

基于项目兴趣度的协同过滤新算法*

孙光明^{1,2}, 王 硕²

(1. 北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100004; 2. 河北交通学院 网络教研室, 石家庄 050035)

摘要: 针对评分数据稀疏和单一评分相似性计算不准确导致推荐质量不高的问题, 提出一种基于项目兴趣度的协同过滤新算法。该算法先预测未评分项的值, 在此基础上基于项目的分类、评分值及次数引入项目—项目类别兴趣度特征向量计算同组项目的相似性, 提高了项目间相似性计算的准确度和推荐质量, 避免了大量无用计算, 提高了算法的效率。实验结果表明, 该算法对目标项目预测评分的准确性、推荐质量及效率更高。

关键词: 兴趣度特征向量; 数据稀疏; 项目相似性; 推荐质量; 协同过滤

中图分类号: TP391.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)12-3618-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.12.026

Novel collaborative filtering algorithm based on interest degree of item

SUN Guang-ming^{1,2}, WANG Shuo²

(1. School of Computer & Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100004, China; 2. Hebei Jiaotong College, Shijiazhuang 050035, China)

Abstract: Aiming at the problems of lower recommendation quality caused by rating data sparseness and computed single rating similarity inaccurate in recommender system, this paper proposed a novel collaborative filtering algorithm based on interest degree of item. The algorithm first to predict item rating that users had not rated, and then to compute the same group items similarity depended on the interest degree feature vectors of item-item classification, which was defined by item categories, marks and rating times. This method can be better to avoid mass of useless similar computations and imprecise single-rating-similarity computing, which improve the accuracy of similarity, recommended quality and the efficiency of the algorithm. The experimental results show that the new algorithm can efficiently improve the predicted accuracy of not rated item, and provide better recommendation results and efficiency.

Key words: interest degree feature vectors; data sparseness; item similarity; recommendation quality; collaborative filtering

在当今信息社会中,以互联网为载体的信息每天都以海量规模产生,面对茫茫网海,人们越来越望海兴叹,信息迷航与信息过载问题愈加突出^[1]。当前各类网站研究的热点之一就是如何将最佳信息推荐给对之最渴求的用户,解决它的方法中最为成功的是最近邻协同过滤个性化推荐算法。

最近邻协同过滤推荐基于这样的一个假设前提^[2]:如果用户对一些项目的评分相似,则他们对其他项目的评分也相似。因此,最近邻协同过滤推荐的基本思想就是通过与目标用户评分相似的一些最近邻居对未评分项目评分的加权平均值来预测目标用户对未评分项目的评分,从而产生目标用户感兴趣的项目推荐列表。最近邻居协同过滤算法分为 item-based 和 user-based 两种^[3]。无论是基于项目(item-based)还是基于用户(user-based)的协同过滤推荐算法的关键是邻居间相似性计算的高准确性,以便找到最近邻保证推荐列表的高质量。然而,随着网络及用户规模的不断扩大、项目和用户数量的急剧增加,评分数据的极端稀疏^[4]及冷启动问题^[5]导致基于评分计算的相似性准确性不高、推荐质量较低的问题。针对这个问题,研究者提出了评分预测^[6-9]和填充均值^[3]的推荐算法。虽然这些算法在一定程度上提高了评分数据的密度和项目相似性计算的准确性,但是由于传统协同过滤算法在计算相似时往

往使用单一评分计算项目的相似度,导致用户可能因为一些偶然因素或极端情绪给了高分的项目在相似性的计算中起决定作用,产生相似度的准确性与实际情况不符,造成系统推荐质量不高的情况。此外,即使有基于项目分类的推荐算法^[6-8],但在计算用户或项目的相似性时往往是基于所有用户或项目,导致一些与目标项目相似性不大的项目浪费了算法的计算时间,致使算法效率不高。

针对上述问题,本文提出了一种基于项目兴趣度的协同过滤新算法。通过预测未评分项目的分值解决因数据稀疏产生的相似性计算不足的问题,并以此基于项目分类、评分值及次数定义项目—项目类别兴趣度特征向量计算项目间的相似性,解决传统单一评分相似性导致的项目推荐质量不高的问题;同时,仅计算目标项目与其所在类别中项目间的相似性产生最近邻,避免了目标项目与相似性不大的项目间相似度的无用计算,提高了算法的效率。

1 基于项目的协同过滤推荐算法

协同过滤是迄今最为成功的推荐技术,它基于已有用户对项目的评分实现对目标项目的主动推荐。协同过滤推荐的依

收稿日期: 2013-04-18; 修回日期: 2013-06-07 基金项目: 河北省高等学校科学研究计划青年基金资助项目(Q2012110)

作者简介: 孙光明(1979-),男,湖北鄂州人,讲师,工学硕士,主要研究方向为协同过滤算法、组播路由算法(sungmez@gmail.com);王硕(1979-),女,河北威县人,讲师,主要研究方向为协同过滤算法。

据是用户对项目的评分,推荐的方法是根据项目的评分计算项目的最近邻居,推荐的结果就是从这些最近邻居中产生目标项目可能最受欢迎的用户列表。项目相似性的计算决定了最近邻的准确性,是协同过滤算法的关键所在。

1.1 算法思想

用户对项目的历史评分数据是传统协同过滤推荐算法的计算依据,一般采用用户—项目评分矩阵来获取,用户项目评分矩阵如下所示:

$$R_{U,I} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix}$$

其中:行代表用户;列代表项目;元素 r_{ij} 表示第 i 个用户对第 j 个项目的评分值。

传统基于项目的协同过滤算法分为三步:a)获取用户—项目评分矩阵;b)根据用户项目评分矩阵计算目标项目与其他项目间的相似度,并依此相似度排序产生目标项目的最近邻;c)依据最近邻预测用户对目标项目的评分产生推荐。研究者目前主要围绕后两步对协同过滤推荐算法进行设计和改进。

1.2 常用相似性计算方法

相似性计算是决定项目最近邻项目相似度准确性的一个重要因素,是提高协同过滤推荐算法质量的关键点之一。被分类对象间相似性程度的计算是一种启发式模糊聚类统计方法^[10],一共分为 12 种^[11]。常用的主要包括余弦相似性、修正余弦相似性和相关相似性三种^[3]。

1)余弦相似性 把用户给项目的评分 i 看做是 n 维空间的向量,对用户—项目评分矩阵中未评分项目的评分值设为 0,项目间的相似性用项目向量间的余弦夹角值来度量。设项目 i, j 的评分向量为 i 和 j ,则项目 i, j 间的相似性 $\text{sim}(i, j)$:

$$\text{sim}(i, j) = \cos(i, j) = \frac{i \cdot j}{\|i\| \times \|j\|} = \frac{\sum_{u=1}^m r(u, i) \times r(u, j)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m r^2(u, i)} \sqrt{\sum_{u=1}^m r^2(u, j)}} \quad (1)$$

其中: $i \cdot j$ 表示用户评分向量的内积; $\|i\| \times \|j\|$ 表示向量模的积; $r(u, i), r(u, j)$ 分别表示用户 u 对项目 i, j 的评分。

2)修正余弦相似性 余弦相似性没考虑用户评分尺度的不同,通过减去项目评分的均值来改进这个缺点。设项目 i, j 的评分向量为 i 和 j , U_{ij} 表示对项目 i 和 j 评分的用户交集, U_i 和 U_j 表示对项目 i 和 j 评分用户集,则项目 i 和 j 间的相似性 $\text{sim}(i, j)$ 为

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{u,i} - \bar{r}_u) \times (r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U_i} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_j} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \quad (2)$$

其中: \bar{r}_u 表示用户 u 所有评分的平均值。

3)相关相似性 两个向量间的线性相关性常用 Pearson 相关系数来计算,项目 i, j 间的相似性 $\text{sim}(i, j)$ 为

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{u,i} - \bar{r}_i) \times (r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}} \quad (3)$$

其中: \bar{r}_i 和 \bar{r}_j 分别表示项目 i 和 j 所有评分的平均值。

在项目和用户数呈指数级增长时,用户评分项目一般不超过总项目的 1%^[9],用户间评分项目的交集元素少之又少。在

这种数据极端稀疏的情况下,基于评分数据计算相似性的传统方法面临着不可避免的缺陷,致使相似性度量值不准确带来项目推荐质量不高或不可推荐。这些缺陷包括:未评分项目缺省为 0 不能完全反映用户对项目的喜好程度,致使余弦相似性和修正余弦相似性产生的度量值选举出来的最近邻不是实际的最近邻;相关相似性和度量值依赖于用户评分的交集,这种方法比直接填 0 有更好的推荐质量,但这个交集在数据极端稀疏的情况下非常小,致使计算出来的相似性度量值不能发挥实际作用;同时,在三种度量中均存在分母值为 0 时相似性不可计算的问题。文献[9]提出了一种预测未评分项目分值的方法,能较有效地解决用户评分数据的稀疏问题。本文算法在用户—项目评分矩阵输入前采用该方法对未评分项进行填充。

同时,为了避免三种相似性计算方法中分母为零导致不能计算的问题,本文采用绝对指数相似性计算方法^[9]来计算项目间的相似性,公式如下:

$$\text{sim}(i, j) = e^{-\sum_{u=1}^m |r_{u,i} - r_{u,j}|} \quad (4)$$

2 基于项目兴趣度特征向量的协同过滤新算法

除了数据稀疏致使相似性计算不准确造成算法推荐质量不高外,还存在另外两个导致协同过滤算法推荐质量和效率低下的原因:a)已有的协同过滤推荐算法仅仅依靠单一的用户评分计算项目的相似性,而用户在对项目评分时存在主观及偶然因素,单一的某次评分高低并不能客观真实地反映用户对项目的喜爱程度,即项目的兴趣度,这就造成依赖于单一评分相似度过滤来的最近邻与实际情况不符,导致算法较差的推荐质量;b)即使一些算法采取了用户或项目分类计算相似性,但在计算相似性时仍然遍历用户或项目的全集,与项目或用户同其他一些项目或用户相似性不高的客观情况相违背,存在大量不必要的计算,致使推荐算法效率低下。

针对上述问题,本文提出基于项目兴趣度的协同过滤新算法采用文献[9]的方法预测未评分项目的分值解决评分数据稀疏的问题;采用绝对指数相似性计算方法解决传统相似性计算存在的分母为零等问题;基于项目分类、评分值及次数定义项目—项目类别兴趣度特征向量计算项目间的相似性,解决单一评分相似性导致的项目推荐质量不高的问题;通过仅计算目标项目与其所在类别中项目的相似性产生最近邻,解决目标项目与相似性不大的项目间不必要的相似度计算问题。

2.1 项目—项目类别兴趣度特征向量的定义

项目—项目类别兴趣度特征向量是本文定义的一种度量项目对用户吸引程度的度量方法:项目—项目类别兴趣度指依据项目的类别、评分值、评分均值及被评分次数计算项目在所属不同项目分类中吸引用户的程度,避免单一评分相似性计算导致的准确性低下的问题。

项目—项目类别兴趣度特征向量用 $IC_{i,j}$ 表示,其定义为

$$IC_{i,j} = \frac{\sum_{u=1}^m (r_{u,i} - \bar{s}_j)}{N_j} \quad (5)$$

其中: i 表示项目; j 表示项目 i 所属的某个项目类别; m 表示项目类别 j 中的用户数; $r_{u,i}$ 为用户 u 对项目 i 在类别 j 中的评分; \bar{s}_j 表示项目类别 j 中所有项目评分的均值; N_j 为项目类别 j 所有项目被评分的次数。

从定义式(5)可分析出:较单一评分相似性而言,项目—

项目类别兴趣度综合考虑了项目的类别、评分值、评分均值及被评分次数的因素,能有效避免因偶然因素或极端情绪造成用户对项目评分与实际愿望相违背的情况,使得计算出的最近邻与项目的实际最近邻相符合,有效地提高了相似性的准确度和推荐质量;另一方面,由于基于项目类别计算相似性能很好地避免项目与其他不相关项目无用的相似性计算,消除了相似性计算中的干扰因素,不但提高了算法的效率,而且过滤效果更好,产生的最近邻更准确,算法的推荐质量更高。

2.2 用户对目标项目评分值的预测方法

由式(9)计算出的 P_{u,i_k} 表示用户与对所属类别 k 的项目 i 的预测评分值,则用户对项目 i 的预测评分值为所有 P_{u,i_k} 加权和 $\bar{P}_{u,i}$:

$$\bar{P}_{u,i} = \lambda_1 \cdot P_{u,i_1} + \lambda_2 \cdot P_{u,i_2} + \dots + \lambda_m \cdot P_{u,i_m} \quad (6)$$

$$\lambda_k = \frac{I_{i,k}}{\sum_{j=1}^m I_{i,j}} \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

其中: m 表示项目 i 所属项目类别的种类数; λ_k 表示项目 i 所在项目类别 k 中的兴趣度占项目 i 的兴趣度特征向量的权重。

从式(8)可以看出,通过项目类别、评分、评分均值、评分次数和兴趣度权重 λ_k 参与计算出的用户对项目 i 的预测评分值 $\bar{P}_{u,i}$ 进一步减少了用户评分值的偶然性和极端性,使得对目标项目的预测评分逼近用户的客观喜好,进一步提高了项目的推荐质量。

2.3 基于项目兴趣度的协同过滤推荐新算法

算法 基于项目兴趣度的协同过滤推荐新算法。

输入:用户—项目评分矩阵及项目类别信息。

输出:推荐项目列表。

a) 输入用户—项目评分矩阵及项目类别信息。

b) 依据文献[7]的方法预测未评分项目的分值并填入用户—项目评分矩阵:

$$P_{i,p} = \frac{\sum_{n \in M_p} \text{sim}_{p,n} \times r_{i,n}}{\sum_{n \in M_p} (|\text{sim}_{p,n}|)} \quad (8)$$

其中: $P_{i,p}$ 为用户 i 对项目 p 的预测评分; M_p 为项目 p 的最近邻集合; $\text{sim}_{p,n}$ 为项目 p 与 n 的相似度; $r_{i,n}$ 为用户 i 与项目 n 的评分。

c) 根据式(5)计算项目—项目类别兴趣度矩阵 $F_{I,C}$,项目—项目类别兴趣度矩阵 $F_{I,C}$ 如下所示:

$$F_{I,C} = \begin{bmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & \dots & I_{1,k} \\ I_{2,1} & I_{2,2} & \dots & I_{2,k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ I_{n,1} & I_{n,2} & \dots & I_{n,k} \end{bmatrix}$$

其中, I 表示项目; C 表示类别; n 表示项目数, k 表示类别数; $I_{i,j}$ 表示项目 i 在类别 j 中的项目—项目类别兴趣度。

d) 对于目标项目 i ,依据绝对指数相似性式(4)计算项目 i 与其所在项目分类中其他项目的兴趣相似性,得到项目—项目类别兴趣度相似矩阵 M ,项目—项目类别兴趣度相似矩阵 M 如下:

$$M = \begin{bmatrix} \text{sim}(i_1, 1) & \text{sim}(i_2, 1) & \dots & \text{sim}(i_m, 1) \\ \text{sim}(i_1, 2) & \text{sim}(i_2, 2) & \dots & \text{sim}(i_m, 2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \text{sim}(i_1, m-1) & \text{sim}(i_2, m-1) & \dots & \text{sim}(i_m, m-1) \end{bmatrix}$$

其中: i_k 表示属于项目类别 k 的项目 i ; $\text{sim}(i_k, j)$ 表示属于项目类别 k 的项目 i 与属于项目类别 k 的项目 j 间的相似性。

e) 从项目—项目类别兴趣度相似矩阵 M 中找出项目 i 在每个项目类别中的 k 个最近邻 $N_k = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ 。

f) 对最近邻使用式(9)^[3] 加权求和来预测用户 u 对目标项目 i 的评分 $P_{u,i}$:

$$P_{u,i} = \bar{r}_i + \frac{\sum_{n \in N_k} \text{sim}(i, n) \times (r_{u,n} - \bar{r}_n)}{\sum_{n \in N_k} (|\text{sim}(i, n)|)} \quad (9)$$

其中: $\text{sim}(i, n)$ 表示项目 i 与项目 n 的相似度; \bar{r}_i 和 \bar{r}_n 表示项目 i 和 n 的平均评分值。

重复步骤 e) 和 f),依次计算出项目 i 所属每一个分类中的用户对其的预测分值 $P_{u,i_1}, P_{u,i_2}, \dots, P_{u,i_m}$,依据式(6)计算用户 u 对 i 的预测评分值 $\bar{P}_{u,i}$ 产生推荐。

3 实验结果及分析

3.1 实验数据集

实验采用 Minnesota 大学 GroupLens 研究组 (<http://www.grouplens.org>) 提供的公开的 MovieLens^[12] 数据集。该数据集由用户对看过的电影给予 1~5 的评分值形成。为适应不同规模的算法,分为 943 个独立用户对 1 682 部电影 10 万次评分的小规模数据库和 6 040 个独立用户对 3 900 部电影约 100 万次评分的大规模库。为了测试本文算法的性能,采用 MovieLens 的大规模库,用户—项目评分矩阵密度为 $\frac{1000000}{6040 \times 3900} = 4.3\%$,足见用户评分数据的稀疏。实验将用户分为五组,从数据集中分别随机抽取 100、150、200、250、300 个用户形成评分矩阵,再将数据集按照 1: 4 的比例分为测试集和训练集进行。

3.2 推荐质量评价标准

决策支持精度度量方法和统计精度度量方法是衡量协同过滤算法推荐质量的两类主要标准。最常用的一种推荐质量评价方法是平均绝对偏差 MAE,它属于统计精度度量方法类,是一种易于理解且能直观度量算法推荐质量的方法。MAE 通过计算项目实际评分值与预测值间的偏差来测度预测的准确性,其值愈小,推荐质量愈高。

设 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为预测的用户评分集, $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 为实际用户评分集,则平均绝对偏差 MAE 的定义为

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - r_i|}{n} \quad (10)$$

本文采用 MAE 作为推荐质量的度量标准。

3.3 实验设计与结果分析

为了验证本文算法在推荐质量和效率方面的优势,选择文献[3,13]中基于项目的协同过滤算法与本文算法进行比较。

从实验数据集中分别随机抽取 100、150、200、250、300 个固定用户分为五组,计算本文算法、文献[3,13]算法的平均 MAE 随项目邻居变化的情况,如图 1 所示。同时,计算本文算法、文献[3,13]算法从输入开始到产生推荐所需时间的平均值 T 随项目邻居变化的情况,如图 2 所示。

从图 1 可以看出,三种算法的平均绝对偏差 MAE 都随邻居数目的增加而减小,说明项目的邻居适当增加,计算出的相似度就越准确,推荐质量就越高。当邻居数达到 70 个左右时,

MAE 趋于稳定,说明近邻数太多并不能提高推荐质量,这与现实生活实际情况相吻合,证明了三种算法的有效性和正确性。同时,本文算法的 MAE 在邻居数超过 70 个后减速更趋于稳定,说明本文算法计算出的相似性更逼近客观项目间的相似程度。另一方面,通过比较三者的 MAE 发现,本文算法的 MAE 要比文献[3,13]中算法的 MAE 都小,说明本文基于项目兴趣度特征向量的协同过滤推荐算法的推荐质量要高,使用本文定义的项目-项目类别特征向量计算出的相似性更准确。

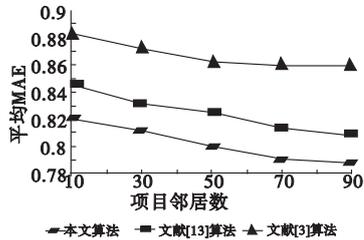


图1 MZE随项目邻居数变化图

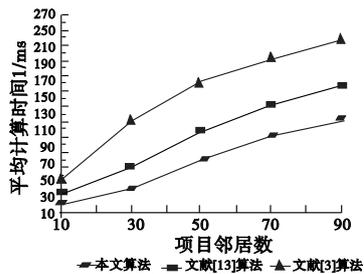


图2 算法平均计算时间随项目邻居数变化图

从图2不难看出,本文算法产生推荐的平均计算时间比文献[3,13]的要少,说明本文算法的计算速度更快,效率高。证明了本文算法通过仅仅计算目标项目与其所在类别中项目的相似性产生最近邻,避免了目标项目与相似性不大项目间相似性的大量无用计算是有效的。

图2说明三种算法的计算效率随项目邻居数的增加而降低,同时图1说明项目的邻居数达到一定数目时 MAE 趋于稳定,不能再大幅提高推荐质量,因此在预测项目推荐列表时并不是近邻越多越好,过多不会提高算法的推荐质量,反而降低了算法的效率,必须要有较好的过滤策略过滤掉不必要的近邻,如本文的项目-项目类别特征向量就是一种好方法。

4 结束语

本文提出了一种基于项目兴趣度的协同过滤新算法。在通过预测未评分项目的分值解决数据稀疏问题的基础上综合考虑项目分类、评分值及次数等因素,引入项目-项目类别兴趣度特征向量计算项目间的相似性,很好地解决了传统单一评分相似度导致的项目推荐质量不高的问题;通过仅仅计算目标项目与其所在类别中项目的相似性产生最近邻,避免了大量不必要的相似性计算,大大提高了算法的效率。

参考文献:

- [1] BILLSUS D, PAAZZAANI M J. The adaptive Web [M]. Berlin: Springer, 2007: 550-570.
- [2] 孟祥武, 胡勤, 王立才, 等. 移动推荐系统及其应用[J]. 软件学报, 2013, 24(1): 91-108.
- [3] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithm [C] // Proc of the 10th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2001: 285-295.
- [4] ASOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender system: a survey of the state-of-the-art and possible extensions [J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.
- [5] 朱丽中, 徐秀娟, 刘宇. 基于项目和信任的协同过滤推荐算法[J]. 计算机工程, 2013, 39(1): 58-62.
- [6] 熊忠阳, 刘芹, 张玉芳, 等. 基于项目分类的协同过滤改进算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(2): 493-496.
- [7] 张海鹏, 离烈彪, 李仙, 等. 基于项目分类预测的协同过滤推荐算法[J]. 情报学报, 2009, 19(6): 218-223.
- [8] 汪静, 印鉴. 一种优化的 item-based 协同过滤推荐算法[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(12): 2337-2342.
- [9] 邓爱玲, 朱扬勇, 施伯乐. 基于项目评分预测的系统过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1621-1628.
- [10] 许海玲, 吴潇, 李晓东, 等. 互联网推荐系统比较研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 350-362.
- [11] 谢季坚, 刘承平. 模糊数学方法及其应用[M]. 第2版. 武汉: 华中科技大学出版社, 2000: 81-85.
- [12] MILLER B N, ALBERT I, LAM S K, et al. MovieLens unplugged: experience with an occasionally connected recommender system [C] // Proc of International Conference on Intelligent User Interfaces. New York: ACM Press, 2003: 263-266.
- [13] 嵇晓声, 刘宴兵, 罗来明. 协同过滤中基于用户兴趣度的相似性度量方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(10): 2618-2610.
- [13] HUNG M L, LIM R S, DU Jian-hao. Development of a small-scale research platform for intelligent transportation systems [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2012, 13(4): 1753-1762.
- [14] ARMINGOLA J M, ESCALERAA A D L, HILARIO C. IVVI: intelligent vehicle based on visual information [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(12): 906-916.
- [15] 李果, 王旭. 基于 agents 系统的汽车转向制动稳定协同控制[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12): 4494-4498.
- [16] 宋军智, 赵海良. 智能汽车安全邻域的搜索 [J]. 科协论坛, 2012, 4(8): 109-111.
- [17] 姬渊, 秦志远, 毛丽. 利用公切圆弧生成光滑等距曲线算法研究 [J]. 计算机应用, 2006, 26(11): 2704-2706.
- [18] 孙立光, 史其信. 用于微行人仿真的邻域决策模型 [J]. 公路工程, 2009, 34(4): 68-72.
- [19] 徐永, 赵海良, 郑怡. 基于机器视觉的车辆自动驾驶模糊控制设计 [J]. 北华大学学报, 2008, 9(1): 89-92.
- [20] 卓金武. MATLAB 在数学建模中的应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.
- [21] 肖文健, 李永科. 基于模糊控制的智能车系统设计 [J]. 电子设计工程, 2012, 20(18): 158-160.

(上接第 3596 页)

- [6] WANG C H, HUANG De-yu. A new intelligent fuzzy controller for nonlinear hysteretic electronic throttle in modern intelligent automobiles [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2012, 60(6): 2332-2345.
- [7] 林蓁蓁, 李庆, 梁艳菊, 等. 一种基于路径规划的自动平行泊车算法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(5): 1713-1715.
- [8] 李进, 徐朝胜, 陈杰平, 等. 基于集散决策体系结构的智能车辆自主导航 [J]. 控制工程, 2012, 19(4): 728-732.
- [9] FRANKE U, LOOSE H, KNOPPEL C. Lane recognition on country roads [C] // Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2007: 99-104.
- [10] XIONG Bo, QU Shi-ru. Intelligent vehicle's path tracking based on fuzzy control [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2010, 10(2): 70-75.
- [11] MANZIE C, WATSON H, HALGAMUGE S. Fuel economy improvements for urban driving: hybrid vs. intelligent vehicles [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2007, 15(1): 1-16.
- [12] DUCHON F, HUBINSKY P, HANZEL J. Intelligent vehicles as the robotic applications [J]. Procedia Engineering, 2012, 48(1): 105-114.