关于模拟退火算法的报告

1900012469 地球与空间科学学院 周雨琢

【摘要】模拟退火算法是自然模拟算法的一种,它将物理学规律应用于计算机算法之中,能巧妙而高效地解决大规模组合优化问题。本文详细介绍了模拟退火算法的原理及具体步骤,结合旅行收货商问题展示了其具体应用,并分析了其优点与局限性,同时总结了几种对模拟退火算法的改进方案。

【关键词】模拟退火算法 旅行售货商问题 TSP 自然模拟 Metropolis 准则 组合优化

1 背景介绍

对于一些组合优化问题,如旅行收货商问题、背包问题,所有可能的组合的个数是指数递增的,使得传统的遍历所有可能性寻找最优解的算法难以实现。基于这一难题,随机寻优算法应运而生,其中就包括模拟退火算法。

模拟退火算法的思想最早由 N. Metropolis 等人于 1953 年提出。1983 年, S. Kirkpatrick 等人将此思想引入组合优化领域。它利用热力学中固体退火降温过程与寻求最优组合过程的相似性,采用迭代求解的策略,是一种能有效解决组合优化问题的随机寻优算法。

2 算法原理

2.1 物理退火过程

退火是冶金学中的一种晶体热处理工艺,指的是先将固体加热熔化,再将其缓慢冷却,以获得规整晶体的物理过程。

升温过程中,固体内能增大,粒子进入自由运动状态,固体从较为有序的结晶态转变为较为无序的液态,消除了固体中原来可能存在的非均匀状态;降温时,粒子逐渐形成低能态晶格,内能减小,转变为均匀固态,从而达到消除组织缺陷的效果。

只要降温过程进行得足够缓慢,物体在每一温度下达到平衡态的过程,都可以近似为封闭系统中的等温过程,遵循自由能减小的规律,在自由能最小时达到平衡。最终,固体会形成最低能态的基态。

此类在固体所有微观状态中寻找能量最小状态的过程,与组合优化问题中在解空间中寻找目标函数最小值的过程极为相似。

2.2 Metropolis 准则

以固体最小能量状态为能量零点,根据吉布斯分布律,当温度为T时,固体处于能量为 E_i 的微观态的概率为 $P_i = A \exp\left(-\frac{E_i}{kT}\right)$. 其中A为归一化常数,k为玻尔兹曼常数,T为温度。对于任意两能量值 E_1 、 E_2 ,固体处于这两个状态的概率之比为 $r = \frac{P_1}{P_2} = \exp\left(-\frac{E_1 - E_2}{kT}\right)$. 由此可见,固体处于低能态的概率更大,处于高能态的概率更小。

基于以上统计学规律,我们可以模拟物体趋近于平衡态的过程。

- (1) 假设物体初始状态为i,能量为 E_i ,现给其一微小扰动,使其状态改变为j,能量改变为 E_j .
- (2) 若 $E_j < E_i$,则接受这一状态;若 $E_j > E_i$,则以 $r = \exp\left(-\frac{E_j E_i}{kT}\right)$ 的概率接受这一状态。
- (3) 重复(2)中过程,同时逐渐缓慢减小温度。可以看出,温度高时,系统更容易接受 $E_i > E_i$ 的状态,而温度趋近于零时,不再接受此类状态。
 - (4) 当重复多次固体都没有接受新状态时,视为已达到平衡,停止。

2.3 模拟退火

用固体退火过程来模拟计算机寻找最优解的过程。在所有可能的解的集合中,欲找到一个最优解,使目标函数f达到最小值,可以将问题的每个可能解类比为固体的一个微观状态,目标函数f(i)类比为能量,通过算法过程模拟固体趋近平衡态的过程,控制温度逐渐减小,采取与 2.2 类似的趋近方法寻找最优解。

表一 模拟退火与物理退火

模拟退火	物理退火
解	状态
目标函数	能量
最优解	最低能量的状态
设置初始高温	升温
搜索	等温过程
温度参数下降	降温过程

2.4 算法模型

- (1)随机选取初始解S,设置初始温度T,终止温度 T_f ,每个温度下的迭代次数L,和温度减小幅度 α (α 略小于 1)。
 - (2) 计算*f(S)*.
 - (3) 对S施加一微扰,使其变为S',计算f(S').
- (4) 若f(S') < f(S),则用S'代替S;若f(S') > f(S),则令 $r = \exp\left(-\frac{f(S') f(S)}{kT}\right)$,在 $0^{\sim}1$ 中随机生成一个数 θ ,若 $\theta < r$,则用S'代替S,否则保持S不变。
- (5) 重复(2) $^{\sim}$ (4) 过程。当重复次数达到L次,或若干次都没有产生新解时,进入第 6 步。
- (6) 将温度降低为 $T' = \alpha T$,继续重复(2) $^{\sim}$ (5) 过程,直到最终达到终止温度 T_f 。此时的解即可视为最优解。

3 用模拟退火算法求解 TSP 问题

TSP 问题,即旅行收货商问题,设共有n个城市(不妨设n=10),每两个城市之间的路程记为d(i,j),欲在所有不重不漏地经过每个城市的路线中,求最短的一条。

此问题中,解空间为可能的所有路线的集合,目标函数f为需要经过的总路程。随机生成一初始路线S,如:1 2 3 4 5 6 7 8 9 10,计算目标函数f。

接下来施加微扰: 随机生成 $1^{\sim}10$ 中的两个数,如 2 和 7,交换原路线中的这两个城市,路线变为 1 7 3 4 5 6 2 8 9 10,计算目标函数的值 f'。

接下来按3中所述规则,重复上述过程,同时控制温度逐渐冷却,直至找到符合条件的解。

4 算法优点与局限性

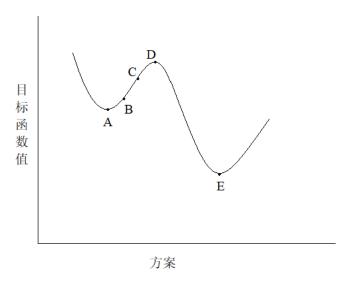
4.1 算法优点

1. 是一种解决组合优化问题的可行方法

模拟退火算法是一种随机优化算法,它避免了传统算法遍历所有可能解的做法,而是利用概率的思想,使出现最优解的概率逐渐变大,直至趋于全局最优,使解决规模较大的优化问题成为可能。

2. 能更有效避免陷入局部最小值

相比其他算法,如贪心算法,模拟退火算法更能有效避免陷入局部最小值。贪心算法是另一种求解最小值的方法,其做法是永远做出在当前看来是最好的选择,从而可能仅仅寻找到了局部最优值,而错过了全局最优值。而模拟退火算法有所不同,它能以一定的概率接收目标值高的状态,并不总往好的方向发展,有时也会暂时恶化解决方案,使得即使算法落入了局部最优值的陷阱,经过足够长的时间也可以走出来。理论证明,当控制参数满足一定条件时,无论初始解如何,经过足够多次变换,算法一定能收敛于全局最优解。



如上图, A 为局部最优值, E 为全局最优值。若初始状态为 C, 若采取贪心算法,则解会往 B 方向靠近,最终收敛于 A; 若采取模拟退火算法,由于算法有一定概率接受恶化方案,有可能变为 D,最终收敛于全局最优值 E。

4.2 算法局限性

1. 初始温度难以确定

只有将初始温度 T_0 设置得足够高时,才能保证系统各状态等概率出现,从而避免陷入局部最优值的陷阱。虽然理论已求得 T_0 所需要的满足的公式,然而,在实际问题中, T_0 的具体值常常无法求出。这时,只能通过一些初步的预实验,根据统计量不断调整 T_0 。

2. 温度衰减参数难以确定

理论表明,要达到全局最优解,总迭代次数k必须足够大,且温度T的冷却速度反比于 lnk。实际应用中,这么慢的下降速度是难以接受的。所以实际应用中,一般取T'=

 αT , $\alpha = 0.8 \sim 0.99$ 。这样的优点是求解时间短,缺点是 α 的选取随具体问题而定,不同的问题选取的 α 可能相差很大,没有统一的确定方法,而且 α 一旦算法开始执行就不能再更改。

3. 有可能丢失全局最优解

理想状态下,当选取合适的参数,进行足够多次数,算法一定能收敛至全局最优解。 然而,现实情况下,由于α取值的限制、运算次数的限制、初始温度确定的不准确,仍可 能出现丢失全局最优解的情况。

5 算法应用与发展

模拟退火算法作为一种较为有效的随机搜索算法,已在许多领域中得到广泛的应用,如 VLSI 设计,神经网计算机,图像处理等等。同时,它还用于解决许多组合优化问题,如 旅行收货商问题和背包问题等。

同时,针对模拟退火算法的局限性与不足,已提出许多改进方案。如,改进温度衰减方案,使其更适应特定问题的求解;将模拟退火算法与贪心算法相结合,先用贪心算法产生初始状态解,再运用改进的模拟退火算法,使用双存储,是算法在进行的过程中不会丢失历史最优解;增大扰动幅度,例如在 TSP 问题中,不仅调换路线中两个城市,而是将这两个城市间的所有城市调换次序;等等。

6 结语

模拟退火算法是一种有效的随机搜索算法。它来源于冶金学中的固体退火过程,将热力学规律巧妙地运用于算法中,利用概率的思想,依托 Metropolis 准则,使目标解以极大的概率最终出现在算法中。模拟退火算法能有效避免局部最小值陷阱,解决规模较大的组合优化问题,在多领域得到了广泛应用。但由于参数选取存在难度,模拟退火算法仍存在一定局限性,需要依据所要解决的具体问题进行具体的调整和改进。

参考文献

- 1 魏延,谢开贵.模拟退火算法. 蒙自师范高等专科学校学报,1999,1(4):7~11.
- 2 李金旭, 黄悦悦. 求解 TSP 的贪心模拟退火算法. 河南工程学院学报(自然科学版), 2015, 21(1), $66^{\circ}69$.
- 3 徐小平,朱秋秋,求解 TSP 的改进模拟退火算法,计算机系统应用,2015,24(12): 152^{-1} 159.
- 4 姚新,陈国良.模拟退火算法及其应用.计算机研究与发展,1990,7:1~6.

5 布莱恩·克里斯汀,汤姆·格里菲斯. 算法之美. 北京: 中信出版社, 2018.