

细菌群趋药性算法在电气设备缺陷参数 红外识别中的应用

寇蔚, 孙丰瑞, 杨立

(海军工程大学船舶与动力学院, 湖北省 武汉市 430033)

Application of Bacterial Colony Chemotaxis Optimization Algorithm in Infrared Identification of Parameters of Defect in Electric Apparatus

KOU Wei, SUN Feng-rui, YANG Li

(College of Naval Architecture and Power, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, Hubei Province, China)

ABSTRACT: The quantitative infrared identification of parameters of defect in electric apparatus using the surface temperature profile was considered as a structure design optimization problem. A bacterial colony chemotaxis (BCC) optimization algorithm and a radial basis function neural network (RBFNN) were introduced into solving this problem, then a simple but complete multidisciplinary design optimization framework was constructed for the sake of generality and flexibility. The RBFNN was a precise and convenient surrogate model for the time costly finite element computation, and the difference between the obtained the surface temperature with different defect parameters and the target surface temperature profile was the objective function of the BCC optimization algorithm. This method was applied to a simple verification case and the result is quite acceptable. The BCC algorithm was also compared with the particle swarm optimization algorithm, and the results show that the former can access the optimum with faster speed.

KEY WORDS: bacterial colony chemotaxis algorithm; defect; identification; infrared; inverse heat transfer problem; multidisciplinary design optimization

摘要: 将电气设备零件缺陷参数的红外定量识别视为某种形式的结构设计优化问题, 引入细菌群趋药性优化算法和径向基函数神经网络, 搭建了一个简单而完整、通用灵活的多学科设计优化框架对该问题进行求解。其中径向基函数神经网络作为代理模型, 精度较高、计算速度较快, 可简化复杂、费时的有限元计算以得到不同缺陷参数条件下零件表面的温度场; 将该温度场与目标温度场之间的差异作为目标函数, 以细菌群趋药性优化算法进行缺陷参数的定量识别。该

方法在一个简单的三维夹杂型缺陷参数的红外识别算例中取得了满意的结果, 与粒子群优化算法相比, 可以更快地接近优化解。

关键词: 细菌群趋药性算法; 缺陷; 识别; 红外; 传热反问题; 多学科设计优化

0 引言

在电气设备所发生的各类故障中, 除在长期运行中因化学、电、热或机械等原因逐步引起的设备老化或失效外, 还有不少设备故障是由于所用材料或零件本身存在内部缺陷所致。缺陷故障通常是所有其它故障的原因, 也通常是其他所有故障产生的最终表现形式。因此, 检测与诊断出设备的缺陷故障, 具有极为重要的意义和极高的应用价值^[1-3]。

基于红外热像的缺陷检测与识别技术, 因其具有非接触、可大面积扫描、快速等特点, 近年来已成为电气设备零件无损检测中的一种高效、快速的方法。在这方面, 定性的分析应用已经相当广泛, 但是如何根据物体表面的温度场, 对缺陷进行定量的评估, 却仍然处于研究之中。

缺陷参数通常包括形状参数和热物性参数。近年来, 缺陷参数的红外诊断与识别从单纯的求解偏微分传热方程问题逐渐被看成利用传热反问题方法进行形状识别(shape identification)甚至形状设计(shape design)问题的一种。Cheng等人研究了二维稳态条件下, 用Levenberg-Marquardt(L-M)法和共轭梯度法判别缺陷的边界形状^[4]。Huang等人则将该方法推广到非稳态条件下^[5]。Su和Chen等人利

用该方法判别高炉内壁缺陷的形状^[6-7]。Cheng和Chang等人还把传热反问题方法应用于汽缸的热设计之中^[8-9]。Partridge甚至通过热分析来判别皮肤肿瘤的位置和形状^[10]。Ki则在辐射反分析中用遗传算法和牛顿法共同判别圆柱体的几何形状^[11]。

本文将缺陷参数的红外识别问题,进一步视为某种形式的结构设计优化(structure design optimization)问题,其结果必须要满足试件表面温度场的要求。

在此基础上,本文引入了一种比较新颖的智能算法——细菌群趋药性优化算法,并搭建了一个简单的多学科设计优化(multidisciplinary design optimization, MDO)计算框架,该计算框架包括了计算机辅助设计(computer aided design, CAD)、智能优化算法、代理模型的构建和边界条件的数据采集与处理等,共同处理缺陷故障的红外定量诊断与识别这一比较传统的问题。

1 细菌群趋药性算法

1.1 算法的提出和发展

1974年, Bremermann等人最早提出趋药性算法,他们的研究表明细菌在引诱剂环境下的应激机制和梯度下降相类似。Müller等人在此基础上提出了细菌趋药性(bacterial chemotaxis, BC)算法,旨在模拟细菌在化学引诱剂环境中的运动行为来进行函数优化。BC算法具有较强的简单性、鲁棒性,但是BC算法只依赖于单个细菌的运动行为,它不断地感受它周围的环境变化,并且只利用它过去的经验来寻找最优解^[12]。

基本的BC算法的性能只和基本的遗传算法相当,在某些情况下性能还要比一些改进的遗传算法差。针对这种情况,李威武等人2005年提出了细菌群趋药性(bacterial colony chemotaxis, BCC)算法。BCC算法同时使用单个细菌在引诱剂环境下的应激反应动作和细菌群体间的位置交换来进行函数优化^[13-14]。BCC算法在保留单个细菌较强搜索能力的基础上,采用菌群来进行函数优化的思想,克服了BC算法收敛慢等缺点,具有全局性、快速性、高精度性等优点,是一种很好的集群函数优化算法,目前有人应用于机器人的移动路径优化^[15]、电力系统的无功优化^[16]和神经网络结构的优化^[17]。

1.2 BCC算法的描述

BC算法中,细菌向左移动和向右移动的概率相

同,细菌在各段相邻轨迹间的夹角由概率分布来决定。具体的BC算法细节可参见文献[12]。在BCC算法中,首先要确定菌群中细菌的数目,根据变量的范围,随机将细菌分布在不同的范围。对处在移动步数为 k 时细菌 i ,感知其周围(半径为 ζ 的邻域)有更好位置的其他细菌,并确定它们的中心点 $C(\mathbf{x}_{i,k})$ 和一个假定的朝这个中心方向移动的长度, $l = \text{rand}(0,2) \cdot \text{dis}(\mathbf{x}_{i,k}, C(\mathbf{x}_{i,k}))$ 确定位置 $\mathbf{x}_{i,k+1}$ 。同时根据它自己记忆的上几步的位置信息按BC算法确定在步数 $k+1$ 时的新位置 $\mathbf{x}_{i,k+1}'$;计算位置 $\mathbf{x}_{i,k+1}'$ 和位置 $\mathbf{x}_{i,k+1}''$ 的函数值,如果 $f(\mathbf{x}_{i,k+1}') < f(\mathbf{x}_{i,k+1}'')$,那么细菌就在 $k+1$ 步移向点 $\mathbf{x}_{i,k+1}'$,否则就移向点 $\mathbf{x}_{i,k+1}''$ 。为了进一步提高算法性能,避免由于算法的随机性而将原来位置较好的点抛弃的情况,引入精英保留策略,即菌群每移动一步后,位置最差的细菌将继续移动到菌群整体移动前位置最好的细菌所处的位置附近:

$$\mathbf{x}_{\text{worst}} = \mathbf{x}_{\text{worst}} + \text{rand}(0,2) \cdot (\mathbf{x}_{\text{best}} - \mathbf{x}_{\text{worst}}) \quad (1)$$

BCC算法具有突破局部最优限制的能力,还允许细菌采用其他同伴的经验来指导自己的移动路线。这种算法的全局搜索能力强,尤其适用于大规模的搜索空间^[12-13]。

2 缺陷故障的数理模型与求解

本文所提及的缺陷故障,主要是指设备内部结构的破损、减薄、变形、断裂以及材料受潮、夹杂、空泡等,通常是在设备制造时或长期使用后产生的。本文将其中一些简单的缺陷抽象成3种主要形式:沉孔型、空腔型和夹杂型。其中沉孔型缺陷还可以对应设备零件脱落、破损、减薄等情形;空腔型则对应材料内部空泡等情形;至于夹杂型缺陷,则还可对应材料的受潮、变质、或在高温下热物性参数的改变等情形。

本文以带有圆盘形内部夹杂缺陷的三维平板试件为例,如图1。设试件的边长为 L ,厚度为 D ,内含缺陷的直径为 l ,厚度为 d 。缺陷距离试件表面的距离为 h ,此时有 $d+h < D$,并令 $\alpha = l/L$, $\beta = d/D$, $\gamma = h/D$ 。这三个参数取值区间皆为(0,1)。试件表面稳态温度场的特性与夹杂物和试件的导热系数的比值有很大关系。令 $c_3 = \lg \lambda/\lambda_0$, λ_0 为试件材料的导热系数, λ 为夹杂物的导热系数,而 c_3 是否大于0可以通过检测表面温度场的分布大致判断^[2]。

试件内部为稳态传热,表面换热系数均匀,缺

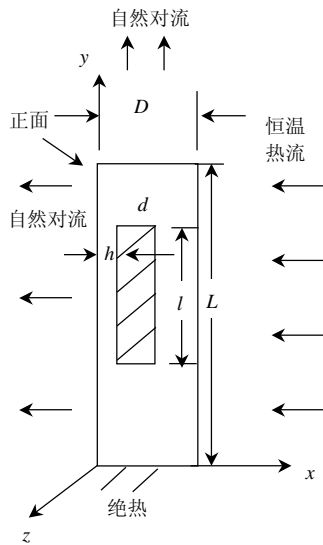


图 1 含圆盘形内部夹杂缺陷的三维平板试件及其边界条件

Fig. 1 Schematic of test piece with defect

陷区和非缺陷区交界面上的温度相同。试件的反面有恒温热流进行加热，底部侧面为绝热，试件正面和其他侧面与空气有较小的自然对流换热。试件和缺陷内部的三维稳态导热公式为

$$\lambda \nabla^2 T = 0 \quad (2)$$

边界条件为

$$\begin{cases} \alpha_{ha}(T_a - T) = -\lambda_0 \frac{\partial T}{\partial x}, & x = 0, y = L, z = 0, W \\ \alpha_{hc}(T - T_f) = -\lambda_0 \frac{\partial T}{\partial x}, & x = D \\ -\lambda_0 \frac{\partial T}{\partial y} = 0, & y = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中： T_a 为空气温度； T_f 为加热热流温度； α_{ha} 为空气侧的自然对流换热系数；而 α_{hc} 为加热热流侧的对流换热系数。由于边界条件相对固定，因此本题的主要任务就是根据检测表面的温度场，来确定 α 、 β 、 γ 和 c_3 的大小。通过红外热像仪，可测得稳态时试件表面温度分布。假设检测表面固定分布有 N 个测点，则在边界条件相同的情况下，令 $X = (\alpha, \beta, \gamma, c_3)$ ，每个测点的温度为 $T_i(X)$ ，该温度可由有限元软件或程序计算得到，并令目标函数 $F(X)$ 为

$$F(X) = \sqrt{\sum_{i=1}^N [(T_i(X)/(1 + \varepsilon) - T_{i0}(X_0))/T_{i0}(X_0)]^2} / N \quad (4)$$

式中： $X_0 = (\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, c_{30})$ ， X_0 为缺陷的真实参数值； $T_{i0}(X_0)$ 为此时每个测点的真实温度值；目标函数 $F(X)$ 在 X 取不同值时有所不同，并在 X_0 点取得最

小值； ε 为通过红外热像仪测得稳态时平板表面温度分布的误差，由于是由同一台红外热像仪同时测得的，可认为各测点温度的误差幅度相同。因此，目标函数即为每个测点温度的计算值与测量值相对误差之均方和的算术平均值。

文中计算误差表示如下：

$$\eta = \sqrt{\sum_i [(X_i - X_{i0}) / X_{i0}]^2} \times 100\% \quad (5)$$

3 基于径向基神经网络的代理模型的构建

任何一种优化算法都是一个反复迭代的过程，即在某一参数更新之后，重新进行计算。在本文的 BCC 算法中，每一次迭代，都需要重新计算每个细菌在当前位置的函数值。这个函数就是计算得到的试件表面温度场与真实温度场之间的差值，这部分温度场的计算主要涉及到了网格划分、有限元计算。然而正是这部分计算十分耗费时间，对计算机硬件的要求也相当高。BCC 算法属于“群智能”算法的一类，计算量比起梯度类优化算法更大，有的时候甚至超过几个数量级，这给这类算法带来了困难，事实上，这也是长期以来智能算法发展的瓶颈之一。

因此，在使用这类算法时，需要一个计算量小，精度高的“代理模型”，以取代费时费力的有限元计算。径向基函数神经网络就是这些“代理模型”中的一种。常见的代理模型有多项式响应面法，神经网络法，Kriging 模型等。本文采用了径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络来构造代理模型。径向函数是以待测点与样本点之间的欧氏距离为自变量的一类函数。以径向函数为基函数，通过线性叠加构造出来的模型即为径向基函数模型^[18-20]。

这样，以智能优化算法、RBF 神经网络以及有限元设计和边界条件的数据采集与处理共同组建了一个比较简单的多学科设计优化(multidisciplinary design optimization, MDO)计算框架，如图 2。该方法具有较强的通用性，并具有较高的精度，同时计算速度较快，从而使该方法进行缺陷故障参数的辨识具有可行性。

本文中，径向基神经网络的输入层 $x_i = \{\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, c_{3i}\}$ ，即为缺陷的描述参数，而输出层 $y_i = \{T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{iN}\}$ 为试件表面的各节点的温度。本文构造了 5 000 个样本对，其中 700 个用于训练，其余的用于验证。RBF 网络的测试结果令人满意，如图 3 所示，在没有噪声的情况下，小于 1% 的误

差的样本数占到了 99%以上;在有 5%噪声的情况下,小于 1%的误差的样本数占到了 97%以上,所有测试的样本的误差都小于 5%,可以认为,RBF网络的代理模型精度达到了要求。

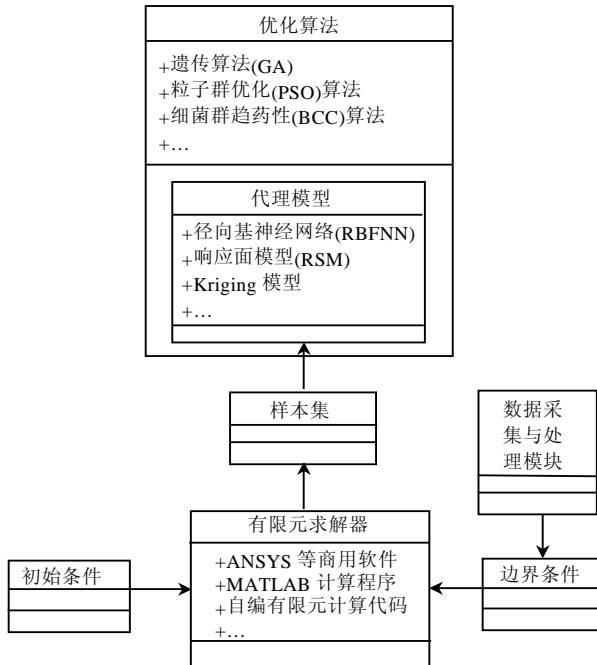


图2 一个多学科设计优化计算框架
Fig.2 An MDO framework

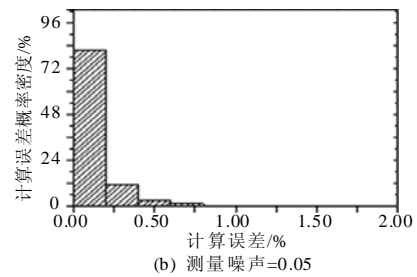
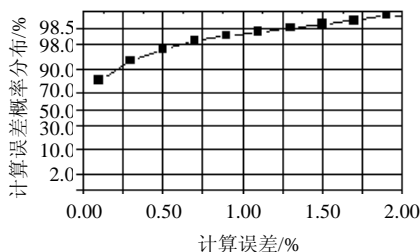
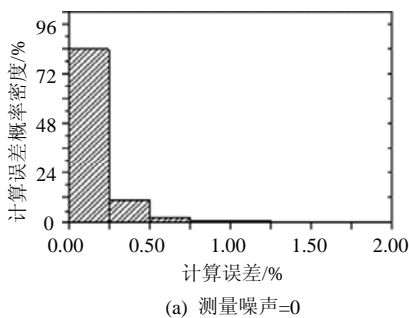
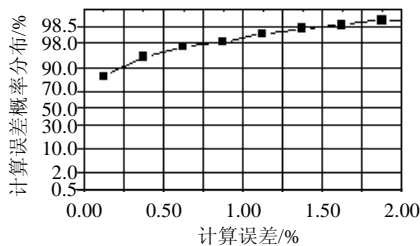


图3 RBF NN的测试结果
Fig.3 Test result of the RBF NN

4 计算结果与讨论

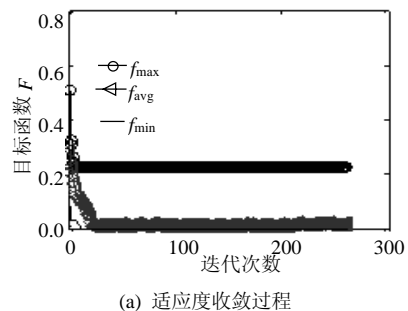
本文中主要参数有: $D=0.01\text{ m}$; $L=0.5\text{ m}$; 试件导热系数 $\lambda_0=0.12\text{ W/(m}\cdot\text{K)}$; 空气温度 T_a 为 $20\text{ }^\circ\text{C}$, 自然对流换热系数 $\alpha_{ha}=10\text{ W/(m}^2\cdot\text{K)}$ 。恒温热流温度 T_f 为 $200\text{ }^\circ\text{C}$, 对流换热系数 $\alpha_{hc}=60\text{ W/(m}^2\cdot\text{K)}$ 。而缺陷参数的真实值为 $\alpha_0=0.2$, $\beta_0=0.3$, $\gamma_0=0.3$, $c_{30}=0.5$ 。

BCC算法的主要参数有: 种群容量 20, 最大迭代次数 2000, 容差精度 10^{-7} , 回溯步数 3。BCC算法的典型的迭代过程如图 4, 其中图 4(a)表示采用 BCC算法时目标函数 $F(X)$ 即适应度的收敛过程, 上中下 3条曲线分别表示每次迭代中目标函数的最大值、平均值和最小值; 图 4(b)表示计算误差 η 的收敛过程。图 4(c)~(f)表示各分量误差的迭代过程, 各分量误差在迭代过程中也有可能产生波动。

由于 BCC 算法具有一定的随机性, 因此每次的迭代次数并不一定相同, 这里的结果也是几次计算的平均值。共进行了 3 次有效计算(即能得到最终结果的计算), 最后计算结果值为 $X=[0.199, 0.301, 0.299, 0.501]$, 计算误差 $\eta=3.63e-6$ 。

当红外测量有误差时, 设最高 $\varepsilon=0.05$, 计算的结果 $X=[0.202, 0.294, 0.2995, 0.487]$, 计算误差 $\eta=0.9\%$, 表明该算法具有较好的抗噪性。

本文还用粒子群优化算法和RBF网络进行了计算^[2]。PSO算法中, 每个优化问题的解都是搜索空间中一只鸟, 称之为“粒子”。所有的粒子都



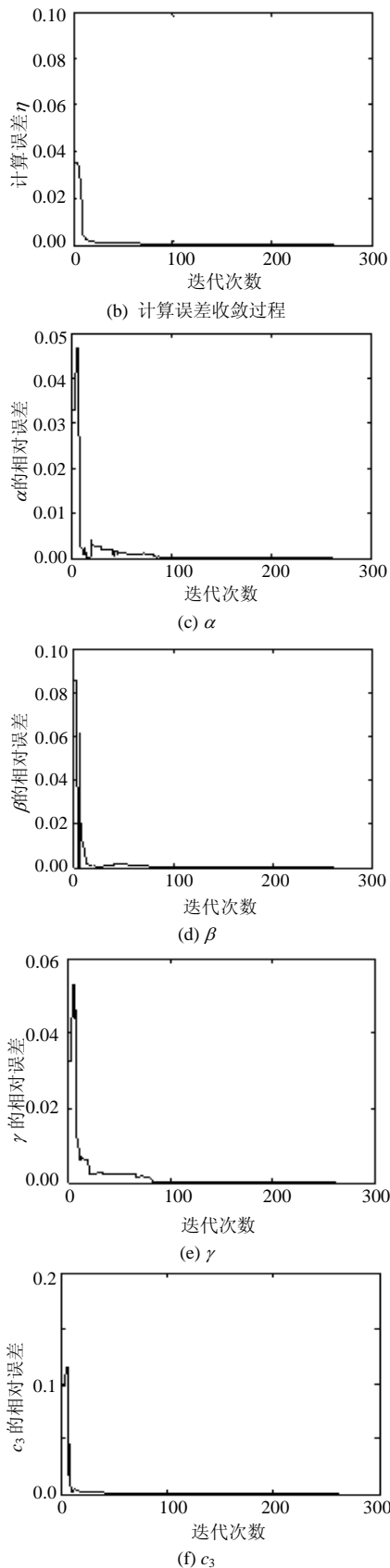


图 4 细菌群趋药性算法的迭代过程
Fig. 4 Iteration of BCC algorithm

有一个由被优化的函数决定的适应值(fitness

value), 还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离。粒子们追随粒子本身所找到的最优解个体极值 p_{best} 和整个种群目前找到的最优解全局极值 g_{best} 来更新自己的速度和新的位置, 如式(6)、(7):

$$v_{n+1} = \omega_n v_n + c_1 R_1 (p_{best,n} - p_{0,n}) + c_2 R_2 (g_{best,n} - p_{0,n}) \quad (6)$$

$$p_{0,n+1} = p_{0,n} + v_{n+1} \quad (7)$$

式中: n 为迭代次数; v 为粒子的速度; p_0 为当前粒子的位置; R_1 和 R_2 为介于(0,1)之间的随机数; c_1, c_2 为学习因子, 通常情况下 $c_1 = c_2 = 2$ 。在每一维粒子的速度都会被限制在一个最大速率 $|v_{max}|$, ω_n 为惯性因子^[21-22]。如图 5, 可以看出, 在相同的种群容量等参数条件下, PSO算法的收敛曲线更为平坦, 说明BCC算法能更快接近最佳值。

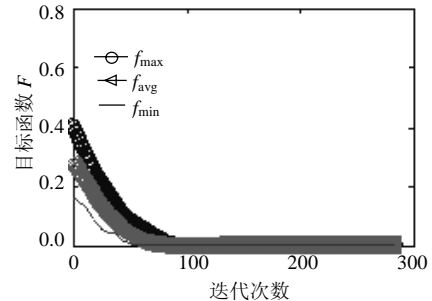


图 5 粒子群优化算法的迭代过程
Fig. 5 Iteration of PSO algorithm

5 结论

1) 本文讨论了利用细菌群算法和径向基函数神经网络进行稳态条件下缺陷故障参数的红外智能辨识, 并与 PSO 算法进行了比较。BCC 或 PSO 等智能优化算法、RBF 神经网络以及有限元设计和数据采集与处理共同组建了一个多学科设计优化计算框架。BCC 算法不需要梯度信息, 使得该算法具有较强的通用性, 而 RBF 作为有限元计算的代理模型, 具有较高的精度, 同时计算速度较快, 使用该方法进行缺陷故障参数的辨识具有可行性。

2) 由于在 BCC 算法中, 细菌在引诱剂环境下的应激机制和梯度下降相类似, 而且采用了细菌群体交互模式, 各细菌的移动步长按照概率分布随机取值, 具有固有的突破局部最优限制的寻优机制, 从而大大提高了细菌的全局寻优性能。因此不同于其他群体进化优化算法, BCC 算法具有很好的收敛速度和计算精度, 是一种具有研究发展潜力的群体智能优化方法。

3) 不同于以往梯度类寻优算法如牛顿法、L-M 法等容易受到微分方程灵敏度的影响, 该类进化算

法和神经网络相结合,基本上不受外部信息的影响,计算过程和结果更为稳健。

参考文献

- [1] 范春利,孙丰瑞,杨立. 电气设备零件内部三维缺陷的定量红外识别算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(2): 159-164.
Fan Chunli, Sun Fengrui, Yang Li. Study on a new quantitative thermographic evaluation method of three-dimensional subsurface defect for electric apparatus[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 159-164(in Chinese).
- [2] 寇蔚,孙丰瑞,杨立. 粒子群优化算法在缺陷的红外识别中的应用研究[J]. 激光与红外, 2006, 36(4): 710-714.
Kou Wei, Sun Fengrui, Yang Li. Research on PSO algorithm applied in defect identification using thermal imager[J]. Laser & Infrared, 2006, 36(4): 710-714(in Chinese).
- [3] Galietti U, Luprano V, Nenna S. Non-destructive defect characterization of concrete structures reinforced by means of FRP [J]. Infrared Physics & Technology, 2007, 49(3): 218-223.
- [4] Cheng C H, Chang M H. Shape Identification by inverse heat transfer method[J]. Journal of Heat Transfer, 2003, 125(2): 224-231.
- [5] Huang C H, Shih C C. A shape identification problem in estimating simultaneously two interfacial configurations in a multiple region domain[J]. Applied Thermal Engineering, 2006, 26(1): 77-88.
- [6] Su C H, Chen C K. Geometry estimation of the furnace inner wall by an inverse approach[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2007, 50(19-20): 3767-3773.
- [7] Chen C K, Su C H. Inverse estimation for temperatures of outer surface and geometry of inner surface of furnace with two layer walls [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(2): 301-310.
- [8] Cheng C H, Chang M H. Shape identification for water-ice interface within the cylindrical capsule in cold storage system by inverse heat transfer method[J]. International Journal of Refrigeration, 2003, 26(5): 543-550.
- [9] Cheng C H, Chang M H. Shape design for a cylinder with uniform temperature distribution on the outer surface by inverse heat transfer method[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2003, 46(1): 101-111.
- [10] Partridge P W, Wrobel L C. An inverse geometry problem for the localization of skin tumours by thermal analysis[J]. Engineering Analysis with Boundary Elements, 2007, 31(10): 803-811.
- [11] Ki W K, Seung W B. Efficient inverse radiation analysis in a cylindrical geometry using a combined method of hybrid genetic algorithm and finite-difference Newton method[J]. Journal of Quantitative Spectroscopy Radiative Transfer, 2007, 108(3): 423-439.
- [12] Müller S, Airaghi S, Marchetto J. Optimization based on bacterial chemotaxis[J]. IEEE Transaction of Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 16-29.
- [13] 李威武,王慧,邹志君. 基于细菌群体趋药性的函数优化方法[J]. 电路与系统学报, 2005, 10(1): 58-63.
Li Weiwu, Wang Hui, Zou Zhijun. Function Optimization method based on bacterial colony chemotaxis[J]. Journal of Circuits and Systems, 2005, 10(1): 58-63(in Chinese).
- [14] 曹黎侠,张建科. 细菌趋药性算法理论及应用研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(1): 44-46.
Cao Lixia, Zhang Jianke. Development on bacterial chemotaxis optimization theory and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(1): 44-46(in Chinese).
- [15] Coelho L D S, Sierakowski C A. Bacteria colony approaches with variable velocity applied to path optimization of mobile robots [C]. Proceedings of 18th International Congress of Mechanical Engineering. Ouro Preto, Brazil. 2005, 297-304.
- [16] 赵志刚,缪凯,吕慧显. RBF神经网络的混合结构优化算法[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(4): 650-656.
Zhao Zhigang, Miao Kai, Lü Huixian. Hybrid Structure optimization algorithm of radial basis function neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(4): 650-656(in Chinese).
- [17] 黄伟,张建华,张聪. 基于细菌群体趋药性算法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(7): 29-33.
Huang Wei, Zhang Jianhua, Zhang Cong. Reactive power optimization in power system based on bacterial colony chemotaxis algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(7): 29-33(in Chinese).
- [18] 穆雪峰,姚卫星,余雄庆. 多学科设计优化中常用代理模型的研究[J]. 计算力学学报, 2005, 22(5): 608-612.
Mu Xuefeng, Yao Weixing, Yu Xiongqing. A survey of surrogate models used in MDO[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2005, 22(5): 608-612(in Chinese).
- [19] Jouhaud J C, Sagaut P, Montagnac M. A surrogate-model based multidisciplinary shape optimization method with application to a 2D subsonic airfoil[J]. Computers & Fluids, 2007, 36(3): 520-529.
- [20] Rikards R, Abramovich H, Auzins J. Surrogate models for optimum design of stiffened composite shells[J]. Composite Structures, 2004, (63): 243-251.
- [21] Niu B, Zhu Y L, He X X. An improved particle swarm optimization based on bacterial chemotaxis[C]. Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, 2006, 6: 3193-3197.
- [22] 张顶学,关治洪,刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(20): 13-15.
Zhang Dingxue, Guan Zhihong, Liu Xinzhi. RBF neural network algorithm based on PSO algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(20): 13-15(in Chinese).



寇蔚

收稿日期: 2008-01-10。

作者简介:

寇蔚(1977—),男,博士,研究方向为传热问题、红外故障诊断智能算法等, remington_kw@hotmail.com;

孙丰瑞(1939—),男,教授,博士生导师,研究方向为现代热力学、有限时间热力学、传热传质、热力系统故障诊断等;

杨立(1962—),男,教授,博士生导师,研究方向为传热传质热流体力学、热物理量测技术和设备红外诊断等。

(责任编辑 车德竟)