

多粒度犹豫模糊语言环境下未知权重的多属性群推荐方法

陈秀明^{1,2}, 刘业政¹

(1. 合肥工业大学 管理学院, 合肥 230001; 2. 安徽新华学院 信息工程学院, 合肥 230088)

摘要: 针对群推荐中存在的多粒度、犹豫性、模糊性语言信息问题, 提出多粒度犹豫模糊语言环境下未知权重的多属性群推荐方法. 首先, 提出多粒度犹豫模糊语言术语集的概念, 定义其距离公式; 然后, 在多粒度犹豫模糊语言环境下, 针对属性权重完全未知的情况, 建立目标规划模型, 利用拉格朗日方程求解, 针对属性权重不完全未知的情况, 建立线性规划模型求解; 最后, 通过算例计算和分析表明了上述模型求解权重问题是有效的.

关键词: 多粒度犹豫模糊语言术语集; 距离公式; 不完全属性权重; 群推荐系统

中图分类号: C934

文献标志码: A

Method of group recommender systems with unknown attribute weights in a multi-granular hesitant fuzzy linguistic term environment

CHEN Xiu-ming^{1,2}, LIU Ye-zheng²

(1. School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230001, China; 2. School of Information Engineering, Anhui Xinhua University, Hefei 230088, China. Correspondent: CHEN Xiu-ming, E-mail: cxm9001@163.com)

Abstract: For the problem that multi-granularity, hesitation, fuzziness exist in the linguistic information expressed by individuals, a method of group recommender systems with unknown attribute weights in a multi-granular hesitant fuzzy linguistic term environment is proposed. Firstly, the concept of multi-granular hesitant fuzzy linguistic term sets(MHFLTS) is defined. A variety of distance measures between two MHFLTSs are defined. Then, when the attribute weights are completely unknown, the objective programming model is established. The weights are obtained by using the Lagrange equation model. When attribute weights are incomplete unknown, the weights are obtained by solving a linear programming model. Finally, the movies recommendation is employed as an example to introduce the algorithm of the group recommendation, which shows the effectiveness of the proposed model in solving the group recommendation.

Keywords: multi-granular hesitant fuzzy linguistic term sets; distance measures between two MHFLTSs; incomplete attribute weights; group recommender systems

0 引言

由于人类具有群体活动的天性, 许多社会活动都涉及群体的参与. 当面对群体用户形形色色的需求时, 传统的个性化推荐系统已无法适应群推荐的需要, 于是群推荐系统的研究开始广受关注, 成为了电子商务的一个重要研究领域^[1]. 群推荐系统面临的重要挑战是许多个体用户选择项目时兴趣偏好存在潜在的冲突^[2], 为了解决群体用户兴趣偏好的冲突问题, 受社会选择理论的影响, 有些群推荐系统通常采用类似于社会福利函数的聚集函数预测群体对项目的偏好^[3-4].

有些群推荐系统通常采用聚类分析的方法建立群体模型, 由兴趣相似个体的偏好集结成群体偏好^[5]. 信任传播模型是另一种解决用户间偏好冲突的方法, 该方法建立用户与项目的二部图, 然后采用信任传播模型确定群体对项目的偏好概率^[6]. 在社交网络中, 由于用户的偏好具有相关性, 可采用概率推理的方法预测群体偏好^[7].

尽管群推荐系统发展迅速, 但现有的推荐系统存在着以下的局限性: 1) 大部分推荐算法通常忽视用户偏好中存在的模糊性. 在实际生活中人们更多地使用

收稿日期: 2015-10-22; 修回日期: 2016-02-18.

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(71490725); 国家973计划项目(2013CB329603); 国家自然科学基金项目(71371062); 安徽省教育厅重点自然科学基金项目(KJ2015A300).

作者简介: 陈秀明(1972-), 男, 博士生, 从事智能决策、模糊语言计算的研究; 刘业政(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能决策理论方法、数据挖掘等研究.

模糊语言表达他们的偏好信息^[8]; 2) 大多数推荐系统通常忽略被推荐项目的多属性特性^[9], 许多学者建议采用多属性评分^[10], 这样多属性的项目推荐问题自然转化为多属性决策问题^[11], 此外, 群推荐问题还具有犹豫性特征, 群体用户可能在不同的模糊语言之间犹豫^[12]; 3) 群推荐系统中的偏好信息可能来自不同的网络平台, 这些信息采用不同粒度的模糊语言来描述, 随着大数据技术的发展, 这种多粒度犹豫模糊语言多属性推荐方法将是未来推荐系统的一个重要发展方向^[13].

在各种模糊语言多属性决策中, 属性权重一直是学者关注的重点. 在区间直觉模糊问题中的约束条件下, 属性权重可采用线性规划方法求解, 在完全未知的情况下, 可通过信息熵进行计算^[14]; 在区间灰数信息问题中, 权重可利用灰色关联度和极大熵原理建立规划模型求解^[15]; 在二元语义环境中, 权重可采用基于最大偏差的目标规划模型求解^[16]. 由于以上模型的应用背景不能应用于多粒度犹豫模糊语言环境, 为此, 本文重点提出多粒度犹豫模糊语言环境下未知权重多属性群推荐方法. 首先, 在犹豫模糊语言术语集的基础上提出多粒度犹豫模糊语言术语集的概念, 并定义其距离公式; 然后, 针对属性权重完全未知和部分未知两种情形, 分别给出基于最大偏差的属性权重的目标规划模型和线性规划模型, 并分别求解各项目的属性权重; 最后, 分析和讨论了模型中各参数对推荐结果的影响.

1 模型描述

定义1^[12] 令集合 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个粒度为 $(g+1)$ 的语言术语集, 犹豫模糊语言术语集 H_S 是语言术语集 S 的有序子集, 即 $H_S(x_i) = \{\delta_j(x_i) | \delta_j(x_i) \in S\}$. 其中: x_i 为第 i 个属性, $j = 1, 2, \dots, L$ 为犹豫模糊语言术语集 $H_S(x_i)$ 中元素的个数. 空犹豫模糊语言术语集为 $H_S(\varnothing) = \{\}$, 满犹豫模糊语言术语集为 $H_S(\vartheta) = S$.

定义2 令集合 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个语言术语集, $S' = \{s_0, s_1, \dots, s_{g'}\}$ 是另一个语言术语集, 集合 S 的粒度为 $(g+1)$, 集合 S' 的粒度为 $(g'+1)$. $H_S^M(x_i) = \{\delta_j^M(x_i) | \delta_j^M(x_i) \in S\}$, $H_{S'}^N(x_i) = \{\delta_j^N(x_i) | \delta_j^N(x_i) \in S'\}$ 是定义在属性集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 上的犹豫模糊语言术语集, 其中 x_i 表示第 i 个属性. 则 H_S^M 与 $H_{S'}^N$ 第 i 个属性之间的海明距离定义为

$$d_{hd}(H_S^M, H_{S'}^N) = \left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right| \right), \quad (1)$$

其中 $j = 1, 2, \dots, L$ 为犹豫模糊语言术语集 $H_S^M(x_i)$ 和 $H_{S'}^N(x_i)$ 第 i 个属性中元素的个数. 犹豫模糊语言

术语集 $H_S^M(x_i)$ 中元素的个数记为 $L_{x_i}^M$, 犹豫模糊语言术语集 $H_{S'}^N(x_i)$ 中元素的个数记为 $L_{x_i}^N$. 在计算犹豫模糊语言术语集的距离时, 假设 $L_{x_i}^M = L_{x_i}^N = L$. 如果 $L_{x_i}^M \neq L_{x_i}^N$, 则可以采用在元素较少的集合中添加元素的方法, 推荐者态度悲观者可在集合中添加最小的元素, 推荐者态度乐观者可在集合中添加最大的元素, 推荐者态度折中者可在集合中添加元素值为 $[(1-\alpha) \min_{j=1,2,\dots,L} \delta_j + \alpha \max_{j=1,2,\dots,L} \delta_j]$ 的元素, 其中 α 为乐观系数, $\alpha \in [0, 1]$, 推荐者态度越乐观 α 值越大.

定义3 H_S^M 与 $H_{S'}^N$ 第 i 个属性之间的欧几里得距离定义为

$$d_{ed}(H_S^M, H_{S'}^N) = \left[\left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right|^2 \right) \right]^{1/2}. \quad (2)$$

受文献[17]的启发, 可以将海明距离和欧几里得距离统一为以下的广义距离公式:

$$d_{ed}(H_S^M, H_{S'}^N) = \left[\left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right|^\lambda \right) \right]^{1/\lambda}. \quad (3)$$

上文构造了多粒度犹豫模糊语言术语集的距离公式, 这些距离公式均没有考虑每个属性的权重, 在群推荐系统中被推荐项目的属性通常不止一个, 所以每一方面的属性都应综合考虑, 不同属性的权重信息是影响推荐结果的一个重要因素. 为此, 将以上距离公式进一步扩展为以下带权重信息的多粒度犹豫模糊语言术语集的距离公式.

定义4 令 H_S^M 和 $H_{S'}^N$ 是两个犹豫模糊语言术语集, 其中 x_i 表示第 i 个属性, 属性的权重为 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, $0 \leq w_j \leq 1$ 且 $\sum_{j=1}^m w_j = 1$, 则 H_S^M 和 $H_{S'}^N$ 的有权海明距离公式表示为

$$d_{whd}(H_S^M, H_{S'}^N) = \sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right| \right). \quad (4)$$

定义5 H_S^M 与 $H_{S'}^N$ 之间的有权欧几里得距离公式表示为

$$d_{wed}(H_S^M, H_{S'}^N) = \left[\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right|^2 \right) \right]^{1/2}. \quad (5)$$

定义6 H_S^M 与 $H_{S'}^N$ 之间的有权广义距离公式表示为

$$d_{gwd}(H_S^M, H_{S'}^N) = \left[\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left| \frac{\delta_j^M(x_i)}{g} - \frac{\delta_j^N(x_i)}{g'} \right|^\lambda \right) \right]^{1/\lambda}. \quad (6)$$

2 未知权重的多粒度犹豫模糊语言的群推荐方法

下面介绍基于多粒度犹豫模糊语言术语集的群推荐方法: 假设被推荐群体要从一系列项目中挑选最满意项目, 一般而言, 网络数据库中对被推荐商品的描述信息大多由已经购买过该商品的用户提供, 他们在使用之后对商品的评价信息比较精细, 所以通常采用较细粒度的犹豫模糊语言术语进行描述. 这些信息可表达为多粒度犹豫模糊语言术语集, 即

$$\begin{bmatrix} H_{S_1}^{11} & H_{S_1}^{12} & \cdots & H_{S_1}^{1n} \\ H_{S_2}^{21} & H_{S_2}^{22} & \cdots & H_{S_2}^{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{S_m}^{m1} & H_{S_m}^{m2} & \cdots & H_{S_m}^{mn} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中: $H_{S_i}^{ij} = \{\delta^{ij} | \delta^{ij} \in S_i\}$ 为多粒度犹豫模糊语言术语集, S_i 为第 i 个项目, 是采用犹豫模糊语言的粒度, $i = 1, 2, \dots, m$ 为被推荐的项目, $j = 1, 2, \dots, n$ 为被推荐项目的属性, 属性的权值集合为 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, $0 \leq w_j \leq 1$, $\sum_{j=1}^n w_j = 1$, 由于被推荐项目的复杂性、推荐时间的紧迫性和推荐者自身知识的局限性, 一般而言, 项目的权值通常是完全或部分未知的. 令 Δ 为一系列未知权重信息, Δ 可分为以下几种情况^[16]:

- 1) 弱性偏序形式, $\{w_i \geq w_j\}$;
- 2) 严格序形式, $\{w_i - w_j \geq \alpha_i\}$, $\alpha_i > 0$;
- 3) 偏差序形式, $\{w_i - w_j \geq w_k - w_l\}$, $i \neq j \neq k \neq l$;
- 4) 倍数序形式, $\{w_i \geq \alpha_i w_j\}$, $0 \leq \alpha_i \leq 1$;
- 5) 区间序形式, $\{\alpha_i \leq w_i \leq \alpha_i + \varepsilon_i\}$, $0 \leq \alpha_i \leq \alpha_i + \varepsilon_i \leq 1$.

文献[16]提出了多属性决策中权重确定的方法: 如果针对某一属性所有方案的评估值偏差越大, 则表明该属性在方案排序中越重要; 反之针对某一属性所有方案的评估值偏差越小, 则表明该属性在方案排序中越不重要. 由于本文中的群推荐问题是采用多粒度犹豫模糊语言术语集描述, 直接比较较难, 采用多粒度犹豫模糊语言术语集的距离公式度量被推荐项目之间的偏差值, 在属性权重完全未知的情况下, 构建如下模型:

$$\begin{aligned} \max D(w) &= \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m w_j d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj}); \\ \text{s.t. } w_j &\geq 0, j = 1, 2, \dots, n, \sum_{j=1}^n w_j^2 = 1. \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中, $d(h_{ij}, h_{kj})$ 为第 j 个属性下第 i 与第 k

个被推荐项目之间的距离, 本文以多粒度犹豫模糊语言术语集的欧几里得距离公式为例, 其他距离公式类似求解. 为了求解上述模型, 构造拉格朗日函数如下:

$$L(w, \eta) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m w_j d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj}) + \frac{\eta}{2} \left(\sum_{j=1}^n w_j^2 - 1 \right), \quad (9)$$

其中 η 为一个实数, 表示拉格朗日乘子变量. 对以上拉格朗日函数求偏导数, 可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial w_j} &= \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj}) + \eta w_j = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \eta} &= \sum_{j=1}^n w_j^2 - 1 = 0. \end{aligned} \quad (10)$$

求解式(10)可得

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n \left[\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj}) \right]^2}}. \quad (11)$$

将式(11)归一化, 即所有权值之和归一化为1, 可得

$$w_j^* = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj})}{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj})}. \quad (12)$$

此外, 实际推荐过程中, 被推荐项目的权值可能是部分未知的, 针对这种情况, 构建如下优化模型:

$$\begin{aligned} \max D(w) &= \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^m w_j d(H_{S_i}^{ij}, H_{S_i}^{kj}); \\ \text{s.t. } w_j &\in \Delta, w_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n, \sum_{j=1}^n w_j = 1. \end{aligned} \quad (13)$$

该模型为一个线性规划模型, 可以用 Matlab 求解各属性的权重.

一般而言, 对于多粒度犹豫模糊语言术语集的正理想解 $H_{S_i}^+ = \{H_{S_i}^{1+}, H_{S_i}^{2+}, \dots, H_{S_i}^{n+}\}$ 和负理想解 $H_{S_i}^- = \{H_{S_i}^{1-}, H_{S_i}^{2-}, \dots, H_{S_i}^{n-}\}$, 可由下式求出:

$$H_{S_i}^{j+} = \max_{i=1,2,\dots,m} \left(\frac{H_{S_1}^{1j}}{g_1}, \frac{H_{S_2}^{2j}}{g_2}, \dots, \frac{H_{S_m}^{mj}}{g_m} \right), \quad (14)$$

$$H_{S_i}^{j-} = \min_{i=1,2,\dots,m} \left(\frac{H_{S_1}^{1j}}{g_1}, \frac{H_{S_2}^{2j}}{g_2}, \dots, \frac{H_{S_m}^{mj}}{g_m} \right). \quad (15)$$

为了选择出群体最满意的被推荐项目, 可以计算每一个被推荐项目与正理想解之间的距离 $d(H_{S_i}^i, H_{S_i}^+)$ 和与负理想解之间的距离 $d(H_{S_i}^i, H_{S_i}^-)$, 然后改进 TOPSIS 方法, 得出满意度公式

$$\beta(H_{S_i}^i) = \frac{(1 - \gamma)d(H_{S_i}^i, H_{S_i}^-)}{\gamma d(H_{S_i}^i, H_{S_i}^+) + (1 - \gamma)d(H_{S_i}^i, H_{S_i}^-)}. \quad (16)$$

式(16)中, γ 为乐观系数, γ 值由决策群体事先给出. 很明显, $0 \leq \beta(H_{S_i}^i) \leq 1$, 对于任意 $\gamma \in [0, 1]$, $i = 1, 2, \dots, m$, 满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$ 的值越大, 被推荐项目越优.

3 算例分析

以下算例针对电影推荐问题分析被推荐群体最终挑选哪部电影.

假设某个群体打算从4部电影 m_1, m_2, m_3, m_4 中挑选一部合适的电影, 属性从4个方面描述: 故事(ξ_1)、演员(ξ_2)、导演(ξ_3)、视觉(ξ_4). 属性权值完全未知或部分未知, 推荐者对这4部电影给出的犹豫模糊语言信息见表1, 其中9粒度语言标度为

$$S^9 = \{s_0^9, s_1^9, s_2^9, s_3^9, s_4^9, s_5^9, s_6^9, s_7^9, s_8^9\} =$$

{绝对差, 极差, 差, 中差, 中, 中好, 好, 极好, 绝对好}.

5粒度语言标度为

$$S^5 = \{s_0^5, s_1^5, s_2^5, s_3^5, s_4^5\} =$$

{很差, 差, 一般, 良好, 优秀}.

7粒度语言标度为

$$S^7 = \{s_0^7, s_1^7, s_2^7, s_3^7, s_4^7, s_5^7, s_6^7\} =$$

{极差, 很差, 差, 中, 好, 很好, 极好}.

表 1 专家采用犹豫模糊语言集对4部电影评价结果

	故事(ξ_1)	演员(ξ_2)	导演(ξ_3)	视觉(ξ_4)
m_1	$\{s_4^7, s_5^7, s_6^7\}$	$\{s_2^7, s_3^7, s_4^7\}$	$\{s_4^7, s_5^7\}$	$\{s_5^7, s_6^7\}$
m_2	$\{s_2^5, s_3^5, s_4^5\}$	$\{s_2^5, s_3^5\}$	$\{s_3^5, s_4^5\}$	$\{s_2^5, s_3^5\}$
m_3	$\{s_4^9, s_5^9\}$	$\{s_6^9, s_7^9, s_8^9\}$	$\{s_7^9, s_8^9\}$	$\{s_4^9, s_5^9\}$
m_4	$\{s_2^5, s_3^5\}$	$\{s_2^5, s_3^5, s_4^5\}$	$\{s_2^5, s_3^5\}$	$\{s_2^5, s_3^5\}$

被推荐群体用户对电影的偏好信息用正、负理想解表示, 由于被推荐用户对电影的了解不是很准确, 采用较粗粒度语言信息描述, 见表2.

表 2 犹豫模糊语言信息表达群体喜好的理想解

	故事(ξ_1)	演员(ξ_2)	导演(ξ_3)	视觉(ξ_4)
m^+	$\{s_4^5, s_4^5, s_4^5\}$	$\{s_4^5, s_4^5, s_4^5\}$	$\{s_4^5, s_4^5\}$	$\{s_6^7, s_6^7\}$
m^-	$\{s_2^5, s_2^5, s_2^5\}$	$\{s_2^7, s_2^7, s_2^7\}$	$\{s_2^5, s_2^5\}$	$\{s_2^5, s_2^5\}$

针对以上问题, 提出如下算法步骤.

Step 1: 构建多粒度犹豫模糊语言矩阵 $H = (H_{S_i}^{ij})_{m \times n}$. 其中: 元素 $H_{S_i}^{ij}$ 为第 i 个被推荐项目的第 j 个属性, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$, $H_{S_i}^i$ 为第 i 个被推荐项目, $H_{S_i}^i = (H_{S_i}^{i1}, H_{S_i}^{i2}, \dots, H_{S_i}^{in})$, S_i 为犹豫模糊语言的粒度.

Step 2: 确定多粒度犹豫模糊语言矩阵的正负理想解.

Step 3: 利用不带权值的距离公式计算各个被推荐项目在同一属性下各个项目之间的距离.

Step 4: 在多粒度犹豫模糊语言的多属性推荐中, 若属性权重是完全未知的, 则可采用式(12)确定

属性的权重; 若属性权重是部分未知的, 则可采用式(13)确定属性的权重.

Step 5: 利用带权值的距离公式计算各个被推荐项目到正、负理想项目之间的距离.

Step 6: 确定乐观系数 γ 值, 利用满意度公式计算各个被推荐项目的满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$.

Step 7: 根据满意度值 $\beta(H_{S_i}^i)$, 对各个被推荐项目 $H_{S_i}^i$ 进行排序择优.

针对以上群推荐问题, 根据权重是完全未知的和部分未知的这两种情况, 采用最大偏差的方法确定权重, 分析多粒度犹豫模糊语言环境下满意度的变化.

情况 1 在上述多粒度犹豫模糊语言术语集中, 如果属性权值完全未知, 则根据以下步骤求解.

Step 1: 构建多粒度犹豫模糊语言矩阵

$$\begin{bmatrix} \{s_4^7, s_5^7, s_6^7\} & \{s_2^7, s_3^7, s_4^7\} & \{s_4^7, s_5^7\} & \{s_5^7, s_6^7\} \\ \{s_2^5, s_3^5, s_4^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_3^5, s_4^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} \\ \{s_4^9, s_5^9\} & \{s_6^9, s_7^9, s_8^9\} & \{s_7^9, s_8^9\} & \{s_4^9, s_5^9\} \\ \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

Step 2: 确定多粒度犹豫模糊语言矩阵的正、负理想解, 见表2.

Step 3: 利用式(2)计算各个被推荐项目在同一属性下各个项目之间的距离.

Step 4: 采用式(12)确定属性的权重为 $(w_1, w_2, w_3, w_4) = (0.2335, 0.2874, 0.2383, 0.2408)$.

Step 5: 利用式(6)计算各个被推荐项目到正、负理想项目之间的距离, 结果分别见表3和表4.

Step 6: 当乐观系数 $\gamma = 0.5$ 时, 利用满意度计算公式计算得到各个被推荐项目的满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$, 见图1.

Step 7: 得到电影的排序(见图1), 按此排序结果推荐给被推荐群体.

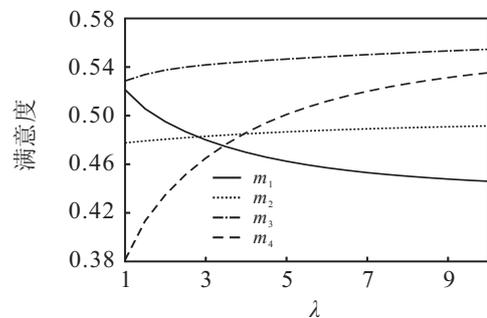


图 1 情况 1 满意度随 λ 值的变化曲线

由图1可见: 当 $1 \leq \lambda < 2.813$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_1 \succ m_2 \succ m_4$; 当 $2.813 < \lambda < 3.442$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_2 \succ m_1 \succ m_4$; 当 $3.442 < \lambda < 3.943$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_2 \succ m_4 \succ m_1$; 当 $\lambda > 3.943$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_4 \succ m_2 \succ m_1$.

表3 情况1 各被推荐项目到正理想项目间的距离

λ	m_1	m_2	m_3	m_4
1	0.262	0.286	0.258	0.339
2	0.328	0.336	0.319	0.374
3	0.375	0.364	0.352	0.396
4	0.412	0.385	0.374	0.413
5	0.442	0.400	0.390	0.425
6	0.467	0.413	0.402	0.435
7	0.487	0.423	0.412	0.443
8	0.504	0.431	0.419	0.449
9	0.518	0.438	0.426	0.454
10	0.530	0.443	0.432	0.458

表4 情况1 各被推荐项目到负理想项目间的距离

λ	m_1	m_2	m_3	m_4
1	0.286	0.262	0.290	0.209
2	0.322	0.311	0.370	0.288
3	0.346	0.340	0.416	0.344
4	0.365	0.362	0.447	0.390
5	0.380	0.380	0.470	0.427
6	0.393	0.394	0.488	0.456
7	0.403	0.405	0.503	0.480
8	0.412	0.414	0.516	0.499
9	0.420	0.422	0.528	0.515
10	0.427	0.428	0.537	0.528

情况2 在上述多粒度犹豫模糊语言术语集中, 如果属性权重是部分未知的, 例如权重关系集合为

$$\Delta = \{0.3 \leq w_1 \leq 0.35, 0.15 \leq w_2 \leq 0.25, 0.25 \leq w_3 \leq 0.35, 0.15 \leq w_4 \leq 0.25\},$$

则可根据线性规划求解.

Step 1: 构建多粒度犹豫模糊语言矩阵

$$\begin{bmatrix} \{s_4^7, s_5^7, s_6^7\} & \{s_2^7, s_3^7, s_4^7\} & \{s_4^7, s_5^7\} & \{s_5^7, s_6^7\} \\ \{s_2^5, s_3^5, s_4^5\} & \{s_3^5, s_4^5\} & \{s_3^5, s_4^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} \\ \{s_7^9, s_8^9\} & \{s_6^9, s_7^9, s_8^9\} & \{s_6^9, s_7^9\} & \{s_7^9, s_8^9\} \\ \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_2^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} & \{s_2^5, s_3^5\} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

Step 2: 确定多粒度犹豫模糊语言矩阵的正、负理想解, 见表2.

Step 3: 利用式(2)计算各个被推荐项目在同一属性下各个项目之间的距离, 构建线性规划模型

$$\begin{aligned} \max D(w) = & 1.087w_1 + 1.338w_2 + 1.109w_3 + 1.121w_4; \\ \text{s.t. } w_j \in \Delta, w_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n, \sum_{j=1}^n w_j = 1. \end{aligned} \quad (19)$$

Step 4: 采用式(13)确定属性的权重为

$$(w_1, w_2, w_3, w_4) = (0.30, 0.25, 0.25, 0.20).$$

Step 5: 利用式(6)计算各个被推荐项目到正、负理想项目之间的距离, 结果见表5和表6.

表5 情况2 各被推荐项目到正理想项目间的距离

λ	m_1	m_2	m_3	m_4
1	0.254	0.275	0.266	0.344
2	0.318	0.329	0.325	0.376
3	0.364	0.359	0.357	0.397
4	0.400	0.380	0.378	0.413
5	0.431	0.397	0.393	0.425
6	0.456	0.410	0.405	0.435
7	0.478	0.421	0.414	0.442
8	0.495	0.429	0.421	0.449
9	0.510	0.436	0.428	0.454
10	0.523	0.442	0.433	0.458

表6 情况2 各被推荐项目到负理想项目间的距离

λ	m_1	m_2	m_3	m_4
1	0.288	0.267	0.276	0.198
2	0.322	0.317	0.358	0.275
3	0.346	0.347	0.405	0.331
4	0.365	0.369	0.437	0.378
5	0.380	0.386	0.461	0.415
6	0.393	0.400	0.480	0.446
7	0.404	0.411	0.495	0.470
8	0.413	0.420	0.509	0.490
9	0.421	0.427	0.520	0.507
10	0.427	0.433	0.531	0.520

Step 6: 当乐观系数 $\gamma = 0.5$ 时, 利用改进的满意度计算公式计算得到各个被推荐项目的满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$, 见图1.

Step 7: 得到电影的排序(见图2), 按此排序结果推荐给被推荐群体.

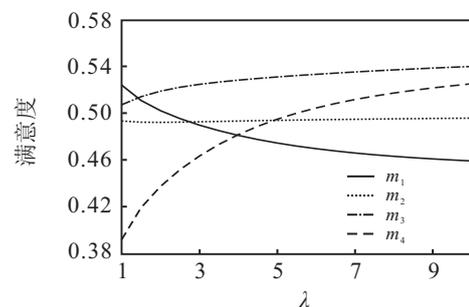


图2 情况2 满意度随λ值的变化曲线

由图2可见: 当 $1 \leq \lambda < 1.422$ 时, 电影的排序为 $m_1 \succ m_3 \succ m_2 \succ m_4$; 当 $1.422 < \lambda < 2.761$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_1 \succ m_2 \succ m_4$; 当 $2.761 < \lambda < 3.978$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_2 \succ m_1 \succ m_4$; 当 $3.978 < \lambda < 4.925$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_2 \succ m_4 \succ m_1$; 当 $\lambda > 4.925$ 时, 电影的排序为 $m_3 \succ m_4 \succ m_2 \succ m_1$. 由此可知, 推荐结果与 λ 取值范围有关, 实际上, 当 λ

$= 1$ 时, 有权广义距离公式变为有权海明距离公式; 当 $\lambda = 2$ 时, 有权广义距离公式变为有权欧几里得距离公式. 综合属性权重完全未知和部分未知的两种情况讨论可知, 在具体的应用中, 应尽量考虑群体满意度的稳定性和一致性. 本例中当 $\lambda > 5$ 时, 电影的排序情况较为稳定, 且两种情况结论完全一致, 电影的排序均为 $m_3 \succ m_4 \succ m_2 \succ m_1$, 故可推荐第 3 部电影.

为了研究乐观系数 γ 对满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$ 的影响, 采用多粒度犹豫模糊语言术语集距离公式 (6) 进行计算, 其中 $\lambda = 8$, 权重分别取 $(w_1, w_2, w_3, w_4) = (0.2335, 0.2874, 0.2383, 0.2408)$, 图 3 为计算结果. 由图 3 可见, 最终电影的排序为 $m_3 \succ m_4 \succ m_2 \succ m_1$, 与上文一致, 且当 γ 越小时, 满意度 $\beta(H_{S_i}^i)$ 值越大. 当 $\gamma = 1$ 时, $\beta(H_{S_i}^i) = 0$, 此时满意度值的大小无法区分; 当 $\gamma = 0$ 时, $\beta(H_{S_i}^i) = 1$, 此时满意度值的大小亦无法区分. 当 γ 越接近 0.5 时, 满意度值大小的区分情况越好, 当 $\gamma = 0.5$ 时, 满意度值大小的区分情况最好.

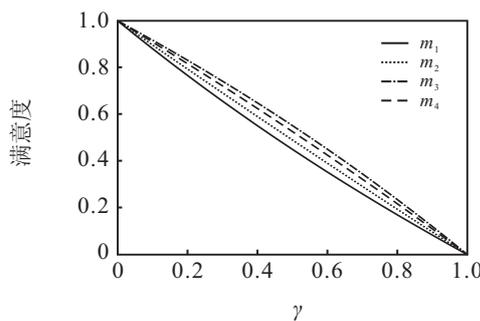


图 3 情况 1 满意度随 γ 值的变化曲线

本文提出的方法具有以下优点: 1) 所提出方法可以直接处理多粒度犹豫模糊语言信息, 不需要将其转化为犹豫模糊语言, 减少原始推荐信息的丢失, 文献 [12,18] 提出的方法只能处理犹豫模糊语言信息, 不能处理多粒度语言信息, 文献 [14-16] 提出的方法只能处理区间模糊集、区间直觉模糊集和二元语义的权重问题, 也不能处理多粒度语言信息. 2) 所提出方法通过构建最大偏差模型, 能够客观地确定属性的权重, 与文献 [12,18] 相比减少了推荐者的主观随意性. 3) 与文献 [19] 相比, 所提出方法可以直接处理多粒度犹豫模糊语言信息, 不需要将其转化为多粒度模糊语言, 文献 [19] 提出的方法只能处理多粒度模糊语言信息, 不能处理犹豫模糊语言信息, 该方法能较好地应用于个性化推荐系统中, 而本文方法更适合群推荐系统建模.

4 结 论

本文采用多粒度犹豫模糊语言术语集的距离公式度量被推荐项目之间的偏差值, 在属性权重完全未知的情况下, 采用目标规划模型, 利用拉格朗日方程求解模型得到属性权重. 在属性权重不完全未知的

情况下, 采用线性规划模型, 利用 Matlab 工具求解线性规划模型得到属性权重. 综合图 1 和图 2 可知, 被推荐项目的排序结果与被推荐项目属性权重的选取和 λ 取值范围有关. 此外, 讨论了乐观系数 γ 对满意度值的影响. 由于篇幅所限, 算例主要采用多粒度犹豫模糊语言术语集的欧几里得距离公式和有权广义距离公式进行计算, 其他距离公式也可得到类似结论.

参考文献(References)

- [1] Baltrunas L, Makcinskas T, Ricci F. Group recommendations with rank aggregation and collaborative filtering[C]. Proc of the 4th ACM Conf on Recommender Systems. New York: ACM, 2010: 119-126.
- [2] Salamo M, Mc Carthy K, Smyth B. Generating recommendations for consensus negotiation in group personalization services[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2012, 16(5): 597-610.
- [3] Masthoff J, Gatt A. In pursuit of satisfaction and the prevention of embarrassment: Affective state in group recommender systems[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2006, 16(3/4): 281-319.
- [4] Pujahari A, Padmanabhan V. A new grouping method based on social choice strategies for group recommender system[M]. India: Springer, 2015: 325-332.
- [5] Boratto L, Carta S. Modeling the preferences of a group of users detected by clustering: A group recommendation case-study[C]. Proc of the 4th Int Conf on Web Intelligence, Mining and Semantics. New York: ACM, 2014: 16.
- [6] Ali I, Kim S W. An effective approach to group recommendation based on belief propagation[C]. Proc of the 30th Annual ACM Symposium on Applied Computing. New York: ACM, 2015: 1148-1153.
- [7] Salehi Abari A, Boutilier C. Preference-oriented social networks: Group recommendation and inference[C]. Proc of the 9th ACM Conf on Recommender Systems. New York: ACM, 2015: 35-42.
- [8] Martinez L, Barranco M J, Perez L G, et al. A knowledge based recommender system with multigranular linguistic information[J]. Int J of Computational Intelligence Systems, 2008, 1(3): 225-236.
- [9] Adomavicius G, Kwon Y O. New recommendation techniques for multicriteria rating systems[J]. IEEE Trans on Intelligent Systems, 2007, 22(3): 48-55.
- [10] Adomavicius G, Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.

- [11] Manouselis N, Costopoulou C. Analysis and classification of multi-criteria recommender systems[J]. World Wide Web, 2007, 10(4): 415-441.
- [12] Rodriguez R M, Martinez L, Herrera F. Hesitant fuzzy linguistic term sets for decision making[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2012, 20(1): 109-119.
- [13] Morente-Molinera J A, Pérez I J, Urea M R, et al. On multi-granular fuzzy linguistic modeling in group decision making problems: A systematic review and future trends[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 74(1): 49-60.
- [14] 张英俊, 马培军, 苏小红, 等. 属性权重不确定条件下的区间直觉模糊多属性决策[J]. 自动化学报, 2012, 38(2): 220-228.
(Zhang Y J, Ma P J, Su X H, et al. Multi-attribute decision making with uncertain attribute weight information in the framework of interval-valued intuitionistic fuzzy set[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(2): 220-228.)
- [15] 闫书丽, 刘思峰, 方志耕, 等. 区间灰数群决策中决策者和属性权重确定方法[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(9): 2372-2378.
(Yan S L, Liu S F, Fang Z G, et al. Method of determining weights of decision makers and attributes for group decision making with interval grey numbers[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2014, 34(9): 2372-2378.)
- [16] 卫贵武. 权重信息不完全的二元语义多属性群决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(2): 273-277.
(Wei G W. Two-tuple linguistic multiple attribute group decision making with incomplete weight information[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(2): 273-277.)
- [17] Yager R R. Generalized OWA aggregation operators[J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2004, 3(1): 93-107.
- [18] Liao H, Xu Z, Zeng X J. Distance and similarity measures for hesitant fuzzy linguistic term sets and their application in multi-criteria decision making[J]. Information Sciences, 2014, 271(7): 125-142.
- [19] Martínez L, Pérez L G, Barranco M. A multigranular linguistic content-based recommendation model[J]. Int J of Intelligent Systems, 2007, 22(5): 419-434.
(责任编辑: 郑晓蕾)

第29届中国控制与决策会议(2017 CCDC)征文通知

第29届中国控制与决策会议(2017 CCDC)将于2017年5月28~30日在中国重庆举行. 会议由东北大学和IEEE新加坡工业电子分会主办, 重庆大学承办. 第29届中国控制与决策会议论文集集中的英文论文将进入IEEE Xplore Data Base, 并被Ei检索.

第29届中国控制与决策会议将涉及理论与应用两方面, 主要涵盖系统、控制与决策相关课题. 征文范围如下:

控制与决策: 自适应控制; 复杂系统与复杂网络; 控制系统应用; 控制工程教育; 协同控制; 信号处理; 数据处理; 数据驱动控制; 决策理论与方法; 决策支持系统; 管控一体化; 时滞系统; 离散事件系统; 分布控制系统; 分布参数系统; 故障诊断与容错控制; 模糊系统; 对策论; 混杂系统; 系统辨识与参数估计; 智能系统; 知识管理与知识工程; 管理信息系统与企业信息化; 供应链与物流管理; 电子商务建模与优化; 运动控制; 网络控制系统; 神经网络; 非线性系统; 优化控制; 过程控制; 生产计划与调度; 鲁棒控制; 传感器网络; 社会经济系统; 随机系统; 变结构控制; 控制与仿真.

自动化: CIMS与制造系统; 工厂建模与仿真;

家庭、实验室及服务自动化; 仪器仪表系统; 智能自动化; 人机交互; 纳米自动化与装配; 基于网络的系统; 计划、调度与协调; 过程自动化.

机器人: 以人为中心的人机系统; 医用机器人与生物机器人学; 微机器人与微操作; 移动机器人学; 移动传感器网络; 感知系统; 机器人控制; 机器人传感与数据融合; 搜寻、援救与野外机器人学; 人机交互; 空间与水下机器人; 遥控机器人; 视觉伺服; 多足机器人系统.

新兴技术领域: 信息物理系统; 智能电网; 再生能源; 能源管理系统; 集成系统与过程; 微机电系统; 电动车辆与智能交通; 交通控制; 暖通系统优化和控制; 生物系统建模.

除分组报告外, 会议另设有邀请专题, 特别专题, 特邀大会报告和杰出讲座.

会议投稿者请于2016年10月31日前提交全文. 录用文章的作者需要注册并到会宣讲论文. 请登陆<http://www.ccdc.neu.edu.cn>了解具体事宜并投稿. 同时也可通过E-mail向大会秘书处(secretary_ccdc@ise.neu.edu.cn)咨询.

中国控制与决策会议秘书处