基于证据理论决策的蚁群优化算法

姜学鹏,洪 贝,曹耀钦
(第二炮兵工程学院,陕西 西安 710025)

摘 要:针对基本蚁群算法中存在的早熟现象,提出了基于证据理论的搜索方法。该方法在每个蚂蚁遍历到某节点时就进行信息融合,并将融合结果动态更新该节点的信息素,使得在蚂蚁个体寻优过程中隔代强化了,并在随机搜索过程中呈现自组织特性,蚂蚁个体利用各自的遍历信息不断加强优秀可行解的权重,从而有效地降低了搜索空间,提高了搜索效率。仿真结果显示,该方法在有无先验知识的情况下,都能在解空间的全局寻优时具有良好的收敛性和鲁棒性。

关键词:证据理论;蚁群优化算法;TSP问题
中图分类号:TP301.6 **文献标识码**:A **文章编号**:1673-629X(2009)08-0120-04

Ant Colony Optimal Algorithms Based on Evidence Theory

JIANG Xue-peng, HONG Bei, CAO Yao-qin
(The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: An effective method based on the theory of evidence is put forth to improve the searching performance of basic ant colony algorithms. Aiming at the stagnation phenomenon, a way of interval strengthening is applied, thus the new method has a good ability of finding new solution. Meanwhile, weight analysis is adopted to adjust the diversion probability and is applied by each agent to strengthen those durable solutions, which makes the stochastic searching process of the modified algorithms appear self-organizing characteristics and reduce the hunting sphere largely and improve the searching efficiency. The results of experiment show that the proposed method, with or without any prior distribution knowledge of diversion probability, has favorable convergence and robustness in finding the optimal solution.

Key word: evidence theory; ant colony optimal algorithms; TSP problem

0 引 言

蚁群算法(ant colony algorithm)是由意大利学者Colorni等人与20世纪90年代初期通过模拟自然界中的蚂蚁集体寻径的行为而提出的一种基于种群的启发式仿生进化算法。该算法可以用于解决许多组合优化问题,只要能用一个图表来阐述将要解决的问题,并定义一种正反馈过程(如TSP问题中的残留信息),问题结构本身能提供解题用的启发式信息(如TSP问题中城市间的距离),能够建立一种约束机制(如TSP问题中已访问城市的距离)。相对于一些发展已经比较完备的算法(比如GA、GP、ES),蚁群算法的优点在于:正反馈,从而能迅速找到好的解决方法;分布式计算可以避免过早收敛;强启发能在早期的寻优中迅速找到合适的解决方案。

虽然蚁群算法有许多优点,但也存在一些不足:难以在收敛速度和防止早熟这两者之间找到合适的平衡点。若过分强调不同路径上的信息素密度的差异虽然能加快收敛速度但很容易导致停滞现象,从而妨碍对解空间作进一步搜索以发现更优解,而弱化这种差异又会使整个算法的收敛性变差,可见,通过刷新信息素,合理地强化不同路径间的差异是影响算法性能的重要因素之一。文献[1]提出了基于贝叶斯决策的优化算法,利用贝叶斯决策理论中的后验分析技术作为刷新信息素的基本准则,在一般情况下能很好地解决收敛速度和防止早熟这两者的矛盾[2,3]。

在未知时,贝叶斯决策论必须按照等量进行概率分配,称为无差别原理。当只有两种可能性时,无差别原理就会发生极端情况。例如"地球之外是否有生命"这一命题,在现有科学条件和知识的情况下,两种可能的概率都应该很小,如果应用主观贝叶斯则会得出两种可能各占50%之和为1的结论,实际上是两种之和根本不可能等于1。这种情况下,基于贝叶斯决策的算法就不是优化算法了,因此文中考虑使用证据理论来解决这一问题。证据理论不仅可以实现贝叶斯决策理论所能达到的优化性能,还能解决贝叶斯理论不能

收稿日期:2008-11-21;**修回日期**:2009-02-22
基金项目:中国人民解放军科研计划项目(EP080155)
作者简介:姜学鹏(1979-),男,硕士研究生,研究方向为无线传感器网络;曹耀钦,教授,研究方向为计算机网络。

解决的不确定性问题,这已经被证据理论的提出者 A. P. Dempster 和 G. Shafer 证明了。

1 证据理论基本原理

证据理论由 Dempster 在 1967 年最初提出[4],用多值映射得出了概率的上下界,后来由 Shafer 改进推广使之成为了有限离散领域中推理的形式[5],因此称为 D-S 理论、证据推理(ER)等。证据推理因其能够很好地处理不确定信息,并具有无需先验概率、推理形式简单等优点,被广泛应用于不确定性数据的处理,取得了较好的结果。

D-S 证据理论首先定义一个空间 Θ,称为辨识框架,是由相互排斥的命题组成的有限完备集。Θ 的幂集为 2^{Θ},表示 Θ 所有子集的集合。其最基本的信息载体为基本概率指派(Basic Probability Assignment,BPA),定义如下:

定义 1:令 Θ 为识别框架,称映射 $m:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 为 Θ 上的 BPA 函数,m 满足:

(1)$0\leq m(A)\leq 1$;

(2)$m(\varnothing)=0$,$\varnothing$ 表示空集,即不可能的命题;

(3)$\sum_{A\subseteq\Theta}m(A)=1$;

$m(A)$ 表示证据对命题 A 的支持程度,如果 $A\subseteq\Theta$ 且 $m(A)>0$ 则称 A 为焦元。在证据理论中,对于命题 A 的描述采用信任区间[Bel(A),Pl(A)],Bel 和 Pl 分别称为信任函数和似真函数[5]。

证据理论的核心是 Dempster 规则,通过 Dempster 规则来融合不同信息源产生的证据,该规则是在假设信息源独立的条件下进行的。对于独立的多个证据,组合运算可以通过正交和表述如下:

$$m=m_1\oplus m_2\oplus\cdots\oplus m_n \tag{1}$$

$\oplus$ 表示组合运算。对于两个 BPA 函数 m_1,m_2,Dempster 组合规则表示如下:

$$m_1\oplus m_2(C)=\begin{cases}0, & C=\varnothing\\ \dfrac{\sum_{A\cap B=C}m_1(A)m_2(B)}{1-K}, & C\neq\varnothing\end{cases} \tag{2}$$

其中 $K=\sum_{A\cap B=\varnothing}m_1(A)m_2(B)$,表示融合过程中各证据之间冲突程度,$1-K$ 称为归一化因子,避免在组合过程中将非零的概率分配给空集。

已经证明 Dempster 组合规则满足结合律和交换律[3],即

(1) 结合律:$(m_1\oplus m_2)\oplus m_3=m_1\oplus(m_2\oplus m_3)$;

(2) 交换律:$m\oplus m_2=m_2\oplus m_1$。

这两个性质表明证据组合结果与组合顺序无关,因此在对多个 BPA 函数进行组合时,可以通过两两组合的方式进行。

2 基于证据理论决策的蚁群优化算法

在蚁群优化模型中,路由上的信息素是决定蚂蚁个体行动方向的"指南针",而信息素的增强和蒸发操作将动态地改变信息素的密度,所以,蚁群优化模型中的信息素刷新规则对整个算法的性能有着重要的影响,同时也是提高算法效率的关键因素之一[6,7];另外,不同的信息素刷新规则对应了不同的蚁群算法模型。实际上,与蚂蚁个体的当前位置直接相联的各路由上的信息素密度所形成的集合就构成了一种概率密度函数,那么,在蚂蚁的行进过程中如何动态地调整与当前位置相关的概率密度函数(即,各支路上的信息素)则是问题的关键。引言已经分析,证据理论是处理这类问题的很好工具[8,9]。

2.1 mass 函数的构造

若蚂蚁个体的当前路由或节点已经被其他的个体访问过,则用于决策的密度函数就不再符合均匀分布的概率模型了,此时可以用 DS 合成规则融合各个蚂蚁的信息素信息对当前的密度函数进行估计或调整。假设,蚂蚁个体有 3 条路由可供选择,且此 3 条路由上的被其他蚂蚁个体遗留的"信息素"密度之比为 16:48:36,则选择路径 1、路径 2 和路径 3 的概率分别为 0.16,0.48 和 0.36;如果选择后继路由 $i(i=1,2,3)$ 为前进的路径,那么当蚂蚁个体走过该路径 i 后应该对当初的决策作出评价(此评价结果就是后面提到的权重值,并将根据此评价结果更新所选路由上的"信息素密度")。

对 N 个路由节点,其对应为:$A_1,A_2,\cdots,A_N$,从而组成识别框架 $\Theta=\{A_1,A_2,\cdots,A_N\}$,显然其子集 $\{A_1\},\{A_2\},\cdots,\{A_N\}$ 是所需关心的。考虑到各个路由节点每被一只蚂蚁访问一次,就会产生一个证据,假设已被 n 次访问,就会产生 n 个证据,表示为证据集 $E=\{e_1,e_2,\cdots,e_n\}$。e_i 表示第 i 次访问时产生的证据,$Re_{i,k}$ 表示第 k 个节点第 i 只蚂蚁的信息素强度,$m_{i,k}$ 表示访问过第 k 个节点的第 i 只蚂蚁 A_i 留下的信息素强度对应 BPA 值。对于识别框架,信息素越大,则相应的 BPA 值应该越大,计算方法如下:

$$\begin{aligned}&m_{i,k}=\frac{Re_{i,k}}{\sum_{j=1}^{N}Re_{j,k}},i=1,2,\cdots,N\\&M_{\Theta,k}=0\\&k=1,2,\cdots,n\end{aligned} \tag{3}$$

考虑到证据是随蚂蚁访问节点顺序产生的,进行

一次访问,就会产生一个证据,因此需要考虑新产生的证据与先前的证据进行动态融合的问题,而在实际中期望的是当进行第 k 次访问时,产生证据的 m_k,只需要与前 $k-1$ 次的组合结果 $f_{k-1}(m_1,m_2,\cdots,m_{k-1})$ 进行融合,而不需要存储 $m_1,m_2,\cdots,m_{k-1}$,也就是说 $f_{k-1}(m_1,m_2,\cdots,m_{k-1})$ 包含了前面所有的信息,这就是马尔科夫条件,具体定义如下:

定义2(马尔科夫条件):假设 $m_i,i=1,2,\cdots,n$ 是定义在识别框架 Θ 上 t_i 时刻的BPA函数,$t_i>t_{i-1},i=2,\cdots,n$,$f_n(m_1,m_2,\cdots,m_n)$ 是组合 $m_1,m_2,\cdots,m_n$ 的结果,当且仅当存在函数 g(组合两个BPA为一个BPA),具有如下形式时:

$$f_n(m_1,m_2,\cdots,m_n) = g(g(\cdots g(g(m_1,m_2),m_3),\cdots m_{n-1}),m_n) \tag{4}$$

则称 f_n 描述的组合过程是马尔科夫过程,在文中的蚁群优化算法中,t_i 表示蚂蚁访问第 i 个节点的信息素。

容易证明,满足交换性与结合性的Dempster组合规则是满足马尔科夫条件的。在此条件下,令 $E_{I(i)}-\{e_1,e_2,\cdots,e_i\}$ 表示前 i 个证据的集合,$m_{j,I(i)}$ 表示 $E_{I(i)}$ 支持 A_j 的BPA值,$m_{\Theta,I(i)}$ 表示未分配的BPA值,由此根据Dempster组合规则(5),得到ER递归算法:

$$\{A_j\}:m_{j,I(i+1)} = K_{I(i+1)}m_{j,I(i)}m_{j,i+1},j=1,2,\cdots,N,i=1,2,\cdots,n-1$$

$$\{\Theta\}:m_{\Theta,I(i+1)}=0$$

$$K_{I(i+1)} = [1-\sum_{t=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\ j\neq t}}^{N}m_{t,I(i)}m_{j,i+1}]^{-1} \tag{5}$$

$$\sum_{j=1}^{N}m_{j,I(i+1)}+m_{\Theta,i+1}=1$$

2.2 权重的确定

式(3)表明,某节点的信息素越大,与之对应的BPA值也就越大,因此在决策过程中分配的权重就应该越大,由此以模型的客观精度为考察指标,定义单个预测模型重要度的概念。

定义3:模型重要度 $\sup_{j,I(i)}$,表示 i 次预测后第 j 种预测方法的重要程度,由下式确定:

$$\sup_{j,I(i)} = \frac{m_{j,I(i)}}{\sum_{j=1}^{N}m_{j,I(i)}} \tag{6}$$

显然 $0\leq\sup_{j,I(i)}\leq 1$,$\sup_{j,I(i)}$ 越大,表明该信息素越重要,且 $\sup_{j,I(i)}$ 满足:$\sum_{j=1}^{N}\sup_{j,I(i)}=1$,基于此,可以用下式来确定权重:

$$w_{i,k} = \sup_{i,I(k)} \tag{7}$$

由式(6)、(7)可见,权重的确定过程是动态更新的,即根据当前蚂蚁的信息素与先前信息素的融合来确定权重,提高了算法对新数据的适应能力,综合了多只蚂蚁决策的信息,具有很强的融合特性,是较为客观的权重分配方式,而且具有动态特性。基于这样的特性,在下一小节中提出了基于证据理论决策的蚁群优化算法。

2.3 基于证据理论决策的蚁群优化算法

Step1:输入数据。

Step2:设定蚂蚁规模 n,节点规模为 c,令 $k=1$,每个蚂蚁分别进行遍历,计算相对应的 $Re_{i,k}$,通过式(3)得到 $m_{i,k}$;

Step3:$k=1$ 时,$m_{i,I(k)}=m_{i,1}$;$k\geq 2$ 时,运用ER递归算法(10)计算 $m_{i,I(k)}$;

Step4:应用式(6)、(7)计算权值 $w_{i,k}$,得到各个蚂蚁在某路由节点的信息素融合结果 $\hat{y}_k=\sum_{i=1}^{N}w_{i,k}\varphi_{i,k}$,得出决策结果;

Step5:若 $k>n$,停止;否则,下一只蚂蚁进行遍历。

3 仿真实例

为了便于比较,这里仍以TSP问题为背景来讨论基于证据理论的改进蚁群算法相对于基本蚁群算法在搜索性能和计算效率上的改善。以9个城市的最优遍历问题为例,各城市的平面座标如表1所示。

表1 各城市平面座标/km

城市编号	x	y
1	1413.8	2184.0
2	1443.2	2977.2
3	3163.7	1479.7
4	3026.8	1810.2
5	2814.8	2710.5
6	954.6	1990.8
7	2421.1	943.0
8	1842.6	897.9
9	2978.0	589.8

分别用改进前和改进后的蚁群算法对此TSP问题进行求解,具体过程如图1所示。

改进后的蚁群系统的收敛解(总的路由长度 $L=7528.9$km)比基本蚁群系统收敛解($L=7783.4$km)更令人满意。

4 结束语

把基本蚁群算法和证据理论融合技术结合起来解决了早熟问题,实现了解空间上的全局寻优。试验结

果表明,改进后的蚁群算法在搜寻全局寻优解时具有良好的收敛性,能有效地避免基本蚁群算法中存在的"停滞"现象,克服了基本蚁群算法容易陷入局部寻优的缺点。

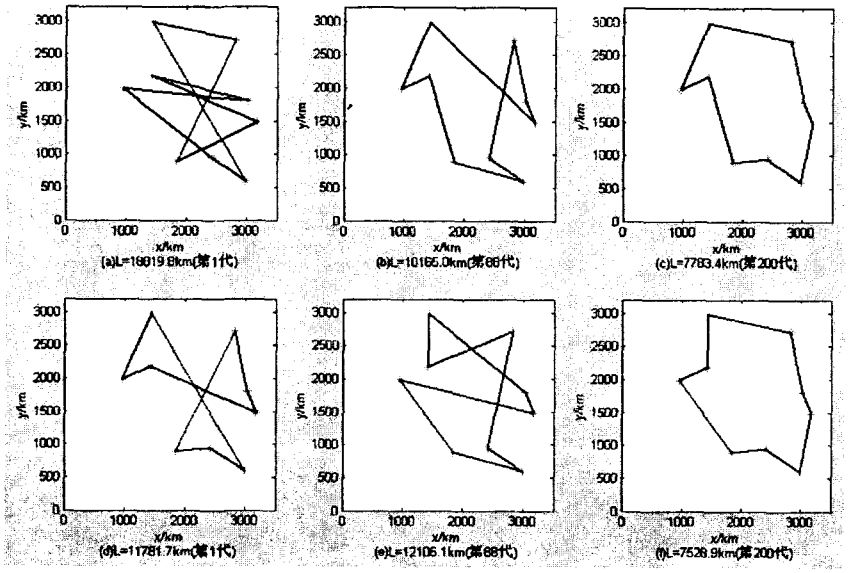

图 1　改进前后蚂蚁个体构造遍历解的演化示意图

参考文献:

[1] 王一清,宋爱国,黄惟一.基于贝叶斯决策的蚁群优化算法[J].东南大学学报:自然科学版,2005,35(4):558-562.

[2] 刘念涛,刘希玉.基于改进的启发式蚁群算法的聚类问题的研究[J].计算机技术与发展,2007,17(8):37-38.

[3] 王会颖,贾瑞玉,章义刚,等.一种求解 0-1 背包问题的快速蚁群算法[J].计算机技术与发展,2007,17(1):104-105.

[4] Dempster P A. Upper and lower probabilities induced by multivalued mappings[J]. Annals of Math, Stat,1967, 38:325-329.

[5] Shafer G A. Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton: Princeton University Press,1976.

[6] 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.

[7] 张纪会,高齐圣,徐心和.自适应蚁群算法[J].控制理论与应用,2000, 17(1):1-3.

[8] Jousselme A, Grenier D, Bosse E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion,2002 (3):237-239.

[9] Zhang Y,Kuhn L,Fromherz M. Improvements on Ant Routing for Sensor Networks[C]//In: 4th International Workshop, ANTS 2004. Brussels,Belgium:[s. n.],2004.

(上接第 119 页)

4　结束语

针对 Struts2、Spring 和 Hibernate 这三种轻量级框架的集成问题,严格按照 J2EE 三层结构,提出 S2SH 集成框架,并着重从 Struts2 与 Spring 的集成、Spring 与 Hibernate 的集成等方面,介绍框架的实现方法。S2SH 充分吸收了 Struts2、Spring 和 Hibernate 这三种框架的优势,具有很好的解耦性、维护性、扩展性和复用性,可作为许多 Java Web 应用的框架,具有良好的应用前景。

参考文献:

[1] 李　刚.Struts2 权威指—基于 WebWork 核心的 MVC 开发[M].北京:电子工业出版社,2007.

[2] 孙卫琴.精通 Struts:基于 MVC 的 Java Web 设计与开发[M].北京:电子工业出版社,2004.

[3] 刘　冰,李正凡.基于 Struts 扩展框架的 Web 应用研究[J].计算机应用,2008,28(10):2619-2621.

[4] 林信良.Spring 技术手册[M].北京:电子工业出版社,2006.

[5] 胡启敏,薛锦云,钟林辉.基于 Spring 框架的轻量级 J2EE 架构与应用[J].计算机工程与应用,2008,44(5):115-118.

[6] Walls G,Breidenbach R. Spring in Action[M].[s.l.]:Manning Publications Co.,2005.

[7] Johnson R, Hoeller J. Spring-Java/J2EE Application Frame-work Reference Documentation[EB/OL]. 2004-04. http://static. springframework. org/spring/docs/1. 1. 5/spring-ref-erence. pdf.

[8] Johnson R. Introduction to the Spring Framework[EB/OL]. 2005-05. http://www. theserverside. com/articles/ar-ticle. tss? l=SpringFramework.

[9] 符培炯,杜忠军.Spring 在实现 MVC 框架中的应用[J].计算机技术与发展,2006,16(6),236-241.

[10] 夏　昕.深入浅出 Hibernate[M].北京:电子工业出版社,2006.