式对速度进行限定。

 （3.2 c）

如果对目前的粒子进行加速，那么这将导致它在某个维度上的速度分量超越了该维度空间上的最大速度阀值，这是非常有必要将其限定在最大值的。决定了粒子在可能的解空间内的搜索精度。如果这个最大速度阀值太高，粒子可能飞跃过最优方案；而如果这个阀值太小，粒子很容易陷入局部的解空间内而没有办法进行全局的解空间搜索。

下面将以2维空间为例，对粒子群算法的迭代过程进行简单的讲解。假设一个粒子（在此将粒子虚拟化为一只鸟）在t时刻，其当前位置为X(k)，当前速度为V(k）。根据上述原理，该粒子在k+1时刻的位置和速度将由目前的位置和速度来决定。根据公式3.2a来计算新的速度V(k+1)，该速度是一个混合了朝向群最优解位置的和朝向该粒子最优位置的。在两种加速因子的合力作用下，粒子将会距离最优化的解越来越近。

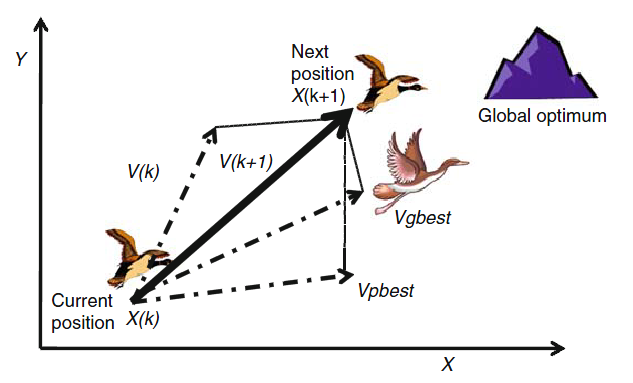


图 3.2.1 二维空间示意图

3.2.3 参数分析

在上述原理中，提出了许多参数，包括粒子群体规模N，惯性系数，加速常数，，最大速度，这些参数的设置对于了粒子群算法的搜索结果产生巨大的影响。目前，有许多研究人员对于这些参数进行了大量的研究和实验，也取得了许多有价值的研究成果。

（1）粒子群体规模N

粒子群算法是群体智能算法的一种，其充分利用了群体的概念，每一个个体都能够相互共享信息来产生智能决策，并使得整个群达到最终的优化解。在粒子群算法中，对于群体的规模是需要根据具体的问题来确定的。目前，仍然没有明确的可靠的公式来计算粒子群规模。对于实际问题来说，如果粒子群体的规模设置过大，会导致计算量增加，降低了粒子群算法的效率；而如果规模设置的过小，这样会引起粒子对于最优解的搜索困难。

（2）惯性系数

在PSO算法中，惯性系数是一个非常重要的参数，该参数对于PSO算法的搜索能力具有非常大的影响。在公式3.2 a中可以看出，新的速度依赖于惯性系数与旧的速度的乘积。该参数表示粒子在运动过程中保持的惯性，使其有能力扩展搜索空间，有能力在未知的解空间内探索。其取值一般在0.4到1.4之间。如果该惯性系数取值较小，那么PSO算法的收敛速度比较慢，这样会比较有利于局部搜索和得到更为精确的解，但是这样很容易陷入局部搜索，得到了局部的极值；如果该惯性系数取值较大，那么PSO算法的收敛速度会比较快，这样会比较有利于进行全局内的搜索，但是不利于得到精确的解。因此，确定合适的惯性系数对于粒子群算法是至关重要的。对于惯性系数的取值方法已经有许多的研究成果，比较出名的有：随机型惯性系数，模糊规则动态调整惯性系数，线性递增惯性系数，自适应惯性系数等。

（3）加速系数，

加速系数影响的是粒子的“认知”能力；加速系数影响的是粒子的“社会”属性。