

基于随机模拟和滤波分析的大群体决策方法

韦保磊^{1†}, 谢乃明^{1,2}

(1. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 211106; 2. 南京航空航天大学 灰色系统研究所, 南京 211106)

摘要: 基于决策者评价信息包含主观成分与客观成分的基本假设, 将随机模拟与滤波分析方法相结合, 提出随机滤波决策方法分离主客观成分, 运用大数定律分析以客观成分均值作为方案排序标准的理论基础与物理意义, 论证该方法的收敛性及其在解决大群体决策问题中的优势. 以经验模态分解为滤波方法构建大群体随机经验模态分解滤波决策方法, 并运用算例说明决策过程, 以验证方法的合理性和有效性.

关键词: 大群体决策; 随机模拟; 滤波分析; 主客观成分; 信息集结; 经验模态分解

中图分类号: C934

文献标志码: A

Large group decision-making method based on random simulation and filter analysis

WEI Bao-lei^{1†}, XIE Nai-ming^{1,2}

(1. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Institute of Grey System Studies, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: A random filtering decision-making method combining random simulation and filter analysis is proposed based on the basic assumption that each decision-maker's assessment information contains subjective and objective components. The mean value of objective component is used as ranking metrics, and the law of large numbers is employed to analyze its theoretical basis and physical significance. The convergence and advantages over other large group decision-making methods are also studied. The random empirical mode decomposition decision-making method is constructed, in which empirical mode decomposition is used as a filter method. An example is given to illustrate the decision process, rationality and validity of the proposed method.

Keywords: large group decision-making; random simulation; filter analysis; subjective and objective components; information aggregation; empirical mode decomposition

0 引言

随着决策群体规模的扩大, 一些传统的群体决策方法不再适用, 大群体决策(决策者数目不少于20)问题逐渐引起人们的关注^[1], 如层次分析方法与和积法^[2]均需要决策者给出任意两方案比较的偏好信息. 然而在实际决策中, 由于知识和经验等原因, 很难对一些方案进行两两比较, 而且当决策者数目较大时, 操作繁琐、算法复杂度高, 难以保证判断矩阵的一致性, 无法有效支持大群体决策问题.

针对决策属性间具有相关性的复杂大群体问题, 文献[3]运用偏最小二乘路径方法估计综合决策变量, 依据各决策变量与综合决策变量之间的相关系数确定其权重, 并据此给出决策步骤; 文献[4]考虑到决策变量与综合决策变量之间可能存在负相关的情况,

进一步提出两阶段偏最小二乘路径建模方法, 并运用其解决承包商选择问题. 文献[5]提出大群体决策者聚类的启发式算法, 将决策者聚集为若干不同的决策子群体, 给出了群体偏好向量和一致性水平的计算方法; 文献[6]将此方法拓展到多方案多属性大群体决策中; 文献[7]进一步将该方法拓展到以效用值表征偏好信息的大群体决策问题中, 提出决策者意见反映度指标和差异度指标, 评价决策结果的合理性. 文献[8]运用偏二叉树DEA-DA循环聚类模型, 将决策者划分为不同的决策子群体; 文献[9]在此基础上, 运用熵权法求解各决策子群体的权重、运用最小方差方法求解组内专家权重, 并集成两种权重得到决策者的组间权重, 实现方案的排序与优选. 文献[10-11]提出了区间直觉模糊主成分分析方法, 据此计算决策属性

收稿日期: 2018-01-08; 修回日期: 2018-08-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71671090); 国家自然科学基金委与英国皇家学会合作交流项目(71811530338); 航空科学基金项目(2016ZG52068); 教育部人文社科基金项目(15YJCZH189); 江苏省青蓝工程中青年学术带头人计划项目.

†通讯作者. E-mail: weibaolei_2014@163.com.

的主成分,并将归一化各主成分对应的特征值作为其权重,达到方案决策的目的。

考虑到决策个体或子群体的非合作行为对一致性决策结果的影响,文献[12-13]运用模糊聚类方法识别非合作决策者,阐述对非合作决策个体或子群体的惩罚机制,并基于自组织映射方法实现整个决策过程的可视化监控;文献[14]在此基础上提出少数决策者决策信息处理方法以及时效性度量方式,给出了应急方案一致性决策流程。

此外,文献[15]针对不完全偏好信息大群体决策问题,通过引入访问控制中的信任机制,提出一种基于信任机制的补值方法和决策偏好二元相似度聚合方法,运用聚类方法求解决策者权重,从而给出方案排序结果.文献[16]简要概述了大群体决策方法及其应用的研究现状,将大群体决策方法分为4类,针对决策者具有多群组结构特征的大群体决策问题,将给定的决策者群组主观权重和依据一致性水平确定的客观权重相集成,得到每个决策方案的集体百分数分布和优势关系矩阵,结合PROMETHEE II方法对决策方案进行排序和优选,在一定程度上避免了优势关系矩阵的不一致性。

上述研究成果推动了大群体决策方法的理论研究与实际应用,为克服决策者权重求解主观性大和方法无标准问题,文献[17]运用经验模态分解方法提取专家评价信息的客观趋势成分,并将其均值作为方案排序依据.该方法不求解决策者权重,最大程度排除了主观因素对决策结果的影响,但在以下两个方面有待进一步研究:

1) 当输入序列长度短(决策者少)时,经验模态分解结果极易受端点效应(运用插值方法求解端点附近包络曲线时,端点处的误差不断累积,并向内传播污染整个序列)的影响,从而导致分解结果失真^[18],影响决策结果的客观性。

2) 每个方案的决策者评价是一个集合,具有无序性特征,而经验模态分解作为一种数据驱动的信号处理方法,其将输入序列作为时间序列处理,导致不同的排序方式对应不同的决策结果^[19]。

为此,本文将随机模拟和滤波分析方法相结合,提出大群体随机滤波决策方法,搜寻稳定的决策结果.该方法采用不放回随机抽样方法产生位置向量,将方案评价依位置向量排序构成序列,运用滤波分析方法分离方案评价的主客观成分,计算客观成分的均值作为方案的综合评价,迭代上述过程搜寻稳定的决策结果;在数据驱动视角下,以经验模态分解为例,给出大群体随机滤波决策方法的应用模式,并运用案例验证该方法的可行性和有效性。

1 决策方法

1.1 问题分析与基本假设

设大群体决策者 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}, n \geq 20$, 决策方案集 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$, 属性集 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_p\}$, $u_{i,j}^{(k)}$ 表示决策者 D_k 对方案 C_i 的属性 U_j 的评价值,试确定方案的排序. 决策者评价信息具有3个维度:方案维度、属性维度和决策者维度,为清晰展示评价值的数据形式,将其转换成二维表,如表1所示。

表1 决策者评价二维表

C	D ₁					...	D _k					...	D _n				
	U ₁	...	U _j	...	U _p		U ₁	...	U _j	...	U _p		U ₁	...	U _j	...	U _p
C ₁	$u_{1,1}^{(1)}$...	$u_{1,j}^{(1)}$...	$u_{1,p}^{(1)}$...	$u_{1,1}^{(k)}$...	$u_{1,j}^{(k)}$...	$u_{1,p}^{(k)}$...	$u_{1,1}^{(n)}$...	$u_{1,j}^{(n)}$...	$u_{1,p}^{(n)}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
C _i	$u_{i,1}^{(1)}$...	$u_{i,j}^{(1)}$...	$u_{i,p}^{(1)}$...	$u_{i,1}^{(k)}$...	$u_{i,j}^{(k)}$...	$u_{i,p}^{(k)}$...	$u_{i,1}^{(n)}$...	$u_{i,j}^{(n)}$...	$u_{i,p}^{(n)}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
C _m	$u_{m,1}^{(1)}$...	$u_{m,j}^{(1)}$...	$u_{m,p}^{(1)}$...	$u_{m,1}^{(k)}$...	$u_{m,j}^{(k)}$...	$u_{m,p}^{(k)}$...	$u_{m,1}^{(n)}$...	$u_{m,j}^{(n)}$...	$u_{m,p}^{(n)}$

设属性权重为 $\omega = \{\omega_1, \dots, \omega_j, \dots, \omega_p\}$, 则决策者 D_k 对方案 C_i 的评价值为

$$X_{i,k} = \omega_1 u_{i,1}^{(k)} + \dots + \omega_p u_{i,p}^{(k)} = \sum_{j=1}^p \omega_j u_{i,j}^{(k)} \quad (1)$$

鉴于本文旨在给出一种无需决策者权重信息的方案排序方法,故以表2为基础数据,由基本假设出发,将随机模拟与滤波分析相结合,构建具有数据驱动特征的随机滤波决策方法。

在群决策过程中,决策者受社会背景、知识结构、个人经验的限制,以及对有关情况的把握程度和个人

偏好的不同,使得不同决策者对同一方案的评价值存在一定的差异(主观成分),同时也必定存在决策认知的一致性信息(客观成分),隐含于决策信息中,且不随主观因素的干扰而变化,如图1所示。

表2 保留决策者维度的属性信息集结

C	D ₁	...	D _k	...	D _n
C ₁	X _{1,1}	...	X _{1,k}	...	X _{1,n}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
C _i	X _{i,1}	...	X _{i,k}	...	X _{i,n}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
C _m	X _{m,1}	...	X _{m,k}	...	X _{m,n}

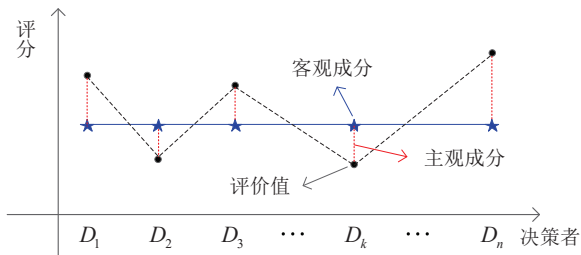


图1 决策者评价值主客观成分分析

假设1 决策者对方案的评价值包含主观成分 ($S_{i,k}$) 和客观成分 ($O_{i,k}$), 即

$$X_{i,k} = S_{i,k} + O_{i,k}. \tag{2}$$

在决策过程中, 如何提取决策者评价值所隐含的客观成分, 减少主观成分对决策结果的影响, 加强决策结果的客观性, 显得至关重要. 由图1可知, 主观成分围绕客观成分随机波动, 使得决策者评价值具有明显的波动特征. 将评价值集合视为围绕一定均值水平随机波动的信号序列, 选择合适的滤波分析方法, 可将信号序列分解为两部分: 具有高频波特征的主观成分和具有近似水平趋势特征的客观成分.

1.2 随机滤波决策方法

在决策过程中, 决策者给出评价值的先后顺序对决策结果是无影响的, 如组织5位专家对备选方案进行评估, 有

$$\begin{aligned} \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} &= \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} \\ &= \dots = \{X_5, X_4, X_3, X_2, X_1\}. \end{aligned} \tag{3}$$

式(3)表明, 方案的评价值之间本质上不存在时间的先后顺序, 不构成时间序列, 这使得现有的滤波方法不能直接适用. 因此, 结合随机模拟的思想, 构建随机滤波决策方法, 具体过程如下.

Step 1: 依据方案 $C_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 的评价值集合 X_i 计算集合的势 $\text{card}(X_i) = n$, 并生成评价值位置集合 $\{1, 2, \dots, n\}$.

Step 2: 对位置集合采用不放回随机抽样方法生成位置向量 pos (对应决策者顺序), 按照位置向量将方案评价值集合转换为序列, 记作 $x(t) = X_i[\text{pos}]$.

Step 3: 以 $x(t)$ 为输入序列, 运用滤波方法分解序列, 得到此位置向量下决策者评价值的主观成分和客观成分.

Step 4: 迭代执行 Step 2 和 Step 3, 直到迭代次数大于预设的迭代阈值 N , 依据位置向量汇总主观评价值和客观评价值, 如表3和表4所示.

表3 方案 C_i 的迭代分解的主观成分

迭代次数	D_1	\dots	D_k	\dots	D_n
1	$S_{i,1}^{(1)}$	\dots	$S_{i,k}^{(1)}$	\dots	$S_{i,n}^{(1)}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
l	$S_{i,1}^{(l)}$	\dots	$S_{i,k}^{(l)}$	\dots	$S_{i,n}^{(l)}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
N	$S_{i,1}^{(N)}$	\dots	$S_{i,k}^{(N)}$	\dots	$S_{i,n}^{(N)}$
样本均值	$\bar{S}_{i,1}$	\dots	$\bar{S}_{i,k}$	\dots	$\bar{S}_{i,n}$
总体均值	$\nu_{i,1}$	\dots	$\nu_{i,k}$	\dots	$\nu_{i,n}$

表4 方案 C_i 的迭代分解的客观成分

迭代次数	D_1	\dots	D_k	\dots	D_n
1	$O_{i,1}^{(1)}$	\dots	$O_{i,k}^{(1)}$	\dots	$O_{i,n}^{(1)}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
l	$O_{i,1}^{(l)}$	\dots	$O_{i,k}^{(l)}$	\dots	$O_{i,n}^{(l)}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
N	$O_{i,1}^{(N)}$	\dots	$O_{i,k}^{(N)}$	\dots	$O_{i,n}^{(N)}$
样本均值	$\bar{O}_{i,1}$	\dots	$\bar{O}_{i,k}$	\dots	$\bar{O}_{i,n}$
总体均值	$\mu_{i,1}$	\dots	$\mu_{i,k}$	\dots	$\mu_{i,n}$

Step 5: 计算决策者迭代分解所得的客观评价值的均值

$$\bar{O}_{i,k} = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N O_{i,k}^{(l)}, \tag{4}$$

表征决策者对方案 C_i 的客观评价值, 如表4所示.

Step 6: 计算所有决策者对方案 C_i 的客观评价值的均值

$$\bar{O}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \bar{O}_{i,k} = \frac{1}{nN} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^N O_{i,k}^{(l)}, \tag{5}$$

表征该方案的综合评价值, 并据此对方案进行排序.

在上述决策过程中, Step 5 运用迭代分解所得的客观评价值的均值表征客观评价值, Step 6 运用客观评价值的均值表征方案的综合评价值, 下面分析其理论基础和物理意义.

引理1^[20] 设随机变量 $X_1, \dots, X_l, \dots, X_L$ 相互独立, 且具有相同的期望和方差, 即 $E(X_l) = \mu$, $\text{Var}(X_l) = \sigma^2$, 作前 N 个随机变量的均值

$$\bar{X}_L = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L X_l,$$

则对于任意正数 ε , 有

$$\lim_{L \rightarrow \infty} P\{|\bar{X}_L - \mu| < \varepsilon\} = 1. \tag{6}$$

引理1表明, 样本均值依概率收敛于总体均值, 且样本数目越大样本均值越集中在总体均值的附近, 同时样本均值是总体均值的最优无偏估计, 故运用样本均值估计总体均值是合理的.

事实上, 每对序列作一次分解 (Step 2 和 Step 3) 就是一次随机试验, 试验结果为样本空间 \mathcal{R}^n 中的一个向量. 对序列进行 N 次分解等同于在相同的条件

下,独立地进行 N 次试验,则完全有理由认为,样本 $[O_{i,1}^{(l)}, \dots, O_{i,k}^{(l)}, \dots, O_{i,n}^{(l)}], l = 1, 2, \dots, N$, 分布的总体均值为 $[\mu_{i,1}, \dots, \mu_{i,k}, \dots, \mu_{i,n}]$. 同样地,不同决策者对同一方案的评价值也是相互独立的,且分解过程中评价值在评价信息序列中的位置为随机的,故认为 $O_{i,1}^{(l)}, \dots, O_{i,k}^{(l)}, \dots, O_{i,n}^{(l)}$ 为相互独立的随机变量. 所以,结合引理1可知,Step 5和Step 6运用均值来表征决策者客观评价值和方案客观评价值是合适的.

联立式(5)和(6),有

$$1 - \frac{\sigma_o^2}{nN\varepsilon^2} \leq P\{|\bar{O}_i - \mu_i| < \varepsilon\} \leq 1, \quad (7)$$

且

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\sigma_o^2}{nN\varepsilon^2}\right) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\sigma_o^2}{nN\varepsilon^2}\right) = 1. \quad (8)$$

式(7)在理论上给出了用均值逼近方案真实值的可靠度误差下界,且随着迭代次数的增加,可靠度的误差下界逐渐增大,故可设置较大的迭代次数阈值. 此外,式(7)表明,决策者数目越多 ($n \rightarrow \infty$),该方法的可信度越高,这是该方法适用于大群体决策的原因之一.

由方案 C_i 的客观成分的样本均值依概率收敛于总体均值可知,给定精度 ϵ 或最大迭代次数 N , Step 4 中迭代终止条件有以下3种:

- 1) 若 $|\bar{S}_i^{(l+1)} - \bar{S}_i^{(l)}| < \epsilon$, 则迭代结束;
- 2) 若 $|\bar{O}_i^{(l+1)} - \bar{O}_i^{(l)}| < \epsilon$, 则迭代结束;
- 3) 若迭代次数 $l > N$, 则迭代结束.

迭代终止条件1)和2)具有自适应特征,且相互等价. 由式(2)可知 $S_{i,k}^{(l)} + O_{i,k}^{(l)} = X_{i,k}$, 故

$$\bar{S}_i^{(l)} + \bar{O}_i^{(l)} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{i,k} = \bar{S}_i^{(l+1)} + \bar{O}_i^{(l+1)},$$

$$\text{即 } \bar{S}_i^{(l+1)} - \bar{S}_i^{(l)} = \bar{O}_i^{(l)} - \bar{O}_i^{(l+1)}.$$

1.3 随机经验模态分解滤波决策方法

不同于傅里叶分解、小波分解和奇异谱分解等常用的滤波分析方法,经验模态分解是一种完全由数

据驱动的自适应方法,其在信号序列分解过程中无需指定先验基函数,已广泛应用于非线性、非平稳时间序列的分析.

数据驱动视角下,选择经验模态分解为Step 3中的滤波方法,即可构建随机经验模态分解滤波决策模型. 经验模态分解通过迭代搜寻固有模态序列和剩余趋势序列,具体过程如下.

Step 1: 对 $x(t)$ 的局部极大值和局部极小值分别做3次样条插值,得到对应的上包络曲线 $u(t)$ 和下包络曲线 $v(t)$, 计算局部均值 $m(t) = [u(t) + v(t)]/2$.

Step 2: 若 $h(t) = x(t) - m(t)$ 为固有模态序列(又叫IMF分量),则 $c_1(t) = h(t)$ 为第1个固有模态序列;若 $h(t)$ 不为固有模态序列,则将 $h(t)$ 作为新序列,转Step 1,直至产生第1个固有模态序列,记作 $c_1(t)$.

Step 3: 以 $r(t) = x(t) - c_1(t)$ 为新序列,转Step 1,求解其他固有模态序列 c_j ,直至 $r(t)$ 为剩余趋势序列.

在上述过程中,固有模态序列是具有不同频率特征的高频分量,需同时具备如下特征:1)局部极值点的个数和过零点的个数相等或相差1;2)任何时刻,局部极大值点确定的上包络曲线和局部极小值点确定的下包络曲线均值为0. 剩余趋势序列需满足以下条件之一:1)近似为常数或单调序列;2)局部极值点个数等于1^[18,21].

最终,输入序列可表示为固有模态序列与剩余趋势序列之和,即

$$x(t) = \sum_{j=1}^J c_j(t) + r(t), \quad (9)$$

故

$$S_{i,k}^{(l)} = \sum_{j=1}^J c_j(k), \quad O_{i,k}^{(l)} = r(k). \quad (10)$$

结合随机滤波决策方法的Step 1~Step 6可计算所有方案的综合评价值,并以此为每个方案的排序度量,即可得到所有方案的最终排序结果,如图2所示.

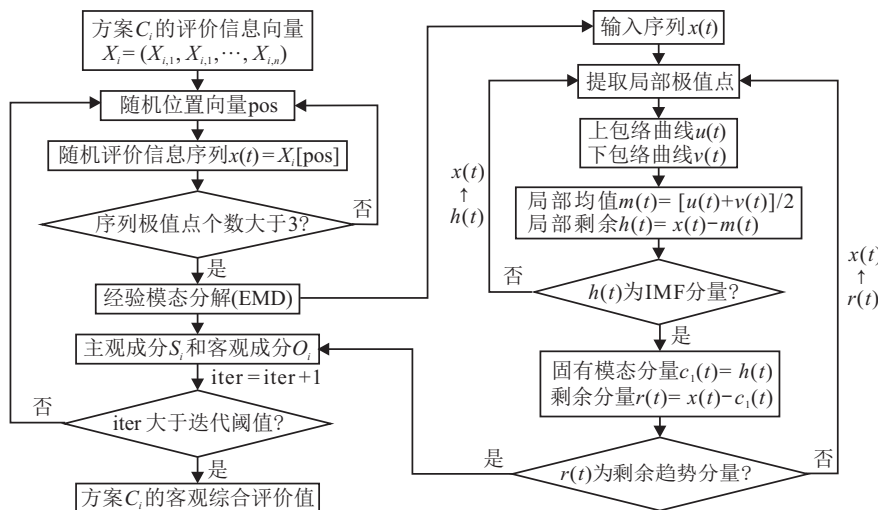


图2 大群体随机经验模态分解滤波决策方法流程

2 算例分析

2.1 数据描述

葡萄酒质量的确定一般是通过聘请一批有资质的品酒员 (Wine taster, WT) 进行品评, 每个品酒员在对葡萄酒进行品尝后对其分类指标打分, 确定葡萄酒的质量. 现有 20 位品酒员依据 10 个属性对 27 种葡萄酒样品 (Wine sample, WS) 进行品评打分 (数据来源:

<http://www.mch.edu.cn/problem/2012/2012.html>, 访问时间: 2017-10-23), 限于篇幅, 此处仅给出样品 01 的评价结果以说明评价数据的形式, 如表 5 所示.

由表 5 可知, 各属性的重要性程度已包含于评价值. 为表述方便, 将评价值均缩小 10 倍, 即 $\omega_j = 0.1, j = 1, 2, \dots, 10$, 依据式 (1) 计算得到 20 位品酒员对 27 种酒样品的评价值, 如表 6 所示.

表 5 葡萄酒样品 01 的品尝评分 (总分: 100)

品酒员	外观分析 15		香气分析 30			口感分析 44				平衡/整体 评价 11
	澄清度 5	色调 10	纯正度 6	浓度 8	质量 16	纯正度 6	浓度 8	持久性 8	质量 22	
WT1	1	4	4	4	10	2	4	5	10	7
WT2	2	6	5	6	14	3	4	5	13	8
WT3	3	8	2	2	8	3	2	4	10	7
WT4	2	6	3	4	10	2	4	5	10	8
WT5	4	10	5	7	14	4	6	6	13	8
WT6	3	6	5	7	14	2	2	5	10	7
WT7	2	8	5	6	14	3	7	6	13	8
WT8	3	6	4	4	10	4	4	5	13	8
WT9	2	6	6	8	16	3	6	6	13	8
WT10	1	4	4	6	12	3	6	5	13	8
WT11	3	8	5	6	12	3	4	5	13	9
WT12	3	6	3	6	10	4	7	7	16	9
WT13	3	8	4	6	14	5	7	6	19	8
WT14	4	8	2	4	8	2	2	5	10	7
WT15	1	6	3	4	10	3	4	5	10	7
WT16	4	8	4	7	12	5	7	7	13	9
WT17	3	10	3	6	10	4	7	7	13	8
WT18	4	8	5	4	12	4	6	5	16	9
WT19	3	8	4	6	10	4	6	7	13	9
WT20	3	6	3	6	10	4	7	6	13	9

表 6 各葡萄酒样品的评价值 (总分: 10)

Sample	WT1	WT2	WT3	WT4	WT5	WT6	WT7	WT8	WT9	WT10	WT11	WT12	WT13	WT14	WT15	WT16	WT17	WT18	WT19	WT20
WS01	5.10	6.60	4.90	5.40	7.70	6.10	7.20	6.10	7.40	6.20	6.80	7.10	8.00	5.20	5.30	7.60	7.10	7.30	7.00	6.70
WS02	7.10	8.10	8.60	7.40	9.10	8.00	8.30	7.90	8.50	7.30	7.50	7.60	7.60	7.10	6.80	7.40	8.30	7.30	7.30	7.10
WS03	8.00	8.50	8.90	7.60	6.90	8.90	7.30	8.30	8.40	7.60	8.20	6.90	8.00	7.80	6.30	7.50	7.20	7.70	7.40	7.60
WS04	5.20	6.40	6.50	6.60	5.80	8.20	7.60	6.30	8.30	7.70	7.50	7.90	7.30	7.20	6.00	7.70	7.30	7.30	6.00	7.00
WS05	7.40	7.40	7.20	6.20	8.40	6.30	6.80	8.40	8.10	7.10	6.60	6.80	7.70	7.50	7.60	7.30	7.20	7.20	7.40	6.80
WS06	7.20	6.90	7.10	6.10	8.20	6.90	6.90	6.40	8.10	8.40	6.50	6.70	7.50	6.10	5.80	6.60	7.00	6.70	6.70	6.70
WS07	6.30	7.00	7.60	6.40	5.90	8.40	7.20	5.90	8.40	8.40	6.80	6.50	6.80	6.50	4.70	7.00	5.70	7.40	7.20	6.70
WS08	6.40	7.60	6.50	6.50	7.60	7.20	6.90	8.50	7.50	7.60	7.10	7.00	7.80	5.10	6.20	6.90	7.30	5.90	6.80	5.90
WS09	7.70	7.80	7.60	8.20	8.50	9.00	7.60	9.20	8.00	7.90	8.10	8.30	8.50	7.60	6.90	8.00	8.30	7.70	7.50	7.30
WS10	6.70	8.20	8.30	6.80	7.50	7.30	7.50	6.80	7.60	7.50	6.70	7.30	8.20	6.20	6.30	6.60	6.60	7.20	6.50	7.20
WS11	7.30	6.00	7.20	6.30	6.30	7.10	7.00	6.60	9.00	7.30	6.40	6.10	6.70	6.20	5.00	6.60	6.40	5.10	6.70	6.40
WS12	5.40	4.20	4.00	5.50	5.30	6.00	4.70	6.10	5.80	6.90	6.70	6.80	7.50	5.80	6.30	7.30	6.70	7.20	6.90	7.10
WS13	6.90	8.40	7.90	5.90	7.30	7.70	7.70	7.60	7.50	7.70	7.40	6.40	6.80	6.50	7.00	6.70	7.00	7.60	6.90	6.50
WS14	7.00	7.70	7.00	7.00	8.00	5.90	7.60	7.60	7.60	7.60	7.10	7.10	7.80	6.40	6.70	7.60	7.40	8.00	7.30	7.20
WS15	6.90	5.00	5.00	5.80	5.10	5.00	5.60	6.00	6.70	7.60	6.20	6.00	7.30	5.40	5.90	7.10	7.10	7.00	6.80	6.90
WS16	7.20	8.00	8.00	7.10	6.90	7.10	8.00	7.40	7.80	7.40	7.10	6.50	7.80	7.00	6.40	7.30	6.60	7.50	6.80	6.90
WS17	7.00	7.90	9.10	6.80	9.70	8.20	6.90	8.00	8.10	7.60	7.20	7.30	7.50	7.40	7.50	7.70	7.90	7.60	7.60	6.80
WS18	6.30	6.50	5.10	5.50	5.20	5.70	6.20	5.80	7.00	6.80	6.70	6.50	8.00	5.50	6.20	6.40	6.20	7.40	6.00	6.50
WS19	7.60	8.40	8.40	6.60	6.80	8.70	8.00	7.80	8.20	8.10	7.20	6.50	8.20	6.10	6.40	8.10	7.60	8.00	7.40	7.10
WS20	7.80	8.40	7.60	6.80	8.20	7.90	7.60	7.60	8.60	8.10	8.00	7.50	8.00	6.60	7.00	8.40	7.90	8.30	7.10	7.00
WS21	7.30	9.00	9.60	7.10	6.90	6.00	7.90	7.30	8.60	7.40	8.00	7.20	7.50	7.20	6.20	7.70	6.30	7.00	7.30	7.80
WS22	7.30	8.30	7.20	6.80	9.30	7.20	7.50	7.70	7.90	8.00	7.70	7.90	7.50	6.20	6.80	6.90	7.30	7.10	6.90	7.30
WS23	8.30	8.50	8.60	8.00	9.50	9.30	8.10	9.10	8.40	7.80	7.90	7.70	8.00	8.30	6.70	7.90	8.00	7.10	8.10	7.40
WS24	7.00	8.50	9.00	6.80	9.00	8.40	7.00	7.50	7.80	7.00	6.60	6.90	7.20	7.30	6.80	7.20	7.60	7.60	7.60	7.00
WS25	6.00	7.80	8.10	6.20	7.00	6.70	6.40	6.20	8.10	6.70	6.80	6.80	8.40	6.20	6.00	6.60	6.90	7.30	6.60	6.60
WS26	7.30	8.00	7.10	6.10	7.80	7.10	7.20	7.60	7.90	7.70	6.80	6.70	8.30	6.40	7.30	7.40	7.70	7.80	6.30	7.30
WS27	7.00	7.70	6.30	6.40	8.00	7.60	7.30	6.70	8.50	7.50	7.10	6.40	7.20	7.10	6.90	7.10	8.20	7.30	7.30	6.90

2.2 决策过程

由表6可知,样品01的评价值集合 $X_1 = \{5.1, 6.6, 4.9, 5.4, 7.7, 6.1, 7.2, 6.1, 7.4, 6.2, 6.8, 7.1, 8.0, 5.2, 5.3, 7.6, 7.1, 7.3, 7.0, 6.7\}$,以此样品为例,说明随机经验模态分解滤波决策方法的计算过程.

Step 1: 依据评价值集合 X_1 计算得 $\text{card}(X_1) = n = 20$,其对应位置集合 $\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20\}$.

Step 2: 对位置集合采用不放回随机抽样方法生成位置向量 $\text{pos} = [18, 2, 7, 11, 10, 4, 9, 19, 5, 17, 3, 12, 8, 20, 14, 16, 6, 1, 15, 13]$,其对应序列 $x(t) = [7.3, 6.6, 7.2, 6.8, 6.2, 5.4, 7.4, 7.0, 7.7, 7.1, 4.9, 7.1, 6.1, 6.7, 5.2, 7.6, 6.1, 5.1, 5.3, 8.0]$.

Step 3: 运用经验模态分解得到此位置向量下决策者评价的主观成分 $S_1 = [0.00, -0.25, 0.62, 0.34, -0.24, -1.10, 0.82, 0.36, 1.07, 0.52, -1.58, 0.72, -0.18, 0.49, -0.95, 1.50, -0.05, -1.31, -1.69, 0.00]$ 和客观成分 $O_1 = [7.30, 6.85, 6.58, 6.46, 6.44, 6.50, 6.58, 6.64, 6.63, 6.58, 6.48, 6.38, 6.28, 6.21, 6.15, 6.10, 6.15, 6.41, 6.99, 8.00]$.

Step 4: 取迭代阈值 $N = 2000$,重复执行 Step 2 和 Step 3,并依据位置向量汇总主客观评价价值,得如表3和表4所示的二维表(2000×20),此处不再给出.

Step 5: 计算每位决策者对样品01的客观评价价值,随着迭代次数的逐渐增加,客观评价价值快速收敛为: 6.14, 6.52, 6.09, 6.24, 6.78, 6.42, 6.65, 6.42, 6.70, 6.44, 6.57, 6.63, 6.91, 6.19, 6.21, 6.75, 6.63, 6.67, 6.62, 6.55,如图3所示.

Step 6: 计算样品01的综合评价价值为6.505.

类似地,依次计算27种酒样品的综合评价价值,随着迭代次数的增加,序关系逐渐稳定,算法达到收敛状态,如图4所示,排序结果如表7所示.

2.3 对比分析

随机经验模态分解滤波决策方法克服了主客观分离结果受序列元素先后顺序影响的不足,是文献[17]的进一步改进.为此,与文献[17]中的方法进行对比,分析两种方法结果的差异,说明本文方法的合理性及其对应决策结果的稳定性.设定3种不同的序列元素排列次序(即位置向量),依据文献[17]的方法计算排序结果,如表7所示.

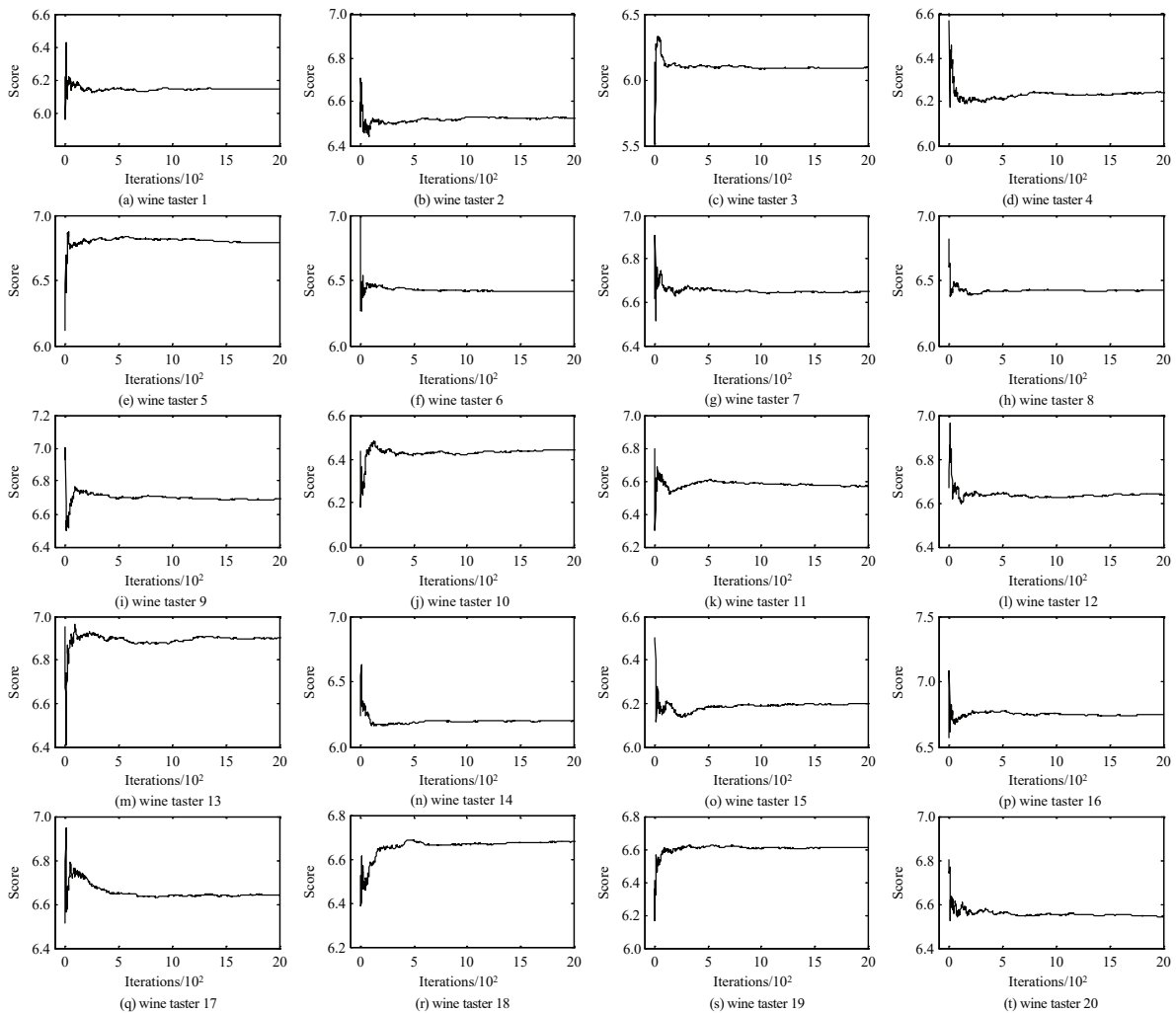


图3 葡萄酒样品01的20位品酒员的评价值随迭代次数的变化

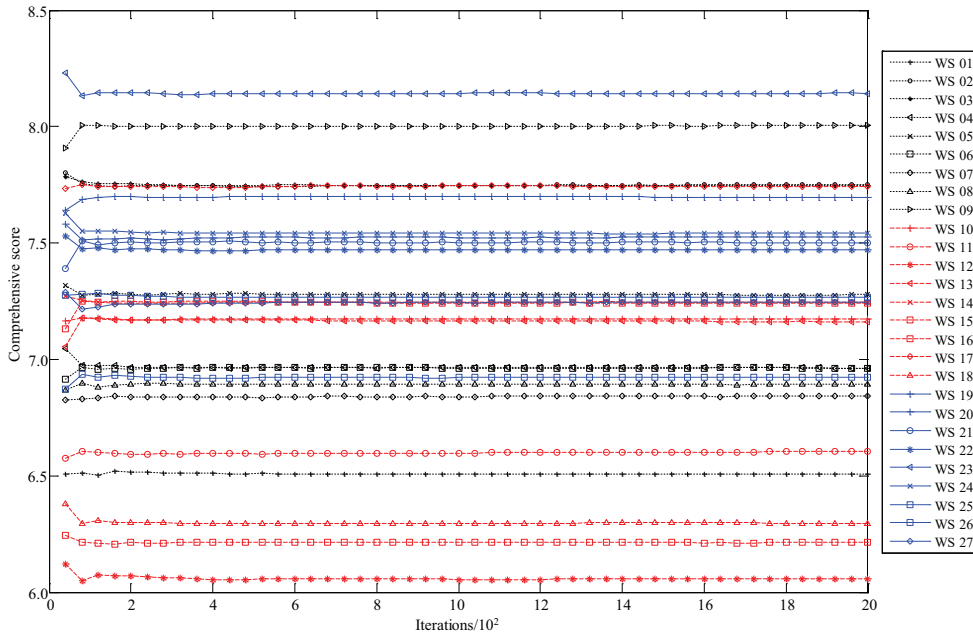


图4 27种葡萄酒样品的综合评价价值随迭代次数的变化

表7 不同方法的排序结果

序号	本文方法		文献[17] ¹		文献[17] ²		文献[17] ³	
	样品	评价价值	样品	评价价值	样品	评价价值	样品	评价价值
1	WS23	8.143	WS23	8.151	WS23	8.122	WS23	8.177
2	WS09	8.005	WS09	7.927	WS09	7.977	WS09	8.021
3	WS02	7.750	WS02	7.828	WS17	7.793	WS03	7.857
4	WS03	7.747	WS17	7.801	WS03	7.745	WS02	7.843
5	WS17	7.744	WS03	7.702	WS02	7.730	WS17	7.807
6	WS20	7.697	WS20	7.671	WS20	7.663	WS20	7.727
7	WS24	7.542	WS24	7.549	WS21	7.613	WS24	7.637
8	WS19	7.524	WS19	7.490	WS22	7.591	WS19	7.538
9	WS21	7.503	WS22	7.448	WS19	7.550	WS22	7.506
10	WS22	7.471	WS21	7.396	WS24	7.540	WS21	7.449
11	WS05	7.279	WS16	7.296	WS26	7.334	WS27	7.313
12	WS26	7.267	WS05	7.211	WS14	7.320	WS16	7.279
13	WS14	7.245	WS14	7.200	WS05	7.259	WS26	7.273
14	WS16	7.244	WS26	7.182	WS16	7.242	WS05	7.272
15	WS27	7.243	WS10	7.176	WS27	7.175	WS14	7.244
16	WS10	7.171	WS27	7.155	WS10	7.172	WS10	7.142
17	WS13	7.165	WS13	7.112	WS13	7.144	WS06	7.080
18	WS06	6.965	WS08	7.031	WS06	7.035	WS13	7.067
19	WS04	6.960	WS04	6.986	WS04	7.033	WS25	6.908
20	WS25	6.923	WS06	6.971	WS11	6.966	WS08	6.901
21	WS08	6.892	WS25	6.833	WS08	6.932	WS07	6.883
22	WS07	6.840	WS07	6.783	WS25	6.906	WS04	6.853
23	WS11	6.606	WS01	6.519	WS07	6.890	WS11	6.629
24	WS01	6.505	WS11	6.505	WS01	6.602	WS01	6.407
25	WS18	6.296	WS18	6.319	WS18	6.369	WS15	6.182
26	WS15	6.212	WS15	6.268	WS15	6.126	WS18	6.155
27	WS12	6.056	WS12	6.025	WS12	5.904	WS12	6.136

1 位置向量: pos = [4, 14, 11, 3, 16, 15, 2, 18, 6, 7, 12, 17, 13, 19, 9, 5, 20, 1, 10, 8];

2 位置向量: pos = [12, 1, 6, 5, 14, 4, 11, 20, 13, 19, 8, 3, 16, 7, 9, 18, 15, 2, 17, 10];

3 位置向量: pos = [13, 18, 5, 7, 20, 15, 14, 10, 17, 1, 12, 9, 11, 3, 19, 2, 16, 4, 8, 6].

由表7可知,依据文献[17]的决策方法所得的3种排序结果不一致,表明决策结果依赖于位置向量的选择,决策方法不稳定.进一步地,结合图4可知,随着迭代次数的增加,位置向量对决策结果的影响逐渐减

弱,决策结果快速趋于稳定,达到稳定状态,表明了本文方法的稳定性与合理性.

此外,图4展示了样品等级的聚集分布情况,给定等级数,可快速将样品进行等级类别划分,且结果的可解释性强.

3 结论

考虑决策者受自身社会文化背景、知识结构、个人经验和经历的限制,使得其评价信息包含主观成分和客观成分这一客观事实,本文将随机模拟和滤波分析方法相结合,给出了大群体决策随机滤波方法的初步理论模式,并对其进行了深入研究:

1) 以大数定律为工具,给出了以客观成分的均值作为大群体决策者一致化结果的理论基础,解释了其物理意义,论证了方法在大群体决策中的优势.

2) 给出了大群体随机滤波决策算法,分析了算法的收敛性与收敛速度,讨论了自适应收敛条件之间的联系.此外,该算法具有无需求解专家权重和易于并行计算的优点.

3) 以经验模态分解方法为例,给出了大群体决策随机滤波方法的应用模式,将其应用于葡萄酒等级划分中,验证了方法的合理性和有效性.

4) 对决策者评价信息为区间数、模糊数、语言变量或多种数据类型相混合的大群体决策问题,构建相适应的随机滤波决策方法有待于进一步研究.

参考文献(References)

[1] 陈晓红. 复杂大群体决策方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 84-103.
(Chen X H. Complex large group decision making methods and its applications[M]. Beijing: Science Press,

- 2009: 84-103.)
- [2] 魏翠萍. 层次分析法中和积法的最优化理论基础及性质[J]. 系统工程理论与实践, 1999, 19(9):113-115.
(Wei C P. The optimization basis and properties of the sum-product method in AHP[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 1999, 19(9): 113-115.)
- [3] Liu B S, Shen Y H, Chen X H, et al. A complex multi-attribute large-group PLS decision-making method in the interval-valued intuitionistic fuzzy environment[J]. Applied Mathematical Modelling, 2014, 38(17/18): 4512-4527.
- [4] Liu B S, Huo T F, Liao P C, et al. A group decision-making aggregation model for contractor selection in large scale construction projects based on two-stage partial least squares (PLS) path modeling[J]. Group Decision and Negotiation, 2015, 24(5): 855-883.
- [5] 徐选华, 陈晓红. 基于矢量空间的群体聚类方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(6): 1034-1037.
(Xu X H, Chen X H. Research on the group clustering method based on vector space[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(6): 1034-1037.)
- [6] 徐选华, 陈晓红. 一种多属性多方案大群体决策方法研究[J]. 系统工程学报, 2008, 23(2): 137-141.
(Xu X H, Chen X H. Research of a kind of method of multi-attributes and multi-schemes large group decision making[J]. J of System Engineering, 2008, 23(2): 137-141.)
- [7] 徐选华, 陈晓红, 王红伟. 一种面向效用值偏好信息的大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(3): 440-445.
(Xu X H, Chen X H, Wang H W. A kind of large group decision-making method oriented utility valued preference information[J]. Control & Decision, 2009, 24(3): 440-445.)
- [8] Liu B S, Shen Y H, Chen X H, et al. A partial binary tree DEA-DA cyclic classification model for decision makers in complex multi-attribute large-group interval-valued intuitionistic fuzzy decision-making problems[J]. Information Fusion, 2014, 18(1): 119-130.
- [9] Liu B S, Shen Y H, Chen Y, et al. A two-layer weight determination method for complex multi-attribute large-group decision-making experts in a linguistic environment[J]. Information Fusion, 2015, 23(C): 156-165.
- [10] Liu B S, Chen Y, Shen Y H, et al. A complex multi-attribute large-group decision making method based on the interval-valued intuitionistic fuzzy principal component analysis model[J]. Soft Computing, 2014, 18(11): 2149-2160.
- [11] Liu B S, Shen Y H, Chen X H, et al. An interval-valued intuitionistic fuzzy principal component analysis model-based method for complex multi-attribute large-group decision-making[J]. European J of Operational Research, 2015, 245(1): 209-225.
- [12] Palomares I, Martinez L, Herrera F. A consensus model to detect and manage noncooperative behaviors in large-scale group decision making[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2014, 22(3): 516-530.
- [13] Palomares I, Martínez L, Herrera F. MENTOR: A graphical monitoring tool of preferences evolution in large-scale group decision making[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 58(58): 66-74.
- [14] Xu X H, Du Z J, Chen X H. Consensus model for multi-criteria large-group emergency decision making considering non-cooperative behaviors and minority opinions[J]. Decision Support Systems, 2015, 79(C): 150-160.
- [15] 徐选华, 王兵, 周艳菊. 基于信任机制的不完全信息大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(4): 577-585.
(Xu X H, Wang B, Zhou Y J. Method for large group decision making with incomplete decision preference information based on trust mechanism[J]. Control & Decision, 2016, 31(4): 577-585.)
- [16] Liu Y, Fan Z P, Zhang X. A method for large group decision-making based on evaluation information provided by participators from multiple groups[J]. Information Fusion, 2016, 29(C): 132-141.
- [17] 周任军, 陈瑞先, 陈跃辉, 等. 基于EMD提取专家语言评价信息的群决策方法[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(3): 743-749.
(Zhou R J, Chen R X, Chen Y H, et al. The method of group decision making based on the EMD extracting experts linguistic assessment information[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2016, 36(3): 743-749.)
- [18] Huang N E, Wu M L C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. Proc of the Royal Society of London: Series A, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [19] 李海涛, 罗党, 韦保磊. 不确定语言评价信息下大群体决策的MC-EMD方法[J]. 中国管理科学, 2017, 25(4): 164-173.
(Li H T, Luo D, Wei B L. Method for large group decision-making with uncertain linguistic assessment information based on MC-EMD[J]. Chinese J of Management Science, 2017, 25(4):164-173.)
- [20] Rice J A. Mathematical statistics and data analysis[M]. 3rd ed. Belmont: Duxbury Press, 2007: 177-181.
- [21] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc of the Royal Society of London: Series A, 1998, 454(1971): 903-995.

作者简介

韦保磊(1989—), 男, 博士生, 从事灰色系统与数据挖掘的研究, E-mail: weibaolei_2014@163.com;

谢乃明(1981—), 男, 教授, 博士生导师, 从事灰色系统、工业工程与复杂装备研制管理等研究, E-mail: xienaiming@nuaa.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)