

发现群体中的智能

汪镭 同济大学电子与信息工程学院

2000年左右，美国西南航空公司在货运方面遇到了麻烦。尽管货舱平均面积只占飞机的7%，但在一些机场，没有足够的能力来满足预定的货运量，导致整个西南航线的货物运输和管理系统出现混乱。当时，员工准备将货运加载到正确方向的第一架飞机上——这是一个看似合理的策略。但是由于这个原因，工人们花费了许多时间来搬运货物，甚至在有些时候部分飞机容量不能满足货运要求^[1]。

为了解决这个问题，西南航空公司借鉴了一种不太可能的群体（蚂蚁）的工作模式。这是因为蚂蚁总能找到高效的食物获取路线，促使研究人员学习蚂蚁觅食的方式。对于某一只蚂蚁来说，它的觅

食路径选择规则极为简单直接，即随大流！具体而言，蚂蚁行动过程中通过向体外分泌信息素在经过之处留下痕迹。后面的蚂蚁再次途经该路径时，将优先选择信息素浓的方向前进。信息素浓的路径代表着有更多的蚂蚁曾经途经，也就是较好的路径。

我们可以简单分析一下这个过程。假设蚂蚁觅食路径如下图所示^[2]：

蚁穴（A）与食物源（E）之间存在障碍物，蚂蚁必须绕道C点或H点才能从A到E，其中d表示两点之间的距离。设蚂蚁单位时间所走的距离为1。t=0时刻路径上无任何信息素，位于A

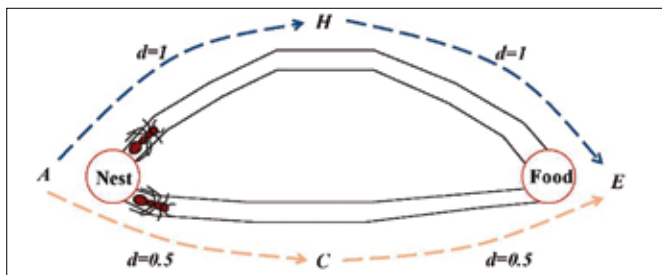


图1 蚂蚁觅食路程

的30只蚂蚁完全随机地选择一条路径,因此在A节点上的蚁群各自一分为二,走两个方向。假设选择每条路的蚂蚁数量为15。

在 $t=1$ 时刻,从A点出发绕道C点的蚂蚁先到达E点获得食物,他们打算从E点返回蚁穴A点。他们发现绕道C点的路径信息素为15,而绕道H点的路径信息素为0,因此他们果断倾向于再途经C点回到蚁穴。在 $t=4$ 时刻,所有蚂蚁回到蚁穴A点。再次出发时,选择路径的概率就有了偏差,不同于 $t=0$ 时情况,此时向C走的蚂蚁数将大于向H走的蚂蚁数。

随着时间的递增,A-C-E路径的选择概率逐渐增大,最后近乎所有的蚂蚁都选择A-C-E路径,即较短的觅食路径。至此,最短觅食路径得以确定。结果看上去不可思议,在第一批蚂蚁随机选择方向的前提下,最终蚂蚁种群可以找到觅食的最短路径。简单的蚂蚁也拥有可观的智慧,这种智慧即建立在群体协作之上。

以上觅食路径寻优问题可以定义为一个简单的优化问题,除此之外,常用的测试优化算法的路径规划为旅行商问题(TSP),即给定一系列城市和每对城市之间的距离,求解访问每一座城市一次并回到起始城市的最短回路,它属于一种典型的组合优化问题。本文开始提出的美国西南航空公司货运规划,同样也是类似的优化问题。而基于蚂蚁的搜索方法被称作蚁群算法(Ant Colony System, ACS)。蚁群算法是一种基于种群寻优的启发式搜索算法,于1990年由Dorigo等人首次提出^[5]。蚁群算法通过正反馈和分布式协作来寻找最优路径。蚁群算法充分利用了生物蚁群能通过个体间简单的信息传递,

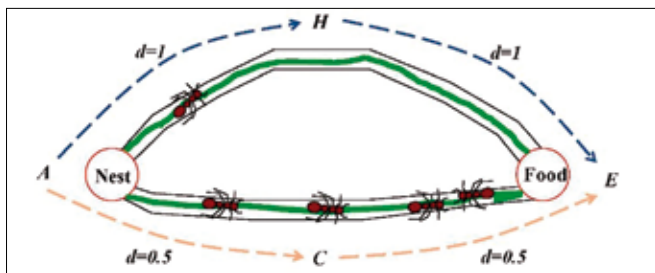


图2 蚂蚁回程时路径选择概率出现偏差

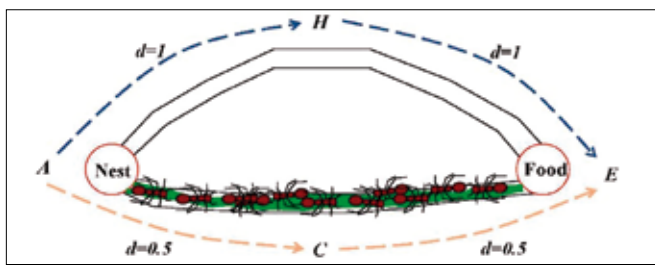


图3 蚂蚁找到了最短觅食路径

搜索从蚁穴至食物间最短路径的集体寻优特征,寻求该过程与问题求解之间的相似性,从而得到问题的最优解答^[6]。

当蚁群算法被应用于西南航空的问题时,经过优化规则的多次迭代尝试,他们发现了令人惊讶的事情:最初把货物放在非目标方向飞行的飞机上会更好。例如,如果他们想从芝加哥往波士顿运送包裹,那么把它留在飞往亚特兰大然后放到去往波士顿的飞机上可能更有效,而不是把它送到下一班飞往波士顿的航班上。应用这种方法,货运站的货运转运率降低了80%,货物搬运人员的工作量减少了20%,并且隔夜转运的次数也大大减少。这使得西南航空减少了货物仓储设施,并将工资成本降到最低,为公司创造新的业务提供了重要的机会^[1]。

蚂蚁觅食行为中包含的智慧,可以在大空间范围内寻找出高效、可行的解决方案,从而帮助人类解决



1. A flock of starlings. Photograph by Wolstenholme Images, Reuters/Corbis.
2. A swarm of fish. By Peter B. Nichol, star Influencer, CIO.

图4 鸟群和鱼群

许多难题。除蚁群外，自然中的鱼群、蜂群、鸟群等，都是包含智慧、决策、模块的实时智慧生物系统（见图4）。这些系统中不存在中央控制单元，整个群体工作在没有监督的环境中。实际上，他们的团队具备高度的自我调节能力，局部不同个体之间存在交互及协作。虽然单个个体的行为是简单原始的（例如蚂蚁倾向于跟随同伴轨迹），但集合整个群体的交互，复杂问题也有可能获得有效的求解（例如搜寻最短的觅食途径）。这种在群居生物中反映出的行为即被称作“群体智能”。

群体智能源于对自然界中群居生物群体行为的观察和研究，从而提出的一种模拟集体智能行为的智能计算或优化方法。严格来讲，群体智能是一种在自然界生物群体所表现出的智能现象启发下提出的人工智能模式，是对简单生物群体的智能涌现现象的具体模式研究，即“简单智能的主体通过合作表现出复杂智能行为的特性”。群体智能是一个具有自然计算范例的新集合。群体动物的不寻常之处在于：每个个体的智慧或能力都很一般，但是当它们一起合作时，却能表现出很强大的能力。例如，单只蚂蚁的能力微不足道，但是当一群蚂蚁聚集成一个蚁群时，它们可以完成寻找食物、筑巢等高难度行为。蚁群可以在寻找食物的过程中找到从巢穴到食物源的最短路径。人工智能的一大分支——演化计算中

很多算法的核心思想就是来源于群体智能。

群体智能在多个学科中都有重要的地位，比如社会学、商业、计算机科学、大众传媒和大众行为等学科。很早就有相关的学者提出群体智能的概念，与群体智能相关的研究与应用也取得了长足的进步。早在1910年，Wheeler观测到一群蚂蚁之间的协作过程，它们表现得像一个有机整体，并且具有集体思维。Wheeler称之为更大的生物，即聚集的蚁群看起来形成了一个“超有机体”。1986年，Howard Bloom把细胞凋亡、并行分布式处理、群体选择及超有机体的概念结合在一起，形成了一个关于集体智能如何工作的理论。后来，在计算机生成的“复杂适应性系统”和“遗传算法（如图5所示）”方面，他又进一步表明该怎样来解释集体智能，例如那些竞争的细菌菌落和竞争

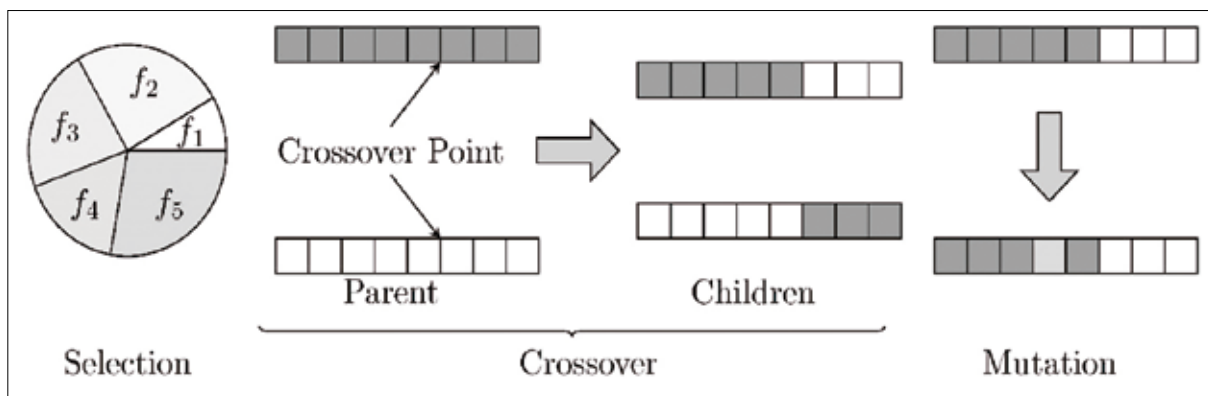


图5 遗传算法算子示意图

的人类社会。1999年由牛津大学出版社出版的E. Bonabeau和M. Dorigo等人编写的专著《群体智能：从自然到人工系统》(swarm Intelligence: From Natural to Artificial System) 和2001年出版的J. Kennedy 与R. Eberhart合著的《群体智能》(Swarm Intelligence) 将“群体智能”概念的影响不断扩大。

以蚁群算法为例，作为一种典型的群体智能模式，其基本特征为：首先，充分利用蚁群能通过个体间简单的信息传递，搜索到从蚁穴至食物间最短路径的集体寻优特征；其次，通过正反馈、分布式协作进行路径寻优，其中寻优的快速性通过正反馈信息传递和积累来保证，分布式计算的加入可以避免算法的早熟收敛^[3]。同时，具有贪婪启发式搜索特征的蚁群系统又能在搜索过程的早期就找到可以接受的问题解答。

群体智能实际上是一种算法框架，用以协调底层与上层策略，通过平衡局部与全局，探索 (Exploration) 与开发 (Exploitation)，多样化 (Diversification) 与集中化 (Intensification)，广度优先 (Breadth-First) 与深度优先 (Depth-First)，继而以相对较低的计算代价获得相对满意的解。多样化搜索是指探索搜索空间，而集中搜索则是指利用搜索过程累积的经验知识在特定的区域进行深度发掘。这种搜索策略一方面快速地探索搜索空间中包含高质量解的区

域，另一方面又不浪费太多的时间在一些以前探索过的或者不能发现高质量解的区域探索。

随着人工智能和人工生命的兴起及不断发展，近年来出现了一些新型的进化算法、多智能体进化算法、量子进化算法、免疫遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等智能优化方法。但不管哪种算法从本质上讲都是一种模仿生物系统、种群间适应环境、相互作用、不断进化、优化的过程，每种算法都有其优缺点。正如Wolpert和Macready提出的无免费午餐定理原理 (No Free Lunch Theory) 中描述的：

“不存在一种在整个可能的问题集合上都最优的策略或算法”。在实践中，人们发现这些算法在不同类型问题上性能往往差异较大，理论也已经证明，没有任何算法能够在所有问题上都取得最优的性能。因此使多种智能优化算法优势互补、对不同智能优

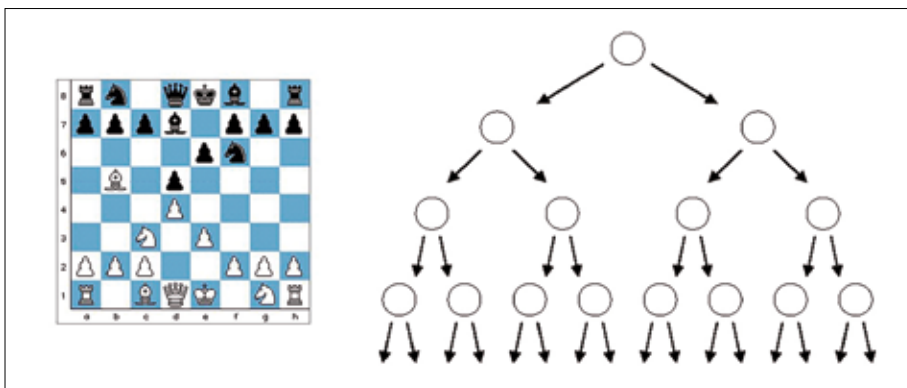


图6 状态-动作对应的棋盘游戏求解

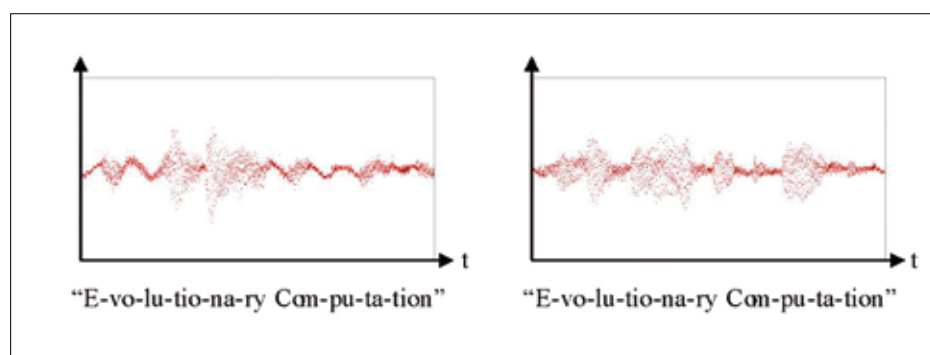
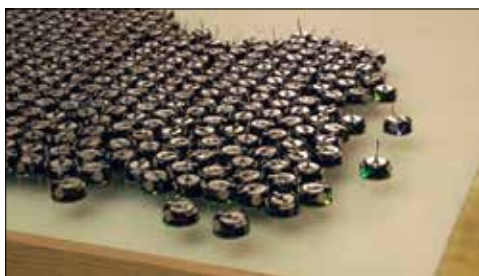


图7 自然语言处理

图8 哈佛大学一个机器人团队建造的
1024个机器人的小群体

化算法进行最优组合是一个重要的研究方向。

相比于传统计算方法,以群体智能为代表的启发式计算在以下问题求解中有很优势^[2]。第一, NP-hard问题。NP是指非确定性多项式(non-deterministic polynomial),即可用一定数量的运算去解决多项式时间内可解决的问题。棋类游戏规划问题即为典型的NP问题(图6)。第二,模糊问题。如人机交互,自然语言处理(图7)等等。第三,预测及动态规划问题。

此外,研究人员也设计出群体机器人,通过简单的协作编程,分析及观察群体智能的新突破点[4]。如哈佛大学的一个机器人团队建造了一个由1024个机器人组成的小群(图8),通过协作完成特定任务。我们期待,在未来的智能浪潮中,群体的智慧可能会帮助人类解决更加复杂的问题。

参考文献

- [1] Bonabeau, Eric, and Christopher Meyer. Swarm intelligence: A whole new way to think about business. *Harvard business review*, 2001, 79(5): 106-115.
- [2] Thiemo Krink, Swarm Intelligence Introduction, EVALife Group, Dept. of Computer Science, University of Aarhus.
- [3] 汪镭, 康琦, 吴启迪. 群体智能算法总体模式的形式化研究[J]. 信息与控制, 2004, 33(6): 694-697.
- [4] [4] Rubenstein, Michael, Alejandro Cornejo, and Radhika Nagpal. Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm. *Science* 345.6198, 2014: 795-799.
- [5] Dorigo, Marco, Vittorio Maniezzo, and Alberto Coloni. "Ant system: optimization by a colony of cooperating agents." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 1996, 26(1): 29-41.
- [6] 康琦. (2008). 群体智能计算模式的统一性及多样性实例研究 (博士论文, 2008, 同济大学电子与信息工程学院).