

# Product Recommendation Based on Image Content

Limin Xia, Dongliang Peng, Wei Zhang

School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha  
Email: xlm@mail.csu.edu.cn

Received: Jul. 24<sup>th</sup>, 2012; revised: Jul. 31<sup>st</sup>, 2012; accepted: Aug. 10<sup>th</sup>, 2012

**Abstract:** The technology used to recommend products suffers from the problems such as inability to recommend products unrated by neither target user nor his similar users and ignoring the previous consumptions of users. To address the problems mentioned above, a new recommendation method based on image content is proposed. This recommendation method describes the product by the color, shape and textual of product images, and is able to recommend new products and the products unrated by target user and his similar users by considering the similarities of images and users, and reflects the impact on user's interest by user's consumption. Finally, the system gives the recommendation result based on the static feature of the items bought by users. We test our algorithm on an image dataset built by ourselves. The experimental results show that the new method has better capacity for recommendation compared to user-based collaborative filtering, item-based collaborative filtering and two-way method.

**Keywords:** Image Content; Recommendation Method; Image Similarity; Similar Users; Similar Items

## 基于图像内容的物品推荐

夏利民, 彭东亮, 张 伟

中南大学信息科学与工程学院, 长沙  
Email: xlm@mail.csu.edu.cn

收稿日期: 2012年7月24日; 修回日期: 2012年7月31日; 录用日期: 2012年8月10日

**摘 要:** 针对物品推荐技术中存在的目标用户和相似用户均未标记的物品无法预测以及未考虑用户已购买情况等问题, 提出了一种基于图像内容的物品推荐方法。该方法提取物品图像的颜色、形状和纹理特征来表示物品, 通过图像内容间的相似性和用户相似性完成了对目标用户未标记物品兴趣度的预测, 并引入用户兴趣度因子来反映用户已购买的情况对用户兴趣的影响, 最终根据用户购买项目的静态特征给出推荐结果。在自建的物品图像数据集上, 用文中方法与基于用户的协同过滤技术、基于项目的协同过滤技术以及 two-way 三种方法进行对比试验, 实验结果表明, 该方法具有良好的物品推荐品质。

**关键词:** 图像内容; 推荐方法; 图像相似度; 相似用户; 相似物品

### 1. 引言

当今信息量的日益增长促使了自动推荐系统的出现, 这些推荐系统根据用户短期或长期的需求为用户提供相关信息, 并且在日常生活中得到了广泛的应用, 很多专家学者在此方面做了很多研究工作。

目前国内外关于推荐技术的研究主要集中于协同过滤技术、基于内容的技术和混合推荐技术等方

面。在协同过滤技术方面, Heung-Nam Kim 等<sup>[1]</sup>提出了基于协同标签的协同过滤方法来提高推荐的质量; Jong-Seok Lee 等<sup>[2]</sup>提出了两种方法共同预测的协同过滤技术提高了推荐的准确性并且该方法对稀疏的数据具有鲁棒性; Kebin Wang 和 Ying Tan<sup>[3]</sup>提出了一种新的基于朴素贝叶斯方法的协同过滤算法。协同过滤技术仅仅使用了用户对项目的评分信息, 当新物品加

入到系统中时，由于没有任何评分信息，导致无法对新项目完成等级预测及推荐。在基于内容的推荐技术方面，Yi-wen Wang<sup>[4]</sup>等提出利用分类任务模型的增强的基于内容的推荐方法等等，这种推荐技术目前主要集中于利用文本内容进行推荐，而文本内容在物品描述方面往往存在较大差异。在混合推荐技术方面，Sergio A. Alvarez 等<sup>[5]</sup>则利用神经专家网络来结合基于内容的方法和协同过滤来提高推荐的速度；Yu Li 等<sup>[6]</sup>提出了基于内容和协同过滤的混合推荐技术来提高推荐结果的准确性；Luis M. de Campos 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于贝叶斯网络的混合推荐技术来解决一般混合推荐技术存在的缺点；Amir Albadvi<sup>[8]</sup>也提出一种基于物品类别属性的混合推荐技术来进行更加个性化的推荐等等。虽然混合的推荐技术在一定程度上解决了协同过滤技术存在的问题，但在物品描述时仍采用文本进行描述。因此在物品推荐方面，三种推荐技术分别存在以下三个问题：第一，使用文本描述物品外观，这种方法很难将物品外观特性描述清楚，同时对于同物品不同人的描述存在较大差异；第二，在海量的物品集中用户仅为少部分物品标定过等级，当目标用户（即系统要为其推荐物品的用户）及相似用户（相似用户为评分数据与目标用户评分数据相接近的其他用户）同时对某物品未做等级标定时，该物品将无法预测；第三，未考虑用户已购买情况。

很多研究表明：物品的颜色、形状及其纹理特征都会对用户的购买行为产生十分重要的影响。例如，M. E. H. Creusen 等<sup>[9]</sup>指出了产品外观在用户购买行为当中所起到的作用；A. M. Fiore 等<sup>[10]</sup>指出了珠宝和衣服等物品如何通过视觉外观影响用户购买行为的；Ricardo 和 Pires Gonçalves<sup>[11]</sup>从包装、颜色和形状等方面指出物品的外观能够起到和物品价格等一样的作用；Marielle E. H. Creusen 和 Jan P. L. Schoormans<sup>[12]</sup>阐述了产品的外观是通过哪几种途径来影响用户购买行为的等等。

因此，针对上述推荐系统在推荐物品时存在的问题和物品外观对用户购买行为的影响，本文提出了基于图像内容的物品推荐方法。该方法提取物品图像的颜色、形状和纹理特征来表示物品，并将提取的图像特征作为物品推荐的主要依据；预测推荐过程中将物品分为用户已标定、用户未标定等情况进行讨论；同

时引入用户兴趣度因子来反映用户兴趣随其购买情况和时间的变化情况；最终根据用户购买项目的静态特征给出推荐结果。实验从推荐结果的准确性和推荐结果正确性等方面出发，实验结果表明该方法具有良好的物品推荐品质。

本文推荐算法步骤如下：1) 提取所有物品的图像特征，并将物品用图像特征表示；2) 根据物品图像特征计算用户的兴趣度；3) 根据兴趣度的大小将前 N 个物品作为待选物品集；4) 利用用户购买物品的静态特征从待选物品集中选出最终的推荐物品。

## 2. 物品的图像特征表示

很多研究表明，物品的外观会对用户的购买行为产生十分重要的影响。因此，本文应用物品图像的颜色、形状和纹理特征来表征物品，并根据这些特征来度量两物品之间外观的相似性。

### 2.1. 物品图像特征提取

颜色特征是图像的一种重要属性，反映了彩色图像的整体特征。由于颜色相关图不仅具有统计信息而且还反映了颜色之间的空间位置关系，因此，我们根据图像的颜色相关图提取颜色特征<sup>[13]</sup>。首先，将彩色图像量化为 64 色的彩色图像；然后分别计算这 64 种颜色分别在距离间隔为 1 和 2 时的颜色相关矩阵；最后抽取两相关矩阵的对角线元素作为物品的颜色特征，共 128 维，即  $v_C = \{v_{C_1}, v_{C_2}, \dots, v_{C_{128}}\}$ 。

形状是图像描述的重要可视化内容之一。形状特征的描述方法主要有基本形状描述参数表示特征，轮廓特征和区域特征等方法。其中不变矩是图像的一种统计特征<sup>[14]</sup>，是一种区域描述子，满足平移、旋转和尺度不变性，在图像识别领域得到了广泛应用。我们采用图像的 7 个不变矩作为物品的形状特征，即

$$v_S = \{v_{S_1}, v_{S_2}, \dots, v_{S_7}\}。$$

纹理是图像的重要特征之一，它不依赖于颜色或亮度，反映的是图像中物体的内在特征，是物体表面结构组织排列的重要信息。我们首先提取图像的共生矩阵<sup>[15]</sup>，它用两个位置的像素联合概率密度来定义，它不仅反映亮度的分布特性，也反映具有同样或接近亮度的像素之间的位置分布特性，是有关图像亮度变化的二阶统计特征。然后，提取共生矩阵的能量、相

关性、对比度、反差、熵和最大概率等六个特征，这些特征因距离间隔的不同而不同。本文将距离间隔分别取值 1、2、3 和 4，则得到 24 维的图像纹理特征，即  $v_T = \{v_{T_1}, v_{T_2} \dots v_{T_{24}}\}$ 。

对于一幅物品，我们可用其图像的颜色特征向量、形状特征向量和纹理特征向量组成的 159 维向量表示，即  $v = \{v_C, v_S, v_T\}$ 。

## 2.2. 物品相似性计算

对于图像内容的相似性度量，采用余弦距离测量方法<sup>[6]</sup>，即：

$$Sim(I_1, I_2) = \cos(v_1, v_2) = \frac{\sum_{k=1}^{159} v_{1,k} * v_{2,k}}{\sqrt{\left(\sum_{k=1}^{159} (v_{1,k})^2\right) \left(\sum_{k=1}^{159} (v_{2,k})^2\right)}} \quad (1)$$

式(1)中， $I_1$  和  $I_2$  为两物品， $v_1$  和  $v_2$  分别为两物品对应的 159 维图像特征向量， $v_{1,k}$  和  $v_{2,k}$  分别为  $v_1$  和  $v_2$  的第  $k$  维分量。

## 3. 基于图像内容的物品推荐方法

设用户集  $U = \{u_1, u_2 \dots u_{Nu} | Nu \text{ 为用户总数}\}$ ；等级尺度为  $R = \{r_1, r_2 \dots r_{Nr}\}$ ；物品集为  $I = \{I_1, I_2 \dots I_{NI} | NI \text{ 为物品总数}\}$ ；物品集中的第  $i$  项物品用  $d$  维图像特征向量  $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2} \dots v_{i,d})$  表示；所有物品的图像集为  $V = \{v_1 \dots v_{NI}\}$ ；物品种类集为  $C = \{c_1, c_2 \dots c_W | W \text{ 为物品种类数}\}$ ；第  $c_k$  类物品中所含物品集为  $I_{c_k} = \{I_{c_k,1}, I_{c_k,2} \dots I_{c_k,n_k} | \text{其中 } k = 1 \dots W, n_k \text{ 为第 } c_k \text{ 类物品中所含物品数目}\}$ ，同时对该类定义一个类内重购买时间周期  $T_{c_k}$ （即连续两次购买的时间间隔，如手机的  $T_{c_k}$  可以大一些，而衣服的可以小一些）。

对于目标用户  $u_l$ ，其历史消费集为  $X_{u_l} = \{x_{u_l,1}, x_{u_l,2} \dots x_{u_l,G} | G \text{ 为用户一共消费物品数}\}$  且第  $g$  次消费物品  $x_{u_l,g}$  所属类为  $c_{u_l,g}$ ，其标定等级的物品集为  $S_{u_l} = \{S_{u_l,c_1}, S_{u_l,c_2} \dots S_{u_l,c_W} | \text{其中 } S_{u_l,c_j} \text{ 为用户 } u_l \text{ 在第 } c_j \text{ 类物品中标记的物品集合, } j = 1 \dots W\}$ ，其对标定物品  $I_m$  的标记等级为  $R_{u_l, I_m}$ ，与其相似的用户集<sup>[17]</sup>为  $B$ 。

对物品类定义运算如下：

$$\cos(c_i, c_j) = \begin{cases} 0, & \text{if } c_i, c_j \text{ 相同} \\ 1, & \text{if } c_i, c_j \text{ 不同} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中， $c_i$  和  $c_j$  为物品类。

定义用户  $u_l$  对  $c_j$  类物品的兴趣度因子  $\lambda_{u_l, c_j}$  如下：

$$\lambda_{u_l, c_j} = \prod_{x_{u_l, g} \in X_{u_l}} \cos(c_j, c_g) + f(t) * \left\{ 1 - \prod_{x_{u_l, g} \in X_{u_l}} \cos(c_j, c_g) \right\} \quad (3)$$

式中， $X_{u_l}$  为用户历史消费集， $x_{u_l, g}$  为  $X_{u_l}$  的元素， $c_g$  为  $x_{u_l, g}$  对应的物品类， $f(t)$  为一个关于  $t$  的函数。若用户未购买  $c_j$  类物品，则用户对该类的兴趣度因子为 1。若用户已购买够此类物品，则用户对此类物品的兴趣度因子为  $f(t)$ ，其中  $t$  取值为当前时刻与该类物品最新购买时刻的时间间隔：当  $0 \leq t \leq T_{c_j}$  时 ( $T_{c_j}$  为  $c_j$  类重复购买时间)， $f(t)$  等于  $t/T_{c_j}$ ，此时表明用户对该类的兴趣度因子在刚购买时变为 0，随后又随时间而不断增大；当  $t \geq T_{c_j}$  时， $f(t)$  等于 1，此时表明用户兴趣度因子重新变为 1。

下面给出本文推荐方法的两个步骤：用户兴趣度计算和推荐结果筛选。

### 3.1. 用户兴趣度计算

本文首先分三类情况讨论用户兴趣度，然后再给出一般情况下用户兴趣度计算。

第一种情况，当向目标用户  $u_l$  推荐的  $c_j$  类物品  $I_r$  是用户已标定等级的物品时，则只需要按照用户已标定等级进行评价即可。同时考虑用户对已购买物品的兴趣度往往会发生变化，则此时定义目标用户  $u_l$  对  $c_j$  类物品  $I_r$  的兴趣度  $R(u_l, c_j, I_r)$  计算式为：

$$R(u_l, c_j, I_r) = R_{u_l, I_r} * \lambda_{u_l, c_j} \quad (4)$$

式中， $R_{u_l, I_r}$  是用户  $u_l$  为物品  $I_r$  标定的等级。

第二种情况，当向目标用户推荐用户未标定的物品且用户对该物品所在类做过部分标定时，则可以计算未标定物品图像与标定物品图像在内容上的相似度，取其中相似度最大的标定图像作为预测依据。对于图像间相似度的计算，采用图像特征之间的余弦距离来表示，即如式(1)所示。对于未标定的图像，将利用其与最相似的标定图像相似度和最相似标定图像对应等级的乘积进行预测。

此时定义目标用户  $u_l$  对  $c_j$  类物品  $I_r$  的兴趣度  $R(u_l, c_j, I_r)$  计算式为：

$$R(u_l, c_j, I_r) = \max_{I_m \in S_{u_l, c_j}} \left\{ \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right\} * R_{\max 1} * \lambda_{u_l, c_j} \quad (5)$$

式中， $\max_{I_m \in S_{u_l, c_j}} \left\{ \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right\}$  为未标定图像与同类最相似标定图像之间的相似度， $R_{\max 1}$  为最相似标定图像对应的标定等级。

第三种情况，当向目标用户推荐用户未标定的物品且用户对该物品所在类未做过任何标定时，可根据相似用户对此类产品的评价进行预测。首先，找出与目标用户相似的用户  $u_k$ ，设最相似的  $M$  位用户集合为  $B$ ，并记录其相似度  $\text{Sim}_P(u_l, u_k)$ 。对于相似用户的

$$R(u_l, c_j, I_r) = \max_{\substack{u_k \in B \\ I_m \in S_{u_k, c_j}}} \left\{ \text{Sim}_P(u_l, u_k) * \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right\} * R_{\max 2} * \lambda_{u_l, c_j} \quad (6)$$

式中， $\text{Sim}_P(u_l, u_k)$  为相似用户  $u_k$  与目标用户的相似度， $\text{Sim}_I(I_r, I_m)$  为相似用户  $u_k$  标定的图像与推荐图像的相似度。

通过定义如下运算可从上述几种情况导出产品的一般兴趣度计算式：

$$R(u_l, c_j, I_r) = \left\{ \max_{I_m \in S_{u_l, c_j}} \left( \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right) * R_{\max 1} * \cos(S_{u_l, c_j}) \right. \\ \left. + \max_{\substack{u_k \in B \\ I_m \in S_{u_k, c_j}}} \left( \text{Sim}_P(u_l, u_k) * \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right) * R_{\max 2} * (1 - \cos(S_{u_l, c_j})) \right\} * \lambda_{u_l, c_j} \quad (8)$$

式(8)中，当推荐物品已被用户已标定时，

$\cos(S_{u_l, c_j}) = 1$ 、 $R_{\max 1} = R_{u_l, I_r}$  且

$\max_{I_m \in S_{u_l, c_j}} \left\{ \text{Sim}_I(I_r, I_m) \right\} = 1$ ，则式(8)就演化为式(4)；

当推荐物品为用户未标定物品且用户为该物品所在类做过部分标定时， $\cos(S_{u_l, c_j}) = 1$ ，则式(8)就演化为式(5)；当推荐物品为用户未标定物品且用户为该物品所在类未做任何标定时， $\cos(S_{u_l, c_j}) = 0$ ，则式(8)就演化为式(6)。

### 3.2. 推荐结果筛选

对于推荐结果本文首先提取用户兴趣度大的前

查找，采用基于用户的协同过滤技术中对相似用户查找的方法，具体步骤见文献[17]。其次，在此类物品中，根据图像内容相似度计算方法计算每一位相似用户已标定物品集中每一物品  $I_m$  与推荐物品  $I_r$  的相似度，并记录该相似度  $\text{Sim}_I(I_r, I_m)$ 。最后，查找  $\text{Sim}_P(u_l, u_k)$  和  $\text{Sim}_I(I_r, I_m)$  乘积中的最大者，其对应的相似用户和相似物品作为预测依据，设该用户对该物品标定的等级为  $R_{\max 2}$ 。

此时定义目标用户  $u_l$  对  $c_j$  类物品  $I_r$  的兴趣度  $R(u_l, c_j, I_r)$  计算式为：

$$\cos(S_{u_l, c_j}) = \begin{cases} 1, & \text{if } S_{u_l, c_j} \neq \emptyset \\ 0, & \text{if } S_{u_l, c_j} = \emptyset \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中， $S_{u_l, c_j}$  为用户  $u_l$  在第  $c_j$  类物品中标记的物品集，则定义为目标用户  $u_l$  对  $c_j$  类物品  $I_r$  的兴趣度  $R(u_l, c_j, I_r)$  计算式为：

40 的项目作为推荐结果的待选集合。然后通过分析所有用户对项目购买的静态特征，以此为依据从待选集合中给出最终的推荐结果。

定义用户购买  $c_i$  类物品的类购买比重  $P(c_i)$ ：

$$P(c_i) = \frac{n(c_i)}{N} \quad (9)$$

式(9)中， $n(c_i)$  为购买过  $c_i$  类物品的用户数量， $N$  为系统用户的数量。

定义用户在购买  $c_i$  类物品情况下购买  $c_t$  类物品的类条件购买比重  $P(c_t | c_i)$ ：

$$P(c_t | c_i) = \frac{P(c_t, c_i)}{P(c_i)} = \frac{n(c_t, c_i)}{n(c_i)} \quad (10)$$

式(10)中,  $n(c_i, c_j)$  为同时购买过  $c_i$  类和  $c_j$  类物品的用户数量,  $n(c_i)$  为购买过  $c_i$  类物品的用户数量。

则对于用户  $u_i$  给出在其历史消费集下购买物品  $I_i$  的消费条件购买比重  $P_{u_i}(I_i | X_{u_i})$ :

$$P_{u_i}(I_i | X_{u_i}) = P(c_i) + \sum_{g=1}^{g=G} P(c_i | c_{c_{u_i, g}}) \quad (11)$$

式(11)中,  $c_i$  为物品  $I_i$  所对应的物品类,  $c_{u_i, g}$  为用户历史消费集合  $X_{u_i}$  中第  $g$  项物品所对应的物品类。

根据消费条件购买比重将待选集合中的 40 件物品重新排序, 并选出比重位于前 20 的作为推荐结果(购买比重相同的情况下按兴趣度排列)。

#### 4. 实验结果及分析

实验所用 PC 机的配置为 Intel Pentium 4 2.66 GHz CPU; 2 GB RAM; 操作系统为 Windows XP; 编程环境为 VC 6.0。

实验中, 实验物品图片数量为 2300 张(均来自淘宝网和当当网), 且这些图片来自 18 个物品类别; 实验用户为中南大学的学生共 420 名; 学生定期(每两天)为给定的 3 张物品图像按照 5 分制进行打分, 如此持续三个月共得到 56,700 组数据; 在此期间, 每隔十天进行一次模拟购物, 并将模拟结果记录到用户的历史消费集中。物品图像的特征采用图像的颜色特征、形状特征和纹理特征来表示。

实验中采用平均正确率(Precision)来衡量推荐质量。其中, 平均正确率定义为:

$$\text{Precision} = \frac{\text{正确推荐项目的数目}}{\text{所有推荐的项目数目}} \quad (12)$$

为验证本文方法推荐效果, 我们将本文方法(PRBC)与基于用户的协同过滤技术(UBCF)、基于项目的协同过滤技术(BCBF)以及参考文献[2]中 two-way 三种方法的进行对比。

图 1 为在推荐物品数量为 20 的情况下, 连续五个月内五次实验的平均 Precision 的变化情况, 从图可看出本文方法的推荐结果具有较高的准确性, 而且 Precision 随时间变化的波动性比较小。

下面给出利用四种推荐方法对其中一位用户在不同时间的两次推荐结果, 分别如图 2、3、4 和 5 所示, 图中用矩形框出的物品(相机)是第一次推荐后该用户进行了购买, 图 2 左图中用椭圆框出的物品(篮球)

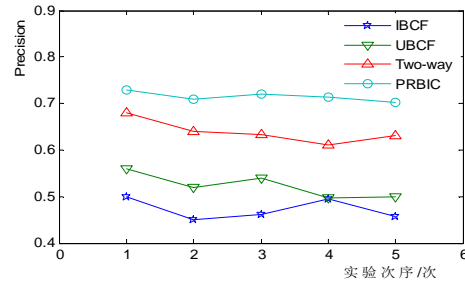


Figure 1. The change of precision according to the time  
图 1. Precision 随着时间的变化



Figure 2. The recommendation results for two times by our method  
图 2. 本文方法的两次推荐结果



Figure 3. The recommendation results for two times by user-based collaborative filtering  
图 3. 基于用户的协同过滤方法的两次推荐结果



Figure 4. The recommendation results for two times by item-based collaborative filtering  
图 4. 基于项目的协同过滤方法的两次推荐结果



Figure 5. The recommendation results for two times by two-way method

图 5. 基于 two-way 方法的两次推荐结果

是没有任何评分记录的新物品。从图 2 可以看出，本文方法不仅能够对没有任何评分记录的物品进行推荐，而且还能根据用户的历史消费集对推荐结果进行调整，即对已购物品(相机)不予推荐。从图 3、4 和 5 可以看出，其他三种均未考虑用户的已购买情况而继续对已购买物品(相机)进行推荐，而且不能够对没有任何评分记录的物品进行推荐。

综合以上各实验可知，本文方法具有较高的物品推荐准确度，而且推荐结果的正确性受时间影响较小，因此本文方法具有良好的物品推荐品质。

## 5. 结束语

针对现有物品推荐技术当中存在的不足，提出了一种基于图像内容的物品推荐方法。本方法通过图像内容间的相似性和相似用户完成了对用户未标记物品的预测，同时在预测过程考虑了用户已购买的情况，通过引入用户兴趣度因子来提高推荐结果的准确性，最终根据用户购买项目的静态特征给出推荐结果。实验结果表明，该方法具有良好的物品推荐品质。

## 参考文献 (References)

[1] H.-N. Kim, A.-T. Ji, I. Ha and G.-S. Jo. Collaborative filtering

based on collaborative tagging for enhancing the quality of recommendation. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2010, 9(1): 73-83.

[2] J.-S. Lee, S. Olafsson. Two-way cooperative prediction for collaborative filtering recommendations. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 553-561.

[3] K. Wang, Y. Tan. A new collaborative filtering recommendation approach based on naive Bayesian method. *Lecture Notes in Computer Science*, 2011, 6729: 218-227.

[4] Y. W. Wang, S. H. Wang, N. Stash, L. Aroyo and G. Schreiber. Enhancing content-based recommendation with the task model of classification. *Lecture Notes in Computer Science*, 2010, 6317: 431-440.

[5] S. A. Alvarez, C. Ruiz, T. Kawato and W. Kogel. Neural expert networks for faster combined collaborative and content-based recommendation. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 2011, 11(4): 161-172.

[6] L. Yu, L. Liu and X. F. Li. A hybrid collaborative filtering method for multiple-interests and multiple-content recommendation in e-commerce. *Expert Systems with Applications*, 2005, 28(1): 67-77.

[7] L. M. de Campos, J. M. Fernández-Luna and J. F. Huete. Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2010, 51(7): 785-799.

[8] A. Albadvi, M. Shahbazi. A hybrid recommendation technique based on product category attributes. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(9): 11480-11488.

[9] M. E. H. Creusen, J. P. L. Schoormans. The different roles of product appearance in consumer choice. *Journal of Product Innovation Management*, 2005, 22(1): 63-81.

[10] A. M. Fiore, S. E. Lee and G. Kunz. Individual differences, motivations, and willingness to use a mass customization option for fashion products. *European Journal of Marketing*, 2004, 38(7): 835-849.

[11] P. G. Ricardo. Consumer behavior: Product characteristics and quality perception. Technical Report 11142, University Library of Munich, 2008.

[12] M. E. H. Creusen, J. P. L. Schoormans. The different roles of product appearance in consumer choice. *The Journal of Product Innovation Management*, 2005, 22(1): 63-81.

[13] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu and R. Zabih. Image indexing using color correlograms. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 17-19 June 1997: 762-768.

[14] M.-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IEEE Transactions Information Theory*, 1962, 57(8): 179-187.

[15] R. M. Haralick, K. Shanmugam. It's'hak Dinstein. Textual features for image classification. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621.

[16] Y. Liu, D. S. Zhang, G. J. Lu and W.-Y. Ma. A survey of content-based image retrieval with high-level semantics. *Pattern Recognition*, 2007, 40(1): 262-282.

[17] F. G. Zhang. Research on recommendation list diversity of recommender systems. *Nanchang: International Conference on Management of E-Commerce and E-Government*, 2008: 72-76.