

一个基于模拟退火的多主体模型及其应用*

朱孟潇⁺, 宋志伟, 蔡庆生

(中国科学技术大学 计算机科学与技术系, 安徽 合肥 230027)

A Multi-Agent Model and Its Applications Based on Simulated Annealing

ZHU Meng-Xiao⁺, SONG Zhi-Wei, CAI Qing-Sheng

(Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-551-3601551, E-mail: sophyzhu@mail.ustc.edu.cn, <http://ailab.ai.ustc.edu.cn>

Received 2003-04-30; Accepted 2003-10-14

Zhu MX, Song ZW, Cai QS. A multi-Agent model and its applications based on simulated annealing. *Journal of Software*, 2004,15(4):537-544.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/537.htm>

Abstract: Multi-Agent system (MAS) theory has raised more and more attention from researchers and is experiencing a rapid development in recent years. Many methods based on MAS are emerged and proved successful in solving certain problems, and the AER (Agent-environment-rules) model is one of them used in solving constraint satisfaction problems (CSPs). But the statistic strategy for Agents constrains its ability in problem solving. To tackle this problem, simulated annealing (SA) is introduced to provide Agents with more active and effective strategies. Thus, the application of MAS and SA is successfully combined to form an effective model, SAAER (simulated annealing based AER) model, for solving the CSPs. Results from experiments on the classical CSPs, such as N -queen and coloring problems, show that SAAER model can solve the CSPs at a more effective and stable level. For a large-scale N -queen problem, when $N=10000$, a precise solution can be obtained in about 200 seconds.

Key words: multi-Agent system; simulated annealing; CSP (constraint satisfaction problem); Agent-environment-rules model; simulated annealing based AER model

摘要: 近些年,多主体系统的理论及应用得到了人们的广泛关注,并得以迅速发展.研究者提出了很多基于多主体系统理论的模型,用于求解各种问题.AER(Agent-environment-rules)模型正是一个用于求解约束满足问题较为成功的例子.但是,主体的静态策略选择在一定程度上限制了模型的求解性能.将模拟退火算法与多主体系统思想相结合,并赋予主体更为高效的动态策略选择的能力,提出了SAAER模型(simulated annealing based AER model).基于约束满足问题经典实例—— N -Queen问题和染色问题的实验表明,改进后的模型较之原模型获得了更高的效率和稳定性.对于 $N=10000$ 的大规模 N -Queen问题,能在200s左右的时间求得精确解.

关键词: 多主体系统;模拟退火;约束满足问题;AER(Agent-environment-rules)模型;SAAER模型(simulated

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.70171052 (国家自然科学基金)

作者简介: 朱孟潇(1980—),女,河南商丘人,硕士生,主要研究领域为人工智能,多主体系统,复杂性系统;宋志伟(1978—),男,博士生,主要研究领域为人工智能,多主体系统,复杂性系统;蔡庆生(1938—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能,机器学习,多主体系统.

annealing based AER model)

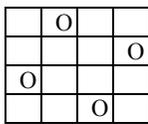
中图法分类号: TP18 文献标识码: A

近些年来,从动物群体智能得到启发而提出的多主体系统(multi-Agent system)得到了人们的广泛关注,并在理论和实际应用中迅速发展.与传统的中央控制自上而下的思想不同,多主体系统采用大量功能简单、具备局部特性的主体协同工作,使之产生大于主体相加的强大智能.利用合作所产生的群体智能解决问题的典型例子很多,包括蚂蚁算法^[1]、Swarm^[2]、人工生命^[3]等等.利用这种思想求解约束满足问题的一个成功模型是AER(Agent-environment-rules)模型^[4-6].这个模型将多主体系统基本要素综合为主体(Agent)、环境(environment)及规则(rule)3个部分.所有主体在环境中依照确定的规则选择策略进行移动,并随之影响环境的状态.AER系统是一个自组织的离散系统,Agent可以感知局部环境,不断演化到解状态.对于约束满足求解(constraint satisfaction problems,简称CSPs)的经典问题,AER模型能够较为高效地求解.为避免系统陷入局部最小,AER模型引入了一定概率上的随机策略.但由于主体静态选择移动策略而无法根据系统实际情况进行修改,因此系统效率不够高,并且系统求解的性能不够稳定,最好情况与最坏情况的求解性能相差非常大.受1982年Kirkpatrick等人提出的模拟退火(simulated annealing)算法^[7]的启发,本文将上述多主体系统和模拟退火算法的思想结合起来,在AER模型的基础上建立基于模拟退火策略的多主体系统,用于求解约束满足问题,并赋予每个主体利用模拟退火的过程来动态选择移动策略的能力.模拟退火策略能够有效地降低在求解的解空间搜索过程中陷入局部最小的风险,使问题求解的开始阶段有很多机会在较大的空间内搜索,并能保证在接近最优值时的稳定性.以约束满足的经典问题N-Queen问题^[8]和染色问题^[7]为例的实验结果表明,改进后的模型能够在百秒数量级的时间内解决N=10000的N-Queen问题,并能有效地求解复杂的染色问题.该模型不仅提高了原AER模型求解的速度,而且求解过程更为稳定.

1 N-Queen 问题、染色问题、AER 模型与模拟退火算法

1.1 N-Queen问题与染色问题

约束满足问题在人工智能理论及应用领域有着广泛的背景,例如调度问题、设计问题、资源分配、图形问题、配置问题、定性推理、实时系统、机器人、视觉问题、用户模型、分子生物等.求解约束满足问题实际上是在问题解空间中寻求满足约束的组合.本文以约束满足问题的两个经典实例——N-Queen问题与染色问题为例进行讨论.下面简要介绍这两个问题.



O: Queen

Fig.1 4-Queen problem

图1 4-皇后问题

例1:N-Queen问题是约束满足问题的一个传统例子,经常被作为衡量各种不同算法性能差异的标准.问题描述为,在N×N的棋盘上摆放N个皇后,如果2个皇后在同一行或同一列或同一斜线上就会形成冲突,求无冲突的摆放方案.当n>4时,n-皇后问题都有解^[9].等价的约束满足问题是:变量集合 $X=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$,变量值域 $D=\{D_1, D_2, \dots, D_n\}, \forall i, D_i=[1, n]$,约束集合 $C=\{C(R_{ij})|\forall i, j \in [1, n], C(R_{ij})=\{\langle b, c \rangle | b \in D_i, c \in D_j, b \neq c, i-j \neq b-c, i-j \neq c-b\}\}$.如图1所示为4-皇后问题的一个解.

例2:染色问题(coloring problem)是对一个图的所有顶点进行染色(有M种颜色可选择),使得每条边相连的2个顶点的颜色互不相同.等价的约束满足问题为:一个顶点的颜色由一个变量表示,每个变量的值为m种颜色,约束关系是一个二元关系,即每2个有边相连的顶点的相关变量不能取相同的值.图2是一个简单例子:变量集合 $X=\{V_1, V_2, V_3, V_4\}$,变量值域分别为 $D_1=\{\text{green, red}\}, D_2=\{\text{red, blue}\}, D_3=\{\text{blue}\}, D_4=\{\text{blue, green}\}$,约束是 $V_1 \neq V_2, V_1 \neq V_3, V_1 \neq V_4$ 和 $V_2 \neq V_3$,所以约束集合 $C=\{\{\langle \text{green, red} \rangle, \langle \text{green, blue} \rangle, \langle \text{red, blue} \rangle\}, \{\langle \text{green, blue} \rangle, \langle \text{red, blue} \rangle\}, \{\langle \text{green, blue} \rangle, \langle \text{red, blue} \rangle, \langle \text{red, green} \rangle\}, \{\langle \text{red, blue} \rangle\}$.

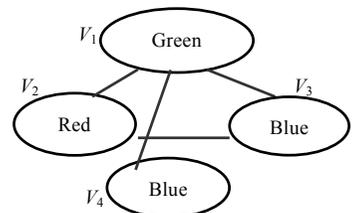


Fig.2 Example of coloring problem

图2 染色问题的例子

1.2 AER模型简介

AER 模型是一个以人工生命理论为指导建立的多智能体模型^[5].它吸取了元胞自动机^[10]、Swarm 的基本思想,利用“突现”的智能求解问题,系统中包含智能体(Agent)、环境(environment)、交互规则(interactive rule)3 个主要概念.AER 系统是一个自组织的离散系统.下面,我们以 N -Queen 问题为例,简要说明 AER 模型建立的方法和基本规则.

N -Queen 问题 {Queen(变量 X), $N \times N$ 的棋盘(值域 D),摆放要求(约束条件 C)} \Rightarrow Multi-Agent 系统.

- $N \times N$ 的棋盘&摆放要求 \Rightarrow 环境&环境更新规则
- Queen \Rightarrow Agent(一个 Agent 代表一个皇后)
- 解答 \Rightarrow 所有 Agent 的位置

它的基本要素之一——环境,是该系统中所有 Agent 的活动空间.为 N -Queen 问题所构造的多主体系统模型中,环境为 $N \times N$ 的矩阵.其中每一行表示该行皇后的值域,并在每一个格子中记录该位置的冲突数.冲突数由约束情况和 Agent 的位置决定,某个位置的冲突数越高表明 Agent 取该值满足约束的可能性越小.

约束满足问题中的每一个变量都由一个 Agent 来表示,它可以感知局部环境,这样每行都只有一个 Agent,通过一定的策略移动不断演化到解状态.环境中的冲突数是随 Agent 位置的不同而动态变化的,也就是说,环境的状况会影响 Agent 移动的选择,同时,Agent 的移动也会反过来影响环境.并且,每个 Agent 的移动将对全局的环境产生影响. N -Queen 问题中则表现为每行有且仅有一个 Agent 作为皇后在本行移动,并影响环境变化.Agent 移到一个位置后,其所在列及斜线上的所有位置冲突数均加 1;而若 Agent 从某位置移走,则相应列及斜线上所有位置冲突数均减 1.

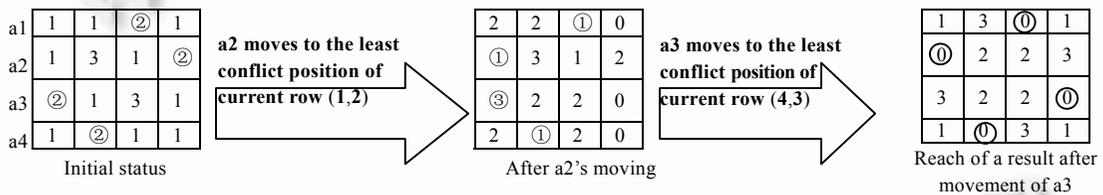


Fig.3 Solving of 4-Queen problem by using AER model
图3 利用 AER 模型求解 4-Queen 问题

AER 基本模型中的 Agent 拥有几种基本的策略,每次调度时依照初始化时系统给定的概率进行策略选择.系统通过对所有 Agent 以一定次序进行一次调度称为一个时间步(step).本文中采用冲突数大者优先的策略进行 Agent 调度,即处于较大冲突位置的 Agent 在本轮优先调度,在冲突数相同的情况下则随机选取.经过若干个时间步,当所有 Agent 都处于非冲突状态时,Agent 所在位置的集合就是问题的一组解.如图 3 所示,为 4-Queen 问题的一次求解过程,其中圆圈表示 Agent 所在位置,各位置上的数字为冲突数.在如图 3 所示的情况下,系统只通过一个时间步的两次移动即求得问题的解(首先 a2 移到本行冲突最小的位置,然后 a3 移到本行冲突最小的位置).当然,随着问题规模变大及复杂性的增加,系统通常需要多个时间步才能找到解.

对于染色问题来说,与 N -Queen 问题的不同在于,环境应设置为一个 $N \times M$ 的矩阵,其中 N 为顶点数目,而 M 为可选的颜色数目.同样,使用一个 Agent 来代表一个顶点.相互有关联的顶点之间对于相同的颜色选择产生冲突,以增减环境的冲突数.

1.3 模拟退火算法

模拟退火算法^[7]在 1982 年由 Kirkpatrick 等人首次提出,是一种基于 Monte Carlo 迭代求解法的启发式随机搜索算法.它基于固体物质的退火过程与问题求解过程的相似性,将问题的解 S_i 和目标函数分别与固体的一个微观状态及其能量相对应,并用控制参数 T 表示伪温度.让 T 从一个足够高的值慢慢下降,对于当前状态 S 做随机扰动产生一个新的状态 S' ,计新状态目标函数的增量 ΔE ,并以一定的概率 $\exp(-\Delta E/T)$ 接受 S' 作为新的当前状态.模拟退火算法不只是接受优化的解,也会以一定的概率接受非优化解.随着温度的降低,系统渐渐地不接受

非优化解,并最终在温度趋于 0°C 的时候收敛到解状态.这种过程能够有效地避免局部搜索算法陷入局部最优的通病.

模拟退火算法的主要步骤描述如下:

- (1) 设置随机的初始状态 S_0 , 一个确定的初始温度 T , 以及温度下降系数 Beta ;
- (2) 随机扰动产生状态 S' , 并计算 $\Delta E = E(S_0) - E(S')$;
- (3) 如果 $\Delta E > 0$, 则接受 S' , 否则, 以一定概率 $\exp(-\Delta E/T)$ 接受 S' ;
- (4) 在温度 T 下检验是否达到平衡, 若不平衡则转(2);
- (5) $T = \text{Beta} \times T$;
- (6) 检验是否达到理论最低温, 若是, 则退火过程结束, 否则转(2).

AER 模型中的主体策略选取采取了固定概率从几种基本策略中选取的方式.这种选择方式无法根据系统当前的状态来降低或减少随机策略的选取,因而,虽然绝大部分时候都能够跳出求解的局部最小,但需要相对较长的时间.

2 主体动态移动策略与模拟退火的引入

利用多主体系统求解约束满足的方法属于产生-测试的非完全算法,即每次依照某种规则产生所有变量的一组赋值,然后检测是否为可接受的解.为避免产生解的过分随机性,较为有效的方法就是在目前赋值的基础上进行修改.但同时需要面对的问题是如何避免在搜索过程中陷入局部最优.这就需要系统在不断优化的同时引入一定的随机性接受较差的解作为下一步优化的起点,以逃离局部最优.系统对于 Agent 移动的一个有效设置就是,定义一些基本的移动策略,而令 Agent 以一定的方式采纳这些策略.

2.1 基本策略

Agent 的基本移动策略包括 Least-Move, Better-Move 和 Random-Move.若 Agent 执行 Least-Move 策略,则寻找并移动到其所在行的冲突数最小的位置;执行 Better-Move 策略则随机寻找本行一个位置,若冲突数比当前位置小,则移动,否则不移动;Random-Move 策略的设置是为了避免系统陷入局部最小,Agent 随机移动到本行的一个位置,而无论冲突数是否增加.其中 Better-Move 策略由于操作简单,能在系统运行初期有效地减少运行时间,而 Random-Move 能帮助系统逃离局部最小.

2.2 静态策略选取

AER 基本模型采取的是静态策略,即在系统初始化的时候,设定几种基本策略选取的概率,并按照该概率进行调度.若对于 Least-Move, Better-Move 和 Random-Move 分别设置选取概率为 p_1 , p_2 和 p_3 , 则主体策略选取算法如下:

- (1) $p = \text{Random}(p_1 + p_2 + p_3)$;
- (2) if $p \leq p_3$ then 采取 Random-Move 策略;
- (3) else if $p \leq p_1 + p_3$ then 采取 Least-Move 策略;
- (4) else 采取 Better-Move 策略.

这时要提高系统效率,所能做到的就是通过若干次实验预先设定一个较好的选取 Random-Move 策略的概率.实验证明, Better-Move 只在第 1 时间步使用能有效减少运算量,后面的时间步中, Random-Move 与 Least-Move 的概率等于 1:1.5 N 的时候,系统能获得最高的效率.其中 N 为问题的规模^[5,6].

静态策略选取在一定程度上保证了系统求解的效率,能有效避免系统陷入局部最优.但是,实验表明,系统在 3 个时间步之后就能达到 90% 以上的 Agent 处于非冲突位置,因此,在后面的时间步,采用 Least-Move 优化已经很难,而只能依靠 Random-Move.这就使得系统此时效率较低.并且,由于在系统运行初期和后期执行 Random-Move 的概率等同,这样做虽然能够有效避免系统陷入局部最优,但同时也可能使系统从接近实际上的最优点之前就跳离该点.虽然系统最终总是能够达到解状态,但这种跳离却浪费了大量的时间.

2.3 动态策略选取

为解决静态策略的局限性,对 Agent 策略选择引入模拟退火的算法.根据模拟退火算法的特性,当伪温度 T 慢慢下降的时候,系统将以 $\exp(-\Delta E/T)$ 的概率接受较差的解以逃离局部最优.也就是说,当 $T \rightarrow \infty$ 时, $\exp(-\Delta E/T) \rightarrow 1$,这时系统几乎能够接受所有可能的变换;当温度 T 逐渐下降,被接受的解也越来越少;最终,当 T 很小时, $\exp(-\Delta E/T) \rightarrow 0$,系统不接受任何提出的变换.同时,随着温度的下降,系统返回一个最优解的概率增加,整个算法以概率 1 收敛到最优解状态.当利用模拟退火算法作为多主体系统主体移动策略的选取算法时,可将主体所在位置冲突数作为目标函数 E ,则主体候选位置与原所在位置冲突数之差为 ΔE .这样,模拟退火算法的引入可以使系统既能在运行时有较大逃离局部最优,又能保证系统在温度下降到一定程度而接近最优解的时候接受次优解的可能性大大减小.因此,可以大幅度提高系统求解的性能.

具体设定如下:在系统初始化时,设置退火伪温度 T 及降温系数 Beta .在每一个时间步,对于每一个 Agent,先随机产生该行的一个赋值.两个位置的冲突数差设为 ΔE .若 $\Delta E < 0$,则接受这个新的赋值,否则以概率 $\exp(-\Delta E/T)$ 接受该赋值.另外,为提高效率,在较差值不被接受的情况下选取该行最小冲突数的位置作为新的赋值.实际上,这一策略利用模拟退火过程实现了以 Better-Move 优先,然后以概率 $\exp(-\Delta E/T)$ 选取 Random-Move,而以 $1 - \exp(-\Delta E/T)$ 选取 Least-Move.从而实现了动态的策略选取并兼顾了效率和执行时间.系统中主体调度方式为:在每时间步每个主体均被调度一次,并采用冲突数高的主体优先调度的次序.

基于模拟退火的 AER 模型(SAAER model)系统调度的基本算法如下:

1. 设置初始伪温度 T 及降温系数 Beta ,并随机产生初始状态;
2. Repeat
3. For all Agent_{*i*} ($i \in [1..N]$) do
 - 3.1. $J = \text{Random}(N)$;
 - 3.2. $\Delta C = \text{Agent}_i, J$ 位置冲突数 - 原位置冲突数;
 - 3.3. If $\Delta C < 0$ then Agent_{*i*} 移动到新位置 J ,并修改环境冲突数;
 - 3.4. Else
 - 3.4.1. If $\exp(-\Delta C/T) > \text{Random}[0,1]$ then Agent_{*i*} 移动到新位置 J ,并修改环境冲突数;
 - 3.4.2. Else Agent_{*i*} 移动到所在行的最小冲突位置,并修改环境冲突数;
4. $T = T \times \text{Beta}$;
5. Until 找到一组所有 Agent 都处于非冲突位置的赋值,或满足要求的近似解,或 $T = 0$;
6. 输出结果.

对于基于模拟退火的 AER 模型(SAAER model),伪温度和降温系数的选取十分重要.由于模拟退火算法自身的限制,若初始温度太高或降温系数太大,则系统需要很长的时间才能达到最终的解状态,而若初始温度太低或降温系数过小,系统温度下降过快,将导致无法求到最优解.寻找一个合适的初始伪温度和降温系数的设定十分重要.对于具体问题,伪温度和降温系数的设定在下一节中有详细的比较说明.

本文提出的基于模拟退火策略的 AER 模型,克服了原 AER 基本模型在求解时在系统运行后期接近最优解的时候震荡过大的缺点.另外,基于模拟退火的 AER 模型和原 AER 模型同属于包含一定随机性的拉斯韦加斯算法(Las Vegas algorithm)^[11],即算法每次找到正确结果所需要的时间是不确定的.模拟退火算法的引入使模型求解的稳定性产生重大提高.这一点体现在多次运行时间进行统计时标准偏差的明显降低上.

3 实验结果及分析

本节将通过对于约束满足问题的经典例子 N -Queen 问题和染色问题的大量实验结果进行分析.本文所有实验的环境均为 CPU:PIII 1G, RAM:256M, OS:Windows 2000.限于内存,本文中所研究的 N -Queen 问题中的 N 的最大取值为 10 000.染色问题来源为 DIMACS (Center for Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science, <http://dimacs.rutgers.edu/Challenges/Seventh/#PC>) 上 Donald Knuth 的斯坦福大学图形库(<http://mat.gsia>).

cmu.edu/COLOR/instances.html)中的大规模染色问题.

3.1 基于模拟退火的AER模型与AER基本模型的比较

实验 1. N -Queen 问题, $N=\{100,500,1000,2000,3000,4000,5000,6000,7000,8000,9000,10000\}$ (各运行 100 次), 分别采用 SAAER 模型与 AER 基本模型进行计算.其中 $T=10, \text{Beta}=0.01$.

系统进行各 100 次计算的结果见表 1.

Table 1 Running results of N -Queen problems
表 1 关于 N -Queen 问题的运算结果

N	SAAER avg. time (s)	Standard deviation	AER avg. time (s)	Standard deviation	SAAER avg. step	Standard deviation	AER avg. step	Standard deviation
100	0	0	0	0	22.59	18.78	35.52	34.72
500	0.27	0.06	0.35	0.26	21.2	13.6	60.53	55.7
1 000	1.60	0.26	1.73	1.33	21.9	15.6	64.6	71.59
2 000	7.24	0.77	8.20	4.66	19.9	12.8	83.3	69.0
3 000	16.17	1.75	20.00	9.11	17.14	13.5	90.3	60.4
4 000	31.37	3.68	42.48	22.35	20.31	14.58	116.78	85.15
5 000	49.32	5.80	84.60	50.64	21.54	14.34	167.12	127.93
6 000	72.97	10.41	122.30	63.54	20.87	13.7	165.2	110.10
7 000	106.2	18.5	184.2	123.5	22.64	15.21	173.8	142.8
8 000	143.55	31.35	295.25	165.70	19.37	12.81	209.21	134.00
9 000	185.73	38.58	399.74	247.86	18.38	10.22	224.40	163.19
10 000	244.34	69.81	500.11	247.32	20.29	11.96	213.49	127.76

从表 1 可见,基于模拟退火的 AER 模型在运算时间上少于基本 AER 模型,并且标准偏差较之 AER 模型大幅度下降.随着问题规模的变大,模拟退火的优势更为明显.当问题规模大于 8000 以后,效率的提高大于 100%.对于 10000-Queen 问题,利用 SAAER 模型,能在 200s 左右求得确定解,而基本 AER 模型则需要 500s 左右.另外,观察系统调度的时间步数,利用 SAAER 模型求解时,无论问题规模大小,所需时间步始终稳定在 20 ± 3 左右.而 AER 模型所需时间步随问题规模的增大而呈明显的上升趋势,且标准偏差较大.从而证实模拟退火的引入能够有效地提高系统效率,同时提高系统稳定性.

两种模型运算结果比较的折线图如图 2、图 3 所示.图 2 中是分别利用 AER 模型和 SAAER 模型对 N -Queen 问题计算在问题规模不同情况下运行时间的比较.其中横坐标为问题规模,纵坐标为运行所需的时间.图 3 中对应点的横坐标表示第几次运行,纵坐标为该次运行的时间.可以清楚地看到,AER 模型的运行时间跳跃性很强,而 SAAER 模型较为稳定.虽然 AER 模型有时其运算时间可能会小于 SAAER 模型.

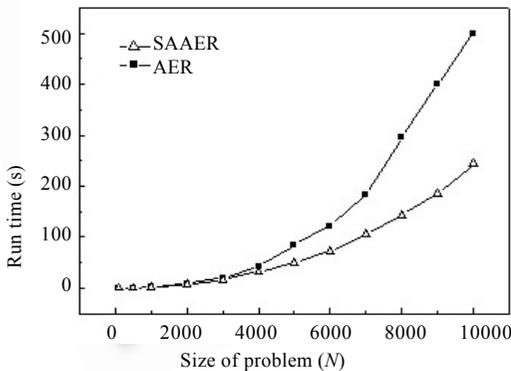


Fig.4 Comparison on running time of SAAER and AER model

图 4 SAAER 与 AER 模型运行时间的比较

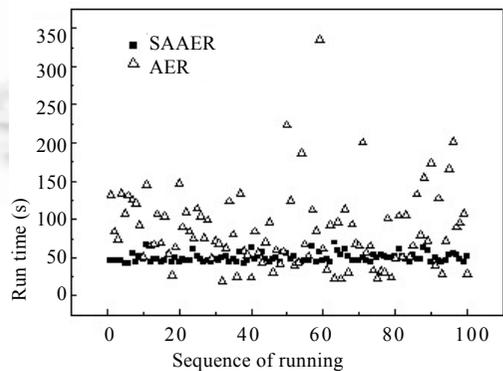


Fig.5 Run time for SAAER and AER model when $N=5000$

图 5 以 $N=5000$ 为例,SAAER 模型和 AER 模型调度时间分布

实验 2. 染色问题,分别采用基于模拟退火的 AER 模型与 AER 基本模型进行计算.各运行 100 次.其中 $T=10, \text{Beta}=0.01$.问题集合如下所示,格式为:“文件名,(点数,边数),所需颜色数,来源”.

1. anna.col (138,493), 11, SGB
2. david.col (87,406), 11, SGB
3. homer.col (561,1629), 13, SGB
4. huck.col (74,301), 11, SGB

- 5. fpsol2.i.1.col (496,11654), 65, REG
- 6. games120.col (120,638), 9, SGB
- 7. inithx.i.1.col (864,18707), 54, REG
- 8. myciel7.col (191,2360), 8, MYC
- 9. zeroin.i.1.col (211,4100), 49, REG

表 2 数据表明, SAAER 模型与 AER 模型均能快速求解大规模的染色问题, 所需时间都小于 1s. 因此, 从时间步数和稳定性出发对于两者性能进行比较. 表中数据表明, 在 9 个实例的计算中, SAAER 模型在所需时间步和标准偏差上均明显优于 AER 模型.

Table 2 Results of coloring problems utilizing SAAER model and AER model

表 2 SAAER 模型与 AER 模型关于染色问题的运算结果

Graph	Anna.col	David.col	Homer.col	Huck.col	fpsol2.i.1.col	games120	inithx.i.1.col	myciel7.col	zeroin.i.1.col	
SAAER	Step	2.74	2.77	3.21	1.73	3.33	2.07	3.94	3.20	3.05
	Standard deviation	0.81	0.89	0.85	0.63	0.49	0.38	0.65	0.72	0.55
	Avg. time (s)	0	0	0	0	0	0	0.01	0	0
AER	Step	11.81	15.64	71.38	1.99	4.43	2.29	21.16	3.4	3.86
	Standard deviation	15.7	18.3	91.48	0.92	5.82	0.68	24.72	0.36	4.95
	Avg. time (s)	0	0	0.03	0	0	0	0.02	0	0

3.2 基于模拟退火的AER模型中的参数设定

模拟退火算法是一种随机性的近似算法, 其效率依赖于初始温度和退火系数的选取. 模拟退火算法的参数选取应遵循初始温度尽量高和退火系数尽量小的原则^[8], 以保证系统效率提高的同时获得较好的效果. 实验 3 和实验 4 分别以 *N*-Queen 问题为例, 研究模拟退火算法中初始温度及退火系数对于系统效果的影响. 由于在问题规模相同的情况下, 每个时间步调度所需时间大致相同, 因此, 本小节实验均采用时间步作为衡量.

实验 3. 初始退火伪温度对于系统性能的影响. 以 *N*-Queen 问题为例, $N=\{1000,2000,4000,5000,6000,8000,10000\}$, 初始 $T=\{100,10,1\}$ (各运行 10 次). 参见表 3.

Table 3 Effect of different initial temperature on problem solving

表 3 问题求解过程中初始伪温度对性能的影响

$T \backslash N$	1 000	2 000	4 000	5 000	6 000	8 000	10 000
100	24.6	23	20.2	26.5	24.4	23.9	25.8
10	<u>20.2</u>	<u>13.6</u>	<u>14.2</u>	<u>22.7</u>	<u>19.8</u>	<u>17.3</u>	<u>20.29</u>
1	<u>20.2</u>	22.5	25.7	26	22.2	29.56	26.4

实验 4. 退火系数 Beta 对于系统性能的影响. 以 *N*-Queen 问题为例, $N=\{1000,2000,4000,5000,6000,8000,9000,10000\}$, 初始 $T=10, \text{Beta}=\{0.5,0.1,0.01,0.005\}$ (各运行 10 次). 参见表 4, 其中 * 表示 10 次实验中有 3 次以上无法求解.

Table 4 Effect of attenuation coefficient on problem solving

表 4 问题求解过程中退火系数对性能的影响

Beta $\backslash N$	1 000	2 000	4 000	5 000	6 000	8 000	10 000
0.5	211.7	557.3	>1000	>1000	>1000	>1000	>1000
0.1	18.4	25.2	23.9	23	23.6	27	22.1
0.01	<u>16.9</u>	<u>21.7</u>	<u>22</u>	<u>18.5</u>	<u>18.1</u>	<u>23.2</u>	<u>18.1</u>
0.005	17.2	27.7	*	30	33	*	*

从实验 3、实验 4 的数据可以看出, 取初始退火伪温度为 10, 退火系数 Beta 为 0.01 为较好的选择. 这时系统不仅效率较高, 而且较为稳定.

4 结 论

本文给出了一个基于模拟退火算法的多主体系统模型——SAAER 模型, 并以实验证明它在约束满足问题求解中的高效性和稳定性. 该模型在原 AER 基本模型的基础上进行改进, 由一组 Agent、Agent 生存的环境以及 Agent 移动策略构成, 利用多主体系统中的多个 Agent 合作求解. SAAER 模型以模拟退火算法为基础的 Agent 动态决策策略取代原 Agent 的静态决策过程, 很好地将模拟退火算法的思想与多主体系统思想相结合, 使之能互补长短, 取得了较好的效果. 大规模 *N*-Queen 问题和标准染色问题集合的测试表明, SAAER 模型能够大幅度

提高原 AER 基本模型的性能,对于问题规模较大的情况效果尤为明显,例如 $N \geq 5000$ 的 N -Queen 问题.SAAER 模型能在 200s 左右的时间求解 $N=10000$ 的 N -Queen 问题.并且,利用 SAAER 模型求解所需时间及时间步标准偏差小,具有较高的稳定性.

致谢 感谢中国科学院系统科学研究所韩靖博士、中国科学技术大学杨宏峰硕士及中国科技大学复杂性科学研究小组的全体老师和同学对本文工作的支持以及所提出的宝贵建议.

References:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colnari A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part B, 1996,26(2):29~41.
- [2] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. Oxford: Oxford University Press, 1999.
- [3] Keeley BL. Artificial life for philosophers. Philosophical Psychology, 1998,11(2):251~260.
- [4] Han J, Cai QS. Emergent intelligence in AER model. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002,15(2):134~142 (in Chinese with English abstract).
- [5] Liu JM, Jing H, Tang YY. Multi-Agent oriented constraint satisfaction. Artificial Intelligence, 2002,136(1):101~144.
- [6] Han J. Research on AER multi-Agent system [Ph.D. Thesis]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2002 (in Chinese with English abstract).
- [7] Johnson DS, Aragon CR, McGeoch LA, Schevon C. Optimization by simulated annealing: an experimental evaluation; part II, graph coloring and number partitioning. Operations Research, 1991,39(3):78~406.
- [8] Kumar V. Algorithm for constraint satisfaction problem: A survey. AI Magazine, 1992,13(1):32~44.
- [9] Sosic R, *et al.* Efficient local search with conflict minimization: A case study of the N -queen problem. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 1994,6(5):661~668.
- [10] Gutowitz H. Cellular Automata and the sciences of complexity, part I. Complexity, 1996,5(1):16~22.
- [11] Luby M, Sinclair A, Zuckerman D. Optimal speedup of Las Vegas algorithms. Information Processing Letters, 1993,47(4): 173~180.

附中文参考文献:

- [4] 韩靖,蔡庆生.AER 模型中的智能涌现.模式识别与人工智能,2002,15(2):134~142.
- [6] 韩靖.多主体系统的 AER 模型研究[博士学位论文].合肥:中国科学技术大学,2002.