

基于动态参数蚁群算法的寻源导热反问题研究

乔庆玲¹, 卢 玫¹, 张翠珍², 陶 亮¹

(1. 上海理工大学 能源与动力工程学院, 上海 200093; 2. 南京工程学院 能源与动力工程学院, 南京 211167)

摘要: 基于蚁群优化算法, 求解含有未知内热源位置的导热逆问题. 通过分析计算表明: 信息素启发因子、能见度启发因子、信息素挥发率等蚁群参数对蚁群选择路径以及路径上信息素浓度更新有直接影响, 其取值最终会影响求解结果的准确性及收敛速度. 在计算过程中, 路径上的信息素浓度不断改变, 蚂蚁选择路径也趋于集中, 采用定值蚁群参数不能满足在整个计算过程中都具有良好的性能, 为此提出了动态参数蚁群算法, 并根据计算分析结果确定蚁群参数值随全局循环次数而变的动态函数. 计算结果证明, 采用动态参数蚁群算法能有效提高求解反问题的质量及收敛速度.

关键词: 导热逆问题; 热源; 动态参数; 蚁群算法

中图分类号: TK 124 **文献标志码:** A

Heat Source Seeking in Inverse Heat Conduction Problem by Dynamic Parameters Ant Colony Algorithm

QIAO Qingling¹, LU Mei¹, ZHANG Cuizhen², TAO Liang¹

(1. School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. School of Energy and Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: To solve the inverse heat conduction problem with unknown location of heat source, an ant colony algorithm with dynamic parameters, being a probabilistic algorithm, was proposed. The analysis and calculation show that the pheromone inspiration factor, visibility inspiration factor, pheromone evaporation rate and other ant colony parameters directly impact the way of updating the pheromone concentrations. Their values ultimately affect the accuracy of the results and the convergence rate. In the calculation process, the pheromone concentrations on the path will be constantly changing, and the ants will tend to select a concentrated path. The ant colony optimization algorithm with constant ant colony parameter values can't guarantee to have good performance in the entire calculation process. Therefore, the ant colony algorithm with dynamic parameters was proposed, and the dynamic function of ant colony parameter values which changes with the times of global cycles was constructed according to the calculation results of the analysis. The results show that the proposed method is an accurate and efficient method to seek the location of heat source in inverse heat conduction problems.

收稿日期: 2015-01-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51176126)

第一作者: 乔庆玲(1987-), 女, 硕士研究生. 研究方向: 导热反问题. E-mail: qinglingqiao86@126.com

通信作者: 卢 玫(1957-), 女, 教授. 研究方向: 强化传热和能量有效利用. E-mail: rose_luu@usst.edu.cn

Keywords: *inverse heat conduction problem; heat source; dynamic parameter; ant colony algorithm*

导热反问题在医学、工程领域中有着广泛的应用,如飞行器外壁热流密度的间接测量、无损探伤、热物性参数测量、人体肿瘤红外检测等.对反问题的研究可以概括为两大类:一类是应用研究,包括导热物性参数的识别^[1]、边界条件识别^[2]、几何形状识别^[3]、初始温度场等初始条件识别^[4]、源项强度及位置识别^[5-6]等;另一类则是用于求解反问题的优化算法研究.早期的反演研究中,基于梯度的正则化方法^[7]、共轭梯度法^[8-9]、最速下降法等较为常用.随着计算机技术和生物工程的发展,人工神经网络^[10]、遗传算法^[11]及蚁群算法等智能算法被引入到反问题领域.蚁群算法(ACO)是受自然界中蚂蚁觅食启发而提出的一种智能优化算法,算法采用了正反馈并行自催化机制,易于与其他方法结合.该算法由意大利学者 Dorigo 等^[12]在 20 世纪 90 年代提出,被称为“Ant-Q System”,之后又不断被改进.如 Dorigo 等^[13]在 Ant-Q System 算法的基础上提出了蚁群系统(ant colony system,简称 ACS),这一算法和前者的主要区别在于蚂蚁在选择下一条路径之前,多作了一次随机试验;Bullnheimer 等^[14]提出了基于优化排序的蚂蚁系统,其思想是在完成一次迭代后,按蚂蚁找到解的好坏进行排序,并且根据蚂蚁的排名给予相应的信息素加强;Cordon 等^[15]提出了最优-最差蚂蚁系统(BWAS),该算法的主要思想是对最优解进行更大限度的增强,而对最差解进行削弱.上述这些改进主要是在搜索控制方面有所不同.覃刚力等^[16]提出了一种基于自适应调整信息素的改进蚁群算法,该算法改变了蚁群算法中信息素 Q 为常数的状况,根据人工蚂蚁所获得解的情况动态地调整路径上的信息素 Q ,从而使得算法跳离局部最优解.

蚁群算法最早提出时主要用于解决旅行商(TSP)问题,但目前已经渗透到许多应用领域.本文以含有未知内热源位置的导热逆问题为应用对象,在蚁群算法基础上,提出了动态参数蚁群算法,以此提高求解反问题的求解质量及收敛速度.

1 蚁群算法

蚁群寻找远处的食物,有多条路径可以到达食

物源.最初,每只蚂蚁在多条路径中随机选择一条路径.蚂蚁在行进过程中会沿路留下气味,即信息素,留在路径上的信息素也会随时间渐渐挥发.当各路径上信息素浓度不同时,蚂蚁会根据路径上信息素浓度概率性地趋向于选择信息素浓度大的路径.在蚁群算法中,蚂蚁根据信息素浓度和能见度分布按式(1)选择路径 s .

$$s = \begin{cases} \max\{\tau_i^\alpha(n)\eta_i^\beta(n)\}, & q \leq q_0 \\ p_{k,i}(n), & q > q_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: q 为随机数, $0 < q < 1$; q_0 为先验性参数, $0 < q_0 < 1$, 事先人为设定,它决定了探索新路径的概率; $p_{k,i}(n)$ 为蚁群中第 k 只蚂蚁第 n 次选择路径 i 的概率; $\tau_i(n)$ 为路径 i 上的信息素浓度; $\eta_i(n)$ 为路径 i 上的能见度,其值为路径长度的倒数; α, β 为信息素启发因子和能见度启发因子,用来调节信息素和能见度在路径选择中的权重.

当 $q > q_0$ 时,蚂蚁将按照式(2)选择路径.

$$p_{k,i}(n) = \frac{\tau_i^\alpha(n)\eta_i^\beta(n)}{\sum \tau_i^\alpha(n)\eta_i^\beta(n)}, i \in \Pi \quad (2)$$

式中, Π 为可以选择的路径集合.

在蚁群算法中,路径上信息素的更新分为两部分:一是在每一只蚂蚁选择一次路径后,即刻根据路径长度对该路径上的信息素浓度进行更新,此更新称为局部信息素更新,其目的在于减少后续蚂蚁选择较差路径的概率,并增加较优路径的信息素浓度;二是当蚁群中所有蚂蚁都完成一次选择后,再进行一次信息素浓度的更新,此更新为全局信息素更新,其目的是为了对蚂蚁未选择的路径进行信息素挥发更新,同时根据蚁群搜索路径后反馈的信息,增加较优路径的信息素浓度.

局部信息素更新规则为

$$\tau_i(n)' = (1 - \rho_p)\tau_i(n) + \rho_p\Delta\tau \quad (3)$$

式中: ρ_p 为局部信息素挥发率; $\Delta\tau$ 为信息素浓度增加量,其值与能见度相等.

若路径较长,则 $\Delta\tau$ 就会很小,这样信息素浓度增加量不足以抵消信息素挥发而产生的信息素浓度减少量;反之,若路径较短, $\Delta\tau$ 很大,则信息素浓度增量将大于挥发掉的信息素浓度.

全局信息素更新规则与局部信息素更新规则类似,如式(4)所示.

$$\tau_i(n+1) = (1-\rho_g)\tau_i(n) + \rho_g\Delta\tau(n, n+1) \quad (4)$$

式中: ρ_g 为全局信息素挥发率; $\Delta\tau(n, n+1)$ 为信息素浓度增加量.

$$\Delta\tau = \frac{Q}{J} \quad (5)$$

式中: Q 为蚂蚁每次释放的信息素量, 是一常数, 用来控制信息素浓度增加量的大小; J 为目标函数.

经过全局更新, 新的信息素浓度分布将诱导蚁群进一步向最短路径聚集.

2 反演热源位置的导热问题

2.1 物理模型与数学描述

本文所讨论的物理问题是一个含有未知点热源位置参数的二维稳态导热逆问题, 其二维几何形状、坐标设置和热边界条件如图 1 所示. 在 $y=0$ 边界处为定壁温 t_w , 在 $x=a, y=0, y=b$ 处的 3 个边界与环境发生自然对流换热, 环境温度为 t_f , 表面对流换热系数为 h ; 点热源折算热源强度为 q_h . 欲通过 $y=0, x=a$ 处若干个测点的测量温度作为补充条件求出热源的位置. 假定热物性参数为常数, 且导热系数各向同性, 在此条件下, 对应上述导热问题的微分方程及边界条件为

$$\frac{\partial^2 t}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 t}{\partial y^2} + \frac{\Phi}{\lambda} = 0 \quad (6)$$

$$\begin{cases} t = c, & x = 0 \\ -\lambda \frac{\partial t}{\partial x} = h(t - t_f), & x = a \\ \lambda \frac{\partial t}{\partial x} = h(t - t_f), & y = 0 \\ -\lambda \frac{\partial t}{\partial x} = h(t - t_f), & y = b \end{cases} \quad (7)$$

式中: Φ 为热源强度, 在热源位置处 $\Phi = q_h$, 在其他位置处 $\Phi = 0$; c 为常数; λ 为导热系数.

补充求解条件: 各测点位置分别为图 1 所示位置, 测点 1, 2, ..., 8 对应的温度测量值为 $t_{c1}, t_{c2}, \dots, t_{c8}$.

2.2 目标函数

设反演过程中蚂蚁每次所找到的热源位置为 (x_h, y_h) , 代入式(6)和式(7)所表示的导热正问题, 用数值方法求解得到导热区域的温度场, 对应测点位置的温度值分别记为 $t_1, t_2, t_3, \dots$. 根据计算值和测量值建立如式(8)所示的目标函数.

$$J = \sqrt{\frac{(t_1 - t_{c1})^2 + \dots + (t_n - t_{cn})^2}{n}} \quad (8)$$

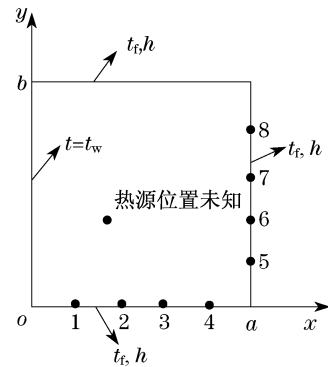


图 1 导热逆问题示意图

Fig.1 Schematic diagram of the inverse heat conduction problem

当目标函数 J 小于某一给定值时, 即可认为该热源位置就是反问题的求解结果.

2.3 反演热源位置参数的路径构造

与旅行商问题不同, 在导热反问题中没有真实的路径及路径长度, 因此, 需要构造路径及确定路径长度. 本文采用数值方法进行求解, 首先对计算区域进行离散, 在 $0 \sim a$ 区间作 n_x 等分, 在 $0 \sim b$ 区间作 n_y 等分, 同时得到 2 个数据序列:

$$\begin{cases} x_i, & i = 1, 2, 3, \dots, n_x \\ y_j, & j = 1, 2, 3, \dots, n_y \end{cases}$$

式中: x_i 为网格节点的 x 坐标; y_j 为网格节点的 y 坐标.

定义蚂蚁寻找的路径即为几何计算区域内某一网格节点的 x 坐标和 y 坐标. 蚂蚁先在 x_i 数据序列中选择一个 x 坐标, 然后在 y_j 数据序列中选择一个 y 坐标, 这样便形成了一条路径 (x_i, y_i) , 路径的总数等于网格总数 $n_x n_y$. 同时定义每一条路径 (x_i, y_i) 对应的目标函数值 J 为该路径的长度.

2.4 求解基本步骤

求解步骤:

a. 设定蚁群参数: $Q, \alpha, \beta, m, \rho_p, \rho_g$ 及各路径信息素浓度初值和能见度初值.

b. 蚂蚁根据式(1)和式(2)选择路径, 并将此路径与禁忌表中各路径对比, 若禁忌表中无该路径, 则将此路径存入禁忌表, 进入步骤 c; 若禁忌表中已有该路径, 则进入步骤 d.

c. 将选择的路径代入式(6)和式(7), 求解导热正问题, 获得温度场, 并根据式(8)计算目标函数 J .

d. 判断 J 是否满足设定精度: 若是, 则跳至步骤 g; 若否, 则根据式(3)对该路径进行局部信息素

更新.

e. 判断蚂蚁是否全部完成第 n 次路径选择:若否,回跳至步骤 b;若是,则根据式(4)进行全局信息素更新.

f. 判断蚁群是否已经有 90% 以上蚂蚁聚集于同一条路径,若否,回跳至步骤 b.

g. 输出计算结果.

由前面计算步骤可知,计算收敛速度越快,导热正问题计算次数就越少,且反问题求解过程中,主要花费的时间是用于正问题求解,因此,计算收敛速度可用计算正问题次数 N 来描述.在后续计算中,计算几何区域为 $a = 0.1, b = 0.1$;热源真实位置为 $(0.032\ 5, 0.055\ 5)$,热源强度为 60 W. 首先将真实热源位置代入式(6)和式(7),求出温度场,选用表 1 所列边界点及温度值作为反演求解的温度测量值.

表 1 测点位置及温度

Tab.1 Location and temperature of measuring points

序号	坐标 (x, y)	温度/℃	序号	坐标 (x, y)	温度/℃
1	0.02, 0	32.14	5	0.1, 0.02	25.83
2	0.04, 0	30.13	6	0.1, 0.04	26.73
3	0.06, 0	28.16	7	0.1, 0.06	26.88
4	0.08, 0	26.23	8	0.1, 0.08	26.19

3 动态参数蚁群算法

本文所讨论的蚁群参数包括 $\rho_g, \rho_p, \alpha, \beta$, 当讨论某一参数影响时,其他参数取值如表 2 中所示的默认值.信息素浓度初值取 1,能见度取 5,蚂蚁数量 m 值取 100. 蚁群算法属于概率算法,本文各工况均计算 10 次,表 3~7 所列计算结果为 10 次计算结果的平均值.

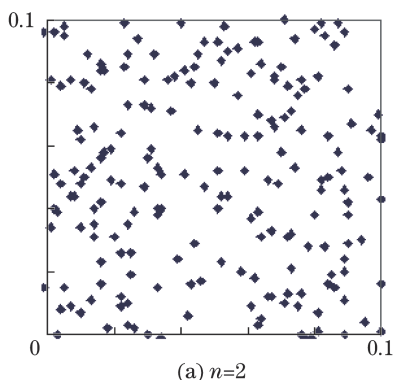


表 2 蚁群参数默认值

Tab.2 Default values of ant colony parameters

参数名称	ρ_g	ρ_p	α	β	m
默认值	0.3	0.3	1	2	100

3.1 全局信息素挥发率 ρ_g

在所有蚂蚁都寻找完一次路径后,全局信息素挥发率 ρ_g 会使路径上的信息素浓度减少,但短路径上的信息素浓度增加量会大于减少量,使得其总的信息素浓度增加,逐渐增大短路径与长路径之间信息素浓度的差异,诱导蚂蚁向短路径聚集. ρ_g 值的大小将决定优劣路径上信息素浓度差值的增加速度.

计算初始,希望蚁群尽可能遍布在计算区域内搜索,但如果 ρ_g 过大,没有走过的路径上的信息素会被大量消减,导致这些路径被蚂蚁选择到的可能性降低,如果这些路径相对集中,就会出现局部最优的可能.表 3 为全局信息素挥发率不同取值时的计算结果.虽然 ρ_g 增大,收敛速度加快,但当 $\rho_g \geq 0.6$ 时,计算结果已经有偏离真实值的情况出现,陷入了局部最优解.

表 3 全局信息素挥发率不同取值时的计算结果

Tab.3 Results with different volatilization values of global pheromones

ρ_g	N	反演结果
0.1	355	0.032 5, 0.055 5
0.3	295	0.032 5, 0.055 5
0.6	195	0.031 5, 0.055 5
0.8	140	0.030 5, 0.056 5

若将 ρ_g 设置为 0.1,当所有蚂蚁选择 2 次路径后,蚁群搜索过的路径分布已经基本遍布整个计算区域,如图 2 所示.当第 5 次全局循环后,蚁群选择的路径聚集程度已经很高了.

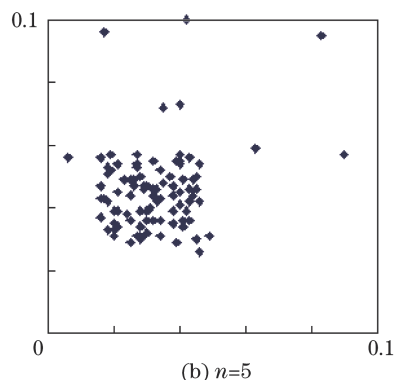


图 2 第 n 次全局循环后蚁群已搜索到的路径分布

Fig.2 Route distribution searched by ant colony after the n -th global circulation

根据计算分析, ρ_g 的取值应该由小增大, 增大的速度应该从慢到快, 并满足全局循环次数 $n = 1$ 时, ρ_g 为 0.1; $n \geq 11$ 时, $\rho_g = 0.8$, 达到最大值. 参照计算结果, 拟合出以下幂函数:

$$\rho_g(n) = \begin{cases} 0.085e^{0.229 \cdot 3n}, & n < 11 \\ 0.8, & n \geq 11 \end{cases} \quad (9)$$

3.2 局部信息素挥发率 ρ_p

ρ_p 为局部循环时的信息素挥发率, 在每一次全局循环中发挥更新信息素的作用. $1 - \rho_p$ 则表示全局循环后信息素残留率. 局部信息素挥发率在算法中的作用是在一次全局循环中, 降低后面的蚂蚁与前面的蚂蚁选择同一路径的可能性.

若局部信息素挥发率 ρ_p 值很大, 会使该路径被选择后, 信息素浓度立即减少很多, 这样, 在同一次循环中后续蚂蚁选择该路径的概率就会大大降低. 反之, 若 ρ_p 很小, 这种效果就会减弱. 然而, 如果在计算接近收敛的时候, ρ_p 依然取值过大, 当蚂蚁选择到较优路径时会使得该路径上信息素浓度降低很多, 从而导致蚁群收敛速度过慢. 表 4 为 ρ_p 取不同值时的计算结果, 可以看出, 随着 ρ_p 的增大, 正问题计算次数逐渐增加. ρ_p 值过小, 计算结果易出现偏离情况, 但当 ρ_p 值达到 0.3 时, 已经可以稳定计算出热源位置.

表 4 局部信息素挥发率取值不同时的计算结果
Tab.4 Results with different volatilization values of local pheromones

ρ_p	N	反演结果
0.05	258	0.031 5, 0.055 5
0.2	283	0.032 5, 0.056 5
0.3	295	0.032 5, 0.055 5
0.4	316	0.032 5, 0.055 5
0.5	326	0.032 5, 0.055 5

根据这一结果, 设置 ρ_p 的最大值为 0.3, 最小值为 0.05. 由于 ρ_p 值变化幅度不大, 故采用如式 (10) 所示的线性函数来描述 ρ_p 的动态变化.

$$\rho_p(n) = \begin{cases} -0.05n + 0.35, & 1 \leq n < 7 \\ 0.05, & n \geq 7 \end{cases} \quad (10)$$

3.3 信息素启发因子 α

信息素启发因子 α 的大小反映了蚁群在搜索过程中各个路径上信息素浓度对蚂蚁选择路径的相对重要程度. 在本文算例中, 路径上初始信息素浓度的设定值为 1. 在计算过程中经过信息素更新, 大部分的路径上的信息素浓度会小于 1, 只有少数较短路径上的信息素浓度会大于 1. 由于计算过程的前

期阶段, 蚁群被期望能够尽可能地选择一些新的路径, 所以, α 的值将不宜大于 1, 这样可以减小由于信息素浓度差距而引起的蚂蚁对路径选择概率的差距. 到了计算过程的中后期阶段, 蚁群逐渐收敛于最优解附近时, α 应该逐渐增大, 以诱导蚁群快速地向信息素浓度更大的路径聚集.

表 5 为 α 取值不同时的计算结果, 随着 α 值的增大, 计算收敛速度下降. α 值从 0.5 增大到 1.5 的过程中, 计算结果相对稳定; 当 α 值超过 1.5 时, 稳定性降低, 出现局部最优解的概率渐渐增大. 为了保证计算结果稳定性的同时能提高计算效率, 从第 1 次到第 5 次全局循环, α 值从 0.5 逐渐增加到 1.5, 之后大幅度增大 α 值以提高蚁群的收敛速度. 根据计算结果, 设定 α 取值范围为 $[0, 6]$, 在 $n = 1$, $\alpha = 0.5$ 和 $n = 5$, $\alpha = 1.5$ 两点之间构造线性函数; 在 $n = 6$, $\alpha = 3$ 和 $n = 10$, $\alpha = 6$ 之间也构造线性函数, 具体如式 (11) 所示.

$$\alpha(n) = \begin{cases} 0.25n + 0.25, & 1 < n \leq 5 \\ 0.75n - 1.5, & 6 \leq n \leq 10 \\ 6, & n > 10 \end{cases} \quad (11)$$

表 5 信息素启发因子不同取值时的计算结果
Tab.5 Results with different values of pheromones factor

α	N	反演结果
0.5	301	0.032 5, 0.055 5
1.0	295	0.032 5, 0.055 5
1.5	282	0.032 5, 0.055 5
3.0	316	0.032 5, 0.057 5
6.0	326	0.034 5, 0.054 5

3.4 能见度启发因子 β

能见度启发因子 β 的作用是控制能见度对路径选择概率的影响. 能见度是直接反映路径优劣的参数, 在本文的计算实例中即为目标函数的倒数. 一个相对较短的路径并不一定在每次全局循环中都被选择到, 所以, 没有机会在局部更新中增加信息素. 因此, 并不是短路径上信息素浓度就一定高, 且不同路径上信息素浓度差值与能见度差值的比例也不相同.

图 3 为第 1 次全局搜索后所有蚂蚁搜索到的路径对应的目标函数值, 对应的目标函数最小值小于 1, 而最大值远大于 1, 平均值为 3.5 左右, 显然, 较差路径的能见度都会小于 1.

表 6 为 β 取不同值的计算结果, 可以看出, 随着 β 值的增大, 温度场计算次数逐渐减少, 即蚁群算

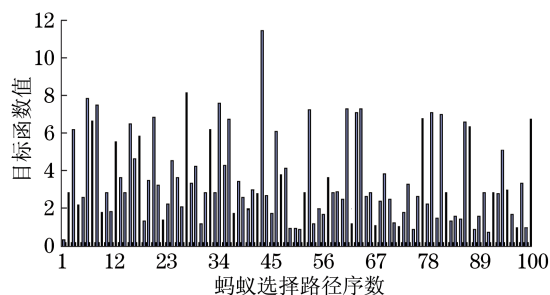


图3 100只蚂蚁走过路径的目标函数

Fig.3 Objective function value of the path of 100 ants

法的搜索时间逐渐减少,这主要是因为 β 值的增大,意味着蚁群寻优过程中能见度(即先验知识、确定性因素)对蚂蚁路径选择的影响逐渐增大,使得蚂蚁更倾向于选择蚁群已走过的最短路径,从而减少搜索新路径的概率。

表6 能见度启发因子不同取值时的计算结果

Tab.6 Results with different values of visibility factor

β	N	反演结果
0.8	301	0.032 5, 0.055 5
1.0	301	0.032 5, 0.055 5
2.0	295	0.032 5, 0.055 5
3.0	270	0.032 5, 0.057 5
5.0	255	0.034 5, 0.054 5

β 值增大到3时,开始出现解偏离真实值的情况,但是,当 $\beta \geq 3$ 时,对收敛速度明显起到了加快作用.由于不同路径对应的目标函数值差值较大,故 β 值上限不宜设置过大,本文设置为5.在蚁群较高程度聚集以前,取 $\beta \leq 2$,以保证算法的稳定性.故以 $n=1, \beta=0.5$ 和 $n=5, \beta=2$ 两点构造线性函数,以 $n=6, \beta=2$ 和 $n=10, \beta=5$ 两点构造线性函数.

$$\beta(n) = \begin{cases} 0.375n + 0.12, & 1 \leq n \leq 5 \\ 0.75n - 2.5, & 6 \leq n \leq 10 \\ 5, & n > 10 \end{cases} \quad (12)$$

3.5 计算验证

分别将动态蚁群参数 $\rho_g(n), \rho_p(n), \alpha(n), \beta(n)$ 和采用对应默认值蚁群参数应用于上述导热逆问题的求解,以验证动态参数对算法的改进效果.由于蚁群算法是概率算法,为提高验证结果的可靠性,同一问题共反演100次,计算结果如表7所示.表7中每一行数据为反演10次的汇总结果, $\bar{N}$ 为10次 N 的平均值, N^* 为10次反演中计算结果偏离真实值的次数;最后一行为100次反演相应的汇

总结果.

表7 动态参数计算验证结果

Tab.7 Results with testified dynamic parameters

序号	动态参数		默认值	
	$\bar{N}$	N^*	$\bar{N}$	N^*
1	203	0	338	1
2	196	1	343	2
3	205	0	379	1
4	214	0	345	1
5	212	0	351	1
6	207	0	339	1
7	194	0	338	2
8	217	1	341	1
9	211	0	348	1
10	203	0	342	1
总计	206	2	346	12

表7所列数据表明:在100次反演计算中,采用动态蚁群参数,平均正问题计算次数为206次,并出现2次局部最优解,分别为(0.031 5, 0.055 5), (0.031 5, 0.056 5);而采用默认参数计算时,平均正问题计算次数为346次,并出现14次局部最优解的情况.由此表明,动态参数的设置不仅有效提高了计算速度,也有效提高了计算结果的稳定性.

4 结 论

根据全局信息素挥发率 ρ_g 、局部信息素挥发率 ρ_p 、信息素启发因子 α 、能见度启发因子 β 等蚁群参数的作用及各参数取值对蚁群算法的影响,建立随全局循环次数变化的动态蚁群参数,可在有效避免计算结果陷入局部最优的前提下提高计算收敛速度.本文的计算实例表明,与采用定值参数的蚁群算法相比,收敛速度约提高40%,计算准确率则由原来的86%提高到98%.

参考文献:

- [1] Stolz G. Numerical solutions to an inverse problem of heat conduction for simple shapes[J]. Journal of Heat Transfer, 1960, 82(1): 20-25.
- [2] Su J, Hewitt G F. Inverse heat conduction problem of estimating time-varying heat transfer coefficient[J]. Numerical Heat Transfer-Part A: Applications, 2004, 45(8): 777-789.
- [3] Cheng C H, Chang M H. Shape identification by

- inverse heat transfer method [J]. *Journal of Heat Transfer*, 2003, 125(2): 224 - 231.
- [4] Nguyen K T, Prystay M. An inverse method for estimation of the initial temperature profile and its evolution in polymer processing [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 1999, 42(11): 1969 - 1978.
- [5] 李博汉, 卢玫. 基于相关度的蚁群优化算法对内热源位置的识别[J]. *上海理工大学学报*, 2015, 37(3): 225 - 232.
- [6] Fatullayev A G. Numerical solution of the inverse problem of determining an unknown source term in a heat equation [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2002, 58(3): 247 - 253.
- [7] Lesnic D, Elliott L, Ingham D B. Application of the boundary element method to inverse heat conduction problems [J]. *International Journal of Heat Mass Transfer*, 1996, 39(7): 1503 - 1517.
- [8] Huang C H, Tsai C C. A transient inverse two-dimensional geometry problem in estimating time-dependent irregular boundary configurations [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 1998, 41(12): 1707 - 1718.
- [9] Huang C H, Chen C W. A boundary element-based inverse-problem in estimating transient boundary conditions with conjugate gradient method [J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 1998, 42(5): 943 - 965.
- [10] 王秀春, 智会强, 毛一之, 等. 多宗量导热反问题求解的神经网络法[J]. *航空动力学报*, 2004, 19(4): 525 - 529.
- [11] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 19 - 49.
- [12] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 1996, 26(1): 29 - 41.
- [13] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53 - 66.
- [14] Bullnheimer B, Hartl R F, Strauss C. A new rank based version of the ant system: a computational study [J]. *Central European Journal for Operations Research and Economics*, 1997, 7(1): 25 - 38.
- [15] Cordon O, de Viana I F, Herrera F, et al. A new ACO model integrating evolutionary computation concepts: the best-worst ant system [C] // *University Libre de Bruxells*, 2000, 22 - 29.
- [16] 覃刚力, 杨家本. 自适应调整信息素的蚁群算法[J]. *信息与控制*, 2002, 31(3): 198 - 201.

(编辑: 石 瑛)