

上市银行高管人员绩效评价模型及实证分析

文守逊,王仁杰

(重庆大学 经济与工商管理学院,重庆 400044)

摘 要:针对传统银行高管绩效评价方法的局限性,本文提出将主成分分析(PCA)和支持向量机(SVM)相结合的上市银行高管绩效评价模型。在借鉴上市银行高管绩效评价指标体系的基础上,对原始指标数据进行标准化处理,然后运用主成分分析消除指标之间的冗余和相关,最后借助 MATLAB6.5 软件并运用支持向量机对我国 8 家上市银行高管绩效进行评价。实证结果表明,PCA-SVM 评价模型是评价我国银行业高管绩效的有效工具。

关键词:主成分分析;支持向量机;绩效评价;商业银行;高管人员

中图分类号:F831.2 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-980X(2008)06-0086-06

上市银行高管绩效对评价高管的工作胜任能力、发展潜力以及建立和完善高管激励约束机制具有关键作用。因此,如何科学客观地评价商业银行高管的绩效显得极为重要。目前,国内外在评价银行绩效和高管绩效方面常用的方法有:平衡积分卡^[1]、多变量分析法^[2]、EVA 法^[3]、DEA 法^[4-6]、神经网络法^[7]等。这些方法在一定范围内解决了银行绩效特别是上市银行高管绩效评价问题,但是它们在不同程度上都存在一定的局限性:平衡积分卡较难创建和量化评价指标,较难确定成果与驱动因素之间的因果关系,且需要从财务、客户、内部经营流程、学习和成长 4 个方面收集信息,从而使实施成本大幅度增加;多元判别分析(MDA)法必须在满足正态、等协方差假定的前提下才能使错误分类成本最小,而事实上,这种假定通常难以满足;EVA 评价目的主要是企业经营的真实盈利性,它无法顾及企业成长性,且企业规模差异影响 EVA 评价结果;运用 DEA 法时,决策单元数(Decision Making Unit, DMU)必须是输入、输出变量数目之和的两倍以上,否则 DEA 效率的区别能力会变弱,但在小样本情况下,如果变量相当重要但却被删除,则可能使样本无法反映系统原有信息,因而很难得到准确的效率值;神经网络预测方法具有非线性逼近、自适应学习等优良性,但其存在网络结构难以确定、容易陷入局

部最优、大样本量要求造成训练的效率低下等局限。

针对以上情况,本文使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法,先对上市银行高管绩效评价指标变量进行有效信息特征提取,降低变量数据维数,然后将提取的特征数据应用于支持向量机(SVM)建立的上市银行高管绩效评价模型中,在评价我国银行业高管绩效中取得了较好的效果。

1 PCA-SVM 上市银行高管绩效评价模型构建

1.1 主成分分析和支持向量机原理

主成分分析是将多个变量线性变换为少数几个互不相关的、具有正交特征的、信息最丰富的综合指标变量的过程。该方法是通过使数据维数减少,将复杂数据变成相对简单的数据,消除指标变量间的相关和噪声,便于进一步分类、评价和管理的有力工具。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[8]是一种基于结构风险最小化原理(SRM)的机器学习方法,这里的“机”(Machine, 机器)是机器学习领域中的术语,实际上是一个算法。该方法最初由 Vapnik 于 20 世纪 90 年代提出。由于其出色的学习性能,尤其适合小样本问题研究,因此该技术已成为机器学习界研究的热点,并在生物检测、医疗诊断、财务预警和信用评价等多个领域得到成功应用。

收稿日期:2008-01-07

基金项目:国家自然科学基金项目(70772100)支持

作者简介:文守逊(1969—),男,四川平昌人,重庆大学经济与工商管理学院副教授,博士,研究方向:公司治理、产业组织、公司投资行为;王仁杰(1982—),男,重庆人,重庆大学经济与工商管理学院硕士研究生,研究方向:公司治理、公司投资行为。

SVM 最初用于模式识别中的两类线性可分问题,其基本思想可用图 1 说明。

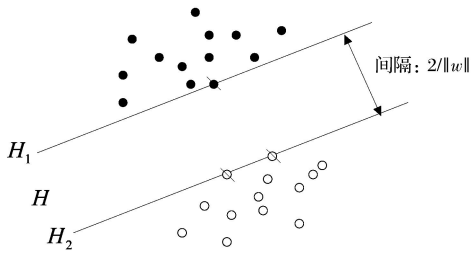


图 1 线性可分情况下的最优分类线

图 1 中的实心点和空心点分别代表两类训练点, H 为分类线, 直线 H_1 和 H_2 分别通过各类中离分类线最近的样本并且平行于分类线 H , 它们之间的距离叫做分类间隔。所谓最优分类线就是不但能将两类点正确分开, 而且能使分类间隔最大的分类线。这是结构风险最小化原理的具体实现, 推广到多维空间, 最优分类线就成为最优超平面。

设训练样本集为: $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$ (1)

其中, $x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, l, l$ 为样本数, n 为输入维数。为了使分类面对所有样本正确且具备最大的分类间隔, 就要求训练样本满足以下约束:

$$y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 (i = 1, 2, \dots, l) \quad (2)$$

$w \in R^n$ 为分类面的法方向, $b \in R$ 为分类阈值。在线性可分条件下, 可以求出其分类间隔为 $2/\|w\|$ 。因此, 求分类间隔最大问题变为求 $\|w\|$ 最小问题, 而求解超平面问题转化为求解下列最优化问题:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$\text{s. t. } y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 (i = 1, 2, \dots, l) \quad (3)$$

引入 Lagrange 函数, 将该最优化问题转化为其相应的对偶问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_i \alpha_i; \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \sum_i y_i \alpha_i = 0 (\alpha_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, l)$$

这是一个不等式约束下的二次函数极值问题, 存在唯一解。根据 KT 条件, 对大多数样本而言, $\alpha = 0$, 只有少部分 $\alpha \neq 0$, 对应 $\alpha \neq 0$ 的样本就是支持向量 (Support Vectors), 如图 1 中画斜线的样本点。对学习过程而言, 支持向量是训练集中的关键因素, 其离决策边界最近, 如果去掉所有其他训练

点, 再重新进行训练, 会得到相同的分类超平面。

上述问题的最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_i y_i \alpha_i (x_i \cdot x) + b \right) \quad (5)$$

由于非支持向量对应的 α 为零, 因此式 (5) 的求和实际上只对支持向量进行。 b 为分类阈值, 可以由任意一个支持向量由式 (2) 取等号求得, 或通过两类中的任意一对支持向量取中值得:

$$b = y_j - \sum_i y_i \alpha_i (x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

式 (6) 中, (x_j, y_j) 为支持向量。

对于线性不可分问题, Vapnik 引入了核空间理论: 将低维的输入空间数据通过非线性映射函数映射到高维属性空间, 将分类问题转化到属性空间进行。可以证明, 如果选用适当的映射函数, 输入空间线性不可分问题在属性空间将转化为线性可分问题。这种非线性映射函数被称为核函数。从理论上讲, 满足 Mercer 条件的对称函数 $K(x, x')$ 都可以作为核函数。引入核函数后, 最优化问题可用式 (7) 表示:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_i \alpha_i$$

$$\text{s. t. } \sum_i y_i \alpha_i = 0 (0 \leq \alpha_i \leq C; i = 1, 2, \dots, l) \quad (7)$$

求得最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_i y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right) \quad (8)$$

式 (8) 中,

$$b = y_j - \sum_i y_i \alpha_i K(x_i, x_j) \quad (9)$$

其中 (x_j, y_j) 为支持向量。

选取不同的核函数能够形成不同的算法。常用的核函数主要有以下几种:

① d 阶多项式核: $K(x, x') = ((x \cdot x') + c)^d, c \geq 0$ 。

② Gauss 径向基核 (RBF): $K(x, x') = \exp(-\|x - x'\|^2 / \sigma^2)$ 。

③ Sigmoid 核: $K(x, x') = \tanh(\kappa(x \cdot x') + \nu)$, 其中 $\kappa > 0, \nu < 0$ 。

上面介绍的是两类分类机, 对于多类分类问题, 可以构造一系列两类分类机。具体的构造方法有一类对余类和一对一分类法等。

1.2 模型构建

针对复杂的上市银行高管绩效评价问题,首先利用主成分分析法对多变量参数矩阵进行处理。由于主成分分析的实质是 n 维空间的坐标旋转,并不改变样本数据结构,得到的主成分是原变量的线性组合且两两不相关,能够最大程度地反映原变量所包含的信息,在以一定的标准选取前 m 个较重要的主成分后,原来的多维问题就得以简化了。以精简过的参数矩阵作为支持向量机的输入量时,在训练样本数并未减少的基础上消除了支持向量机输入间的相关性,同时减少了支持向量机的输入数,简化了支持向量机的结构,可从整体上提高支持向量机的性能和效率。

结合前文介绍的 PCA 法和 SVM 技术,即可建立 PCA-SVM 商业银行高管人员绩效评价模型,其构造过程如下:

- 1) 对原始数据进行标准化处理,形成样本数据;
- 2) 对样本数据进行主成分分析;
- 3) 利用主成分分析结果构建 SVM 商业银行高管人员绩效评价模型。
- 对数据进行的主成分分析和利用 SVM 分类可以看作是一个完整模型的两个部分,其原理如图 2 所示。

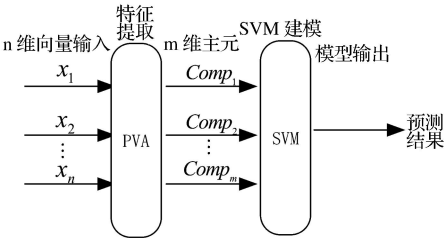


图 2 PCA-SVM 上市银行高管人员绩效评价模型示意图

2 实证研究

2.1 样本采集及数据处理

本文的研究样本来源于 2000—2006 年共 7 年的我国沪深两市的 8 家上市银行:深圳发展银行、浦东发展银行、华夏银行、民生银行、招商银行、兴业银行、中国银行和工商银行,共 33 个观测值。其中,2000 年 3 个,2001 年 3 个,2002 年 4 个,2003 年 5 个,2004 年 5 个,2005 年 5 个,2006 年 8 个。样本数据来源于国泰安研究服务中心^①的 CSMAR 数据库、中国经济研究服务中心^②的色诺芬数据库。通过借鉴我国银行高管绩效评价指标体系^[9]和穆迪公

司、标准普尔公司绩效评价指标体系,并结合本文的研究对象,笔者共选取 15 个评价指标来评价商业银行高管绩效。具体指标见表 1。

表 1 上市银行高管绩效评价指标体系

指标类别	二级指标	定义
管理质量	人均费用	费用总额/在职员工人数(X_1)
	人均利润	利润总额/在职员工人数(X_2)
	营业费用率	营业费用/营业总收入(X_3)
	利息收付率	利息收入/利息支出(X_4)
安全能力	资本充足率	核心资本/加权风险资产(X_5)
	债务资本比率	负债合计/股东权益合计(X_6)
	杠杆比率	所有者权益/总资产(X_7)
赢利能力	每股收益	利润总额/期末总股本(X_8)
	资产收益率	净利润/[(期初资产总额 + 期末资产总额)/2]
	净资产收益率	利润总额/股东权益合计
	主营业务利润率	主营业务利润/主营业务收入
发展能力	净资产增长率	本期净资产/ 前一期净资产 - 1
	总资产增长率	本期总资产/ 前一期总资产 - 1
	营业利润增长率	本期营业利润/ 前一期营业利润 - 1
流动能力	流动比率	流动资产总额/ 流动负债总额

2.2 样本数据的分组确定

样本分为两组,一组为训练样本,另一组为测试样本。一般认为,国际上优质商业银行不良贷款率在 3 % 以下,中等业绩商业银行在 5 % 左右^[10]。因此,本文规定如下:不良贷款率大于或等于 5 % 的商业银行高管的经营绩效为“较差”;不良贷款率在 3 %~5 % 的商业银行高管的经营绩效为“一般”;不良贷款率小于 3 % 的商业银行高管的经营绩效为“优秀”。根据以上标准,本研究的样本观测值中,有 17 个“优秀”、10 个“一般”、6 个“较差”。

2.3 实证分析过程

- 1) 为了消除不同指标量纲的影响,将原始数据标准化到区间[0,1],确保更大值的输入属性不会覆盖更小值的输入属性,以减少预测误差。设 x_{ij} 为第 i ($i = 1, 2, \cdots, n$) 个待评价对象的第 j ($j = 1, 2, \cdots, m$) 项的指标值,则 x_{ij} 的标准化值为:

$$x_{ij}^* = x_{ij} - \bar{x}_j / S_j,$$

(10)

其中, $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}, s_j^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 / (n - 1)。$

- 2) 为了避免商业银行高管绩效评价指标被排除在研究之外,最大限度地检验各指标对商业银行高

① <http://www.gtarsc.com>

② <http://www.ccerdata.com>

管绩效评价的解释作用,此次检验引入了 15 个不同的绩效评价指标。但指标的高维性特点给研究带来了新的问题,即指标之间高度相关,将其直接纳入分析不仅操作复杂、变量间难以取舍,而且可能因为多重共线性而无法得出正确的结论。因此,笔者利用 EVIEWS5. 1 统计软件对样本集(2000—2006 年 8 家国内上市银行的相关数据)进行相关性分析。

表 2 变量相关性描述统计表

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅
X ₁	1	- 0. 538	0. 547	- 0. 679	- 0. 054	0. 266	- 0. 212	- 0. 05	0. 041	- 0. 28	- 0. 356	- 0. 178	- 0. 504	- 0. 709	- 0. 02
X ₂		1	- 0. 51	0. 463	0. 013	- 0. 142	0. 169	0. 653	- 0. 383	0. 743	0. 445	0. 555	0. 543	0. 640	0. 279
X ₃			1	- 0. 251	- 0. 29	0. 285	- 0. 336	- 0. 15	0. 284	- 0. 09	- 0. 359	- 0. 19	- 0. 109	- 0. 547	- 0. 33
X ₄				1	0. 059	- 0. 256	0. 198	0. 224	- 0. 009	0. 423	0. 628	0. 172	0. 494	0. 555	0. 018
X ₅					1	- 0. 943	0. 972	0. 026	0. 115	- 0. 16	0. 407	0. 245	- 0. 089	0. 112	0. 403
X ₆						1	- 0. 974	- 0. 13	- 0. 167	0. 018	- 0. 552	- 0. 297	- 0. 072	- 0. 281	- 0. 40
X ₇							1	0. 152	0. 231	0. 03	0. 504	0. 281	0. 033	0. 223	0. 406
X ₈								1	0. 446	0. 754	0. 555	0. 352	0. 277	0. 175	0. 551
X ₉									1	0. 574	0. 027	0. 39	0. 223	- 0. 11	- 0. 01
X ₁₀										1	0. 344	0. 169	0. 389	0. 259	0. 137
X ₁₁											1	0. 36	0. 367	0. 505	0. 437
X ₁₂												1	0. 395	0. 403	0. 23
X ₁₃													1	0. 728	- 0. 09
X ₁₄														1	0. 141
X ₁₅															1

从表 2 可知:

①资本充足率与债务资本比率、杠杆比率高度相关,债务资本比率与杠杆比率高度相关,相关系数分别为 - 0. 943、0. 972、- 0. 974。

②变量之间的相关性较强的有:人均利润与每股收益、净资产收益率、营业利润增长率,相关性系数分别为 0. 653、0. 743、0. 640;利息收付率与主营业务利润率之间的相关系数为 0. 628;每股收益与净资产收益率的相关系数为 0. 754;总资产增长率与营业利润增长率的相关系数为 0. 728。

③变量之间的相关性稍弱的有:人均费用与人均利润、营业费用率、总资产增长率;人均利润与净资产增长率、总资产增长率;营业费用率与营业利润增长率;利息收付率与营业利润增长率;债务资本比率与主营业务利润率;杠杆比率与主营业务利润率;每股收益与主营业务利润率、流动比率;资产收益率与净资产收益率;主营业务利润率与营业利润增长率。以上变量之间的相关系数均在 0. 5~0. 6 之间。

综上所述,反映商业银行高管绩效的财务指标之间的相关性系数较大,说明存在较大的冗余,有简化的空间。

3) 考虑到商业银行高管绩效评价指标之间的冗余和相关性问题,本文对其进行主成分分析,求出相

设 r_{ij} 为经过标准化后的指标 i 与指标 j 之间的相关系数,则:

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_i^n [(x_{ij} - \bar{x}_i) / s_i] [(x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j] \tag{11}$$

标准化后数据的相关系数矩阵 $R = (r_{ij})_{p \times p}$ 见表 2。

关系数矩阵 $R = (r_{ij})_{p \times p}$ 的特征根 $\lambda (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0)$, 及其对应的单位特征向量,即 $\partial_1 = (a_{11}, a_{21}, \dots, a_{p1})'$, $\partial_2 = (a_{12}, a_{22}, \dots, a_{p2})'$, $\dots$, $\partial_p = (a_{1p}, a_{2p}, \dots, a_{pp})'$ 。部分主成分分析结果见表 3。

由表 3 可知:特征值超过 1 的主成分有 4 个,包含了原来 79. 5 % 的信息量;其余主成分的特征值均小于 1,包含的信息量较少。

Comp1 由 15 个指标的因子载荷量构成,其比率之间的因子载荷量大小相差不多,它是一个反映商业银行高管综合能力的主成分。

Comp2 主要由资本充足率、债务资本比率、杠杆比率解释,反映了评价指标体系中上市银行高管的安全能力。

Comp3 主要由每股收益和资产收益率解释,反映的是上市银行高管的盈利能力。

Comp4 主要由资产收益率和流动比率解释,反映的是上市银行高管的盈利能力和流动能力。

Comp5 主要由利息收付率和净资产增长率解释,反映的是上市银行高管的管理能力和发展能力。

Comp6 主要由营业费用率和主营业务利润率解释,反映的是上市银行高管的管理能力和盈利能力。

表 3 部分主成分分析结果统计表

Principal Component Factor	Comp1	Comp2	Comp3	Comp4	Comp5	Comp6	Comp7	Comp8
Eigenvalue	5.496	2.958	2.156	1.314	0.979	0.779	0.451	0.349
Variance Prop.	0.366	0.197	0.144	0.088	0.065	0.052	0.030	0.023
Cumulative Prop.	0.366	0.564	0.707	0.795	0.860	0.912	0.942	0.965
Eigenvectors								
Variable	Vector 1	Vector 2	Vector 3	Vector 4	Vector 5	Vector 6	Vector 7	Vector 8
X ₁	- 0.272	0.137	0.373	- 0.089	0.079	- 0.329	0.076	- 0.490
X ₂	0.341	- 0.249	0.096	- 0.096	0.210	0.245	- 0.074	- 0.066
X ₃	- 0.236	- 0.070	0.294	0.390	- 0.263	- 0.424	0.104	0.359
X ₄	0.276	- 0.151	- 0.231	0.111	- 0.487	- 0.138	- 0.416	0.194
X ₅	0.194	0.499	0.039	0.145	0.000	0.076	0.078	- 0.112
X ₆	- 0.263	- 0.426	- 0.007	- 0.196	0.103	- 0.030	- 0.074	- 0.037
X ₇	0.258	0.433	0.055	0.174	- 0.074	0.154	0.093	- 0.069
X ₈	0.255	- 0.145	0.415	- 0.321	- 0.102	- 0.118	0.083	- 0.134
X ₉	0.122	- 0.091	0.507	0.412	0.042	0.273	- 0.012	0.155
X ₁₀	0.236	- 0.311	0.310	- 0.047	- 0.290	0.293	0.076	- 0.140
X ₁₁	0.335	0.076	- 0.012	- 0.133	- 0.301	- 0.441	- 0.189	- 0.329
X ₁₂	0.243	- 0.018	0.151	0.188	0.615	- 0.306	- 0.527	0.071
X ₁₃	0.248	- 0.281	- 0.118	0.321	0.108	- 0.309	0.552	- 0.059
X ₁₄	0.314	- 0.138	- 0.329	0.039	0.210	- 0.115	0.327	- 0.045
X ₁₅	0.193	0.208	0.191	- 0.544	0.084	- 0.179	0.215	0.625

Comp7 主要由利息收付率、净资产增长率和总资产增长率解释,反映的是上市银行高管的管理能力和发展能力。

Comp8 主要由人均费用和流动比率解释,反映的是上市银行高管的管理能力和流动能力。

进行主成分分析的目的是克服、解决变量选择时的冗余和相关问题。若根据对被解释变量解释的累计贡献率达到 85 % 的原则来选取主成分进行预测,虽然主成分分析消除了变量之间的冗余和相关,但会造成选取的主成分包含的信息量不足,运用支持向量机进行预测时,会造成结果失真概率增加。鉴于此,本文选取累计贡献率达到 95 % 的主成分变量输入 SVM 进行训练和预测。

4) 根据主成分分析结果,将主成分累计贡献率达到 95 % 的主成分 Comp1 至 Comp8 作为输入,以 SVM 作为模式识别工具,进行 SVM 训练和测试;采用支持向量机分类算法,借助于 SVM 工具箱 OSU_SVM3.00,利用 Matlab6.5 软件予以实现。在 33 个样本数据中,选取 17 个样本进行训练,其余 16 个样本用于测试。将包含原始指标信息量 96.5 % 的 8 个主成分 Comp1 至 Comp8 作为输入,进行 SVM 训练。经过反复训练,选取分类效果最好的多项式核函数 $K(x, x') = ((x \cdot x') + 1)^3$,惩罚参数 $C = 7$,最后,将余下的 16 个样本输入训练好的 SVM 模型进行预测。并与未经过主成分分析而

直接将数据输入 SVM 模型的情况进行对比研究,其结果见表 4。

表 4 SVM 模型与 PCA-SVM 模型结果汇总

工具	SVM 分类结果统计			PCA-SVM 分类结果统计		
	优秀	一般	较差	优秀	一般	较差
训练样本	9	5	3	9	5	3
测试样本	7	6	3	7	6	3
测试结果	8	5	3	8	5	3
第 I 类错误率	14.29 %	33.33 %	0	0	16.67 %	0
第 II 类错误率	28.58 %	16.67 %	0	14.29 %	0	0
分类准确率	85.71 %	66.67 %	100 %	100 %	83.33 %	100 %

注:第 I 类错误指将本类样本评价为其他类样本;第 II 类错误指将其他类样本评价为本类样本。

从表 4 中的结果可知,SVM 分类结果中“较差”类样本全部正确识别,“一般”类样本有 4 个正确识别,2 个被识别为优秀,“优秀”类样本有 6 个正确识别,1 个被识别为“一般”;PCA-SVM 模型分类结果中“较差”类样本全部正确识别,“一般”类样本有 5 个正确识别,1 个被识别为“优秀”,“优秀”类样本全部正确识别。由于“一般”类样本分类标准为不良贷款率为 3 %~5 %,个别银行的不良贷款率接近 3 %和 5 %,相应的指标数据十分接近“一般”和“优秀”类指标数据特征,因此被错分。综上可知,对同样的训练样本和测试样本,PCA-SVM 模型的精度比 SVM 模型高,其泛化能力更强。

3 结论

本文将主成分分析和支持向量机应用于商业银行高管绩效评价问题研究,实证表明,PCA-SVM 评价模型在小容量样本中,经过主成分分析,克服了参数估计、权重确定问题、多指标之间相关性等导致 SVM 预测结果精确性降低的局限,使得 SVM 算法具有较强泛化能力。商业银行高管绩效评价模型的建立有助于商业银行高管的绩效的客观评价,从而为商业银行全面了解高管工作能力和制定激励约束机制提供了一个有力的工具。

需要进一步说明的是:SVM 中核函数对于一个具有高稳定性和预测能力的绩效评价模型具有关键因素,因此选择一个恰当的核函数仍是一个值得深入研究的课题。

参考文献

- [1] 王妮妮.基于平衡计分卡的商业银行绩效评价指标体系研究[J].金融经济,2007(1):135-137.
- [2] 祝佳,计雷,池宏,陈建明.多变量分析方法在银行储蓄所绩效评价中的应用[J].中国管理科学,2001(6):68-73.
- [3] 买建国.基于 EVA 的中国上市银行绩效实证分析[J].当代财经,2006(10):57-60.
- [4] HAL KOS G E,SALAMOURIS D S. Efficiency measurement of the Greek commercial banks with the use of financial ratios:a data envelopment analysis approach[J]. Management Accounting Research,2004,15:201-224.
- [5] BALA K,COOK W D. Performance measurement with classification information:an enhanced additive DEA model[J]. International Journal of Management Science,2003,31:439-450.
- [6] MANANDHAR R,TANG J C S. The evaluation of bank branch performance using data envelopment analysis: a framework[J]. Journal of High Technology Management Research,2002,13:1-17.
- [7] 王宗军,尹鹏,肖德云.基于 B-P 神经网络的公司高管人员绩效评价[J].武汉理工大学学报,2007(2):150-154.
- [8] VAPNIK V N. Statistical Learning Theory[M]. New York:Springer,1998.
- [9] 财政部统计评价司.2002 年企业绩效评价标准值[M].北京:经济科学出版社,2002.
- [10] 王雍.四大行上市受制不良贷款率[N].国际金融报,2003-01-24(5).

Model for Performance Evaluation on Top Managers of Listed Banks and Its Empirical Analysis

Wen Shouxun,Wang Renjie

(College of Economics and Business Administration,Chongqing University,
Chongqing 400044,China)

Abstract : According to the limitations of traditional performance evaluation method for top managers in bank industry ,this paper establishes the performance evaluation model for top managers of banks with combination of principal component analysis(PCA)and support vector machine (SVM) . Based on the application of performance evaluation index system for top managers of listed banks ,it standardizes initial data and then eliminates the redundancy and relativity among the indexes through PCA. Finally ,it evaluates the top manager performance of China 's eight listed banks by means of SVM in the environment of MATLAB6.5 software. The results show that this model is an effective method for performance evaluation on top managers in bank industry.

Key words : principal component analysis;support vector machine;performance evaluation;commercial bank;top manager