1蚁群算法的起源和发展历程（1000）

2蚁群算法的求解原理（1500）

3蚁群算法的求解步骤（4000）

4简单案例--依据蚁群算法的步骤手工求解（2500）

5复杂案例--采用编程技术求解组合优化问题（3500）

6蚁群算法目前的主要成果和应用前景展望（1500）

**蚁群优化算法应用领域**

这种方法能够被用于解决大多数优化问题或者能够转化为优化求解的问题。现在其应用领域已扩展到多目标优化、数据分类、数据聚类、模式识别、电信QoS管理、生物系统建模、流程规划、信号处理、机器人控制、决策支持以及仿真和系统辩识等方面，群智能理论和方法为解决这类应用问题提供了新的途径。

**蚁群优化算法研究背景 （3）**

1.群智能理论研究领域有两种主要的算法：蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)和微粒群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）。前者是对蚂蚁群落食物采集过程的模拟，已成功应用于许多离散优化问题。微粒群算法也是起源于对简单社会系统的模拟，最初是模拟鸟群觅食的过程，但后来发现它是一种很好的优化工具。

2.与大多数基于梯度的应用优化算法不同，群智能依靠的是概率搜索算法。虽然概率搜索算法通常要采用较多的评价函数，但是与梯度方法及传统的演化算法相比，其优点还是显著的 ，主要表现在以下几个方面：

1 无集中控制约束，不会因个别个体的故障影响整个问题

的求解，确保了系统具备更强的鲁棒性

2 以非直接的信息交流方式确保了系统的扩展性

3 并行分布式算法模型，可充分利用多处理器

4 对问题定义的连续性无特殊要求

5 算法实现简单

1. 群智能方法易于实现，算法中仅涉及各种基本的数学操作，其数据处理过程对CPU和内存的要求也不高。而且，这种方法只需目标函数的输出值，而无需其梯度信息。已完成的群智能理论和应用方法研究证明群智能方法是一种能够有效解决大多数全局优化问题的新方法。更为重要是，群智能潜在的并行性和分布式特点为处理大量的以数据库形式存在的数据提供了技术保证。无论是从理论研究还是应用研究的角度分析，群智能理论及其应用研究都是具有重要学术意义和现实价值的。

**蚁群优化算法研究现状**

0年代Dorigo最早提出了蚁群优化算法---蚂蚁系统（Ant System, AS）并将其应用于解决计算机算法学中经典的旅行商问题（TSP）。从蚂蚁系统开始，基本的蚁群算法得到了不断的发展和完善，并在TSP以及许多实际优化问题求解中进一步得到了验证。这些AS改进版本的一个共同点就是增强了蚂蚁搜索过程中对最优解的探索能力，它们之间的差异仅在于搜索控制策略方面。而且，取得了最佳结果的ACO是通过引入局部搜索算法实现的，这实际上是一些结合了标准局域搜索算法的混合型概率搜索算法，有利于提高蚁群各级系统在优化问题中的求解质量。

**蚁群优化算法应用现状**

随着群智能理论和应用算法研究的不断发展，研究者已尝试着将其用于各种工程优化问题，并取得了意想不到的收获。多种研究表明，群智能在离散求解空间和连续求解空间中均表现出良好的搜索效果，并在组合优化问题中表现突出。

蚁群优化算法并不是旅行商问题的最佳解决方法，但是它却为解决组合优化问题提供了新思路，并很快被应用到其它组合优化问题中。比较典型的应用研究包括：网络路由优化、数据挖掘以及一些经典的组合优化问题。

蚁群算法在电信路由优化中已取得了一定的应用成果。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）。

每只蚂蚁就像蚁群优化算法中一样，根据它在网络上的经验与性能，动态更新路由表项。如果一只蚂蚁因为经过了网络中堵塞的路由而导致了比较大的延迟，那么就对该表项做较大的增强。同时根据信息素挥发机制实现系统的信息更新，从而抛弃过期的路由信息。这样，在当前最优路由出现拥堵现象时，ACR算法就能迅速的搜寻另一条可替代的最优路径，从而提高网络的均衡性、负荷量和利用率。目前这方面的应用研究仍在升温，因为通信网络的分布式信息结构、非稳定随机动态特性以及网络状态的异步演化与ACO的算法本质和特性非常相似。

基于群智能的聚类算法起源于对蚁群蚁卵的分类研究。Lumer和Faieta将Deneubourg提出将蚁巢分类模型应用于数据聚类分析。其基本思想是将待聚类数据随机地散布到一个二维平面内，然后将虚拟蚂蚁分布到这个空间内，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。按照这样的方法可实现对相似数据的聚类。

ACO还在许多经典组合优化问题中获得了成功的应用，如二次规划问题（QAP）、机器人路径规划、作业流程规划、图着色（Graph Coloring）等问题。

经过多年的发展，ACO已成为能够有效解决实际二次规划问题的几种重要算法之一。AS在作业流程计划（Job-shop Scheduling）问题中的应用实例已经出现，这说明了AS在此领域的应用潜力。利用MAX-MIN AS解决PAQ也取得了比较理想的效果，并通过实验中的计算数据证明采用该方法处理PAQ比较早的SA算法更好，且与禁忌搜索算法性能相当。利用ACO实现对生产流程和特料管理的综合优化，并通过与遗传、模拟退火和禁忌搜索算法的比较证明了ACO的工程应用价值。

许多研究者将ACO用于了武器攻击目标分配和优化问题、车辆运行路径规划、区域性无线电频率自动分配、Bayesian networks的训练和集合覆盖等应用优化问题。Costa和Herz还提出了一种AS在规划问题方面的扩展应用——图着色问题，并取得了可与其他启发式算法相比的效果。

**蚁群算法原理**

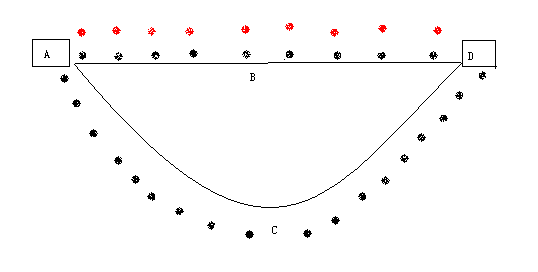
蚁群算法是对自然界蚂蚁的寻径方式进行模似而得出的一种仿生算法。蚂蚁在运动过程中，能够在它所经过的路径上留下一种称之为外激素(pheromone)的物质进行信息传递，而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质，并以此指导自己的运动方向，因此由大量蚂蚁组成的蚁群集体行为便表现出一种信息正反馈现象：某一路径上走过的蚂蚁越多，则后来者选择该路径的概率就越大。

**简化的蚂蚁寻食过程 1/3**



**（可编辑）**

蚂蚁从A点出发，速度相同，食物在D点，可能随机选择路线ABD或ACD。假设初始时每条分配路线一只蚂蚁，每个时间单位行走一步，本图为经过9个时间单位时的情形：走ABD的蚂蚁到达终点，而走ACD的蚂蚁刚好走到C点，为一半路程。



本图为从开始算起，经过18个时间单位时的情形：走ABD的蚂蚁到达终点后得到食物又返回了起点A，而走ACD的蚂蚁刚好走到D点。

假设蚂蚁每经过一处所留下的信息素为一个单位，则经过36个时间单位后，所有开始一起出发的蚂蚁都经过不同路径从D点取得了食物，此时ABD的路线往返了2趟，每一处的信息素为4个单位，而 ACD的路线往返了一趟，每一处的信息素为2个单位，其比值为2：1。

寻找食物的过程继续进行，则按信息素的指导，蚁群在ABD路线上增派一只蚂蚁（共2只），而ACD路线上仍然为一只蚂蚁。再经过36个时间单位后，两条线路上的信息素单位积累为12和4，比值为3：1。

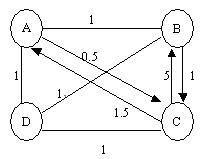
若按以上规则继续，蚁群在ABD路线上再增派一只蚂蚁（共3只），而ACD路线上仍然为一只蚂蚁。再经过36个时间单位后，两条线路上的信息素单位积累为24和6，比值为4：1。

若继续进行，则按信息素的指导，最终所有的蚂蚁会放弃ACD路线，而都选择ABD路线。这也就是前面所提到的正反馈效应。

**自然蚁群与人工蚁群算法**

基于以上蚁群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，如TSP问题。人工蚁群中把具有简单功能的工作单元看作蚂蚁。二者的相似之处在于都是优先选择信息素浓度大的路径。较短路径的信息素浓度高，所以能够最终被所有蚂蚁选择，也就是最终的优化结果。两者的区别在于人工蚁群有一定的记忆能力，能够记忆已经访问过的节点。同时，人工蚁群再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。例如在TSP问题中，可以预先知道当前城市到下一个目的地的距离。

**举例**



假设共4只蚂蚁，所有蚂蚁都从城市A出发，挥发因子。此时，观察GBAS的计算过程。 矩阵共有12条弧，初始信息素记忆矩阵为：



执行GBAS算法的步骤2，假设蚂蚁的行走路线分别为：



当前最优解为，这个解是截止到当前的最优解，碰巧是实际最优解