

文章编号: 1001-0920(2008)02-0264-05

群决策中随机信息的贝叶斯集结与统计模拟方法

毕文杰, 陈晓红

(中南大学 商学院, 长沙 410083)

摘要: 针对方案属性值和权重都为随机变量的群决策问题, 结合贝叶斯理论和随机模拟, 提出一种集成专家主观概率分布集结和随机多属性决策方案选优的方法. 该方法首先构建一个多元正态集结模型, 将多个专家估计的属性值分布集结成单一分布, 然后用随机模拟算法, 生成不完全权重信息, 并通过计算各方案获得特定排名的可信度因子, 以及反映决策者风险偏好的整体排名可信度因子, 得到各方案排序. 实例分析验证了方法的有效性.

关键词: 群决策; 随机偏好信息; 贝叶斯理论; 蒙特卡洛模拟

中图分类号: N945.17

文献标识码: A

Bayesian aggregation and Monte Carlo simulation approach for stochastic information in group decision making

BI Wen-jie, CHEN Xiaohong

(Business School, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: BI Wen-jie, E-mail: bwj@mail.cus.edu.cn)

Abstract: To a kind of group decision making with stochastic criteria value and weight, an approach combining aggregation of expert's subject probability and choice of stochastic multicriteria alternatives is proposed based on Bayesian theory and Monte Carlo simulation. A multivariable normal aggregation model is built to get a consensus probability distribution of each criteria's value. By means of Monte Carlo simulation, weights of each criteria are aggregated. By calculating a rank probability index which represents the probability of different rank, an alternative is got. Finally, a holistic rank index embodying decision maker's attitude about risk is calculated as well. An example shows the effectiveness of this approach.

Key words: Group decision making; Stochastic preference information; Bayes theory; Monte Carlo simulation

1 引言

由于时间压力、环境不确定性以及意见的不统一, 在群决策过程中, 决策参与者通常很难确定决策参数(如属性值、属性权重)的准确值. 虽然难以准确估计参数的取值, 但他们比较容易以区间值、三角模糊数、语言值、序数等不确定形式给出决策参数的信息^[1]. 现有的不确定信息群决策研究主要集中在用模糊数的方法处理这些不确定信息, 而文献^[1]指出这些不确定信息既可看作模糊数, 也可看作随机变量, 并通过比较证明, 用统计方法处理不确定信息能得到解释性更强的结果.

在群决策中, 将不确定信息看作随机变量会带来新的问题和挑战, 如随机变量的集结、属性权重的生成及方案排序等. 这些方面, 目前有一些零散的研

究. 如在随机变量分布函数的集结方面, 目前主要有基于数学和基于行为的方法^[2]; 在不完全信息属性权重的确定方面, 主要有客观赋权法、主观赋权法、综合赋权法及数学规划方法^[3]; 在随机信息多属性方案排序方面, 现有方法包括 SMAA 模型^[4]及国内学者提出的基于可能度矩阵的方法^[5]等. 但上述大多数方法中, 没有考虑属性值和权重同时为随机变量的群决策情形, 且很少有方法讨论决策者风险偏好类型对决策方案排序的影响, 而这些问题在实际决策中经常存在.

本文结合贝叶斯理论和 Monte Carlo 模拟, 提出一种集成专家主观概率(分布)集结和随机多属性决策方案选优的方法, 以满足这类群体决策的需要.

2 问题描述及符号说明

收稿日期: 2007-12-22; 修回日期: 2008-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(70631004).

作者简介: 毕文杰(1972—), 男, 湖南常德人, 讲师, 博士, 从事决策理论与方法的研究; 陈晓红(1963—), 女, 长沙人, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与决策支持系统等研究.

随机信息多属性群决策问题描述为:具有风险偏好的决策者(风险喜好、风险厌恶或风险中性的个人或决策层)需要对 N 个决策方案进行排序,每个方案有 M 个属性,属性值为随机变量;为了提高决策的准确性,决策者邀请了 K 个专家对 N 个方案的 M 个属性值进行估计,同时以区间数或序数方式给出属性的权重信息;之后,决策者集结专家信息,分析各方案的排序情况;最后,根据自己的风险偏好类型,选择最优方案。

主要符号说明如下: N 为方案数目, M 为属性数目, K 为专家数目; $a_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为决策方案 i ; $w_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 为属性 j 的权重, w_j 为随机变量; x_{ij} 为方案 i 的第 j 个属性的属性值,随机变量; x_{ijk} 表示专家 $k (k = 1, 2, \dots, K)$ 对方案 i 的第 j 个属性给出的估计值。

3 基于贝叶斯理论的分布集结模型

如上所述,本文假设方案属性值为随机变量,群决策的第一步是集结各专家给出的属性值,形成单一分布函数作为群体偏好信息。随机变量分布函数的集结包括基于公理的方法和基于贝叶斯的方法。近年来,基于贝叶斯的方法成为研究的热点,如 Clemen 提出了点估计方法^[2], Jouini 提出了 Colpa 方法^[2]。但这些方法过于复杂,需要估计众多参数,不适合作为多属性决策问题的分布集结模型。下面在 Morris 的框架下,给出一种适合多属性、多专家决策问题的多元正态分布集结模型。

Morris 提出的贝叶斯集结框架如下^[6]:

$$p^* = p(\mu / g_1, \dots, g_n) = p(\mu) L(g_1, \dots, g_n / \mu). \tag{1}$$

其中: $p(\mu)$ 为决策者关于随机变量 μ 的先验分布, $L(g_1, \dots, g_n / \mu)$ 为似然函数, $p(\mu / g_1, \dots, g_n)$ 为后验分布。该模型的主要思想是:决策者将多个专家的估计作为观察值(或观测样本),更新自己的先验分布为后验分布,提高决策的准确性。模型中的似然函数既包括专家给出的随机变量的分布,也包括决策者对专家的信任,所以确定似然函数是该模型的核心和难点。直接推导或主观确定似然函数往往非常困难,而且可能存在较大偏差。比较可行的方法是构建合适的统计模型,使其服从某种分布,并根据贝叶斯共轭分布^[7]的概念,确定其先验和后验分布。文献[7]证明,对于正态均值,自然共轭分布为正态分布,即若观察值的均值为正态分布,那么其先验和后验分布均为正态分布。根据 Morris 的框架和共轭分布的概念,本文给出如下模型:

假设 1 设方案属性值为随机变量 μ , 为了更准确地得到 μ 的值,决策者咨询了 K 位专家,各专家给

出估计值(随机变量)的密度函数为 f_1, f_2, \dots, f_K , 则专家 k 估计值的均值为

$$\mu_k = \int_{-\infty}^{\infty} f_k(\mu) \mu d\mu, \tag{2}$$

专家 k 对 μ 的估计误差为

$$u_k = \mu_k - \mu, \tag{3}$$

所以专家对 μ 的估计可表示为 $f(\mu_i - u_i)$ 。

假设 2 设 $g(u)$ 为决策者给出的专家估计误差 $u = (u_1, u_2, \dots, u_K)$ 的密度函数。同时,假设 u 是位置无关的,即对 μ 的知识不会改变决策者对 u 的估计。 $g(\mu_1 - u_1, \dots, \mu_K - u_K)$ (即 $g(u)$) 既包含专家提供的属性值估计,又包含决策者对专家的信任,因此可以将 $g(\mu_1 - u_1, \dots, \mu_K - u_K)$ 看作似然函数,用以更新决策者的先验信息为后验信息。设决策者对 μ 的先验分布为 $h_0(\mu)$, 则 μ 的后验分布为

$$h(\mu / f_1, f_2, \dots, f_K, g, h_0) = h_0(\mu) g(\mu_1 - u_1, \dots, \mu_K - u_K). \tag{4}$$

如果决策者的先验分布是无信息的(如为均匀分布),则 μ 的后验分布为

$$h(\mu / f_1, f_2, \dots, f_K, g) = g(\mu_1 - u_1, \dots, \mu_K - u_K). \tag{5}$$

假设 3 假设专家 k 对 μ 的估计近似服从均值为 μ_k , 方差为 σ_k^2 的正态分布,且专家的估计相互独立($\sigma_k = 0$)。根据多元正态分布的性质和“正态误差理论”,设 $g(u)$ 为多元正态分布是合理的,该多元正态分布的均值为 K 个 0, 协方差矩阵 Σ 为正定矩阵(对角线为 σ_k^2)。即决策者认为专家 k 对 μ 的估计误差服从均值为 0, 方差为 σ_k^2 的正态分布。

集结模型 根据上述假设 1 ~ 假设 3, 有

$$g(\mu - e) = \exp\{- (\mu - e)^t \Sigma^{-1} (\mu - e) / 2\} \exp\{- (\mu - \mu^*)^2 / 2 \sigma^{*2}\}. \tag{6}$$

其中

$$\mu^* = e^t \Sigma^{-1} \mu / e^t \Sigma^{-1} e, \tag{7}$$

$$\sigma^{*2} = 1 / e^t \Sigma^{-1} e. \tag{8}$$

如果决策者先验为无信息的,则 μ 后验分布为

$$h(\mu / \mu) = [(\mu - \mu^*) / \sigma^*]^{-1}. \tag{9}$$

该分布可看作群体的一致分布,其均值 μ^* 是各位专家估计值均值 μ_k 的线性组合,即 $\mu^* = \sum_{k=1}^K v_k \mu_k$, 其中 v_k 是均值 μ_k 的权重, $v_k > 0, \sum_{k=1}^K v_k = 1$ 。 v_k 主要取决于 μ_k 对应的方差,方差越小,权重越大,该权重亦可看作专家 k 的权重。

在实际决策时,要求专家对 μ 给出正态分布的均值和方差可能在操作上有难度,这时可让专家提供基本对称的三角分布 a, b, c 值(即最小、最大、最

可能值)、三角模糊数或语言值,然后用文献[8]或文献[1]提出的方法将其拟合为正态分布.

例1 设决策者为预测某金属的一年后的价格,咨询了3位专家,专家给出的最小值 a ,最大值 b ,最可能值 c 分别为: $a_1 = 50, b_1 = 61, c_1 = 55; a_2 = 58, b_2 = 63, c_2 = 60; a_3 = 48, b_3 = 55, c_3 = 52$.按文献[8]的方法,3个三角分布拟合成的正态分布分别为 $\mu_1 = 55, \sigma_1 = 4.5143; \mu_2 = 60, \sigma_2 = 2.0520; \mu_3 = 52, \sigma_3 = 2.8728$.根据式(6)~(8), x 的后验分布均值 $\mu^* = 57.0208$,方差 $\sigma^* = 1.5661, \mu_1, \mu_2, \mu_3$ 的权重分别为0.1204, 0.5825, 0.2972,即方差越小的,权重越大.

4 基于随机模拟的多属性决策方案排序

4.1 属性权重的确定与生成

由于本文假设属性值为随机变量,用客观赋权法确定属性权重计算复杂,需另撰文讨论.为了简化权重的处理,本文采用主观赋权法确定属性权重.根据贝叶斯理论,将属性权重设为随机变量,其权重空间

$W = \{w \in R^n \mid w_j \geq 0, \sum_{j=1}^n w_j = 1\}$.专家允许以如下的方式提供不完全信息属性权重:

1) 不提供任何属性权重信息,即认为属性权重服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布;

2) 序数权重信息,如 $w_1 > w_2 > \dots > w_n$;

3) 区间数权重信息,如 $w_j = [w_{j\min}, w_{j\max}]$.

权重为区间数的群决策问题,文献[9]对其进行了深入研究,故本文只考虑前两类权重.在方案排序时,这两类权重采用 Monte Carlo 模拟产生,算法如下:

算法1 属性权重生成算法 RANDW().

```

1) for  $j = 1$  to  $M - 1$  do //  $M$ :属性数目
2)  $q_j = \text{RANDU}(0,1)$  // 产生 $[0,1]$ 分布随机数
3) end for
4)  $\text{SORT}_{\text{asc}}(q)$  // 按升序对 $q$ 排序
5)  $q_0 = 0, q_n = 1$ 
6) for  $j = 1$  to  $M$  do
7)  $w_j = q_j - q_{j-1}$ 
8) end for // 以上步骤产生 $[0,1]$ 分布的权重
9)  $\text{SORT}_{\text{asc}}(w)$  // 产生序数权重  $w_1 > w_2 > \dots > w_n$ .

```

4.2 基于模拟的方案排序方法

对于决策方案属性值为随机变量的方案排序问题,现有方法主要是基于随机优势和概率优势^[10],但这两类方法主要用于区分有效方案与无效方案,结果可能存在很多无法区分的方案.本文中采用

Monte Carlo 模拟的方法,通过分析各方案获得某个排序的可能性来判断方案可能的排序.为此,需先定义几个衡量方案排名可能性的指标.

定义1 设决策方案的评价用价值函数 $u(x_i, w)$ 表示, (x_i, w) 均为随机变量, $u(x_i, w)$ 为可加性线性函数 $u(x_i, w) = \sum_{j=1}^n w_j u_j(x_{ij})$ (本文中设 $u_j = x_{ij}$,在计算 u 之前,随机变量 x 需进行归一化处理),则方案 i 的排名函数(最优 $= 1$,最差 $= n$)为

$$\text{rank}(i, x, w) = 1 + \sum_{k=1}^n (u(x_k, w) > u(x_i, w)), \quad (10)$$

(true) = 1, (false) = 0.

方案 i 的可行排名权重空间为

$$W_i^r(x) = \{w \in W \mid \text{rank}(i, x, w) = r\}. \quad (11)$$

该定义的意义为在权重空间 $W_i^r(x)$ 的范围内,方案 x_i 可以获得排名 r ,该权重空间 $W_i^r(x)$ 越大,说明 x_i 获得排名 r 的可能性越大.

定义2 设方案 i 的排名函数和可行排名权重空间如定义1,为了进一步量化方案 i 获得排名 r 的可能性,定义方案 i 的排名可信度因子为

$$p_i^r = \int_x \int_w f(x) f(w) \mathbb{1}_{W_i^r(x)} dw dx, \quad (12)$$

其中 $f(x)$ 和 $f(w)$ 分别为属性值 x 和权重 w 的密度函数.该因子的取值区间为 $[0, 1]$,取值为0表示该方案不可能得到排名 r ,取值为1表示肯定可以得到排名 r .从定义看,如果某方案排名 $r = 1$ 的可信度因子最大,则该方案最有可能是最优方案.

p_i^r 的计算涉及到随机变量多重积分,同样用 Monte Carlo 模拟的方法求解,算法如下:

算法2 方案排名可信度因子 p_i^r 计算方法.

```

1)  $h_i^j = 0 (i, j = 1, \dots, N)$  // 初始化
2) for  $k = 1$  to  $K_w$  do //  $K_w$ 为迭代次数
3)  $w = \text{RANDW}()$  // 调用算法1生成权重
4)  $x = \text{RANDX}()$  // 生成属性值随机数
5) for  $i = 1$  to  $N$  do
6)  $t_i = u(x_i, w)$ 
7) end for
8)  $r = \text{RANK}(t)$  // 按 $t_i$ 大小生成序数向量 $r$ 
9) for  $i = 1$  to  $N$  do
10)  $h_i^r = h_i^r + 1$ 
11) end for
12) end for
13)  $p_i^r = h_i^r / K_w (i, j = 1, \dots, N)$  // 计算 $p_i^r$ .

```

在实际应用中, K_w 一般很大,即 $K_w \gg N$ (方案数),如果属性值之间是独立的,则算法2的复杂度约等于 $O(K_w(N \log(N) + M \cdot N + M \log(M)))$.该

复杂度为 M, N 的多项式形式, 所以当 M 和 N 增大时, 本文的模拟方法仍然有效. 同时, 为了得到置信度为 95%, 误差小于 0.01 的 p_i^r 值, 按文献[11]的要求, 需模拟的次数为 $K_w = 9604$, 所以算法 2 模拟次数应大于 10000, 以确保得到稳定可信的结果.

从 p_i^r 的定义可知, 一个方案可能得到多个排名, 且获得每个排名的可能性不一样, 为了衡量方案的综合排名, 需再定义方案整体排名可信度因子.

定义 3 方案 i 整体排名可信度因子为

$$a_i^h = \sum_{r=1}^n r p_i^r, \quad (13)$$

其中 r 为排名权重, $1, 2, \dots, n, \dots, r$ 设定影响到方案的综合排名, 不同风险偏好类型的决策者会给出不同的 r . 对于风险喜好者, 选取 r 为

$$r = \frac{1}{r_d} - \frac{1/r^d}{n}; \quad (14)$$

对于风险规避者, 取 r 为

$$r = \frac{1}{(n+1-r)^d} + \frac{1/(n+1-r)^d}{n}. \quad (15)$$

其中 d 是反映风险接受程度的参数, 对式(14), d 越大, 表示决策者越愿意承担风险; 对于式(15), d 越大, 表示决策者越规避风险. 对于风险中性的决策者, 可以取两式平均值作为排序权重 (d 相同).

5 实例分析

某有色金属加工企业拟对企业制定的几种发展战略进行评估. 该企业从 3 个决策变量(资源价格、储量、环保要求)的不同水平(降低、正常、升高)制定了 9 套战略方案和 3 个评价属性: 长期收益, 短期收益, 市场占有率. 为了更客观地评价战略计划, 企业决策层请 6 位企业内部专家和行业专家对各方案进行评估. 考虑环境的不确定性, 方案属性值都为随机变量, 专家对各方案的各属性给出估计值, 同

时, 提供部分权重信息, 最后决策者根据专家提供的信息进行方案选优. 群决策具体过程如下:

Step1 选择专家(本例中为 6 名), 专家对各方案的属性值进行估计, 考虑实际操作的简单性, 专家只需给出各属性值的三角分布, 即给出最小值 a , 最大值 b , 最可能值 c . 例如某专家 k 给出的 9 个方案的属性估计值如表 1 所示(其他专家的估计略).

表 1 专家 k 给出的方案属性值 (a, b, c)

方案	长期收益	短期收益	市场占有率
a1	(0, 900, 450)	(0, 295, 150)	(16, 25, 20)
a2	(480, 1200, 850)	(210, 430, 330)	(16, 18, 17)
a3	(180, 1000, 600)	(125, 350, 240)	(16, 20, 18)
a4	(135, 1200, 668)	(110, 380, 235)	(16, 21, 18)
a5	(200, 1100, 650)	(130, 360, 240)	(17, 20, 18)
a6	(220, 1150, 685)	(130, 364, 250)	(16, 22, 20)
a7	(288, 1080, 680)	(145, 345, 245)	(16, 20, 18)
a8	(280, 1060, 670)	(147, 345, 246)	(17, 22, 19)
a9	(210, 1130, 670)	(130, 370, 250)	(15, 20, 18)

Step2 根据文献[8]的方法将专家给出的三角分布拟合为正态分布, 并根据式(6)~(8)将各专家估计的分布集结为一致分布(假设决策者先验为无信息的, 且专家的估计相互独立), 结果如表 2 所示

表 2 决策方案属性值的后验分布 (μ, σ)

方案	长期收益	短期收益	市场占有率
a1	(396, 202.5)	(156, 48)	(19.65, 1)
a2	(807.5, 72.5)	(330, 46.5)	(17.5, 0.75)
a3	(639, 187.5)	(238.5, 46.5)	(18, 0.7)
a4	(658.5, 14.5)	(244.5, 54)	(18.15, 0.75)
a5	(666, 187.5)	(244.5, 46.5)	(18.15, 0.75)
a6	(700.5, 189)	(257.5, 48)	(18, 0.8)
a7	(679.5, 162)	(244.5, 40.5)	(18.15, 0.7)
a8	(673.5, 60.5)	(246, 41)	(18.5, 0.75)
a9	(673, 189)	(249, 48)	(18.15, 1.2)

表 3 各方案排名可信度因子 p_i^r

方案	p_i^1	p_i^2	p_i^3	p_i^4	p_i^5	p_i^6	p_i^7	p_i^8	p_i^9
a1	0.33	0.78	1.45	2.35	3.55	5.31	8.61	18.28	59.34
a2	41.19	22.04	12.88	9.1	6.19	4.1	2.92	1.21	0.37
a3	5.57	8.06	9.89	11.22	12.42	13.59	15.41	15.08	8.76
a4	9.69	10.7	11.36	10.92	11.05	11.91	12.68	13.36	8.33
a5	7.81	10.46	11.72	12.43	12.66	13.24	13.21	12.36	6.11
a6	11.91	14.2	13.24	13.06	11.92	12.12	10.69	8.91	3.95
a7	6.89	10.38	12.8	14.45	14.67	14.66	12.26	10.19	3.7
a8	7.65	11.71	13.7	13.95	14.72	13.16	12.01	9.38	3.72
a9	8.96	11.67	12.96	12.52	12.82	11.91	12.21	11.23	5.72

示.

Step3 专家给出属性权重信息. 本例中专家提供了序数权重信息, 专家们一致认为 $w_1 > w_2 > w_3$.

Step4 根据 Step2 和 Step3 的信息及算法 1, 算法 2 (模拟 10000 次), 得每个方案的 p_i^j , 如表 3 所示.

Step5 决策者根据风险偏好, 确定风险程度系数 $d = 1.5$, 按式 (14), (15) 计算排名权重 r_i , 结果如表 4 所示.

表 4 不同风险偏好对应的排名权重 r_i

排名	风险喜好型	风险厌恶型	风险中性
1	0.7818	0.1812	0.4815
2	0.1354	0.1740	0.1547
3	-0.0257	0.1642	0.0693
4	-0.0932	0.1501	0.0285
5	-0.1287	0.1287	0
6	-0.1501	0.0932	-0.0285
7	-0.1642	0.0257	-0.0693
8	-0.1740	-0.1354	-0.1547
9	-0.1812	-0.7818	-0.4815

Step6 根据式 (13), 计算方案整体排名可信度因子 h_i^j 及按该因子得到的方案排序, 如表 5 所示.

表 5 不同风险偏好决策者对应的 a_i^h 与方案排序

方案	风险喜好型	风险厌恶型	风险中性
a_1	-16.50	9	-31.70
a_2	31.84	1	23.71
a_3	-6.23	8	-3.07
a_4	-1.41	4	0.12
a_5	-2.98	6	0.40
a_6	2.30	2	4.85
a_7	-3.42	7	1.60
a_8	-2.23	5	2.39
a_9	-1.35	3	1.70

Step7 结果分析. 从表 3 可知: 方案 a_2 的 p_1^1 值最大, 表明方案 a_2 最有可能获得排名第 1, 方案 a_1 的 p_9^9 最小, 而 p_9^1 最大, 表明方案 a_1 获得排名第 9 的可能性最大, 其他方案可作类似分析.

a_i^h 反映方案的整体排名情况和决策的风险偏好, 从表 5 的结果看, 不论是什么类型的决策者, 方案排名第 1, 2, 8, 9 的方案保持一致, 表明当方案间属性值差别大时, 用 p_i^j 可以得到比较可信的方案排序. 当方案差别不大时, 如方案 a_3, a_4, a_5, a_6, a_7 之间, 不同类型的决策者可能会产生不同的排序. 以方案 a_4 为例, a_4 的 $p_4^4 = 9.69$, 在所有方案中排第 4; 对于风险追求者来说, 方案的综合排名基本按 p_4^4 确

定, 所以 a_4 在风险爱好者的排序中也是第 4. 但对风险厌恶者来说, 关心的是方案排名最后的可能性, a_4 的 $p_9^4 = 8.33$, 即 a_4 获得排名第 9 的可能性为第 3 高, 所以对风险厌恶者来说, 会按这个可能性将方案 a_4 排在倒数第 3, 即第 7 位.

文献[5] 讨论了与本文类似的风险性多属性决策问题. 根据该文献的方法, 对本实例中的数据进行计算 (用表 2 的数据), 得到方案的排序为 $a_2 > a_6 > a_8 > a_9 > a_7 > a_5 > a_4 > a_3 > a_1$, 与本例中的风险中性决策者得到的排序相同 (见表 5), 进一步证明本文所提随机模拟的算法是有效的.

6 结 论

本文针对决策方案属性值和权重都为随机变量的风险性群决策问题, 结合贝叶斯理论和 Monte Carlo 模拟, 提出了一种集成专家主观概率 (分布) 集结和随机多属性决策方案选优的方法. 该方法的优点是: 1) 由于采用概率集结和随机模拟的方法, 保留了随机变量的特性, 因此方案排序结果具有统计意义, 解释性更强; 2) 考虑了决策者风险偏好类型对决策方案排序的影响, 使该方法能更好地应用于实际决策场景; 3) 方法中主要结果的计算采用随机模拟方法, 便于编程实现, 实用性好.

参考文献 (References)

[1] Kangs A, Leskinen P. Comparison of fuzzy and statistical approaches in multicriteria decisionmaking [J]. Forest Science, 2007, 53(1): 37-44.

[2] Clemen R T, Winkler R L. Combining probability distributions from experts in risk analysis [J]. Risk Analysis, 1999, 19(2): 187-203.

[3] Kim S H, Ahn B S. Interactive group decision making procedure under incomplete information [J]. European J of Operational Research, 1999, 116(3): 498-507.

[4] Lahdelma R, Hokkanen J, Salminen P. SMAA-stochastic multiobjective acceptability analysis [J]. European J of Operational Research, 1998, 106(1): 137-143.

[5] 姚升保, 岳超源. 风险型多属性决策的一种求解方法 [J]. 华中科技大学学报, 2005, 23(11): 83-85. (Yao S B, Yue C Y. Method for solving multi-attribute decision-making problem with risk [J]. J of Huazhong University of Science and Technology, 2005, 23(11): 83-85.)

[6] Morris P A. Combining expert judgments: A Bayesian approach [J]. Management Science, 1977, 23(7): 679-693.

(下转第 273 页)

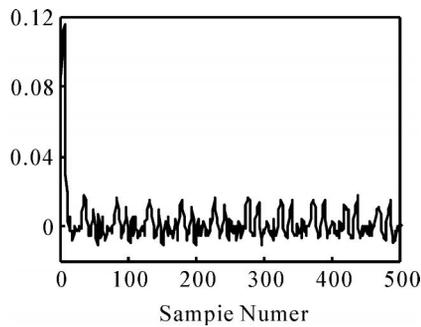


图 6 超声波电机跟踪误差

$$y_d(t) = 1 + 7e^{-0.08t}(1 + \sin(1.3t)),$$

对逆模型的泛化性进行检验,期望输出即电机实际速度如图 5 所示,图 6 为跟踪误差。

实验结果表明,所建立的超声波电机的逆模型能准确反映电机中迟滞逆的特性,具有良好的泛化性能,能够有效地补偿存在于电机中动态迟滞和非线性摩擦力的影响。

5 结 论

为了消除存在于超声波电动机中的动态迟滞和非线性摩擦力的影响,构建其逆模型对其进行补偿是一种有效的方法。由于神经网络不能逼近迟滞这种具有多值映射特征的非线性,本文通过引入动态迟滞逆算子,用以反映非线性迟滞逆输出的基本特征,对输入空间进行扩张,使迟滞逆的输出在新的输入、输出空间上实现一一映射,从而将神经网络应用到超声波电机逆模型的辨识中。利用神经网络对非线性映射具有的强大的逼近能力,对动态迟滞和非线性摩擦力的影响进行补偿。所建立的逆模型结构简单、泛化性强,利于实现在线调整,为超声波电机的基于神经网络的直接逆控制、内模控制等控制方案提供了理论基础,具有实际的参考价值。

参考文献(References)

[1] Ueha S, Tomikawa Y. Ultrasonic motors: Theory and

applications[M]. Oxford: Clarendon Press, 1993.

[2] Sun D, Liu J, Ai X. Modeling and performance evaluation of traveling-wave piezoelectric ultrasonic motors with analytical method [J]. Sensors and Actuators A, 2002, 100(1): 84-93.

[3] Wang S. A finite element model for the static and dynamic analysis of a piezoelectric bimorph[J]. Int J of Solids and Struct, 2004, 41(15): 4075-4096.

[4] Zhu M. Contact analysis and mathematical modeling of traveling wave ultrasonic motors [J]. IEEE Trans on Ultrasonic, Ferroelectric Frequency Control, 2004, 51(6): 668-679.

[5] Webb G, Lagoudas D. Hysteresis modeling of SMA actuator for control application [J]. J of Intelligent Material Systems and Structures, 1998, 9(3): 432-448.

[6] Wei T, Khosla P, Riviere C. Feedforward controller with inverse rate-dependent model for piezoelectric actuators in trajectory-tracking applications [J]. IEEE/ASME Trans on Mechatronics, 2007, 12(2): 134-142.

[7] 赵新龙, 谭永红, 董建萍. 基于神经网络的迟滞非线性逆模型 [J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(1): 104-107.

(Zhao X L, Tan Y H, Dong J P. Modeling inverse hysteresis using neural networks [J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2007, 41(1): 104-107.)

[8] Hagedorn P, Wallaschek J. Travelling wave ultrasonic motor, Part I: Working principle and mathematical modelling of the stator [J]. J of Sound and Vibration, 1992, 155(1): 31-46.

[9] Gorbert R. Control of hysteretic system with preisach representation [D]. Ontario: University of Waterloo, 1997.

[10] Hagan M, Menhaj M. Training feedforward networks with the marquardt algorithm [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(6): 889-993.

(上接第 268 页)

[7] Gelman A, Carlin J B, Stern H S. Bayesian data analysis [M]. 2nd ed. London: Chapman and Hall, 2003.

[8] Scherer W T, Pomroy T A. The triangular density to approximate the normal density: Decision rules-of-thumb [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2003, 82(3): 331-341.

[9] Mateos A, Jamenez A. Monte Carlo simulation techniques for group decision making with incomplete

information [J]. European J of Operational Research, 2006, 174(3): 1842-1864.

[10] Martel J M, Zaras K. Stochastic dominance in multicriterion analysis under risk [J]. Theory and Decision, 1995, 39(1): 31-49.

[11] Miton J S, Arnold J C. Introduction to probability and statistic: Principles and applications for engineering and the computing sciences [M]. 4th ed. New York: McGraw-Hill Science, 2002.