

基于聚类挖掘的供应链绩效评价的标杆选择法

初颖, 刘鲁, 张巍

(北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100083)

摘要: 标杆法作为供应链绩效评价的一种方法具有重要的应用价值, 而如何针对既定目标选择合适的标杆并提供可信的依据是这类方法的瓶颈. 针对这个问题, 提出利用基于密度的聚类挖掘技术采集分析供应链的特征, 为使用标杆法比较和改善供应链的绩效提供决策依据. 首先对已知供应链的绩效指标值数据进行标准化处理, 然后采用基于密度的聚类挖掘技术(改进的 K -均值聚类方法)进行分类, 通过分析各类供应链的特点和差异解决了标杆选择的问题, 最后设计了一个算例说明方法的应用.

关键词: 供应链; 绩效评价; 标杆法; 基于密度的聚类; 数据挖掘

中图分类号: F270

文献标识码: A

文章编号: 1007 - 9807(2004)05 - 0049 - 07

0 引言

在当今的全球经济环境下, 供应链管理在企业竞争中发挥着日益重要的作用^[1], 对供应链绩效评价的要求也随之增高. 目前对供应链绩效评价的研究, 大多采用建立评价模型的方法^[2,3], 也有的采用标杆法^[4~6]. 标杆法(benchmarking)又称基准法, 即将自己的产品、服务和经营管理方式同行业内或其他行业的领先者进行比较和衡量, 找出自身的不足, 学习他人的长处, 从而增强竞争力并最终超越他们. 因为目前对供应链绩效的研究更注重集成化供应链的整体绩效^[7], 所以采用标杆法进行整体比较更符合系统均衡性的要求. 运用标杆法提高了供应链评价的科学性, 减少了主观性和随意性, 能够真正实现以事实为基础的比较; 而且标杆法更有针对性, 更注重实际供应链的改善效果, 能使管理者和利益相关者能够有针对性地提出管理改进方向. 因此, 标杆法在供应链评价中具有不可替代的优势.

标杆的选择是标杆法应用的关键. 在实际中, 如果选择的标杆不合适, 标杆法就不能发挥应有

的作用, 因而标杆供应链的选择问题成为标杆法供应链绩效评价的瓶颈. 以往的研究大多集中于标杆比较的指标体系^[4~6], 而在如何针对既定目标选择合适的标杆供应链, 并提供可信的依据方面缺乏深入的探讨, 本文试图在这方面给出解决的方法.

选择标杆供应链的传统方法存在一定的局限性. 一是, 人们往往根据社会舆论和直观判断等选择标杆, 主观成分较大, 缺乏科学依据; 二是, 人们总试图选择在各个指标方面的成绩都优秀的供应链作为标杆, 但实际上不可行. 现实中存在侧重采购、财务、生产、分销、市场等不同类型的供应链^[8], 故评价供应链绩效不可能有统一的标杆, 要针对不同的供应链的战略目标, 合理地侧重考察对企业的成功最为重要的指标来选择合适的标杆. 在此方面, Steward^[4]提出供应链的改进可以瞄准配送绩效、柔性(响应)、物流成本和资产管理; Gilmour^[5]提出分别以成本、产量和生产率为目标; 另有提出在适度的管理水平、快速反应和低采购成本方向上进行供应链的改进^[8]. 要做到针对不同的目标选择合适的标杆供应链, 需要全面采集

收稿日期: 2003 - 05 - 15; 修订日期: 2004 - 02 - 23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70371004); 教育部博士点基金资助项目(2000000601).

作者简介: 初颖(1979—), 女, 辽宁大连人, 硕士生.

和分析现有的供应链绩效的特征信息,并确定各供应链成绩突出的方面,为应用标杆法奠定基础.

针对上述的标杆选择问题,本文采用 SCOR 模型的指标体系,利用聚类挖掘技术进行供应链绩效特征的采集和分析.在掌握若干供应链的数据资料的基础上,将其绩效数据进行聚类分析,挖掘其特征和模式,确定候选标杆集.在此基础上选择标杆,对于待比较的供应链,按照不同的侧重方面,选择适合于自身特点和战略目标的标杆,由此找出差距和改进方向.利用聚类分析能够充分利用已掌握的供应链的数据资料,根据既定目标选取合适的标杆,使供应链绩效的评价和比较更加客观和准确,从而解决供应链绩效评价的标杆选择问题.

1 理论和数据预备

1.1 假设条件

供应链是一个庞大而复杂的系统.要想严谨深入地分析供应链的特点,并有针对性地选择合适的标杆评价待比较供应链的绩效,必须从供应链绩效的概念界定、指标选取和数学处理条件等各方面考虑.根据供应链管理的特点和标杆法的

要求,本文提出以下假设:

1) 采用供应链研究的权威机构 PRIM 在 SCOR 模型^[9]中提出的假设条件和度量供应链绩效的各项指标进行评价.

2) 假设对指标的评价允许弃权,置以空值 (null).这是因为供应链的复杂性和实际情况的多变性,总存在一些不易作出确切评价的指标.但理论上弃权的指标数目不宜过多,否则信息量过少导致丧失评价的意义.

3) 假设要在无学习模式的条件下进行多组分类.在研究的最初,并未在统一的指标体系下对已有供应链的绩效进行分析和评价的档案,因此本文的研究是无学习模式的.另外,实际中需要按照不同的侧重方面和层次选择相应的一类供应链进行比较——这要求分类要有一定的调节能力,能够实现多组分类.

4) 假设数据中极少数噪声项的存在(如评价不当或笔误)不对分类的正确性造成重大影响.

假设 1) 的主要目的是明确概念及选取指标的范围.假设 2) 给出了指标测评中实际问题的处理方法.假设 3) 说明了分类的条件和要求.假设 2)、4) 保证了一般情况下聚类分析的可行性.实现标杆选择的过程如图 1 所示.

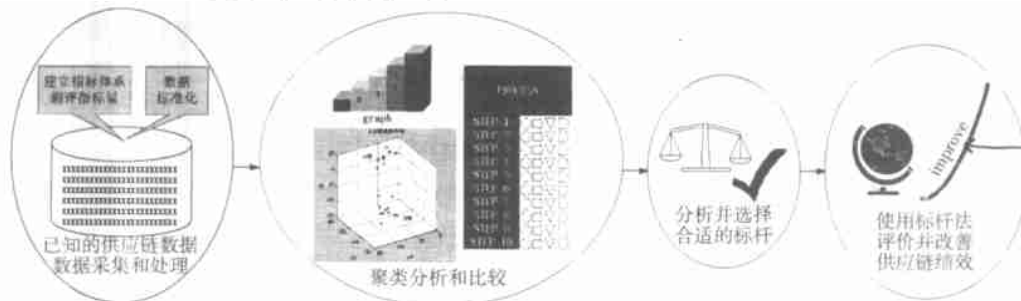


图 1 实现标杆选择的过程

Fig. 1 Realization process of benchmark selection

1.2 指标体系

供应链绩效评价指标的覆盖面极为广泛.一般,供应链绩效评价应该包括内部绩效度量、外部绩效度量和供应链绩效综合度量^[10].供应链研究的权威机构 PRIM 在 SCOR (supply chain operations reference) 模型^[9]中提出度量供应链绩效的各项指标:交货情况、订单满足情况(包括订单满足率和满足订单的提前期),全部订单完成率,供应链响

应时间,生产柔性,总物流管理成本,附加价值生产率,担保成本,现金流周转时间,存货供应天数和资产周转率.为了更有效和全面地反映供应链的绩效,以上各指标又由若干细化的基础指标来反映,如上述的订货满足情况细化为满足率和满足订货的提前期.目前,供应链委员会的 170 多个成员企业使用该评价指标体系.

综合比较各种典型的指标体系,参照各相关

文献所考虑的层次和内容,鉴于 SCOR 模型将标杆法与其他当前最重要的管理改进方法——业务流程再造 (BPR) 和最佳实践分析 (best practices analysis) 集成在一起作为 SCM 实施的指导,其指标体系基本涵盖了其他各类指标体系所考虑的各个方面——符合假设条件 1),而且它的应用^[11]相对更加广泛,所以本文采用该评价指标体系。

1.3 数据标准化

为了评价供应链绩效,必须选取能反映供应链各方面特点的指标。由 SCOR 模型的指标体系可见,各个评价指标的量纲不尽相同,有时间量纲、成本量纲、效率量纲等,且指标值的数量级也有较大差异。因此必须对数据进行标准化处理,统一各指标的量纲,把具有实际意义的信息转化为标准的数学数据。

本文把对每个供应链绩效的评价作为一条数据,即向量;该供应链的各个指标值作为向量的分量。设测评指标值后得到 m 个供应链的绩效指标值向量,组成 $m \times n$ 维的矩阵 X 。其中,供应链的数目为 m ,指标的数目为 n 。对矩阵 X 进行标准化处理,使每个变量的平均值为 0,方差为 1。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{V r(x_j)}}$$

$$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$$

其中

$$V r(x_j) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, n$$

由此形成 $m \times n$ 维的矩阵 X^* , 设为矩阵 Y , 其中每个向量代表一个供应链的绩效特点。

2 聚类挖掘的实现

不同的供应链有不同的特点和各自的侧重方面。为了有针对性地选择合适的标杆,本文采用一种基于密度的聚类挖掘技术 (density-based clustering method)^[12]——改进的 K -均值方法^[12]对数据进行聚类,并在此基础上分析并选择标杆。

2.1 方法的适用性

基于密度的聚类方法是一类典型的数据挖掘技术,改进的 K -均值方法是基于密度的聚类挖掘技术的一种。改进的 K -均值方法适用于无学习模式、多组分类 (K 组) 的情况^[13]——符合假设条件 3)。改进的 K -均值方法的作用是把具有 N 个特征的已知样品集进行聚类。其特点在于:根据不同的要求,适当地调整参数可得到或大或小的类,而且大小类具有较强的相容性。

改进的 K -均值聚类方法包含动态学习机制,能够根据不同的要求划分聚类的界限。在选择凝聚点的过程中,该方法通过对内部信息的比较,动态地优化凝聚点的选择。算法的学习能力和聚类界限的划分与事先给定的两个参数有关:描述类别 i 与类别 j 之间的空间距离参数 $D(i, j)$ 和描述类别 i 的空间范围的数量的集中程度参数 T 。根据经验,调节类距离参数 D 和类密度参数 T ,就能够按照实际中需要考虑的供应链的层次级别来确定类的划分界限,控制分类的细化程度。如,按照财务水平 (第 2 层次),或效率 (第 3 层次),或资金周转率 (第 4 层次) 等不同的层次划分类别。具体的供应链的聚类界限划分层次参见图 2, 根据指标体系和实际的需要,还可以把内容细化,或者把层次向下拓展。

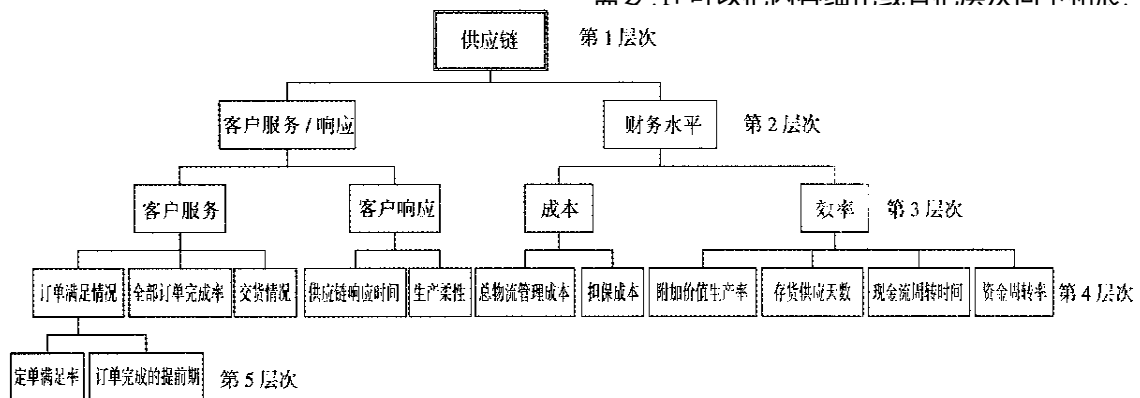


图 2 供应链的聚类界限划分层次参考

Fig. 2 Reference of hierarchy of supply chain's cluster bound division

2.2 聚类的步骤

为了解决标杆选择问题,按照下面的改进的 K -均值方法的步骤,利用各点的“密度”来确定凝聚点和类数.

步骤 1 求各点的“密度” p_i .

确定一个正数 d_0 ,以每个样本点 $x(i)$ 为中心, d_0 为半径做 n 维空间的超球, $d(x(i), x(j))$ 为 $x(i)$ 到 $x(j)$ 距离. 其中

$$d(x(i), x(j)) = \sqrt{\sum_{l=1}^n (x(i)_l - x(j)_l)^2}$$

若满足 $d(x(i), x(j)) < d_0$, 则称 $x(j)$ 落在超球内. 落在超球内的点的总数为 $x(i)$ 点的密度 p_i . 容易得出: 密度 p_i 越大, $x(i)$ 作为凝聚点的资格就越大.

步骤 2 根据上一小节中的定界方法设定两个参数 $D > 0, T = 0$, 确定凝聚点.

依次取密度 p_i 最大、次大的点等作为凝聚点. 设凝聚点集合为 S , 若已有 k 个凝聚点 $s_i \in S, i = 1, 2, \dots, k$, 那么对于第 j 个点 $x(j)$, 考虑该点和已知的各个凝聚点的距离 $d(s_i - x(j))$ 和该点的密度 p_j . 其中, $d(s_i, x(j)) = \sqrt{\sum_{l=1}^n (s_{il} - x(j)_l)^2}$. 若满足 $d(s_i, x(j)) > D, i = 1, 2, \dots, k$, 且该点的密度 $p_j > T$, 则 $x(j) \in S$, 即它为下一个凝聚点.

不断重复这个过程, 就能够选出一批凝聚点. 凝聚点的个数就是准备聚成的类数.

步骤 3 聚类.

当 K 个凝聚点选出后, 设各类为 $C(i), i = 1, 2, \dots, K$.

对剩下的 $N - K$ 个点, 计算它们到各个凝聚点的距离 $d(s_i - x(j)), (i = 1, 2, \dots, K, j = 1, 2, \dots, N - K)$. 如果 $d(s_k - x(j)) = \min_i (d(s_i - x(j)))$, 则 $x(j) \in C(k)$, 即将该点归入最近的凝聚点所代表的类.

至此就成功地实现了对供应链绩效数据的分类, 为分析各类供应链的特点和选择标杆做好了准备.

3 分析并选择标杆

针对聚类结果, 下面确定候选标杆集, 分析候

选标杆特点, 并以此为依据选择标杆.

3.1 确定候选标杆集

从供应链系统均衡性的角度, 利用方差分析对供应链进行筛选, 确定候选标杆集. 根据供应链的系统均衡性考察数据: 如果某类的聚类凝聚点(或重心) 各分量的方差不大, 表示供应链整体的优良率较高, 说明该供应链的各方面发展较为平衡, 整体绩效较高; 如果某类聚类凝聚点(或重心) 各分量的方差较大, 表示供应链中有的指标评价极优, 有的指标评价很差, 说明该供应链的各方面发展极为不平衡, 整体绩效必然受到影响, 因此这类供应链系统绩效较低.

在确定候选标杆集的时候, 要筛选出方差较小, 即系统均衡性较高的聚类凝聚点(或重心) 作为候选标杆, 由此构成候选标杆集. 候选标杆集设为 I , 其中的元素为各类的凝聚点(或重心) 的序号.

3.2 分析候选标杆的特点

各类的凝聚点(或重心) 组成了候选标杆集, 它们代表了某类供应链的共同特点, 体现了各类供应链成绩突出的方面. 通过分析聚类凝聚点(或重心) 的数据特点, 找出各类供应链成绩突出的方面(如, 采购、财务等). 由此完成对已知供应链的绩效的比较, 并分析得到各候选标杆的特点.

另外, 调节类距离参数 D 和类密度参数 T , 可以把数据分为更细的类, 这由比较基准的要求决定. 学习机制中对参数 T 和 D 的调整反映了分类的目的, 可以分为粗层次的大类或细层次的小类(参见 2.1), 且大小类之间具有较强的相容性. 因此, 通过调整参数就能够方便地根据要求进行分类和研究.

3.3 选择标杆

依据上述的候选标杆集及其特点就能够为待比较的供应链选择标杆. 根据不同的侧重方面选择符合既定目标的一个候选标杆作为标杆供应链. 这样能够充分利用已掌握的供应链的数据资料, 利用它们的比较评价结果作为评价新的待比较的供应链的依据, 使应用标杆法进行的供应链绩效的比较和评价更客观和准确. 至此, 在对已知供应链绩效的评价的基础上, 实现了为改善待比较供应链而进行的标杆选择.

此后, 应用标杆法分析待比较的供应链与选

定的标杆的指标值之间的差异,在实际管理中寻找原因,找到自身的差距和改进方向,达到改善待比较的供应链的目的.

4 方法评价

本文提出的方法的优势在于数学效率和应用两方面.效率方面,应用改进的 K -均值聚类方法进行标杆选择,无需提前确定聚类的数目,即可对已有的供应链绩效数据进行分类.该算法的时间复杂度为 $O(n \log n)^{[13]}$,效率较高.应用方面,因为聚类凝聚点(或重心)体现了该类中各点的共同特点和平均水平,而且平滑了类中单一供应链的噪声项,所以可以通过分析聚类凝聚点(或重心)的数据特点来评价各类供应链的绩效特点,解决了可行性问题.

该方法在某些方面有一定的局限性.因为改进的 K -均值聚类方法与数据分析都与初始选择的凝聚点有很大关系,分类效果可能受此影响.为此,文献[13]对该方法进行了调整,使其学习能力更加完善.

应当指出,聚类挖掘技术在挖掘数据规则、类型分析等方面有广泛的应用^[14].对于大规模的数据挖掘,改进的 K -均值方法能够扩展为 OPTICS(ordering points to identify the clustering

structure) 算法^[12].与改进的 K -均值方法同理,OPTICS 算法通过对对象排序识别聚类结构,解决了参数选择的问题.

5 算 例

为了说明上述方法的应用,本文设计了一个算例,对一组模拟数据^[15]利用 Matlab 5.3 进行处理和分析.旨在模拟聚类效果,并对结果进行分析,以此确定候选标杆集,为针对战略目标选择合适的标杆奠定基础并提供依据,进而根据需要选择标杆.

算例考察的是图 2 中第 4 层次的指标,即交货情况、订单满足情况、完美的订货满足情况、供应链响应时间、生产柔性、总物流管理成本、附加价值生产率、担保成本、现金流转时间、存货供应天数和资产周转率.算例的数据^[15]模拟了 28 个供应链的绩效,每个供应链包含 11 个指标的测评值.设 $m = 28, n = 11$,则矩阵 X 由 28 个 11 维向量组成.对矩阵 X 进行标准化处理之后得到 $m \times n$ 维的矩阵 Y .

设类密度参数 $T = 5$,类距离参数 $D = 2.35$,利用改进的 K -均值聚类方法对数据进行识别与分类,结果聚成四类,具体情况如表 1 所示.

表 1 $T = 5, D = 2.35$ 时的分类情况

Table 1 Classification of $T = 5, D = 2.35$

第 1 类	3	6	8	12	13	14	15	16	17	18	19	20	23	24
第 2 类	4	5	7	21	22	25	26	27	28					
第 3 类	1	2												
第 4 类	9	10	11											

其中,聚类凝聚点的序号分别为 13、4、1、11,用下划线标出.

对于上述结果,首先确定候选标杆集.需要从

供应链系统均衡性的角度,利用方差分析进行筛选,在矩阵 Y 中,四类的凝聚点各分量的均值与方差比较如表 2 所示.

表 2 聚类凝聚点的均值与方差比较

Table 2 Comparison of mean and variance of focal point

类别	第 1 类	第 2 类	第 3 类	第 4 类
聚类凝聚点序号	No. 13	No. 4	No. 1	No. 11
均值	0.151 771	- 0.716 14	1.038 18	1.394 821
方差	0.113 66	0.087 444	0.569 956	1.069 955
方差比较	较小	最小	较大	最大

根据供应链的系统均衡性考察数据可见,第1、2类中的聚类凝聚点各分量的方差不大(在0.1左右),表示第1、2类中的供应链整体的优良率较高,说明这些供应链的各方面发展较为平衡,整体绩效较高;而第3、4类中的聚类凝聚点的方差较大(大于0.5,其中第4类中的聚类凝聚点各分量的方差超过了1),表示第3、4类中的供应链中各指标测评值的优劣差距较

大,说明这些供应链的各方面发展较不平衡,整体绩效必然受到影响,因此这些供应链系统绩效较低.以方差小于1来界定供应链系统均衡性的标准,则把第4类剔除,从而得到了候选标杆集 $I\{13,4,1\}$,其中的元素为各类的凝聚点的序号.

然后,利用矩阵 Y 分析候选标杆集中各候选标杆的特点,详见表3.

表3 候选标杆的特点的比较

Table 3 Characteristic comparison of candidate benchmark

标杆号	点序号	第1列	第2列	第3列	第4列	第5列	第6列	第7列	第8列	第9列	第10列	第11列
标杆1	13	0.503 868	0.350 337	0.167 482	-0.303 662	-0.335 665	0.495 908	0.153 862	-0.343 688	0.126 834	0.503 868	0.350 337
标杆2	4	-0.814 993	-0.857 74	-0.943 487	-0.705 99	-0.131 252	-1.019 22	-0.853 766	-0.719 067	-0.159 272	-0.814 993	-0.857 74
标杆3	1	0.423 523	1.338 41	1.594 03	0.742 85	2.765 31	0.471 753	0.955 851	1.317 52	0.048 805	0.423 523	1.338 41
点13和点4的差		1.318 861	1.208 077	1.110 966	0.402 328	-0.204 41	1.515 128	1.007 628	0.375 379	0.286 106	1.318 861	1.208 077
点13和点1的差		0.080 345	-0.988 07	-1.426 55	-1.046 51	-3.100 98	0.024 155	-0.801 99	-1.661 21	0.078 029	0.080 345	-0.988 07

根据分析结果,能够找出各类供应链成绩突出的指标方面(如采购、财务等),从而得到各个候选标杆的特点.以标杆1(序号为13的点)为例,与标杆2、3比较,由表2的最后两行的比较数据可见,标杆1在第1、6、9、10指标上与标杆2、3的差值都为正值,这说明标杆1在这几个指标方面比标杆2、3成绩突出.同理,能够找出标杆2、3各自成绩突出的指标方面.

最后,根据候选标杆集 I 为待比较的供应链选取标杆,按照既定的侧重方面选择标杆进行比较.假设第1、6、9、10指标代表供应链财务方面的绩效,那么,如果以改善供应链财务方面的绩效为目标,则应该从候选标杆集中选择标杆1作为其标杆供应链.

另外,调节类密度参数 $T = 5$, 类距离参数 $D = 1.9$, 可以重新分成8类,具体情况如表4所示.

表4 $T = 5, D = 1.9$ 时的分类情况

Table 4 Classification of $T = 5, D = 1.9$

第1类	3	6	12	13	14	15	16	17	18	19	20	24
第2类	4	5	7	27	28							
第3类	8	22	25									
第4类	23											
第5类	21	26										
第6类	1											
第7类	2	9										
第8类	10	11										

可见,这是对前一次分类的细化,与前一次分类的结果具有较强的相容性.如第一次分类中的第1类在第二次分类时被细化为两类——第1类和第4类,又如第一次分类中的第2类在第二次分类时被细化为三类——第2、3、5类.由此证明了分类的可靠性.可以根据实际需要,通过调整参数来控制分类的细化程度,便于在不同层次上(参见图2)进行比较和研究.

6 结束语

标杆法在很多应用领域表现出了卓越的效果,在供应链绩效评价方面更有不可替代的优势.本文提出了一种使用标杆技术评价供应链绩效的新方法,充分利用现有的供应链绩效的信息,使用基于密度的聚类挖掘技术(改进的 K -均值方法)采集并分析供应链数据的特点,解决了针对既定目标选择合适的标杆供应链的问题,为应用标杆法进行供应链绩效的比较和评价提供了可信的依据和新的途径.

进一步的研究工作包括:优化供应链的指标体系;改进聚类算法,提高评价效率;积累大量供应链评价的数据之后建立供应链的标杆知识库,为以后的评价提供知识依据.此外,把本文的方法推广到产品服务满意度、信誉评级、企业核心能力评级、质量评级等其他应用领域,也是笔者将要探讨的内容.

参考文献:

- [1]刘丽文. 供应链管理思想及其理论和方法的发展过程[J]. 管理科学学报, 2003, 6(2): 81—88
LIU Li-wen. Survey on evolution of SCM theory and methods[J]. Journal of Management Sciences in China, 2003, 6(2): 81—88. (in Chinese)
- [2]Beamon B M. Measuring supply chain performance[J]. International Journal of Operations and Production Management, 1999, 19(3): 275—292.
- [3]Persson Fredrik, Olhager Jan. Performance simulation of supply chain designs[J]. International Journal of Production Economics, 2002, 77: 231—245.
- [4]Steward Gordon. Supply chain performance benchmarking study reveals keys to supply chain performance[J]. Logistics Information Management, 1995, 8(2): 38—44.
- [5]Gilmour Peter. Benchmarking supply chain operations[J]. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 1999, 5(4): 259—266.
- [6]Ross Anthony, Droge Cornelia. An integrated benchmarking approach to distribution center performance using DEA modeling[J]. Journal of Operations Management, 2002, 20: 19—32.
- [7]霍佳震, 隋明刚, 刘仲英. 集成化供应链整体绩效评价体系构建[J]. 同济大学学报, 2002, 30(4): 495—499.
HUO Jia-zhen, SUI Ming-gang, LIU Zhong-ying. Construction of integrated supply chain performance measurement system[J]. Journal of Tongji University, 2002, 30(4): 495—499. (in Chinese)
- [8]休斯 J. 供应链再造[M]. 沈阳: 东北财经大学出版社, 1999.
Hughes J. Supply Chain Re-engineering[M]. Shenyang: Dongbei University of Finance & Economics Press, 1999.
- [9]Supply-Chain Council. Supply-Chain Operations Reference-Model. Version 5.0[Z]. Pittsburgh, PA: 2001.
- [10]马士华, 林勇, 陈志祥. 供应链管理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
MA Shi-hua, LIN Yong, Chen Zhi-xiang. Supply Chain Management[M]. Beijing: Mechanics Press, 2001. (in Chinese)
- [11]Bause F, Fischer M, Kemper P, *et al.* Performance and Cost Analysis of Supply Chain Models[ED/OL]. <http://citeseer.nj.nec.com>.
- [12]Han Jiang-wei, Kamber Micheline. Data Mining: Concepts & Techniques[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [13]王碧泉, 陈祖荫. 模式识别: 理论、方法和应用[M]. 北京: 地震出版社, 1989.
WANG Bi-quan, CHEN Zu-yin. Pattern Recognition: Theory, Method and Application[M]. Beijing: Earthquake Press, 1989. (in Chinese)
- [14]程岩, 卢涛, 黄梯云. 在数据库中挖掘定量关联规则的方法研究[J]. 管理科学学报, 2001, 4(4): 41—48.
CHENG Yan, LU Tao, HUANG Ti-yun. Research on methods of mining quantitative association rules in database[J]. Journal of Management Sciences in China, 2001, 4(4): 41—48. (in Chinese)
- [15]何晓群. 现代统计分析方法与应用[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1998.
HE Xiao-quan. Modern Statistical Analysis and Application[M]. Beijing: China Renmin University Press, 1998.

Benchmark selection for supply chain assessment based on clustering mining technology

CHU Ying, LIU Lu, ZHANG Wei

School of Economics and Management, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China

Abstract: Benchmarking, which is one of the methods for supply chain assessment, has important application value,

(下转第 66 页)

Comparison of VaR based on GARCH and SV models

YU Su-hong, ZHANG Shi-ying, SONG Jun

School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract : This paper reviews the concept and the calculating method of Value at Risk (*VaR*) and points out the importance of predicting the volatility of market factor for calculating *VaR*. Compared with GARCH models, SV model is superior to describe the characters of financial market. A SV model is used to define the volatility which is needed to estimate *VaR*. The experimental research manifest that the SV model predicts the volatility of market return perfectly and the following *VaR* reflect the risk level of Chinese stock market properly.

Key words : *VaR*; market factor; GARCH model; SV model

(上接第 55 页)

while how to select appropriate benchmark is the bottleneck of this method. Aiming at this problem, this paper discusses how to collect and analyze the characteristics of supply chains with density-based clustering mining technology, so that it can provide decision support to compare and improve supply chain performance with benchmarking. In the approach, firstly, the index values of supply chain performance are standardized. Then, they are classified by density-based clustering technology (improved *K*-average clustering method). After the analysis of each cluster, the problem of benchmark selection is solved. Finally, a numerical example is given to illustrate the proposed approach.

Key words : SCM; performance assessment; benchmarking; density-based clustering method; data mining