第19卷 第11期
2009年11月

计算机技术与发展
COMPUTER TECHNOLOGY AND DEVELOPMENT

Vol.19 No.11
Nov. 2009

基于单源多段图方法的多目标决策算法与应用

宋 静[1],景小宁[1],赵宗涛[2]
(1.空军工程大学 工程学院,陕西 西安 710038;2.第二炮兵工程学院,陕西 西安 710025)

摘 要:单源多段图方法是解决系统规划中单目标决策问题的有效方法,但在大量的工程应用中所要解决的往往是多目标决策问题,其数学模型较为复杂,设计算法也比较困难,是研究的难点热点之一。文中提出一种基于单源多段图方法的多目标决策算法。主要做法是:将 m 个目标,分别用单源多段图方法求其最小(大)代价,而后,将多目标因素化成无量纲数,再将各种目标因素所占的权重 $\mu_1,\mu_2,\cdots\mu_m$,进行分配,最后再求其最小,从而得到结果。也就是 mincost $=\min(\mu_1 c_1+\mu_2 c_2+\cdots+\mu_m c_m)$,其中 c_i 代表第 i 个目标因素的最小代价。还设计了相应的算法,并求其复杂度 $T(n)=O(cmn)$,其中 m 为目标数,n 为多段图节点的个数,c 是计算多段图中任意节点到终点的计算量。文中给出了计算实例。经我单位在运输实际的规划计算中应用证明,比经验算法可节省代价21.3%。

关键词:多目标决策;Dijkstra算法;工程规划
中图分类号:TP301.6;C934 **文献标识码**:A **文章编号**:1673-629X(2009)11-0004-03

A Multiple Objective Decision Making Arithmetic and Application Based on Single Source Multiple Chart Method

SONG Jing[1],JING Xiao-ning[1],ZHAO Zong-tao[2]
(1.Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038,China;
2.The Second Artillery Engineering College,Xi'an 710025,China)

Abstract:The method of single source multiple chart is an effective way to solve single objective decision making problems, but the real problems we often meet in project application are multiple objective decision making, the mathematic model of which are complex, and it is difficult to design algorithm and it is also one of hot topic researched. Provides a multiple objective decision making algorithm based on single source multiple chart method. The main steps are as follows: at first use single source multiple chart method to figure out the minimal or maximal value cost of m objectives respectively, and then, transform the multiple objectives factors to infinitude data, and assign weights belonging to every objective factors, at last, calculate the minimal cost to obtain the result. That is, mincost $=\min(\mu_1 c_1+\mu_2 c_2+\cdots+\mu_m c_m)$, in which, c_i stands for the lowest cost of objective factor i. The paper also provides relevant algorithm, and calculate its complexity, which is $T(n)=O(cmn)$, inwhich, m stands for the number of objectives, n stands for the amount of multiple chart nodes, c stands for calculational amount of counting from random node to end point. An example which demonstrates how to use this method is presented. This method can save 21.3 percent cost comparing with experience method, which proved in the application of solving the transport cost in my company.

Key words:multiple objective decision making;Dijkstra algorithm;project programming

0 引 言

多目标决策问题广泛存在于理论研究和工程应用中[1],是现代决策科学的重要组成部分[2,3]。通常,人们所面临的实际决策问题包含若干个相互矛盾且不可公度的决策目标。如何在有限资源的限制下,同时使用多个目标函数达到最优[4]或找到决策者的满意解是确定多目标决策要研究的问题。文中提出一种基于单源多段图方法的多目标决策算法[5],主要思想是依据单源多段图算法,先求出每个目标因素的最小代价值[6],再根据表达重要程度的权重值进行分配计算,最后解出多目标因素的决策值。该方法简单易行,算法复杂度的阶比较低。

1 算法设计分析

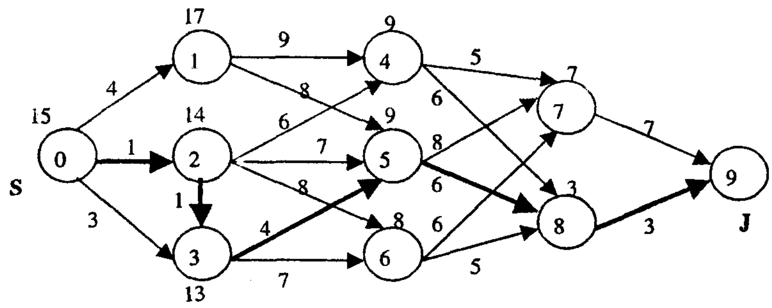
以下,讨论单源多段图方法的数学模型及在多因

收稿日期:2009-02-16;**修回日期**:2009-05-01
基金项目:第二炮兵重点科研项目(EP07140-02027)
作者简介:宋 静(1985-),女,硕士研究生,研究方向为智能信息理论;景小宁,博士,研究方向为智能信息理论;赵宗涛,博士生导师,研究方向为数据库技术。

素情况下的算法设计与分析。

1.1　单源多段图方法的分析与改进

定义 1[7]:称有向图 $G(V,E)$ 为多段决策图。其中,$V = \{V_{ij} \mid i,j$ 取整数$\}$ 为顶点,表示决策节点。$E = \{c_{lk} \mid l,k$ 取整数$\}$ 为边,表示目标代价,如图 1 所示。S 表示有向图 G 的源点,J 为终点。



(粗线为最小代价路)

图 1　多段规划图

要求解的问题是,找出从源点 S 到终点 J 的最小代价的通路。容易看出,任一节点 V_{ij} 到终点 J 最小代价路径为:

$$\mathrm{cost} = \min_{c(l,k)\in E}\{c\ (l,k) + \mathrm{cost}(i+1,j)\} \tag{1}$$

其中,$\mathrm{cost}(i,j)$ 表示某顶点 V_{ij} 到终点 J 的最小路径代价;$c(l,k)$ 为连接 V_i 到 V_{i+1} 某顶点的边;$\mathrm{cost}(i+1,j)$ 为 V_{i+1} 中某个顶点到终点的最小路径代价。

实际计算时,反复应用公式(1),从后往前可求出所有顶点的最小路径代价,最后才能计算出源点 S 到 J 的最小路径代价。也就是说,其计算程序是递归的。算法可归纳如下:

单源多段图最小路径代价算法(SSMC)

SSMC 算法

Step1 将工程规划的节点数输入;

Step2 根据路径关系将其规范化,最后形成如图 1 所示的段图;

Step3 寻找多段图倒数第二行的节点,并用公式(1)计算 $\mathrm{cost}(i,j)$,将计算结果标在所计算的 V_i 附近,如后面的实验图(2) 所示;

Step4 由后往前,逐个遍历计算 $\mathrm{cost}(i,j)$,并标出最短路径,算完否? 若未完则转 Step3,否则,Next;

Step5 输出;

Step6 End。

SSMC 算法实际上是递归的。为求得 $\mathrm{cost}(S,J)$,需算出所有的 $\mathrm{cost}(i,j)$。若节点的个数为 n 个,计算一次加和最小 min 的计算量为 c,则上述算法的复杂度为:

$$T(n) = O(cn) \tag{2}$$

常数 c 主要是计算 min,每一个节点的分支数最大有可能是 $n-1$。按 Dijkstra 算法[3],此复杂度应该是 $O(n^2)$,但在我们的工程规划中,其分支数很少,所以当成常数。称之为简化的 Dijkstra 算法。

1.2　多目标因素决策算法分析设计

定义 2:称单源多段图为多目标因素决策图,若表达代价的边可取多个数值,$c_i = c_i(d_1,d_2,\cdots,d_m)$,并且 $d_i \cap d_j = \varnothing$,其中 $d_i(i = 1,2,\cdots,m)$,表示某一目标因素的值。定义 2 中多目标决策因素在工程应用中具有很多原型,例如可表示时间、路程、风险度、可行性等。

定义 3:含有多种目标因素的决策问题,在求解中若给予多种因素设置不同的权重值[8],以表达这些因素重要的程度,$\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_m$,$\sum\mu_i = 1$,则称该类问题为带有权重比例的多目标决策问题。定义 3 是在大量的工程实践中总结出来的。也就是说,在诸多因素中比如最重要、次重要和较为一般的程度差别。这样利于突出重点和求解方法的简化。

以下分析该问题求解的方法。通常,可分为确定性、随机性、模糊性等多种方法[9]。为计算简便,提出了带有权重比例的计算方法。

其计算方法可用如下数学模型表达:

$$\mathrm{Min}_i\{\mu_1\ \mathrm{COST}_1\ (S,J),\mu_2\mathrm{COST}_2\ (S,J)\ \ ,\cdots,\mu_m\mathrm{COST}_m(S,J)\} \tag{3}$$

其中,$\mu_i(i = 1,\cdots,m)$ 为权重值,$\sum\mu_i = 1$;$\mathrm{COST}_i(S,J)$ 是在目标 $i(i = 1,\cdots,m)$ 情况下的最小代价值。

在公式(3) 中,各个 $\mathrm{COST}_i(S,J)$ 的值在通常情况下有不同的量纲,例如小时、公里等,假设经过转换可有相同的量纲,转换方法如下:

设

$$\mathrm{COST}_i(S,J) \in [C_{1i},C_{2i}]\ i = 1,\cdots m \tag{4}$$

其中 C_{1i},C_{2i} 是 $\mathrm{COST}_i(S,J)$ 可能取到的最小值,最大值。对任一个 $\mathrm{COST}_i(S,J)$ 可化成无量纲数,例如百分数。公式(3) 的计算可列成如下算法 MSMC:

MSMC 算法:

Step1 输入 SSMC 算法所需要的数值;

Step2 按 SSMC 算法来计算 $\mathrm{COST}_i(S,J)$,$i = 1,\cdots,m$;

Step3 按给定公式(3) 计算 $\mathrm{COST}_i(S,J)$,$i = 1,\cdots,m$ 的无量纲数;

Step4 按给定的权重值 $\mu_i(i = 1,\cdots,m)$ 计算 $\mu_i\mathrm{COST}_i(S,J)$;

Step5 按公式(3) 计算其最优值(最小或最大);

Step6 输出 Step4;

Step7 end。

由上述算法,m 个目标(因素)可知其复杂度为:

$$T(m,n) = O(cmn) \tag{5}$$

其中,m 代表目标因素的个数,n 是节点的个数,c 为常数。

2 算例分析

2.1 问 题

设给出图 1 的工程规划图,多段图及其节点如图所示;设给出的多因素为时间(小时),距离(公里),经费(元),耗油(升),耗水(升)等五种,具体如表 1 所示;设各因素所占的权重值如表 2 所示,是按五种因素求工程规划图中的代价最小路径。

2.2 计算各因素的最小代价及路线

为简单起见,对因素 1 在图中标出最小代价路线,如图 2 所示,其余各因素计算结果,包括最优路线的各段数值,即最小代价(如表 3 所示)。

表 1 五种因素具体数据

节点 / 因素	0	1	2	3 …
时间	4 1 3	9 8	6 7 8 1	4 7 …
距离	20 10 15	50 45	30 35 45 10	20 35 …
经费	800 900 700	400 450	500 450 400 800	700 450 …
耗油	20 10 15	40 30	30 35 40 10	25 35 …
耗水	50 30 40	100 90	70 80 90 30	50 80 …

表 2 各因素所占权重

因素	时间	距离	经费	耗油	耗水	$\sum \mu_i$
权重值(μ_i)	0.1	0.2	0.25	0.25	0.2	1

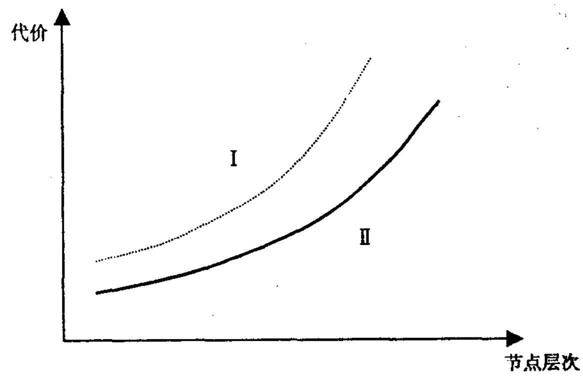
表 3 各段最小代价表

因素 / 各段 V	时间	距离	经费	耗油	耗水
V_0	1	15	800	15	40
V_1	5	20	400	25	50
V_2	6	25	450	35	65
V_3	3	15	500	15	40
$\sum$	15	75	2150	90	195

3 结 果

在我们实践的运输规划中应用上述理论算法,经统计分析,可节省经费大约 21.3%;在行军规划作业中,可节约时间大约 23.4%,具体如图 2 所示。还表明,规划中节点层次越多,节省代价越大[10]。

各目标所占权重比例 $\mu_i, i = 1,2,\cdots m$,笔者是通过专家系统来进行修正的,比较符合相关工程的实际。



注:I 代表经验代价;II 代表实践代价。

图 2 行军规划实践与经验代价比较

4 结束语

讨论了一种给予多段图方法的多目标决策算法,它具有以下特点:

● 算法简单明了,易于编程。在工程中其主要为确定节点,定义数据结构,即可输入计算机,而后,再输入各目标因素的代价,即权重值,此可列表输入。

● 常数值 c 易于定量估算。一般地说,它表示一节点与下一层次节点的连线数,可取均值,这可在执行算法 MSMC。

● 计算复杂度为多项式表达。在常数 c 确定后,整个计算量为 mn 数量级,按 Dijkstra 的算法估计,不超过 mn^2 数量级。

由此可见,所研究理论在工程规划中具有一定的应用价值。有待进一步研究的问题是权重值是根据经验给出的,这些数值需要经过不断总结经验进行修改,使其符合工程中的实际情况。

参考文献:

[1] 徐玖平,李 军. 多目标决策的理论与方法[M]. 北京:清华大学出版社,2005:96 - 100.

[2] 郑宗汉,郑晓明. 算法设计与分析[M]. 北京:清华大学出版社,2005:141 - 143.

[3] 师 凯,蔡延光. 联盟运输调度问题模型结构与算法研究[J]. 计算机技术与发展,2007,17(1):56 - 59.

[4] 胡光杰. 基于覆盖算法的煤炭供应商评测模型[J]. 计算机技术与发展,2007,17(1):6 - 8.

[5] 陈 珽. 决策分析[M]. 北京:科学出版社,1987:10 - 19.

[6] Xu Jiuping, Li Jun. A class of stochastic optimization problems with one quadratic & several linear objective fuctions and extended portfolio selection model[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2002, 146(1):99 - 113.

[7] Ben Abdelaziz F, Lang P, Nadeau R. Dominance and efficiency in multicriteria decision under uncertainty[J]. Theory and De-

(下转第 10 页)

判别模型,样本数据回代的准确率为 99.4%。可见文中所提出算法的有效性。

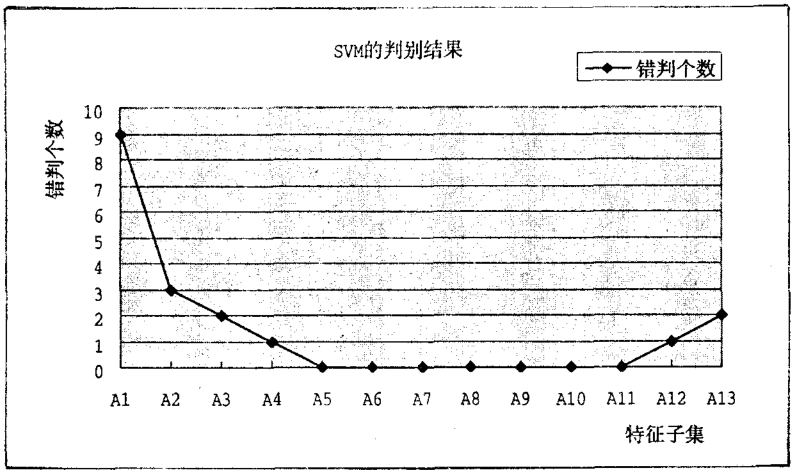


图 1 SVM 的判别结果

由以上实验结果可以得到,变量进行 Gram - Schmidt 正交化处理后的支持向量机分类模型由于消除了大量的噪声冗余信息,解决了多重共线性的问题,从而使得模型复杂度大大降低,预报准确率也有所提高。因此,基于 Gram - Schmidt 正交化的支持向量机降维方法是十分有效的。

5 结束语

SVM 是一种基于小样本学习理论的通用学习算法。在 SVM 的实际应用研究中,多元变量的共线性问题是普遍存在的。这也是 SVM 未能得到充分研究和解决的一个问题。如果变量间存在较强的共线性,不仅携带大量的冗余信息,还可能对分类结果有较大的影响。因此,如何有效地进行特征选择,消除多元变量之间的冗余信息,减少多重共线性的危害,是许多应用研究人员关心的问题。

在文中,提出了一种基于 Gram - Schmidt 正交化的支持向量机降维方法。该方法是一个自动化的过程,它利用 Gram - Schmidt 过程,选择判别能力强的变量,并且通过变量筛选的过程将冗余信息有效地分解并排除掉,最终选择出最优特征子集。文中首先介绍了 SVM 的基本原理,然后提出采用 Gram - Schmidt 正交化方法来对数据进行压缩降维,提取判别能力最强的特征因素,从而解决多重共线性的问题,提高分类模型的预报能力。最后将该方法应用到数值实验中。通过分析实验结果,发现采用基于 Gram - Schmidt 正交化的支持向量机降维方法是十分有效的。

参考文献:

[1] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京:科学出版社,2004.

[2] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer - Verlag,1999:1 - 226.

[3] 蒋 琳,彭 黎. 基于支持向量机的Ⅱ型糖尿病判别与特征筛选[J]. 科学技术与工程,2007,7(5):721 - 726.

[4] 惠守博,王文杰. 支持向量机分类算法中多元变量共线性问题的改进[J]. 计算机工程与设计,2006,27(8):1385 - 1388.

[5] 汪荣贵,孙见青,胡 琼. 基于 NGA 的特征选择和 SVM 参数优化[J]. 电子测量与仪器学报,2007,21(4):32 - 36.

[6] 韩鸿哲,王志良,刘冀伟,等. 基于线性判别分析和支持向量机的步态识别[J]. 模式识别与人工智能,2005,18(2):160 - 164.

[7] 杨 希,钱 锋,张 兵. 基于核函数主元分析的 SVM 建模方法及其应用[J]. 华东理工大学学报,2007,33(2):259 - 262.

[8] 李国正,王振晓,杨 杰,等. 基于 SVM 的特征筛选方法及其若干应用[J]. 计算机与应用化学,2002,19(6):703 - 705.

[9] Duan K, Keerthi S S, Poo A N. Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters[J]. Neurocomputing,2003,51(4):41 - 59.

[10] 宇 缨. 构造特征复杂性减低的支持向量机[J]. 东莞理工学院学报,2007,14(3):33 - 37.

[11] 鲁 茂,贺昌政. 对多重共线性问题的探讨[J]. 统计与决策,2007(4):6 - 9.

[12] 任若恩,王惠文. 多元统计数据分析——理论、方法、实例[M]. 北京:国防工业出版社,1997.

[13] 吴喜之. 统计学:从数据到结论[M]. 北京:中国统计出版社,2004.

[14] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999.

(上接第 6 页)

cision,1999,47:191 - 211.

[8] Stancu - Minasian I M. Stochastic Programming with Multiple Objective Functions[M]. Doedrecht: D. Reidel Publishing Company,1984.

[9] 蒋 彦,岳超源. 方案排序对权重比例变化的敏感性分析[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2000,30(8):24 - 26.

[10] Xu Jiupin. A kind of fuzzy multi - objective linear programming problems based on interval valued fuzzy sets[J]. Journal of Systems Science and Complexity,2001,14(2):149 - 158.