

## 服装智能推荐系统在电商平台中的应用

司梦楚<sup>1,2</sup>, 季同同<sup>1,2</sup>, 张春明<sup>\*1,2,3</sup>

(1. 青岛大学 纺织服装学院, 山东 青岛 266071; 2. 青岛大学 纺织产业创新研究院, 山东 青岛 266071; 3. 孚日集团股份有限公司, 山东 高密 261500)

**摘要:**为进一步探索电子商务中服装类商品的个性化推荐机制,在现有推荐系统基础上利用余弦相似度及 Slope One 算法提出 CS-SO 推荐算法。通过案例分析论证利用向量空间模型中的两个向量间夹角的余弦值衡量服装产品间相似度的方法,并总结出基于新产品与已评估产品之间的平均偏好值差异预测被荐者对新项目兴趣的推荐方法。

**关键词:**推荐算法;服装营销;电子商务;余弦相似;协同过滤

**中图分类号:**F 724.6;F 407.86 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-1928(2019)06-0498-06

## Application of Clothing Intelligent Recommendation System in E-Commerce Platform

SI Mengchu<sup>1,2</sup>, JI Tongtong<sup>1,2</sup>, ZHANG Chunming<sup>\*1,2,3</sup>

(1. College of Textiles and Clothing, Qingdao University, Qingdao 266071, China; 2. Textile Industry Innovation Research Institute, Qingdao University, Qingdao 266071, China; 3. Sunvim Group Co., Ltd., Gaomi 261500, China)

**Abstract:** In order to further explore the personalized recommendation mechanism of clothing products in e-commerce, this study proposed a Cosine Similarity-Slope One algorithm based on collaborative filtering recommendation. The case study proved that the cosine value of the angle between two vectors in the vector space model could be used to measure the similarity between garment products. This paper also summarized how to predict the recommender's interest in the new project based on the average preference value difference between the new product and the user's evaluated product.

**Key words:** recommendation algorithm, fashion marketing, electronic commerce, cosine similarity, collaborative filtering

随着中国逐渐进入全民网购的电子商务时代,推荐系统越来越多地被应用到不同的产品领域和电商平台,服装推荐系统也展现出巨大的商业潜力和应用前景。在线上选购服装时,消费者从大量的可选对象中筛选出能满足其需求的目标并非易事,而经营者想要引起所有目标消费群的注意力也同样困难。等待用户搜索然后提供信息的传统服务模式已很难跟上电商发展的要求,消费者希望能够根据用户特点和喜好自动组织和主动呈现信息,而

智能推荐系统就是解决这一矛盾的重要工具之一。

美国对推荐系统的研究起步较早,SARWAR B等<sup>[1]</sup>率先提出基于互联网平台的“协同过滤”推荐算法的概念,并较为系统地阐述了这一算法能够解决的主要问题;此后 LINDEN C D等<sup>[2]</sup>和 KLEINBERG J等<sup>[3]</sup>提出通过分析用户购买物品的相关性进而实现推荐的算法,并结合模型分析此算法的优缺点。近年来,伴随着信息技术和电子商务的不断发展,一些新的算法相继问世。SON J等<sup>[4]</sup>提出一种多属

收稿日期:2018-12-05; 修订日期:2019-04-10。

基金项目:中国博士后科学基金项目(2018M632624);中国纺织工业联合会高等教育教学改革项目(2017BKJGX102);青岛大学教学研究与改革项目。

作者简介:司梦楚(1995—),女,硕士研究生。

\* 通信作者:张春明(1981—),男,副教授,硕士生导师。主要研究方向为服装文化与品牌营销等。

Email:zcm1229@126.com

性网络的基于内容的过滤算法,经过验证后指出网络分析过程中可以考虑间接关联项目之间的相似性;KOOHI H 等<sup>[5]</sup>提出一种基于子空间聚类的新邻居(相似偏好用户)搜索方法,并根据相关性为目标用户绘制邻居用户的树结构;GEUENS S 等<sup>[6]</sup>构建一个新的决策支持框架,根据在线二进制购买数据(稀疏级、采购分配和项目-用户比率)生成建议,以帮助电商平台选择最佳的协同过滤算法。

国内在本领域的研究虽起步较晚,但近年来也取得了较丰富的研究成果。何佳知<sup>[7]</sup>通过数据统计与计算,论证偏好文档和项目文档的余弦相似度与用户对该项目特征偏好之间的关系;WEI Jianliang 等<sup>[8]</sup>提出一种在社会标记系统中计算用户权限的方法,实验表明该算法根据权威用户的表现生成个性化的信息推荐,优于传统的模型;郑充林<sup>[9]</sup>、陈丹儿等<sup>[10]</sup>、单毓馥等<sup>[11]</sup>也对基于用户的协同过滤推荐开展相关研究,并结合服装产品特征进行调研,最后根据用户评分数据、搜索关键词、顾客选择因素的权重提出了各自的推荐建议。

目前,主流的推荐算法主要概括为协同过滤和基于内容/项目两大范畴,其中协同过滤推荐算法具有显著的优点:可以对未曾涉及的项目领域进行数据分析,如尚未尝试过的服装款式或未曾看过的电影等;有助于消费者更好地提高自我认知的能力、挖掘潜在兴趣。然而,协同过滤推荐算法也有难以解决的问题,如数据稀疏性以及项目、用户的冷启动等<sup>[12-13]</sup>,尤其是对存在诸如品牌、款式、风格、色彩、面料、尺码以及流行性等复杂项目属性的服装类产品,这些问题使得相似度计算的结果与实际相差甚远,导致推荐效果不佳。为解决这一问题,文中针对服装类产品,在余弦相似度(cosine similarity, CS)和 Slope One 算法的基础上提出了 CF-SO 算法。分别应用于协同过滤推荐中的基于用户推荐和基于项目推荐,通过实例论证本算法在服装个性化推荐中的作用。

表1 各年龄层消费者网络购物喜好排行

Tab. 1 Online shopping preferences of consumers of all ages

排 名	90 后		80 后		70 后
	男性	女性	男性	女性	男性
1	服装	服装	手机(含配件)	服装	家用电器
2	手机(含配件)	鞋/包	电脑硬件/周边	旅游休闲服务	电脑硬件/周边
3	电脑硬件/周边	书籍	旅游休闲服务	护理彩妆	旅游休闲服务

## 1 服装电商的发展与智能推荐系统

### 1.1 服装电子商务的发展现状

随着互联网的高速发展,电子商务与物流产业的日益成熟与融合,我国电商行业的市场占比大幅度上升。2017 年天猫“双十一”购物狂欢节的最终成交额接近 1 700 亿元,是 2009 年首次举办“双十一”时成交额的 3 300 倍,是 2014 年交易额的 3 倍(见图 1)<sup>[14]</sup>。与此同时,我国网络购物用户规模也呈直线式增长(见图 2)<sup>[15]</sup>,截至 2017 年,全国每 3 人中就有 1 人使用网络购物。

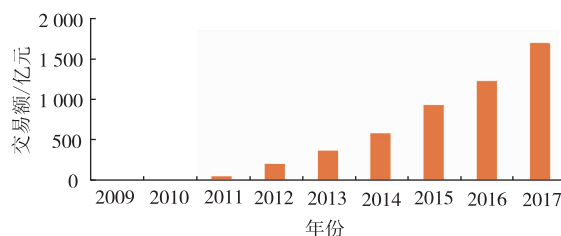


图1 2009—2017 年天猫“双十一”交易额

Fig. 1 Tmall "double 11" transaction volume from 2009 to 2017

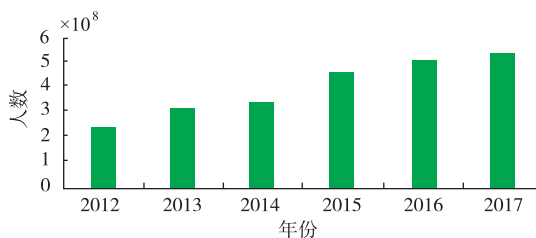


图2 2012—2017 年中国网络购物用户规模

Fig. 2 Shopping user scale of Chinese network from 2012 to 2017

表 1 列出了各年龄层消费者网络购物情况<sup>[16]</sup>。由表 1 可以看出,在所有成交的网购商品中,服装类商品占据了较大比例;各年龄层的网络消费者偏好有所不同,服装是 80 后女性和 90 后群体的主要网购商品,鞋/包在 90 后女性网购人群的喜好排行中也占据了重要位置。因而,电商平台成为几乎所有服装品牌争取市场份额、实施营销策略的新战场。

## 1.2 常见的服装智能推荐系统简介

基于用户的兴趣特点和购买行为的个性化推荐系统,可以向用户推荐感兴趣的信息和商品。这一策略的实施改变了商家在销售中的被动地位,从而为其争取更多的商业价值。服装个性化推荐是基于电商平台服装消费者的穿衣行为、购买习惯、搭配偏好和身体特点等,有针对性地为其提供满足个性化需求的产品信息和购买建议。

**1.2.1 基于内容的服装推荐算法** 基于内容推荐(content-based recommendation)通过产品的特征属性来定义项目(即服装),当用户(即服装消费者)完成对产品的评价后,系统再通过分析用户的兴趣判断其个人资料与潜在可推荐项目之间的匹配程度。提取项目特征、建立用户兴趣资料和计算相似度(匹配度)是基于内容推荐的3大要素。其推荐机制的基本原理如图3所示。图3中假设有3种类型的用户(用户A、用户B和用户C),实线箭头从用户指向某款式,表示该用户喜欢购买该款式的服装。将用户偏好模型与款式的特征矩阵匹配后发现,当款式A提取的特征和款式C的类似,则系统会把款式C推荐给用户A。

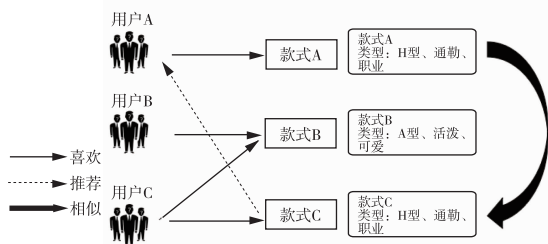


图3 基于内容的推荐机制的基本原理

Fig.3 Basic principles of content-based recommendation mechanisms

**1.2.2 协同过滤服装推荐算法** 协同过滤推荐(collaborative filtering recommendation)是当下使用最多的服装推荐算法,它以某一用户群体(即服装消费者群)对某一项目(即服装)的满意度评价作为推测另一与该群体特征相似的个体用户对相同项目满意度评价的主要依据,一般分为两种类型:基于用户的协同过滤推荐和基于项目的协同过滤推荐。

1)基于用户的协同过滤服装推荐算法 该算法主要依靠集体思考与决策。一般认为每个服装购买者的消费行为都属于某个已知或未知的群体特征范围,同一群体中每个消费者间的偏好具有相似性,研判群体中某一服装消费者对某服装产品的

偏好情况时,问题就转化为搜索群体中其他用户对该项目的喜好情况。

2)基于项目的协同过滤推荐算法 该算法强调物品与物品之间存在关联。一般认为每个被消费的服装产品都属于某个已知或未知的商品特征范围,同一范围中每个项目间的相似性可以通过数据计算,在研判服装消费者对某服装产品的偏好情况时,问题就转化为搜索该用户对以前相似项目的喜好情况。

## 2 CS-SO 算法在服装推荐中的应用

CS-SO 算法的核心思想来源于 CS 和 Slope One 算法<sup>[17-18]</sup>。CS 是计算个体间相似度的一种方法,该方法将个体的指标数据映射到向量空间,然后通过计算两个个体向量之间的内积空间夹角余弦值度量它们之间的相似性。CS 可以很好地反映集合内部变化情况,作为聚类的指标是可行的<sup>[19]</sup>。目前,余弦相似值作为聚类的指标已应用于生物科学、优化算法、人脸识别等领域<sup>[20]</sup>。文中利用 CS 度量用户相似值。

两个向量间的余弦值采用欧几里得点积公式计算:

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = |\mathbf{a}| \times |\mathbf{b}| \cos \theta \quad \theta \in [0, 2\pi] \quad (1)$$

其中,  $\cos \theta$  为两个向量之间的余弦相似度,其取值范围是  $[-1, 1]$ 。变换式(1)得到余弦相似度的计算公式

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{|\mathbf{a}| \times |\mathbf{b}|} = \frac{(a_1, a_2, \dots, a_n) \cdot (b_1, b_2, \dots, b_m)}{\sqrt{\sum_{n=1}^n (a_n)^2} \times \sqrt{\sum_{m=1}^m (b_m)^2}} \quad (2)$$

其中,  $a_n, b_m$  分别为向量  $\mathbf{a}, \mathbf{b}$  的分量值。

### 2.1 CS 服装推荐算法

通俗地讲,本算法即以消费者为本,先找出与被推荐对象相似的用户群,然后进行数据分析得出他们曾经购买而被推荐者尚未购买的项目。

**2.1.1 算法描述** CS 算法核心思想来源于余弦相似度,即在向量空间模型中用两个向量(即两件服装产品)间夹角的余弦值衡量两个项目的个体间差异大小<sup>[17]</sup>,余弦值越接近1,表明夹角越接近  $0^\circ$ ,也就是两个向量越相似。

CS 算法的基本原理如图4所示。图4中假设有3种类型的用户(用户A、用户B和用户C),统计数据显示用户A和用户C的兴趣类似,即都喜欢购

买运动装和工装产品,而用户 B 则偏爱休闲装;与此同时,统计数据显示用户 C 还偏爱西装产品,这意味着相似用户 A 也存在喜欢这一项目的可能,则系统会将这一项目推荐给用户 A,而用户 B 不会收到西装推荐。

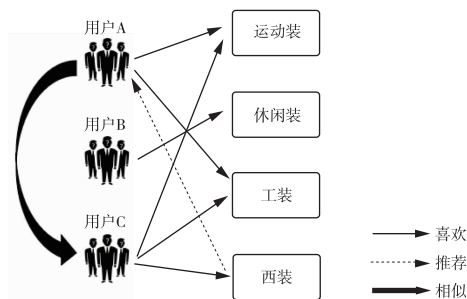


图 4 CS 服装推荐算法原理

Fig. 4 Principle of cosine similarity clothing recommended algorithm

**2.1.2 案例分析** 为测试基于用户的 CS 服装推荐算法求解高维度问题的性能,文中对裤装偏爱程

表 2 利用 CS 服装推荐算法求解裤装选择问题

Tab. 2 Solving the pantsuit selection problem using cosine similarity clothing recommendation algorithm

用 户	运动裤 (c 轴)	工装裤 (d 轴)	西装裤 (e 轴)	哈伦裤 (f 轴)	喇叭裤 (g 轴)	牛仔裤 (h 轴)	七分裤 (i 轴)	阔腿裤 (j 轴)
A	5	-3	-5	4	2	3	4	2
B	4	1	-3	5	3	2	3	3
C	1	2	5	-3	4	3	-5	4
D			-3	4				3

由式(3)计算得到用户 A 与用户 B 的相似度  $\cos\theta$  为 0.87,而与用户 C 的相似度  $\cos\theta$  为 -0.31,可见用户 A 与用户 B 相似度更高,而与用户 C 相似度较低,这一结果与表中不同用户在各个维度下的量化值规律一致。

服装产品的特殊性就在于,可推荐项目存在诸如品牌、款式、风格、色彩、面料等复杂维度,让所有用户都提供出表中每个维度下的行为数据是不现实的,CS 服装推荐算法可用于解决这一问题。假如用户 D 在此前只购买过西装裤、哈伦裤和阔腿裤,且网购平台行为少(较少在推荐商品上点击“不感兴趣”或“不喜欢”,在商品广告页面较少点击“跳过广告”),那么可将这些有限的行为数据简化为维度较少的空间,通过式(3)算出用户 D 与用户 A、用户 B 及用户 C 之间的相似度  $\cos\theta$  分别为 0.95,0.99,-0.36,由此可见,新用户 D 与用户 B 具有更高的相似度,所以可向其推荐用户 B 更加偏爱的项目,如:运动裤、喇叭裤、七分裤。CS 服装推荐算法是找到与新用户相似的人,推荐别人买过而新用户还没

度的权值进行量化,并在此基础上将该算法应用于用户对多风格裤装选择的预测领域中。

可以把裤装的多个项目想象成多维空间的若干个维度,具体见表 2。用户对每种裤装的喜欢程度以该维度上对应的坐标值表示,设:购后好评 = 5,购买 = 4,分享 = 3,收藏/放进购物车 = 2,浏览 = 1,一般评价 = -3,负面评价/跳过/不喜欢 = -5。由式(2)可推得两个用户之间的相似度,具体可表示为

$$\cos\theta = \frac{c_1c_2 + d_1d_2 + \cdots + j_1j_2}{\sqrt{c_1^2 + d_1^2 + \cdots + j_1^2} \times \sqrt{c_2^2 + d_2^2 + \cdots + j_2^2}} \quad (3)$$

式中: $c, d, \cdots, j$  为多维空间中各个维度; $c_1, d_1, \cdots, j_1$  为用户 1 在对应维度下对该项目的喜好评级; $c_2, d_2, \cdots, j_2$  为用户 2 在对应维度下对该项目的喜好评级。根据式(3)计算相似度,若  $\theta = 0$  时,  $\cos\theta = 1$ ,表示两个用户喜好完全一致;若  $\theta = 180^\circ$  时,  $\cos\theta = -1$ ,表示两个用户喜好截然相反<sup>[21]</sup>。

买的新商品。实现的途径是计算多维空间中两个用户的向量夹角。

## 2.2 SO 服装推荐算法

与 CS 服装推荐算法不同,SO 算法思想是以商品为本,直接建立各服装项目之间的相似度关系,进而计算出推荐结果。

**2.2.1 算法描述** SO 服装推荐算法核心思想来源于 Slope One 算法<sup>[19]</sup>,即基于新产品与已完成用户评估产品之间的平均偏好值差异来预测被推荐者对新项目的兴趣。具体表示为

$$\bar{p} = \frac{p_1 + p_2 + \cdots + p_n}{n} \quad (4)$$

式中: $\bar{p}$  为差异偏好平均值; $p_1 + p_2 + \cdots + p_n$  为项目之间偏好差异之和; $n$  为用户数。

SO 服装推荐算法的基本原理如图 5 所示。图 5 中假设有 3 种类型的用户(用户 A、用户 B 和用户 C),统计数据显示用户 A 和用户 B 都在喜欢款式 1 的同时喜欢款式 3,得出这两个项目具有较高相似度;与此同时,统计数据显示用户 C 也喜欢款式 1,



这意味着相似用户 C 也存在喜欢款式 3 的可能,则系统将会向其推荐这一项目。

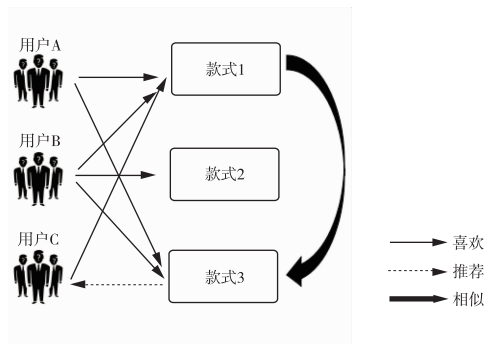


图 5 SO 服装推荐算法原理

Fig. 5 Principle of slope one clothing recommended algorithm

**2.2.2 案例分析** 为测试基于用户的 SO 服装推荐算法性能,文中对大衣版型偏爱程度的权值进行

表 3 利用 SO 服装推荐算法求解大衣版型推荐问题

Tab. 3 Solving the overcoat style recommend problem using slope one clothing recommendation algorithm

用 户	A 型 ( <i>c</i> 轴)	X 型 ( <i>d</i> 轴)	H 型 ( <i>e</i> 轴)	茧型 ( <i>f</i> 轴)	沙漏型 ( <i>g</i> 轴)	浴袍型 ( <i>h</i> 轴)
A	-3	5	-5	4	3	1
B	4	1	-3	-5	2	4
C	-5	4	5	5	4	-3
D	-5	4	1	5	3	5
E	5	-3	5	-5	2	3
F	1					

根据式(4)依次计算 A 型对 X 型、H 型、茧型、沙漏型以及浴袍型的偏好差异平均值,分别是 -3, -1.4, -1.6, -3.6, -2.8。因此得出购买 A 型大衣的用户更容易购买 X 型和沙漏型这两种款式项目的大衣,这 3 类被归结于相似。在新用户 F 消费行为数据有限的情况下,比如用户 F 仅购买过一次 A 型的大衣,类比其他用户的偏好差异平均值,得出 A 款式大衣与 X 型和沙漏型这两种款式的大衣偏好差异值较小,故可向新用户 F 推荐这两种款式的项目。SO 推荐算法寻求商品之间的相似度,即买了这种商品的人还会去购买什么,实现的途径是计算新产品与已完成用户评估产品之间的偏好差异值。

### 3 结 语

由于可推荐项目存在诸如品牌、款式、风格、色彩、面料等复杂维度,服装类产品的智能推荐仍处于摸索阶段。文中提出了一种基于协同过滤推荐

量化,并在此基础上将该算法应用于用户对多风格版型大衣选择的预测领域。

可以把大衣中的不同版型想象成多维空间的若干个维度,具体见表 2。用户对每种外套的喜欢程度用该维度上的坐标值表示,设:购后好评 = 5,购买 = 4,分享 = 3,收藏/放进购物车 = 2,浏览 = 1,一般评价 = -3,负面评价/跳过/不喜欢 = -5。

选取 5 个用户(用户 A ~ 用户 E),计算 A 型对 X 型的偏好差异平均值<sup>[22]</sup>,由式(4)可推得

$$p = \frac{(c_1 - d_1) + (c_2 - d_2) + \dots + (c_5 - d_5)}{5} \quad (5)$$

式中:*c*, *d* 为多维空间中的两个维度;*c*<sub>1</sub>, *d*<sub>1</sub> 为用户 A 在对应维度下对该项目的喜好评级;*c*<sub>2</sub>, *d*<sub>2</sub> 为用户 B 在对应维度下对该项目的喜好评级;其余用户及维度依次类推。偏好差异值越小表示两个项目的相似度越大,越容易被推荐。

的 CS-SO 算法,CS 服装推荐算法以用户为依据,通过计算项目偏爱相似度匹配相似的用户群,然后向新用户推荐相似用户群较为偏爱的项目;与之不同的是,SO 服装推荐算法是以分析项目之间的关联性为基础,通过计算已被购买或评价产品的偏好差异建立起各服装项目之间的相似度关系,进而给出推荐结果。实验证明本算法能够有效提升电商平台服装个性化推荐的推荐效率与推荐质量,具有推广价值。

### 参考文献:

- [1] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTON J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]. Proceedings of the 10th international conference on the World Wide Web. Hong Kong: ACM, 2001: 285-295.
- [2] LINDEN G D, JACOBI J A, BENSON E A. Collaborative recommendations using item-to-item similarity mappings: US 6266649B1 [P]. 2001-07-24.
- [3] KLEINBERG J, SANDLER M. Using mixture models for collaborative filtering[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2008, 74(1): 49-69.

- [4] SON J, KIM S B. Content-based filtering for recommendation systems using multiattribute networks [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 89: 404-412.
- [5] KOOHI H, KIANI K. A new method to find neighbor users that improves the performance of collaborative Filtering [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 83: 30-39.
- [6] GEUENS S, COUSSEMENT K, De BOCK K W. A framework for configuring collaborative filtering-based recommendations derived from purchase data [J]. European Journal of Operational Research, 2018, 265(1): 208-218.
- [7] 何佳知. 基于内容和协同过滤的混合算法在推荐系统中的应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2016: 8-12.
- [8] WEI Jianliang, MENG Fei, ARUNKUMAR N. A personalized authoritative user-based recommendation for social tagging [J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 86: 355-361.
- [9] 郑充林. 协同过滤的服装推荐算法的改进研究[D]. 上海: 东华大学, 2013: 1-5.
- [10] 陈丹儿, 应玉龙. 基于项目属性和 BP 神经网络的协同过滤推荐[J]. 信息技术, 2015(3): 70-73.  
CHEN Dan'er, YING Yulong. Collaborative filtering method based on item's characteristics and BP neural network [J]. Information Technology, 2015 (3): 70-73. (in Chinese)
- [11] 单毓馥, 李丙洋. 电子商务推荐系统中服装推荐问题研究[J]. 毛纺科技, 2016, 44(5): 66-69.  
SHAN Yufu, LI Bingyang. Research on apparel recommendation in e-commerce recommender systems [J]. Wool Textile Journal, 2016, 44(5): 66-69. (in Chinese)
- [12] U Liji, CHAI Yahui, CHEN Jianrui. Improved personalized recommendation based on user attributes clustering and score matrix filling [J]. Computer Standards and Interfaces, 2018, 57: 59-67.
- [13] WANG Hongbing, TAO Yong, YU Qi, et al. Incorporating both qualitative and quantitative preferences for service recommendation [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2018, 114: 46-69.
- [14] 武峰. 阿里巴巴“双11”技术的演变历程、发展理念及未来创新建议[J]. 经营与管理, 2018(3): 18-21.  
WU Feng. Alibaba "double 11" technology evolution process, development concept and future innovation suggestions [J]. Management and Administration, 2018 (3): 18-21. (in Chinese)
- [15] 杨守德, 赵德海. 中国网络零售业发展的收敛性与空间溢出效应研究[J]. 经济体制改革, 2018(3): 38-45.  
YANG Shoude, ZHAO Dehai. Research on the convergence and spatial spillover effect of the development of China's network retail industry [J]. Reform of Economic System, 2018(3): 38-45. (in Chinese)
- [16] 赵思思, 吴锋, 舒磊. 考虑消费者行为的电商脉冲式需求形成机理研究[J]. 软科学, 2018(8): 98-100, 116.  
ZHAO Sisi, WU Feng, SHU Lei. Research on formation mechanism of online pulse demand considering customer behavior [J]. Soft Science, 2018 (8): 98-100, 116. (in Chinese)
- [17] SEJAL D, GANESHSINGH T, VENUGOPAL K R, et al. Image recommendation based on ANOVA cosine similarity [J]. Procedia Computer Science, 2016, 89: 562-567.
- [18] WANG Qingxian, LUO Xin, LI Yan, et al. Incremental slope-one recommenders [J]. Neurocomputing, 2018, 272: 606-618.
- [19] 王行甫, 付欢欢, 王琳. 基于余弦相似度和实例加权改进的贝叶斯算法[J]. 计算机系统应用, 2016, 25(8): 166-170.  
WANG Xingfu, FU Huanhuan, WANG Lin. Improved Naïve Bayes algorithm based on weighted instance with cosine similarity [J]. Computer Systems Applications, 2016, 25(8): 166-170. (in Chinese)
- [20] 夏修臣, 王秀英. 基于余弦相似度的改进 C4.5 决策树算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(1): 120-125.  
XIA Xiuchen, WANG Xiuying. Improved C4.5 decision tree algorithm based on cosine similarity [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39 (1): 120-125. (in Chinese)
- [21] DADOUCHI C, AGARD B. Lowering penalties related to stock-outs by shifting demand in product recommendation systems [J]. Decision Support Systems, 2018, 114: 61-69.
- [22] WANG Qingxian, LUO Xin, LI Yan, et al. Incremental Slope-One recommenders [J]. Neurocomputing, 2018, 272: 606-618. (责任编辑: 邢宝妹)