

文章编号: 1001-0920(2009)09-1288-06

## 生存模糊自适应的蚁群算法及收敛性

薛 晗, 李 迅, 马宏绪

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

**摘 要:** 首次将多元生存分析引入进化算法, 设计了一种生存自适应的蚁群算法. 对蚁群算法收敛过程建立生存模型, 用 Kaplan-Meier 法计算生存时间估计值和生存函数曲线, 以算法各参数作为生存时间的协变量, 用 COX 比例危险率回归模型来定量分析其相互依赖关系, 分析了种群大小对早熟收敛的影响. 根据个体适应度和种群多样性对剩余生存时间进行模糊控制, 实现种群规模的自适应调控. 数值实例验证了算法的有效性、稳定性及准确性.

**关键词:** 蚁群算法; 生存分析; 模糊自适应; COX 回归模型; Kaplan-Meier 法

**中图分类号:** TP387; O221

**文献标识码:** A

## Ant colony algorithm with fuzzy adaptive survival and its convergence

XUE Han, LI Xun, MA Hong-xu

(College of Electromechanical Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China. Correspondent: XUE Han, E-mail: xdxsdxs@gmail.com)

**Abstract:** Multivariate survival analysis is introduced into evolutionary algorithm for the first time. And an ant colony optimization algorithm with fuzzy adaptive survival time (FASTACO) is proposed. Parametric survival model with concomitant variables is built for the convergence process of ACO algorithm. Kaplan-Meier method is used to compute the estimated survival time and survival function curve. Parameters of the algorithm are regarded as the concomitant variables of survival time, and COX regression model is used to compute their dependence relationship. The influence of population size to the premature convergence is analyzed. The increment of remaining life time is automatically tuned by a fuzzy controller according to the fitness of ant and population variety, which realizes population size adaptation in the evolutionary process. A numerical example shows the effectiveness, stability and accuracy of the proposed algorithm.

**Key words:** Ant colony algorithm; Survival analysis; Fuzzy adaptive; COX regression model; Kaplan-Meier method

### 1 引 言

生存分析作为统计分支,已广泛应用于生物医学、工业可靠性、社会科学、金融和保险精算学等方面.生存分析方法有非参数法、半参数模型和预后分析<sup>[1,2]</sup>,处理包括生存时间以及与其相关因素的生存数据,可充分利用含有删失数据一类资料等不完全信息对生存时间的分布特征进行描述,对影响生存时间的主要因素进行分析.生存时间是指从某个标准时点起至死亡止的存活时间.此类资料的生存时间变量多不服从正态分布,且常含有删失值,不适用于用传统的数据分析方法(如  $t$  检验或线性回归)进

行分析.在时间较长的情况下,认为生存模型中随机变量寿命  $T$  服从均匀分布是不合适的,而指数分布的危险率为常数,多用于无生命物体的生存模型,与均匀分布类似,也不适用于描述长时段的生存模型.根据不同的研究目的和资料类型,可采用不同的分析方法,如寿命表, Kaplan-Meier 法, Cox 回归模型<sup>[3,4]</sup>等方法进行分析.

蚁群算法是 Dorigo 等<sup>[5-9]</sup>提出的一种模拟自然界蚁群行为的进化算法.在蚁群算法中种群大小是产生种群多样性的关键因素,对求解速度、解的质量、计算可靠性等都有直接的影响.本文为蚁群算法

收稿日期: 2008-10-30; 修回日期: 2008-12-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60475035); 国家 863 计划项目(2007AA041603); 湖南省科学技术厅重大科技专项计划项目(2007FJ1806).

作者简介: 薛晗(1982—),女,福建厦门人,博士生,从事智能控制的研究; 马宏绪(1966—),男,陕西宝鸡人,教授,博士生导师,从事无人机、仿人机器人等研究.

的收敛过程建立了生存模型,通过进行 Kaplan-Meier 生存分析,求解 COX 比例危险率回归模型.运用了数据统计分析软件 SPSS(Statistical package for social science)<sup>[10-12]</sup>,分析了种群大小对早熟收敛的影响.首次将多元生存分析引入进化算法,将生存模型、模糊控制与蚁群算法相结合,设计了一种生存模糊自适应的蚁群算法,实现对种群规模的模糊自适应调控.实验结果验证了该方法优于传统蚁群算法.

## 2 生存模型

### 2.1 生存模型

算法收敛所需的迭代次数表示蚂蚁存活的时间和种群的进化代数,将其定义为寿命.寿命含协变量的参数生存模型为

$$S(t; x) = \Pr(T > t). \tag{1}$$

其中:  $x$  为协变量,表示对寿命起影响的其他系统性因素;寿命  $T$  的分布函数为

$$F(t) = \Pr(T \leq t) = 1 - S(t), \tag{2}$$

$T$  的概率密度函数为

$$f(t) = \frac{d}{dt} F(t) = - \frac{d}{dt} S(t), t \geq 0. \tag{3}$$

在生存到时刻  $t$  的条件下,时刻  $t$  的瞬间死亡密度为

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = - \frac{S'(t)}{S(t)} = - \frac{d}{dt} \ln S(t). \tag{4}$$

若蚂蚁已生存到时间  $t$ ,在时间段  $n$  后仍生存的概率为

$${}_n p_t = \Pr[T > t + n | T > t] = \frac{S(t+n)}{S(t)}. \tag{5}$$

年龄为  $t$  的蚂蚁的寿命属于区间  $[t_1, t_2]$  的双截尾生存分布函数为

$$\begin{aligned} S(t | t_1 < T < t_2) &= \\ \Pr(T > t | t_1 < T < t_2) &= \\ \frac{S(t) - S(t_2)}{S(t_1) - S(t_2)}. \end{aligned} \tag{6}$$

蚂蚁在年龄区间  $(t, t + n]$  上死亡率的条件度量,称为中心死亡率,定义为在此区间上危险率函数的加权平均值,即

$${}_n m_t = \frac{\int_0^n S(t+x) (t+x) dx}{\int_0^n S(t+x) dx}. \tag{7}$$

### 2.2 Kaplan-Meier 生存分析

Kaplan-Meier 生存分析在对应于每一实际观察事件时点上,作生存率的评价,用于估计某研究因素不同水平的中位生存时间,比较该研究因素不同水平的生存时间有无差异,控制一分层因素后对研究因素不同水平的生存时间比较(此时将按分层因素

的不同水平对研究因素对于生存时间的影响分别进行分析).以经典测试函数 Rastrigin 函数  $f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$  为例,用统计软件 SPSS 对蚁群算法的收敛时间进行生存分析.表 1 为生存时间估计,图 1 为生存函数曲线.表 1 中:Mean 为生存时间的算术均数;Median 为中位生存时间,即生存率为 50% 所对应的生存时间;CI 为可信区间.

表 1 生存时间估计表

	m	20	25	30	35
mean	Estimate	55.880	45.900	37.900	41.540
	Std. Error	1.762	1.609	1.270	1.239
	95 % CI Lower	52.426	42.746	35.411	39.111
	95 % CI Upper	59.334	49.054	40.389	43.969
median	Estimate	52.000	44.000	36.000	41.000
	Std. Error	1.414	1.514	1.061	2.020
	95 % CI Lower	49.228	41.033	33.921	37.040
	95 % CI Upper	54.772	46.967	38.079	44.960

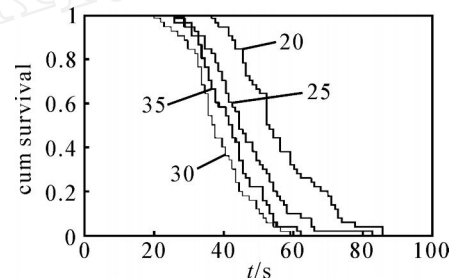


图 1 生存函数曲线

由表 1 和图 1 可见,蚂蚁规模从 20 增加至 25 和 30,算法的搜索稳定性和全局性得到提高,生存时间减少,即收敛所需迭代次数减少.但继续增大蚂蚁规模,从 30 增加至 35,对于算法性能的改善不是特别明显,生存时间增加,即收敛所需迭代次数增加.

蚂蚁种群规模大,能提高全局搜索能力和算法稳定性,多样性较好;但蚂蚁数目过多会使大量曾被搜索过的路径上的信息量变化值趋于平均,信息正反馈作用减弱,尽管加强了全局搜索的随机性,但收敛速度减慢,计算复杂度大,效率低.反之,当种群规模过小、待处理问题的规模较大时,会使那些从未被搜索过的路径上的信息素浓度接近于 0,减弱了全局搜索的随机性,尽管加快了收敛速度,但降低了算法稳定性,易出现过早停滞.

### 2.3 Cox Regression 比例危险率

以上两种生存分析方法能够研究一或两个因素对生存时间的影响,当影响因素有多个时,需要运用 Cox Regression 过程,这是一种专门用于生存时间的多变量分析的统计方法.Cox Regression 过程主

要用于描述多个变量对生存时间的影响. 此时可控制一个或几个因素, 考察其他因素对生存时间的影响, 及各因素之间的交互作用. 可将寿命看成响应变量, 将协变量看成回归自变量, 确定寿命对协变量的依赖关系是一个回归分析问题.

该方法需要建立生存时间随危险因素变化的回归模型, 但危险率模式往往难以估计, 不宜采用非参数或参数模型方法, 而采用 Cox 回归模型. Cox 模型估计各参数但又不依赖特定分布的假设, 为半参数回归模型, 此时危险率形式如下:

$$\lambda(t|X) = \lambda_0(t)g(x, \beta) = \lambda_0(t)e^{\beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_nx_n} \quad (8)$$

其中:  $\lambda_0(t)$  为基准危险率,  $\beta$  为回归系数,  $X$  为协变量. 令  $S_0(t) = \exp(-\int_0^t \lambda_0(u)du)$ , 则寿命的生存函数为

$$S(t|X) = (S_0(t))^{g(x, \beta)} \quad (9)$$

以蚁群算法参数启发式因子, 信息素挥发因子和连续自变量离散化等级  $N$  作为协变量, 运用统计软件 SPSS 进行 Cox 回归分析, 计算结果如表 2 ~ 表 4 所示.

表 2 进入方程的统计量

	SE	Wald	df	Sig.	e	95% CI for e	
						Lower	Upper
$N$	-0.055	0.027	4.291	1	0.038	0.946	0.898 0.997
	-6.256	0.314	396.356	1	0.000	0.002	0.001 0.004
	0.693	0.541	1.644	1	0.200	2.000	0.693 5.772

表 3 回归相关系数矩阵

$N$	
$N$	1
	0.33 1
	-0.49 -0.31 1

表 4 各协变量均值

$N$
8.011 1.267 0.200

计算结果表明, 具有显著性意义. 的回归系数为 0.693, 相对危险率为 2.000. 说明 变量取值越大, 生存时间越短, 即收敛所需迭代次数越少. 较大时, 那些从未被搜索到的路径上的信息素量较快地接近 0, 以前搜索过的路径被再次选择的可能性过大, 收敛速度提高, 但影响了随机性能和全局搜索能力.

的回归系数为 -6.256, 相对危险率为 0.002. 说明 变量取值越大, 生存时间越短, 收敛所需迭代

次数越少. 反映蚂蚁运动过程中所积累的信息量在指导蚁群搜索中的相对重要程度, 其值越大, 相当于给予信息素在蚂蚁搜索过程中的重要性以充分的重视, 则将导致局部最优路径上的正反馈作用较强, 蚂蚁选择以前走过路径的可能性就越大, 搜索的随机性减弱, 收敛速度提高.

$N$  的回归系数为 -0.055, 相对危险率为 0.946. 说明  $N$  变量取值越大, 生存时间越长, 即收敛所需迭代次数越多.  $N$  越大, 计算精度越高, 但计算代价也越大.

### 3 种群大小对早熟收敛的影响

算法早熟收敛的一个直接原因是种群多样性的丧失. 令  $m$  为种群大小,  $n$  为自变量的维数, 在连续域上将每一分量离散均分成  $N$  等份,  $S$  为状态空间,  $x_i \in S(1 \leq i \leq m)$  表示第  $i$  个解个体,  $x_{ij} (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$  表示  $x_i$  的第  $j$  个分量,  $S^n = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})(x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}) \dots (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn})$  为种群空间. 则种群  $X$  可表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

若每个解的某个分量取相同值, 则在矩阵中对应元素全同的列值. 根据蚁群算法的状态转移规则, 每只蚂蚁按照以下选择概率确定第  $i$  个分量在第  $j$  个子区间:

$$p_{ij} = \frac{(\tau_{ij}(t))^{r_i}}{\sum_{r \in S_i} (\tau_{ir}(t))^{r_i}}, \quad 1 \leq j \leq N. \quad (11)$$

其中:  $\tau_{ij}(t)$  为第  $t$  次迭代中第  $i-1$  个分量到第  $i$  个分量的第  $j$  个子区间路径上的信息素浓度,  $S_i$  为与分量  $i$  相连的位置集合,  $r_i$  为启发式因子.

所有蚂蚁选择第  $i$  分量的同一个子区间  $j$  的概率为

$$P_{ij} = (p_{ij})^m.$$

由于  $0 < p_{ij} < 1$ ,  $P_{ij}$  随种群大小  $m$  的增大而降低, 从而提高了种群的多样性, 避免算法早熟收敛.

### 4 模糊自适应的种群规模动态控制

针对不同规划问题需要反复实验, 确定相应合适的种群规模, 这样较为繁琐. 将模糊逻辑应用于控制蚁群算法的种群大小, 动态控制种群规模, 使得适应度高的解个体具有更长的寿命, 并加速了解的淘汰, 实现种群规模的自适应调控. 同时为避免早收敛, 并都只在其寿命期限内存活, 算法不会陷入局部最优点, 出现早熟现象. 模糊自适应控制使算法同时具备小种群的计算效率和大种群的搜索能力, 具有

较好的环境适应性.

### 4.1 模糊控制器的输入输出

为避免优秀解过早丢失, 在每代进化过程中计算个体的剩余生存时间(RLT). 模糊控制器的输入为蚂蚁的适应度和种群的多样性, 输出为蚂蚁剩余生存时间的修正量. 本文采用描述熵来量化表示解群的多样性.

**定义 1** 设第  $t$  代解群有  $Q$  个子集:  $S^1, S^2, \dots, S^Q$ , 各子集包含的个体数目记为  $|S^1|, |S^2|, \dots, |S^Q|$ ,  $A^t$  为第  $t$  代解群的集合,  $N^t$  为第  $t$  代种群中的个体数目, 且对于  $\forall p, q \in \{1, 2, \dots, Q\}$ , 有

$$S^p \cap S^q = \emptyset, \bigcup_{i=1}^Q S^i = A^t,$$

则第  $t$  代解群的熵定义为

$$E^t = - \sum_{j=1}^Q \frac{|S^j|}{N^t} \lg\left(\frac{|S^j|}{N^t}\right). \quad (12)$$

初始时解群的熵较大, 而当熵很小时, 解群接近收敛. 用下式作为解群多样性的度量:

$$D^t = E^t / \lg N^t. \quad (13)$$

当解群里的所有个体均相同时,  $D$  取最小值  $D^t_{\min} = 0$ ; 当  $Q = N^t$  时,  $D$  取最大值  $D^t_{\max} = 1$ .

每只蚂蚁适应度由目标函数、蚂蚁年龄、随机扰动 3 个因素决定, 为

$$\text{Fitness}^i = f^i + \text{Age}^i + \text{Chance}^i. \quad (14)$$

其中:  $f^i$ ,  $\text{Age}^i$ ,  $\text{Chance}^i$  分别为控制各因素在生存中的相对重要性的常量因子;  $f^i$  为蚂蚁  $i$  在时刻  $t$  搜索求取的解的目标函数值;  $\text{Age}^i$  为蚂蚁  $i$  从初始到时刻  $t$  经历的搜索迭代数;  $\text{Chance}^i$  为在区间  $[0, 1]$  上的随机数, 代表蚂蚁  $i$  在生存中的运气. 适应度的度量计算如下:

$$f^i = \frac{\text{Fitness}^i - \text{Fit}^t_{\min}}{\text{Fit}^t_{\max} - \text{Fit}^t_{\min}}, \quad (15)$$

其中  $\text{Fit}^t_{\max}$  和  $\text{Fit}^t_{\min}$  分别为第  $t$  次迭代中所有蚂蚁的最大适应度和最小适应度.

选用模糊化语言变量 {Very low (VL), Low (L), Middle (M), High (H), Very high (VH)} 作为蚂蚁适应度和种群多样性的语言值. 适应度  $f^i$  与种群多样性  $D^t$  的模糊语言值的三角形隶属函数如图 2 所示.

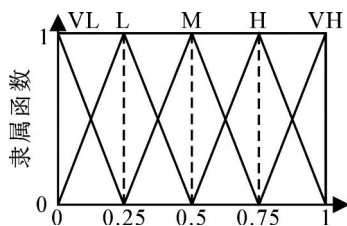


图 2 适应度和种群多样性的隶属函数

输出量蚂蚁剩余生存时间修正量的模糊语言值为 {Negative high (NH), Negative medium (NM), No change (NC), Positive medium (PM), Positive high (PH)}, 其三角形隶属函数如图 3 所示.

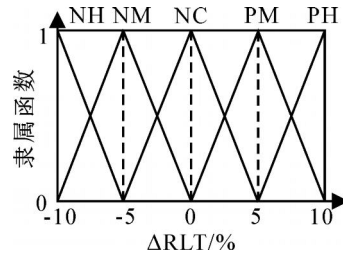


图 3 蚂蚁剩余生存时间修正量语言变量的隶属函数

### 4.2 模糊控制规则的建立

模糊控制器的规则基建立的原则是将蚂蚁剩余生存时间修正量看作蚂蚁适应度和种群多样性的函数. 适应度高的蚂蚁将具有更长的寿命, 将在更多的进化代数中存活, 有更多机会将优秀的解遗传给后续搜索; 同时避免早熟收敛, 保持种群多样性, 防止个别具有高适应度的个体得不到发展而导致整个种群出现同一现象, 造成算法陷入局部最优点. 由此得出由 25 条规则组成的模糊控制表, 如表 5 所示.

表 5 模糊控制规则表

RLT <sub>i</sub>	f				
	VL	L	M	H	VH
VL	NH	NH	NM	NM	NC
L	NH	NM	NM	NC	PM
M	NM	NM	NC	PM	PM
H	NM	NC	PM	PM	PH
VH	NC	PM	PM	PH	PH

### 4.3 模糊推理与解模糊化

模糊控制器根据由表 1 建立的模糊关系, 采用重心法作为模糊推理的合成算法, 即输出变量的精确值通过寻找输出模糊变量隶属函数的重心来计算得出. 这种方法的优点是结构清晰、运算简单.

### 5 数值实例

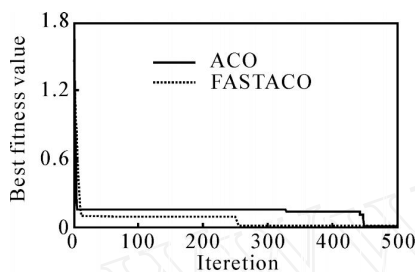
为了测试本文算法的性能, 实验选用 4 个常用于优化算法比较的基准函数, 对算法的寻优性能进

表 6 用于测试改进算法的基准函数

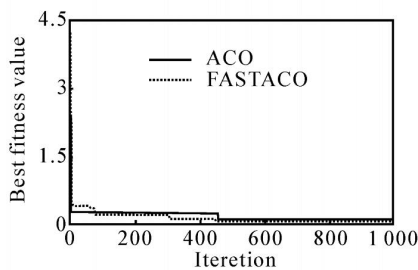
Function	Ranges	$f^*$
$f_1(x) = \prod_{i=1}^n x_i^2$	$(-100, 100)^n$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	$(-2, 048, 2, 048)^n$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2x_i) + 10)$	$(-5, 12, 5, 12)^n$	0
$f_4(x) = 0.5 + \frac{\sin^2(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$	$(-10, 10)^2$	0

表7 函数寻优结果

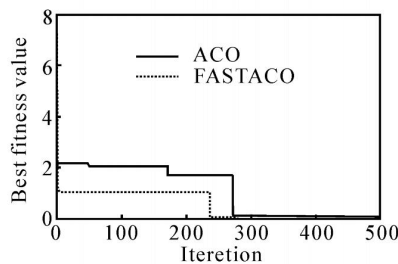
Dim	$G_{\max}$	ACO				FASTACO				
		$N_g$	Fit	Dev	$T_{\text{conv}}$	$N_g$	Fit	Dev	$T_{\text{conv}}$	
Sphere	10	1000	439	3.89E-5	6.27E-05	0.480	258	2.24E-7	6.15E-7	0.427
	20	2000	808	6.65E-4	1.78E-03	0.902	597	1.81E-5	2.44E-5	0.811
	30	3000	1306	1.68E-3	4.19E-03	1.378	1085	5.53E-4	1.58E-3	1.246
Rosenbrock	10	1000	419	19.832	23.742	0.442	413	8.556	10.342	0.437
	20	2000	1506	32.139	36.705	1.609	1479	15.793	19.492	1.588
	30	3000	2380	40.302	52.901	2.531	2256	21.841	27.889	2.524
Rastrigin	10	1000	273	6.047	3.149	0.290	241	4.331	2.739	0.278
	20	2000	1344	24.321	10.103	1.415	1215	13.564	4.073	1.397
	30	3000	2576	48.457	17.345	2.658	2309	22.103	6.589	2.347
Schaffer	2	1000	325	3.2E-3	6.5E-3	0.339	176	3.2E-3	5.9E-3	0.312



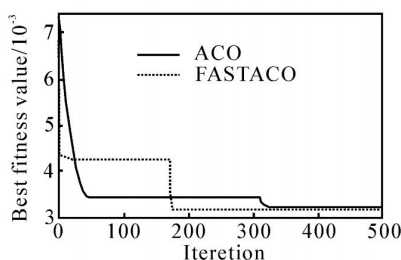
(a) Sphere函数



(b) Rosenbrock函数



(c) Rastrigin函数



(d) Schaffer函数

图4 函数平均收敛曲线

进行测试,并与标准 ACO 算法作比较.各函数形式、搜索范围和理论极值见表 6.  $f_1$  为 Sphere 函数;  $f_2$  为 Rosenbrock 函数;  $f_3$  为 Rastrigin 函数,是一个多峰函数,有很多正弦凸起的局部极小点;  $f_4$  为 Schaffer 函数,是一个具有强烈振荡的多峰函数,具有一个全局极大点.

寻优结果如表 7 所示,比较了两种算法收敛到最优解的平均迭代次数  $N_g$ ,评价目标函数的平均适应度 Fit 以及标准方差 Dev.表 7 中:Dim 为测试问题的维数,  $G_{\max}$  为最大迭代次数,Fit 为平均适应度,Dev 为标准方差,  $N_g$  为收敛迭代次数,  $T_{\text{conv}}$  为运行时间.为避免一次运行结果的偶然性,将程序运行 30 次,表中为平均值.计算机工作环境为 Intel Pentium Dual T2370 1.73 GHz,内存为 1.00 GB.

从表 7 可以看出,与标准 ACO 相比,FASTACO 找到最优解时所需的迭代次数少、收敛速度快的优势较为明显,这表明 FASTACO 能节约大量的计算时间.FASTACO 收敛到的最优解优于 ACO,说明它具有较强的全局寻优能力,不易陷于局部最优点.

将两算法各运行 30 次,得到平均收敛曲线并进行比较如图 4 所示.相比 ACO,FASTACO 的寻优速度更快,最终的寻优结果的精度更高.FASTACO 算法对 4 个测试函数均有较高的寻优成功率,算法可靠性显著提高.同时对强欺骗性问题  $f_4$ ,FASTACO 也比 ACO 有更大几率找到全局最优点.综上,数值实例验证了算法的可行性和有效性.

## 6 结 论

本文设计了一种生存模糊自适应的蚁群算法,通过数值实例验证了算法的有效性、稳定性及准确性,促进了群集智能进化计算的理论与方法.

## 参考文献(References)

- [1] Bastos L S, Gamerman D. Dynamic survival models with spatial frailty[J]. *Lifetime Data Analysis*, 2006, 17(4): 441-460.
- [2] Klein J P. Moeschberger M L. *Survival analysis*[M]. New York:Spring-Verlag, 2003.
- [3] Aris Perperoglou, Saskia Cessie, Hans C. A fast routine for fitting cox models with time varying effects of the covariates[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, 8(1): 154-161.
- [4] Cox D R. Regression models and life-tables[J]. *J of Royal Statistical Society*, 1972, 10(3): 187-220.
- [5] Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]. *Proc 1st European Conf on Artificial Life*. France, 1992.
- [6] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1996, 26(1): 29-41.
- [7] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colonies for the traveling salesman problem[J]. *BioSystems*, 1997, 109(1): 73-81.
- [8] Marco Dorigo, Luca Maria Gambardella. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53-66.
- [9] Marco Dorigo, Thomas Stützle. *Ant colony optimization*[M]. London: The MIT Press, 2004.
- [10] Koehler A B. Time series analysis and forecasting with applications of SAS and SPSS[J]. *Int J of Forecasting*, 2001, 43(2): 301-302.
- [11] SPSS Inc. *SPSS regression models TM 10.0*[M]. Chicago: SPSS Inc, 1999.
- [12] SPSS Inc. *SPSS base 10.0 user's guide*[M]. Chicago: SPSS Inc, 1999: 431-434.
- (上接第 1287 页)
- [38] Meeker W Q, Escobar L A, Chan V. Using accelerated tests to predict service life in highly variable environments [C]. *Service Life Prediction: Methodologies and Metrologies*. Washington: American Chemical Society, 2001.
- [39] 张永强, 刘琦, 周经伦. 基于性能退化数据的可靠性评定方法研究[J]. *飞行器测控学报*, 2005, 24(5): 54-58.  
(Zhang Y Q, Liu Q, Zhou J L. Reliability evaluation based on performance degradation data [J]. *J of Spacecraft TT & C Technology*, 2005, 24(5): 54-58.)
- [40] 张永强, 刘琦, 周经伦. 小子样条件下基于 Normal-Poisson 过程的性能可靠性评定[J]. *国防科技大学学报*, 2006, 28(3): 128-132.  
(Zhang Y Q, Liu Q, Zhou J L. Reliability evaluation based on normal-poisson process on condition of small sampling test[J]. *J of National University of Defense Technology*, 2006, 28(3): 128-132.)
- [41] 冯静. 小子样复杂系统可靠性信息融合方法与应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.  
(Feng J. Research on methods and applications of reliability information fusion for complex system with small sample test [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2004.)
- [42] Nagi Z G, Mark A L, Rong L, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: A Bayesian approach[J]. *IIE Trans on Reliability*, 2005, 37(6): 543-557.
- [43] Chinnam R B. On-line reliability estimation of individual components, using degradation signals[J]. *IEEE Trans on Reliability*, 1999, 48(4): 403-412.
- [44] Chinnam Ratna Babu, Mohan Pankaj. Online reliability estimation of physical systems using neural networks and wavelets[J]. *Int J of Smart Engineering System Design*, 2002, 4(4): 253-264.
- [45] Lu Huitian, Kolarik William J, Lu S S. Real-time performance reliability prediction[J]. *IEEE Trans on Reliability*, 2001, 50(4): 353-357.
- [46] Gebraeel N. Sensory-based degradation models for components with exponential degradation patterns[J]. *IEEE Trans on Automation Science and Engineering*, 2006, 3(4): 382-393.
- [47] Nagi Gebraeel, Mark Lawley, Liu R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: A neural network approach[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2004, 51(3): 694-700.
- [48] Nagi Z G, Mark A L. A neural network degradation model for computing and updating residual life distributions[J]. *IEEE Trans on Automations Science and Engineering*, 2008, 5(1): 154-163.
- [49] 徐正国, 周东华. 基于马尔可夫链蒙特卡罗的实时可靠性预测方法研究[J]. *机械强度*, 2007, 29(5): 765-768.  
(Xu Z G, Zhou D H. Real-time reliability prediction method based on Markov chain monte carlo [J]. *J of Mechanical Strength*, 2007, 29(5): 765-768.)
- [50] Xu Z G, Ji Y D, Zhou D H. Real-time reliability prediction for a dynamic system based on the hidden degradation process identification[J]. *IEEE Trans on Reliability*, 2008, 57(2): 230-242.)
- [51] 赵熠, 董豆豆, 周经伦, 等. 基于贝叶斯方法的退化失效型产品实时可靠性评估[J]. *国防科技大学学报*, 2007, 29(6): 116-120.  
(Zhao Z, Dong D D, Zhou J L, et al. Real-time reliability evaluation for degradation failure product based on Bayesian method[J]. *J of National University of Defense Technology*, 2007, 29(6): 116-120.)