文章编号: 1001-0920(2009)01-0113-05

基于熵理论的企业危机预警模型研究

唐葆君[1], 邱菀华[1], 孙 星[2]
(1. 北京航空航天大学 经济管理学院, 北京 100083;
2. 中国电子信息产业发展研究院 信息技术研究所, 北京 100846)

摘 要: 基于熵的最优化原理建立了一种新的企业危机预警模型. 首先利用最小判别熵选取企业危机预警特征值; 然后提出一种新的聚类算法 ——极大熵聚类算法, 并对预测结果进行分类, 判断企业的危机状态. 该算法是硬 C-均值算法的发展和推广. 通过实例分析表明, 该模型有效、可行, 为企业危机预警提供了一条新的途径.

关键词: 企业危机预警; 最小判别熵; 特征提取; 熵聚类算法
中图分类号: F270.5 **文献标识码**: A

Research on model of early-warning of enterprise crisis based on entropy

TANG Bao-jun[1], *QIU Wan-hua*[1], *SUN Xing*[2]
(1. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100083, China; 2. Information Technology Research Institute, China Center of Information Industry Development, Beijing 100846, China. Correspondent: TANG Bao-jun, E-mail: tang_baojun@126.com

Abstract: Based on entropy optimal theory, a new model for early-warning of crisis is established. Firstly, minimum *J*-divergence entropy is applied to feature extraction. Then the calculating result is classified to judge state of enterprise with a new clustering algorithm, maximum entropy clustering algorithm, which is a development and extension of hard *C*-means. Finally, an example in early-warning of enterprise crisis is given to validate the model. The results show the feasibility and validity of the model. The research work supplies a new way for early-warning of enterprise crisis.

Key words: Early-warning of enterprise crisis; Minimum *J*-divergence entropy; Feature extraction; Entropy clustering algorithm

1 引 言

由于企业生产经营活动十分复杂, 在企业危机预警过程中, 人们无法全面、准确地辨别出企业的真实状态, 只能依靠一些特征来判断其所属类别. 显然这些特征的选择很重要, 它强烈影响到分类器的设计及其性能. 因此, 解决特征选取问题是企业危机预警模型设计中的一个关键问题.

目前, 我国在企业财务危机预警模型的研究上还相对薄弱, 主要以国外已有的模型进行实证研究. 如: 吴世农等[1]用 Fisher 判别分析、多元线性回归分析和 Logit 模型对上市公司财务困境进行预测; 李杰等[2]运用聚类分析法、判别分析法和主成份分析法等多元统计分析方法进行企业财务危机预警的实证分析; 杨淑娥等[3]采用 BP 人工神经网络工具进行企业财务危机预警方法精度的比较研究; 孙星等[4]进行了基于灰色预测与模式识别的企业危机预警模型研究.

本文首次利用最小判别熵完成预警模型中的特征选取, 并在危机等级分类器的设计中借助极大熵原理构造了一致逼近目标函数的一簇可微的熵函数, 由此利用最优化理论导出了一种新的聚类算法 ——极大熵聚类算法. 该算法是硬 C-均值算法的一种推广形式.

利用熵完成预警模型中的特征提取以及构造一种新的危机等级分类器, 进而分辨危机程度高低的

收稿日期: 2007-10-10; **修回日期**: 2008-01-29.
基金项目: 国家自然科学基金项目 (70372011).
作者简介: 唐葆君(1972 —), 女, 江西泰和人, 副教授, 博士, 从事企业风险管理等研究; 邱菀华(1947 —), 女, 江西临川人, 教授, 博士生导师, 从事决策理论和项目管理等研究.

预警过程,是危机预警理论方法的一种新的尝试.

2 企业危机预警模型设计

2.1 基于最小判别熵的特征提取

2.1.1 信息理论 Shannon 熵测度[5]

在熵优化原理中,后验概率分布越集中,错误概率就越小;后验概率分布越平缓(接近均匀分布),则分类错误概率就越大. 为了衡量后验概率分布的集中程度,需要规定一个定量指标,因此,可借助于信息论中关于熵的概念.

从特征提取的角度看,显然,利用具有最小不确定性的特征进行分类是有利的. 在信息论中,用"熵"作为不确定性的度量,它是 $p(\omega_1 \mid x), p(\omega_2 \mid x), \cdots, p(\omega_c \mid x)$ 的函数,即 $H = J_c[p(\omega_1 \mid x), \cdots, p(\omega_c \mid x)]$. 而满足该函数所有性质的一族信息度量是如下形式的广义熵:

$$J_c^{\alpha}[p(\omega_1 \mid x), p(\omega_2 \mid x), \cdots, p(\omega_c \mid x)] = (2^{1-\alpha} - 1)^{-1}\Big[\sum_{i=1}^{c} p^{\alpha}(\omega_i \mid x) - 1\Big], \tag{1}$$

其中 α 是一个实的正参数, $\alpha \neq 1$.

不同的 α 值可以得到不同的熵分离度量. 特别地,当 α 趋近于 1 时,据 L'Hospital 法则,有

$$J_c^{1}[p(\omega_1 \mid x), p(\omega_2 \mid x), \cdots, p(\omega_c \mid x)] = -\sum_{i=1}^{c} p(\omega_i \mid x)\log_2 p(\omega_i \mid x), \tag{2}$$

这就是 Shannon 熵.

以下在特征提取中用到的判别熵是基于信息理论的 Shannon 熵的进一步发展和深入.

2.1.2 特征提取

描述企业经营管理状况的指标有很多,涉及到财务、组织结构、人力资源、竞争力、营销、创新等各个方面. 特征提取的基本任务是从许多特征中找出那些最有效的特征. 原始特征处于一个高维空间中,通过映射(或交换) 的方法可以用低维空间来表示样本,这个过程称为特征提取.

作为不确定性的一种度量的表达式 Shannon 熵(见式(2)),这种概念也可用来作为某个概率分布密度 $p(x_i)$ 偏离给定标准分布 $\omega(x_i)$ 的程度的度量,这里称其为相对熵,即

$$V(p,\omega) = -\sum p(x_i)\log[p(x_i)/\omega(x_i)] \leqslant 0. \tag{3}$$

求和应在该特征所有可能的取值上进行. 相对熵越小,这两类概率分布的差别就越大;当两类概率分布完全相同时,相对熵达最大值(等于零).

根据相对熵的特点,可以定义判别熵 $W(p,q)$ 来表征两类分布 $p(x_i)$ 和 $q(x_i)$ 的差别大小,即

$$W(p,q) = V(p,q) + V(q,p) = -\sum p(x_i)\log p(x_i) - \sum q(x_i)\log q(x_i) + \sum p(x_i)\log q(x_i) + \sum q(x_i)\log p(x_i) \leqslant 0. \tag{4}$$

在许多情况下,可用 $\sum_i \sum_j W(p^{(i)}, q^{(j)})$ 来表示各类分布之间的分离程度. 这里 i, j 代表类别号.

对于特征提取而言,在给定维数 d 的条件下,应该求得这样 d 个特征,它可使上述判别熵最小.

为计算方便,可以用函数

$$U(p,q) = -\sum_i (p_i - q_i)^2 \leqslant 0 \tag{5}$$

来代替 $W(p,q)$,而不影响选取 d 个最优特征的结果. 在不对概率分布作估计的情况下,可用经归一化处理的样本特征值来代替上式中的概率分布[5],即

$$p_i^{(1)} = \frac{1}{N_1}\sum_{k=1}^{N_1}(x_{ki}^{(1)})^2 \text{ 且 } \sum_{i=1}^{D}(x_{ki}^{(1)})^2 = 1. \tag{6}$$

其中: k 是第 1 类样本集中的样本号, N_1 是第 2 类的样本总数, i 是特征号. 因为 $\sum_{i=1}^{D} p_i = 1$,所以这样替代是合理的. 同理可计算 q_i.

2.2 基于极大熵聚类的分类设计

若按最小判别熵原则,即依据式(5) 和(6),在 n 个企业样本组成的样本集中,选定样本的 k 个指标,指标矩阵可表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} = (x_{ij})_{k\times n}. \tag{7}$$

其中: x_{ij} 为样本 j 指标 i 的指标值; $i = 1,2,\cdots,k$; $j = 1,2,\cdots,n$. 也可将 X 表示成一个指标向量集 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_k\} \subset R^n$. 若将企业危机状态等级总数记为 c,即 c 个警度,考虑某种相似性度量,则可将 X 聚合成 c 个分离开的子集 $X_1, X_2, \cdots, X_c$. 每个子集表示一类,分别包括 $n_1, n_2, \cdots, n_c$ 个指标向量,设 $X_j = \{x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \cdots, x_{n_j}^{(j)}\}$. 为了衡量聚类的质量,常采用误差平方和 J 为目标函数,即

$$J(X,V) = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) \sum_{x_k \in X_j} \| x_k - v_j \|^2. \tag{8}$$

但这是一个启发过程,而不是一个最优化过程. 这是由于函数 J 是不可微的,于是无约束最优化的梯度方法不能直接应用. 这类算法的最大问题是算法训练没有一个终止准则,算法最后的结果严重依赖于码向量的初始值.

从最优化理论的角度看,求式(8) 的最小问题其实是个不可微优化问题. 人们常用一簇可微函数逼近目标函数来处理该问题. 比如,文献[6] 借助极大熵原理构造了一致逼近目标函数的熵函数. 本文

根据这一思想，研究了一种极大熵聚类算法以进行分类。

引入一种新的衡量聚类质量的误差平方和目标函数

$$J_C = J_C(X,V) = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) \sum_{j=1}^{C} p(v_j \mid x_k) \| x_k - v_j \|^2 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{C} p(x_k, v_j) \| x_k - v_j \|^2 = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) J_C(V \mid x_k). \tag{9}$$

当完全分配一个指标向量给与之最近的码向量，即条件概率由下式定义时：

$$p(v_j \mid x_k) = \begin{cases} 1, & x_k \in X_j; \\ 0, & 其他. \end{cases} \tag{10}$$

式(9)便退化为式(8)，此时，关于自由参数$\{v_j, p(v_j \mid x_k)\}(k = 1,2,\cdots,K; j = 1,2,\cdots,C)$求式(9)定义的 J_C 最小，立即可以产生一个硬聚类解。然而可以把这个最优化问题考虑为寻找一个分布，在满足一定程度随机性下它能最小化目标函数 J_C。自然，随机程度可以用 X 和 V 的 Shannon 联合熵来度量，即

$$H(X,V) = -\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{C} p(x_k, v_j) \ln p(x_k, v_j). \tag{11}$$

于是这个最优化问题可以简单地变为 Lagrange 最小化问题

$$L(X,V) = J_C(X,V) - TH(X,V), \tag{12}$$

其中 T 是 Lagrange 乘子。很明显，对于大的 T，主要是试图获得最大熵；随着 T 的降低，以熵换取失真的减少；当 T 趋于零时，最小 J_C 可直接获得一个非随机(硬)解。

进一步分析由式(12)定义的 Lagrange 函数 L。首先注意到可以分解联合熵

$$H(X,V) = -\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{C} p(x_k, v_j) \ln p(x_k, v_j) = H(X) + \sum_{k=1}^{K} p(x_k) H(V \mid x_k) = H(X) + H(V \mid X). \tag{13}$$

其中

$$H(X) = -\sum_{k=1}^{K} p(x_k) \ln p(x_k), \tag{14}$$

$$H(V \mid x_k) = H(v_1, v_2, \cdots, v_c \mid x_k) = -\sum_{j=1}^{C} p(v_j \mid x_k) \ln p(v_j \mid x_k), \tag{15}$$

$$H(V \mid X) = -\sum_{k=1}^{K} p(x_k) \sum_{j=1}^{C} p(v_j \mid x_k) \ln p(v_j \mid x_k) = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) H(V \mid x_k). \tag{16}$$

由于 $H(X)$ 是信源熵，它独立于聚类，可从函数 L 中抽取常数 $H(X)$，而主要集中于条件熵 $H(V \mid X)$。另一方面，由式(8)定义的目标函数 J 总是非负的，自然也希望逼近它的函数 L 同样非负，但因为 $-H(V \mid X)$ 是负的，所以这个条件不能得到保证。然而由于

$$H(V \mid X) = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) H(V \mid x_k) \leq \sum_{k=1}^{K} p(x_k) \ln C = \ln C,$$

并且 $\min(-H(V \mid H))$ 同 $\min(\ln C - H(V \mid X))$ 是等价的，于是可将最小化问题(12)变为

$$\min\left\{L_T(X,V) = J_C(X,V) + T(\ln C - H(V \mid X)) = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) L_T(V \mid x_k)\right\}, \tag{17}$$

$$L_T(V \mid x_k) = J_C(V \mid x_k) + T(\ln C - H(V \mid x_k)). \tag{18}$$

关于 $p(v_j \mid x_k)$ 直接最小化 $L_T(X,V)$，可以得到 $p(v_j \mid x_k)$ 满足 Gibbs 分布，即

$$p(v_j \mid x_k) = \frac{\exp[-\| x_k - v_j \|^2 / T]}{Z_{x_k}}, \tag{19}$$

其中正则参数

$$Z_{x_k} = \sum_{j=1}^{C} \exp[-\| x_k - v_j \|^2 / T]. \tag{20}$$

将式(19)代入(17)，便可获得函数 $L_T(X,V)$ 相应的最小形式 $L_T^*(X,V)$，即

$$L_T^*(X,V) = \min_{p(v_j \mid x_k)} L_T(X,V) = T\sum_{k=1}^{K} p(x_k)\left[\ln C - \ln \sum_{j=1}^{C} \exp[-\| x_k - v_j \|^2 / T]\right] = \sum_{k=1}^{K} p(x_k) L_T^*(V \mid x_k). \tag{21}$$

其中：$L_T^*(X,V)$ 称为熵函数(或凝聚函数)，而

$$L_T^*(V \mid x_k) = -T\ln \sum_{j=1}^{C} \exp\left[-\frac{\| x_k - v_j \|^2}{T}\right] + T\ln C. \tag{22}$$

关于码向量 v_j 最小化 $L_T^*(X,V)$，设置其梯度为零，经简单计算得到

$$\sum_{k=1}^{K} p(x_k) p(v_j \mid x_k)(x_k - v_j) = 0, \tag{23}$$

或

$$\sum_{k=1}^{K} p(x_k, v_j)(x_k - v_j) = 0. \tag{24}$$

所以

$$
\begin{aligned}
v_j &= \sum_{k=1}^{K} p(x_k, v_j)\, x_k \Big/ \sum_{k=1}^{K} p(x_k, v_j) = \\
&\sum_{k=1}^{K} p(v_j)\, p(x_k \mid v_j)\, x_k \big/ p(v_j) = \\
&\sum_{k=1}^{K} p(x_k \mid v_j)\, x_k,\ j = 1, 2, \cdots, C. \qquad (25)
\end{aligned}
$$

在实际应用中,一般都假设 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_k\} \subset R^n$ 中的指标向量是相互独立的,即 $p(x_k) = 1/K$ 时,由式(23) 可得

$$
v_j = \sum_{k=1}^{K} p(v_j \mid x_k)\, x_k \Big/ \sum_{k=1}^{K} p(v_j \mid x_k),\quad j = 1, 2, \cdots, C. \qquad (26)
$$

综上所述,因该聚类算法起源于极大熵函数,故称之为极大熵聚类算法. 具体步骤如下:

1) 设定聚类数目 c,定义 Lagrange 乘子 T.

2) 初始化各个聚类中心 v_j.

3) 重复下面的运算,直到各个样本的条件概率值 $p(v_j \mid x_k)$ 稳定:

①用当前的聚类中心,根据式(19) 和(20) 计算条件概率;

②用当前的条件概率值,按式(25) 或(26) 更新各类聚类中心.

当算法收敛时,便可得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的条件概率值,从而完成极大熵聚类划分.

3 实例研究

2005 年,深沪股市随机选择若干家公司的财务数据作为训练样本和测试样本. 在进行财务指标显著性及相关性分析后,将流动比率、速动比率、资产负债率、应收帐款周转率、应付帐款周转率、存货周转率、总资产周转率、主营业务利润率、净资产收益率以及总资产利润率等 10 项作为特征提取之前的财务预警指标. 我国企业财务危机的研究一般以上市公司是否需特别处理(ST) 作为划分标准. 危机等级分为正常状态(非 ST) 和危机状态(ST) 两种.

3.1 特征提取

在 2005 年深沪股市中,随机选择 12 家 ST 公司

表 1 训练样本的原始特征值

股票代码	股票名称	流动比率	速动比率	资产负债率	应收帐款周转率	应付帐款周转率	存货周转率	总资产周转率	主营业务利润率	净资产收益率	总资产利润率
000505	ST 珠江	0.954	0.044	90.830	9.617	15.02	0.068	0.038	- 279.640	- 69.720	- 11.420
600181	ST 云大	0.560	0.035	109.070	1.684	1.385	0.754	0.097	- 166.640	- 3537.040	- 21.870
600338	ST 珠峰	0.359	0.071	115.810	7.593	0.216	3.467	0.095	- 168.050	- 321.910	- 16.330
000430	ST 张股	0.156	0.018	62.970	29.381	13.654	30.596	0.257	- 46.620	- 31.100	- 11.810
600369	ST 长运	0.822	0.222	78.780	3.222	1.929	4.045	0.042	12.380	1.900	- 0.180
600753	ST 冰熊	0.988	0.009	68.240	0.090	- 0.126	0.053	0.023	- 295.670	- 22.780	- 6.830
600090	ST 啤酒花	0.471	0.068	113.000	2.431	2.504	0.844	0.238	2.100	0.610	1.170
000710	ST 天仪	1.023	0.220	57.840	2.993	3.675	2.418	0.510	- 10.930	- 13.510	- 5.57
600695	ST 大江	0.747	0.130	80.460	14.144	10.739	2.066	0.678	- 28.320	- 77.830	- 20.11
600093	ST 禾嘉	1.128	0.075	57.010	2.830	3.132	1.678	0.356	- 18.780	- 16.640	- 6.68
000928	ST 吉炭	0.877	0.061	75.320	3.668	6.312	1.470	0.448	- 15.340	- 27.420	- 6.85
600848	ST 自仪	0.913	0.125	85.800	3.216	3.619	2.888	0.849	0.730	4.380	0.85
600597	光明乳业	1.381	0.59	38.84	15.349	9.437	12.113	1.909	3.06	10.14	6.54
000682	东方电子	3.659	1.408	15.58	1.941	5.145	5.277	0.432	2.23	1.18	1.23
600085	同仁堂	2.797	0.808	24.23	9.642	4.424	1.089	0.711	11.56	13.42	12.58
600811	东方集团	0.807	0.389	52.43	33.996	4.355	10.748	0.421	3.26	3.11	1.09
600855	航天长峰	3.689	2.041	21.45	3.605	8.763	1.302	0.39	10.92	6.26	5.2
000155	川化股份	1.016	0.599	30.53	92.906	22.794	6.338	0.705	14.41	15.23	12.74
000768	西飞国际	2.281	0.247	24.62	6.901	10.569	1.198	0.44	3.39	2.04	1.59
600060	海信电器	1.603	0.642	52.37	27.093	5.756	4.415	2.049	1.01	4.17	3.13
000813	天山纺织	1.451	0.358	45.22	4.64	14.975	1.182	0.54	2.76	3.39	0.84
000585	东北电气	1.73	0.341	29.24	2.301	5.105	5.523	0.419	4.3	3.01	3.19
600362	江西铜业	1.895	0.412	32.44	63.693	28.096	3.207	1.088	13.88	25.39	17.75
000811	烟台冰轮	0.885	0.125	58.38	8.342	4.454	2.439	0.799	4.89	10.21	5.11

注:数据来源:上海证券之星/ http:// www.stockstar.com/ home.htm

表 2　特征提取计算结果

	流动比率	速动比率	资产负债率	应收帐款周转率	应付帐款周转率	存货周转率	总资产周转率	主营业务利润率	净资产收益率	总资产利润率
p_i	0.13889	0.05814	0.13303	0.02899	0.05996	0.01885	0.04988	0.15349	0.24963	0.10915
q_i	0.18452	0.07162	0.22244	0.04043	0.06788	0.11692	0.07713	0.10573	0.05192	0.06141
$-(p_i-q_i)^2$	-0.00208	-0.00018	-0.00799	-0.00013	-0.00006	-0.00962	-0.00074	-0.00228	-0.03909	-0.00228

和 12 家非 ST 公司的财务数据作为训练样本(见表 1).

要将 10 个指标通过特征提取后得到 6 个指标,由表 1 可知 $D=10$, $N=12$. 先对表 1 中训练样本的原始指标值进行归一化,同时保证 $\sum_{i=1}^{D}(x_{ki}^{(1)})^2=1$. 用 p_i 表示第 1 类(ST 类) 样本的第 i 个指标值的概率分布, q_i 表示第 2 类(非 ST 类) 样本的第 i 个指标值的概率分布,则通过式(6) 可得计算结果如表 2 所示.

取表 2 中使 $-(p_i-q_i)^2$ 最小的 6 个指标则可保证式(5) 成立,从而得到特征提取后的 6 个指标为:流动比率、资产负债率、存货周转率、主营业务利润率、净资产收益率和总资产利润率.

3.2　辨别测试样本类别

随机选取 2005 年深沪股市 50 个企业样本组成的样本集作为测试样本,50 个数据均由 6 个指标值构成. 定义危机等级 $c=2$,码向量初始值通常利用 Lagrange 乘子法,可将有条件约束转化为无条件约束,进而在连续条件下利用求导来求优化解. 一般是将 Lagrange 乘子 T 的初始值取为 1,但较为精确的初始值有利于算法效率的提高. 本文初始值的选取方法见文献[8],即把通过极小二乘得出的解作为 Lagrange 乘子初始值. 算法中无约束子问题的求解采用高效的截断牛顿法[7],所有运算均在 Matlab 5.2 环境中进行. 当然,随着样本数量级的增大, Lagrange 乘子 T 取值不恰当,可能会降低算法的性能. 但幸运的是,到 2008 年 1 月为止,扩容后的深沪股市上市公司仅分别为 672 家和 860 家,即使将全部上市公司作为样本,样本数量级仍是偏小的,不存在降低算法性能的问题. 因此,当问题规模较大而影响算法性能的极端情况在这里不用考虑. 表 3 给出了下面实证中采用的码向量初始值.

表 3　码向量的初始值

第 1 类(ST 类)	0.1	0.7	0.1	0.3	0.5	0.3
第 2 类(非 ST 类)	0.4	0.2	0.2	0.4	0.9	0.9

表 4 给出了极大熵聚类算法和硬 C- 均值算法的聚类结果.

表 4　硬 C- 均值算法和极大熵聚类算法的预测错误率 %

算　法	危机企业(ST) 预测错误率	非危机企业(非 ST) 预测错误率
硬 C- 均值	9.62	13.30
极大熵聚类	8.01	6.70

无论针对危机企业或非危机企业,极大熵聚类算法对于任一指标向量均以概率为比例分配给所有码向量,而不是仅仅完全分配给与之最近的码向量,它在一定程度上能克服标准 C- 聚类对初始码向量选取敏感的问题,所以极大熵聚类算法所计算出的预测错误率结果均小于硬 C- 均值算法. 表 4 的运算结果也进一步表明,极大熵聚类算法的预测错误率低于硬 C- 均值算法.

4　结　　论

为了有效辨别项目风险状态,本文利用判别熵最小化完成特征选取,并建立了一种极大熵聚类算法进行分类,算法对具有噪声干扰的指标向量进行聚类时具有较强的鲁棒性.

研究分析表明,运用熵方法可有效、准确地判别企业危机. 但任何方法都有其局限性. 使用本方法时要注意以下几点:1) 通过统计技术筛选预警指标时,应寻找在组间差别尽可能大、而在组内差别尽可能小的指标变量;2) 选取训练样本时应注意样本要有代表性,分布尽可能均衡,避免极端值的影响;3) 码向量初值设定非常重要,其取值的大小体现了不同指标影响因素在预测中所起的不同作用.

参考文献(References)

[1] 吴世农, 卢贤义. 我国上市公司财务困境的预测模型研究[J]. 经济研究, 2001, 37(6): 46-55.
(Wu S N, Lu X Y. A study of models for predicting financial distress in china's listed companies [J]. Economic Research Journal, 2001, 37(6): 46-55.)

[2] 李杰, 王蔚佳, 刘兴智. 多元统计分析在企业财务危机预警中的应用[J]. 重庆建筑大学学报, 2004, 26(5): 118-123.
(Li J, Wang W J, Liu X Z. Application of multivariate statistics in early-warning of corporation financial crisis [J]. J of Chongqing Architecture University, 2004, 26(5): 118-123.)

(下转第 121 页)

IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(1): 148-151.

[5] Cheng Y, Zheng D. Ultimate periodicity of orbits for min-max systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(11): 1937-1940.

[6] Cheng Y, Zheng D. A cycle time computing algorithm and its applications in the structural analysis of min-max systems[J]. Discrete Event Dynamic Systems, 2004, 14(1): 5-30.

[7] Chen W. Cycle time assignment of nonlinear discrete event dynamic systems [J]. Systems Science and Mathematical Sciences, 2000, 13(2): 213-218.

[8] **陈文德. 非线性 DEDS 的能达性**[J]. **控制理论与应用**, 1999, 16(增): 69-72.
(Chen W D. Reachability of nonlinear DEDS [J]. Control Theory and Application, 1999, 16(S): 69-72.)

[9] **陈文德. 非线性 DEDS 的周期时间配置与凝着色图**[J]. **控制与决策**, 2003, 18(5): 517-521.
(Chen W D. Cycle time assignment and total condensation coloring graph of nonlinear DEDS [J]. Control and Decision, 2003, 18(5): 517-521.)

[10] **陈文德, 陶跃钢. 非线性 DEDS 的能观能达性与着色图**[J]. **科学通报**, 2000, 45(22): 2457-2461.
(Chen W D, Tao Y G. The observability and reachability of nonlinear DEDS and coloring graph[J]. Chinese Science Bulletin, 2000, 45(22): 2457-2461.)

[11] Chen W, Tao Y, Yu H. Cycle time assignment of min-max systems using a state feedback[C]. Proc of IEEE Int Conf on Networking, Sensing and Control. Taibei, 2004: 688-693.

[12] Tao Y, Chen W. Cycle time assignment of min-max systems[J]. Int J of Control, 2003, 76(18): 1790-1799.

[13] Tao Y, Liu G. Sate feedback stabilization and majorizing achievement of min-max-plus systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(12): 2027-2033.

[14] Tao Y, Liu G. Cycle time assignability and feedback design for min-max-plus systems[C]. Proc of the 44th IEEE Conf on Decision and Control, and the European Control Conf 2005. Seville, 2005: 12-15.

[15] **王龙, 郑大钟. 极大代数上的线性系统理论**[C]. **离散事件动态系统理论及其在 CIMS 中的应用学术会议论文集. 北京: 清华大学出版社**, 1988: 79-87.
(Wang L, Zheng D Z. Linear system theory of max algebra[C]. Proc of Conf on the Theory of DEDS and Applications in CIMS. Beijing: Tsinghua University Press, 1988: 79-87.)

[16] Zhang M, Wu Z. Controllability and observability problems in linear discrete event system model of FMS [C]. Proc of DEDS '91. Beijing: Int Academic Publishers, 1991: 267-270.

(上接第 117 页)

[3] **杨淑娥, 黄礼. 基于 BP 神经网络的上市公司财务预警模型**[J]. **系统工程理论与实践**, 2005, 25(1): 12-18.
(Yang S E, Huang L. Financial crisis warning model based on BP neural network[J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 2005, 25(1): 12-18.)

[4] **孙星, 邱菀华, 唐葆君. 基于模糊识别与聚类的企业危机预警模型设计**[J]. **控制与决策**, 2006, 21(3): 267-270.
(Sun X, Qiu W H, Tang B J. Model design of enterprise crisis early-warning based on fuzzy recognition and clustering[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 267-270.)

[5] **邱菀华. 管理决策和应用熵学**[M]. **北京: 机械工业出版社**, 2002.
(Qiu W H. Management decision and entropy-weight means[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.)

[6] **李兴斯. 非线性极大极小问题的一个有效解法**[J]. **科学通报**, 1991, 36(19): 1448-1451.
(Li X S. An efficient method for nonlinear minmax problems[J]. Chinese Science Bulletin, 1991, 36(19): 1448-1451.)

[7] **李兴斯. 一类不可微优化问题的有效解法**[J]. **中国科学: A 辑**, 1994, 24(4): 371-377.
(Li X S. An efficient method for a sort of non-differential optimization problem[J]. Science in China: Series A, 1994, 24(4): 371-377.)

[8] Ross K. Deterministic annealing for clustering, compression, classification, regression, and related optimization problems[J]. Proc of the IEEE, 1998, 86(11): 2210-2239.