

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.2016.06.006

## 网上个性化推荐研究述评与展望

孙鲁平<sup>1</sup>, 张丽君<sup>2</sup>, 汪平<sup>3</sup>

(1. 中央财经大学商学院, 北京 100081; 2. 陕西师范大学国际商学院, 陕西 西安 710119;  
3. 浙江师范大学经济与管理学院、中非国际商学院, 浙江 金华 321004)

**摘要:** 在竞争激烈的网上零售活动中, 为了提升消费者的购物体验、培养顾客忠诚, 越来越多的电子商务企业开始为顾客提供个性化商品推荐。目前个性化推荐相关文献主要研究如何改进推荐算法、提升推荐质量, 而关于个性化推荐与消费者行为之间关系的研究相对较少。这导致学者和电子商务从业人员过于关注推荐算法本身, 而忽略了推荐对消费者和电子商务企业的影响。为了帮助学界和业界更好地认识和理解个性化推荐及其研究脉络, 本文从个性化推荐的定义和分类、推荐算法和模型、个性化推荐与消费者行为之间的关系这三个方面对现有文献进行了系统的梳理。与现有的相关文献综述不同, 本文侧重于探讨个性化推荐与消费者行为之间的关系, 主要包括消费者对个性化推荐的评价及其影响因素以及个性化推荐对消费者网上购买决策过程、决策结果的影响。最后, 本文提出了将来的一些研究方向, 供营销和信息科学领域的学者进一步研究和探讨。

**关键词:** 个性化推荐; 网上购物行为; 电子商务

**中图分类号:** F274 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2016)06-0082-18

### 一、引言

随着计算机和信息技术的不断进步, 以互联网和移动互联网为代表的新媒体在近十多年里得到了迅猛发展, 消费者传统的线下购物、社交、阅读等行为正在向线上转移。根据中国互联网络信息中心发布的最新数据, 截至2015年12月, 我国网民规模达6.88亿, 互联网普及率提升至50.3%。“艾瑞咨询”发布的中国网购市场数据显示, 2014年我国网购市场交易规模达2.8万亿元, 增长了48.7%。随着越来越多的企业进入电

收稿日期: 2016-01-06

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(71332006); 国家自然科学基金青年项目(71502182); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(14SZYB12)

作者简介: 孙鲁平(1985—), 女, 中央财经大学商学院讲师;

张丽君(1980—), 女, 陕西师范大学国际商学院讲师(通讯作者);

汪平(1972—), 男, 浙江师范大学经济与管理学院、中非国际商学院讲师。

子商务领域，网上零售业的竞争也日趋激烈。在当前的市场环境中，电子商务企业仅仅通过优化传统的营销决策变量（即营销4P组合）已经很难在竞争中取胜。信息技术的快速发展正推动着数据运算和存储能力的不断提升，消费者需求也更加多元化。在此背景下，电子商务企业开始利用大量的消费者行为数据来寻求提升利润的新方法。近几年，电子商务企业最常用的策略之一是向顾客提供个性化推荐，以改善消费者的购物体验，进而提升网站的交易额和利润。目前，多数大型网上零售平台，例如美国的亚马逊、Barnes & Noble、Netflix等，中国的京东商城、1号店、红孩子商城等，均在为其顾客提供个性化推荐。

个性化推荐相关研究最早起源于计算机和信息科学领域，该领域的学者们致力于改进个性化推荐算法、提高推荐的准确性。随着市场竞争的加剧，电子商务企业改善用户体验的需求日趋增强，统计、营销等相关领域的学者们也开始从不同的角度研究个性化推荐策略，使个性化推荐成为跨学科的前沿研究方向之一。计算机科学和统计学领域主要关注个性化推荐的算法和模型，而营销和信息系统领域更加关注个性化推荐是否及如何影响消费者行为。

近年来，国内外学者对个性化推荐研究越来越重视，很多学者对相关研究的进展进行了归纳和总结。但这些研究综述主要集中在个性化推荐算法和模型及其效果评价等方面（吴丽花和刘鲁，2006；许海玲等，2009；刘建国等，2009a；刘建国等，2009b；王国霞和刘贺平，2012；Lü等，2012；Bobadilla等，2013；安维等，2013），较少从消费者视角探讨个性化推荐策略的影响。鉴于此，本文从个性化推荐的定义和分类、算法和模型，以及与消费者行为之间的关系等方面，对不同领域的研究进行了较为系统的梳理。图1呈现了这几类文献的内在逻辑联系。

本文旨在帮助学者及从业人员更好地了解个性化推荐研究的脉络、进展和未来方向。需要指出的是，本文着重对个性化推荐与消费者行为的关系进行了梳理和总结，并提出了将来的一些研究方向。个性化推荐与消费者行为之间的关系研究可以分为两大类：第一类探讨消费者对个性化推荐及推荐系统的评价及其影响因素；第二类探讨个性化推荐对消费者决策过程和决策结果的影响，包括消费者的信息搜寻行为、产品偏好、决策质量以及决策满意度等。本文在第四、第五部分将分别对上述内容进行详细阐述。

## 二、个性化推荐的定义和类型

### （一）个性化推荐的定义

个性化推荐是电子商务企业广泛采用的个性化营销策略之一，它是指电子商务网站根据消费者之前的评分、浏览、购买或搜索历史等行为数据以及相似消费者的历史行为数据推测目标消费者的需求和偏好，然后在目标消费者访问网站时为其推荐或展示一组他们可能喜欢的商品或服务（孙鲁平等，2011；Bobadilla等，2013）。由于不同消费者在购物网站的评分、浏览、购买和搜索历史等都不相同，因此，在每位消费者访问网站时，网站向其展示的推荐商品也各不相同。个性化推荐系统不仅能够帮助消费者发现他们感兴趣的商品，改善顾客的购物体验，提高顾客的忠诚度，同时还能增加交叉销售机会，因而成为电子商务企业重要的竞争工具之一（Srinivasan等，2002；Pathak等，2010）。

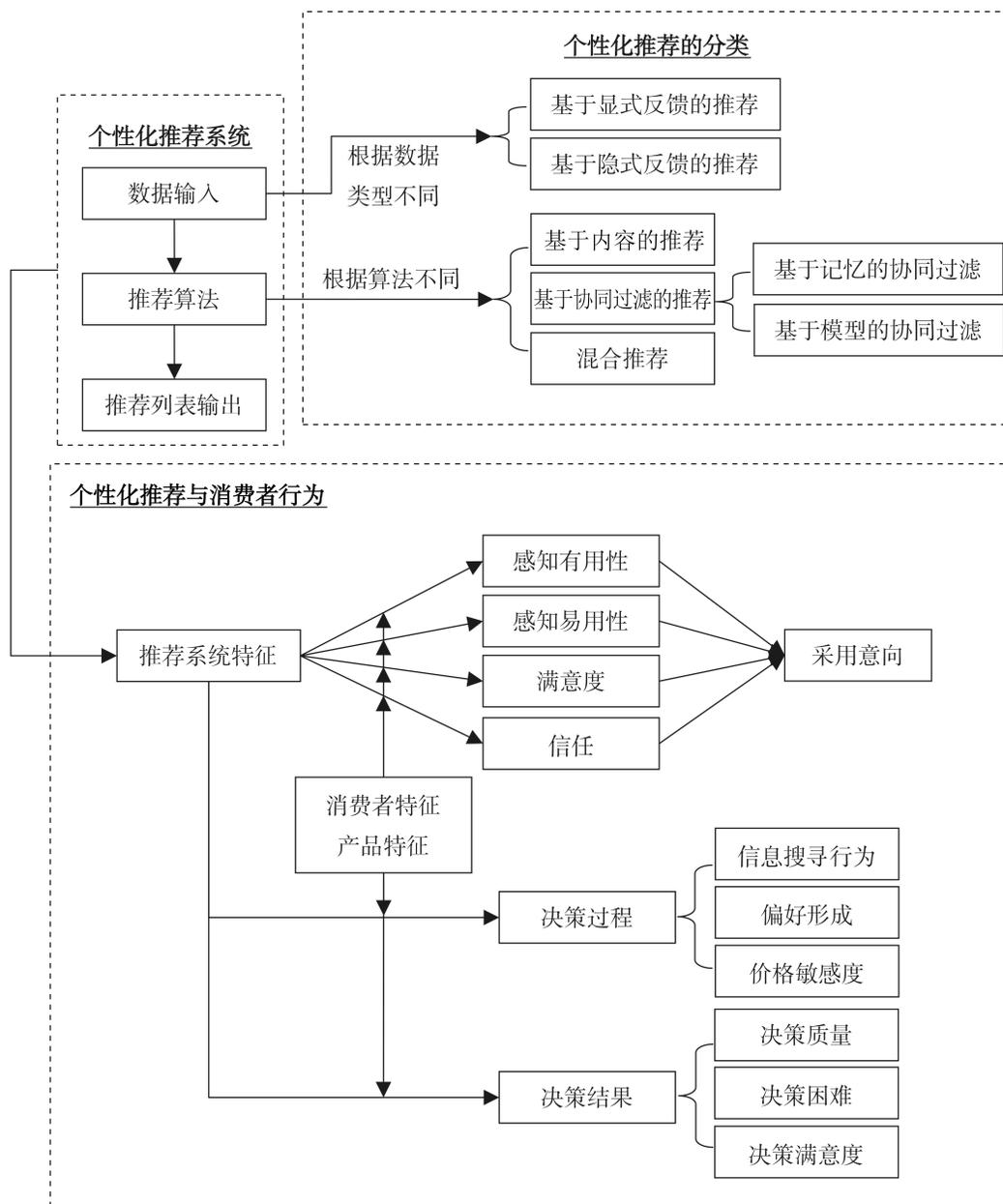


图1 研究框架：个性化推荐系统的组成、分类及与消费者行为的关系

一般来说，个性化推荐由智能推荐系统产生，它是为消费者生成和展示其最可能喜欢的商品列表的过程。如图1所示，这个过程包括数据输入、个性化推荐算法和推荐列表输出三个步骤（Herlocker等，2004；刑星，2013）。数据输入是获取消费者特征、偏好及行为等信息并用于推荐的过程，个性化推荐算法则用于为个体消费者建立偏好模型，而推荐列表输出即根据偏好模型向消费者展示不同的商品。

## （二）个性化推荐的类型

采用不同的标准，个性化推荐可以划分为不同的类型。根据用于产生推荐的数据类型的不同，可以分为基于显式反馈（explicit feedback）的个性化推荐和基于隐式反馈（implicit feedback）的个性化推荐。根据产生个性化推荐所采用算法的不同，可以分为

基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐和混合推荐（Goldberg等，1992）。

1. 基于显式反馈的个性化推荐和基于隐式反馈的个性化推荐。个性化推荐系统将消费者反馈信息作为输入数据，为消费者提供高质量的推荐（Lee和Brusilovsky，2009；印鉴等，2014）。消费者反馈信息即能够揭示消费者偏好和兴趣的数据，具体可以分为两大类：第一类是显式反馈，是指由消费者提供的揭示其偏好或行为倾向的数据，例如对产品的评分和评论等信息；第二类是隐式反馈，是指消费者未直接表示的、在不打扰消费者正常活动的情况下收集的消费者偏好或行为倾向数据，例如网页浏览、鼠标点击等。

基于显式反馈的个性化推荐系统通常需要消费者提供他们对商品的偏好信息才能提供个性化推荐。例如，某些推荐系统需要消费者对产品的属性水平和属性重要性进行评分，然后才能产生个性化推荐（Zhen等，2009；Ma等，2011；Wu等，2012）。这个过程需要消费者付出额外的努力，一方面容易引起消费者的反感，另一方面消费者一般也没有动力为产品评分，因此，对于电子商务网站来说获取这类数据并不容易。

基于隐式反馈的个性化推荐系统在消费者不易察觉的情况下记录其行为和偏好，一般不需要消费者提供关于产品属性偏好和属性重要性的信息就可以提供推荐（Kim和Chan，2008；Joachims等，2005）。这类个性化推荐的优点在于提供推荐时不需要消费者回答任何问题，消费者在接收推荐时不会感觉到被打扰，因此，基于隐式反馈的推荐系统在电子商务中应用较为广泛。这类个性化推荐可以进一步划分为基于正面反馈的个性化推荐和基于负面反馈的个性化推荐，前者常基于浏览、收藏等揭示消费者产品偏好的信息进行推荐，而后者则基于消费者不喜欢某些产品的信息进行推荐，例如删除、跳转等信息（Lee和Brusilovsky，2009）。

2. 基于内容的个性化推荐、基于协同过滤的个性化推荐和混合推荐。根据推荐算法的不同，个性化推荐可以划分为基于内容的个性化推荐、基于协同过滤的个性化推荐和混合推荐（Balabanović和Shoham，1997；Ariely等，2004；Adomavicius和Tuzhilin，2005）。基于内容的推荐根据商品特征和消费者的购买历史进行，不依赖其他消费者的偏好信息（Pazzani和Billsus，1997；Centeno等，1999），这类推荐算法会寻找与消费者喜欢或购买的商品具有相似特征或属性的商品进行推荐。基于内容的个性化推荐系统首先根据消费者的历史偏好建立消费者配置文件，然后比较商品和消费者配置文件的相似度，并向消费者推荐一些与其配置文件最相似的商品。例如，在电影推荐中，推荐系统首先根据消费者评分较高的电影的共性（风格、导演、主演等）为其建立配置文件，然后向消费者推荐一些与其配置文件最相似的电影（Adomavicius和Tuzhilin，2005）。

基于协同过滤的推荐一般不对商品的内容或特征进行分析，而是利用其他消费者对商品的评分或隐式反馈数据来向当前的消费者进行推荐。目前，基于协同过滤的个性化推荐在电子商务中的应用最为广泛，其基本原理类似于消费者的口碑推荐，即利用其他相似消费者喜欢的商品来向当前的消费者进行推荐（Ansari等，2000）。基于协同过滤的推荐又可以进一步划分为基于记忆（memory-based）的协同过滤推荐和基于模型（model-based）的协同过滤推荐（Breese等，1998）。

基于记忆的协同过滤推荐通过计算消费者或产品的相似度进行预测和推荐，又可以

分为基于用户和基于项目的协同过滤推荐 (Karypis, 2001)。基于用户的协同过滤推荐根据不同消费者在行为或偏好上的相似性进行推荐。该算法首先识别与目标消费者具备相似偏好的消费者,然后推荐这些消费者喜欢但是目标消费者尚不知晓的商品 (Herlocker等, 2004)。基于项目的协同过滤推荐则根据产品间的相似性或关联性进行推荐 (Deshpande和Karypis, 2004),推荐系统为目标消费者推荐一些与其已评价、浏览或购买的商品关联性或相似性较高的商品。

基于模型的协同过滤推荐通过聚类分析 (Ungar和Foster, 1998)、贝叶斯模型 (Chen和George, 1999)、线性回归 (Sarwar等, 2001)等方法建立消费者偏好模型,并用该模型生成个性化推荐。还有一些营销学者建立了更为复杂的统计模型,但这些基于模型的方法响应速度相对较慢,难以实时地为大量消费者生成个性化推荐 (Deshpande和Karypis, 2004)。

基于内容的推荐和基于协同过滤的推荐都存在一些缺点 (Balabanović和Shoham, 1997; Ungar和Foster, 1998),例如,不适用于复杂产品的推荐、存在“冷启动”问题等。混合推荐则结合了以上两种推荐方法,推荐的准确率更高 (Balabanović和Shoham, 1997; 刘建国等, 2009b)。在第三部分,本文将简要地梳理个性化推荐算法和模型。

### 三、个性化推荐算法和模型

个性化推荐算法和模型相关研究致力于提升推荐质量,最新研究进展集中在计算机科学和统计学领域。这些研究假设消费者具有完备、稳定的产品偏好,将生成个性化推荐的过程视为预测目标消费者产品偏好或效用的问题,通过提出复杂的算法、统计模型或设计更好的推荐引擎来提高推荐商品和消费者偏好之间的契合度。

1. 基于内容的推荐算法。如前文所述,按照推荐算法的不同,个性化推荐可以分为基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐和混合推荐。基于内容的推荐常用于对新闻、博客、网页等商品的推荐,经常采用的方法包括词频—倒排文档频率 (Resnick和Varian, 1997; 刘建国等, 2009b)、聚类分析法、贝叶斯分类算法 (Mooney等, 1998)等。最近有些学者根据物理学的框架将万有引力定律引入个性化推荐,这些算法可以根据用户的偏好进行个性化推荐 (王国霞等, 2015)。总的来说,这类推荐算法的优点在于可以为用户推荐新商品,但不适合复杂商品的推荐。

2. 协同过滤算法。协同过滤算法利用相似消费者的偏好生成个性化推荐,常用“最近邻居”法 (Resnick等, 1994)、聚类分析法、数据降维法 (Sarwar等, 2000)、贝叶斯网络法 (Breese等, 1998)等方法。很多学者通过改进该算法中的相似性测量来提升推荐效果。邓爱林等 (2003)用两个用户评分的并集计算用户相似性,提出了基于项目评分预测的协同过滤法,而李聪等 (2008)将用户进一步区分为无推荐能力和有推荐能力两类,并且只利用有推荐能力的用户计算相似性。数据降维和奇异值分解也是协同过滤的常用方法 (Lü等, 2012)。孙小华等 (2006)提出了Pear-After-SVD法,先用奇异值分解 (singular value decomposition)对缺失数据进行预估,再用皮尔森相关系数识别“最近邻居”,从而提高了推荐质量。此外,一些学者还提出了概率矩阵分解 (Salakhutdinov和Mnih, 2008a)和贝叶斯概率矩阵分解 (Salakhutdinov和Mnih,

2008b)等方法。近些年,学者们还将其他一些方法引入协同过滤推荐以提升推荐质量。例如,图论(Huang等,2004)、支持向量机(李婧,2013)、博弈论模型(冯智明,2013;杨阿祧等,2015)等,均曾被学者们引入协同过滤推荐算法。

3. 混合推荐算法。协同过滤算法的局限性在于容易受到数据或偏好信息缺失的影响,且对新商品和新用户的推荐效果不佳。混合推荐结合了基于内容的推荐和基于协同过滤的推荐这两种方法(许海玲等,2009),常采用线性组合、投票机制(Pazzani,1999)等方法。一些新的方法,例如图论、支持向量机等也可以用于混合推荐系统(Huang等,2004)。这类推荐算法兼备以上两类推荐算法的优点,但运算量较大,推荐过程也更为复杂。

4. 统计模型。营销领域的一些研究还为个性化推荐建立了统计模型,他们为该领域研究做出了重要贡献,但这些模型往往较为复杂,难以实时生成个性化推荐,因此,目前在业界的应用相对较少。Chen和George(1999)开创了这方面研究的先河,他们将贝叶斯混合模型用于美国Each Movie网站的电影评分数据,实证研究表明该模型比Sarwar等(2000)提出的“最近邻居法”推荐效果更好。在此基础上,Ansari等(2000)同时将消费者特征和产品特征的固定与随机效应引入分层贝叶斯模型,达到了比一般协同过滤算法更好的推荐质量。Ying等(2006)同样采用消费者的产品评分数据,进一步提出消费者产品评分的缺失并不是随机产生的。在这个假设的基础上,他们采用概率模型同时对评分缺失的机制和观测到的产品评分建立模型,并采用实证数据证明该模型具有更高的推荐质量。此外,还有一些学者采用消费者购买数据建立个性化推荐模型。例如,Bodapati(2008)使用交易数据建立了双重潜类别模型,不仅考虑了消费者对产品的知晓和购买,还引入了消费者和产品的异质性,该模型的样本外预测误差比一般推荐算法或二元回归模型要低。

此外,还有一些研究致力于设计更好的推荐系统来解决“冷启动”、信息缺失等问题,以提高推荐质量。De Bruyn等(2008)设计了一个采用逐步成分回归法的个性化推荐系统,可以为新用户提供个性化推荐,试图解决个性化推荐中常见的“冷启动”问题。相对于整体轮廓的联合分析法(full-profile conjoint analysis),该推荐系统只需要询问较少且容易回答的问题就可以为消费者提供高质量的个性化推荐。类似地,Chung等(2009)设计了自适应的个性化推荐系统,该系统通过消费者听每首歌的时长来了解其歌曲偏好,并随时间推移不断更新消费者的歌曲推荐列表。

综上所述,与个性化推荐算法和模型相关的现有研究致力于提升个性化推荐质量,这些研究均将推荐质量界定为推荐商品与消费者偏好的契合度,一般采用均方误差(mean squared error, MSE)来对其进行测量,均方误差越低,则推荐质量越高。然而,近几年一些学者还提出,个性化推荐不能只根据消费者的历史行为(即喜欢哪些商品)进行,而要同时兼顾消费者对多样化、新颖性的寻求。也就是说,推荐算法和模型应该为消费者推荐一些其之前没有尝试过的产品类型,这样的个性化推荐可能会给消费者带来惊喜,从而提升顾客的购物体验(刘建国等,2009a; Lü等,2012)。

#### 四、消费者对个性化推荐的评价及其影响因素

关于消费者对个性化推荐及推荐系统的评价及其影响因素的研究主要集中在信息系

统领域，这类研究将个性化推荐系统视为一种新的信息技术，通常以Davis（1989）的信息技术采纳模型（TAM）为理论框架，研究感知有用性（perceived usefulness）和感知易用性（perceived ease of use）等因素如何影响消费者对个性化推荐系统的采纳和评价。此外，消费者对个性化推荐系统的采用意向和行为还受到信任（trust）、满意度（satisfaction）等中介变量的影响。Martínez-López等（2015）发现，信任和感知有用性是决定消费者是否采用个性化推荐系统的重要前因，这也是相关研究关注信任、感知有用性、感知易用性等变量的原因。

消费者对个性化推荐的采纳和评价受多种因素的影响，背后的作用机制也较为复杂。具体来说，学者们进一步研究了消费者特征、产品特征、个性化推荐系统的特征等因素如何影响消费者对个性化推荐的评价。

### （一）消费者特征的影响

1. 消费者知识。消费者行为学相关研究表明，产品知识水平的高低会影响消费者决策过程的诸多方面（Alba和Hutchinson，1987）。消费者的产品知识也会影响他们对不同类型推荐系统的反应或评价。一般来说，产品知识较多的消费者更可能对个性化推荐系统产生不满，而且更少依赖推荐系统来做购买决策（Yoon等，2013）。前人的研究还发现，消费者的产品类别知识与其对个性化推荐系统的感知易用性和感知有用性具有显著的负相关关系（Kamis和Davern，2004），也就是说，产品类别知识越多，消费者就越依赖自己的产品知识来进行决策，对推荐系统感知易用性和感知有用性的评价也就越低。此外，消费者知识与个性化推荐系统的特征还可能存在交互作用。Pereira（2000）发现，产品类别知识较多的消费者对基于内容的个性化推荐系统的评价更正面，表现为更加信任和满意，而产品类别知识较少的消费者则对基于协同过滤的个性化推荐系统的评价更正面。

2. 消费者对推荐系统的熟悉程度。消费者对推荐系统的熟悉程度指消费者所积累的与推荐系统的使用相关的直接和间接经验的总和。消费者行为学研究表明，熟悉是建立信任的必要条件（McKnight等，1998）。类似地，熟悉程度的提升将强化和增进消费者对个性化推荐系统的信任。Komiak和Benbasat（2006）发现，对推荐系统的熟悉可以提高消费者对推荐系统的信任，熟悉程度是影响消费者使用和评价个性化推荐系统的重要因素。陈明亮和蔡日梅（2009）针对中国消费者的研究也表明，消费者对推荐形式和推荐原理越熟悉，对推荐系统的信任度就越高，个性化推荐对其决策过程的影响也就越大。

### （二）产品特征的影响

根据消费者对产品质量或属性的了解渠道及评价方式的不同，产品大致可以分为搜寻型和体验型两类（Nelson，1970）。产品类型不同，消费者对个性化推荐系统的评价和反应就不同。通常，个性化推荐系统可以为消费者提供有关产品的一些有价值的信息（如文字描述、图片等），从而帮助消费者更好地判断和衡量产品属性，进而提升消费者感知的有用性。Aggarwal和Vaidyanathan（2003）发现，相较于体验型产品，消费者认为搜寻型产品的个性化推荐更有用。但另一方面，也有研究表明，相对于搜寻型产品，消费者对体验型产品的个性化推荐评价更高，此时推荐对消费者的影响更大（Senecal和Nantel，2004）。其原因在于，消费者在做出有关搜寻型产品的决策时更倾

向于依靠自己的判断，而在做出有关体验型产品的决策时更倾向于借鉴他人的判断，因此在做出后一种决策时更容易受到推荐的影响（King和Balasubramanian，1994）。

### （三）个性化推荐系统特征的影响

1. 生成推荐所采用数据的收集方式。推荐的生成需要对消费者反馈信息进行深入的挖掘和分析，以使个性化推荐更加契合消费者的偏好。相较于评分、评价等显式反馈数据，隐式反馈数据的收集不需要消费者付出认知努力，也不会造成任何干扰，因而消费者对基于隐式反馈的推荐系统感知易用性和满意度更高（Xiao和Benbasat，2007）。但需要指出的是，隐式反馈数据的收集也可能会引起一些消费者对个人信息泄露和隐私安全的担忧，从而影响消费者对个性化推荐的反应或评价（Chellappa和Sin，2005）。就显式反馈数据的收集而言，降低消费者在这个过程中的认知负担和认知困难可以提升消费者对个性化推荐系统的感知易用性和满意度。Kramer（2007）的实证研究发现，测量消费者偏好时所采用的任务透明度越高，越有利于消费者更好地理解 and 认识自身的偏好，进而使他们对个性化推荐的感知契合度和评价更高。

2. 推荐算法。推荐系统生成推荐所采用的算法不同，消费者对个性化推荐的反应就不同。Schafer等（2002）发现，相较于仅采用协同过滤算法的推荐系统，消费者更信任混合推荐系统，对混合推荐系统的感知有用性评价也更高。此外，推荐算法的作用还会受到某些消费者特征的调节。Pereira（2000）发现，产品类别知识较多的消费者对基于内容的推荐评价更高，而产品类别知识较少的消费者对协同过滤推荐评价更高。Ariely等（2004）系统地比较了基于内容的个性化推荐与基于协同过滤的个性化推荐，他们发现，基于内容的个性化推荐在消费者偏好较为稳定时推荐效果更好；并且，当消费者的效用函数发生改变时，基于内容的个性化推荐的推荐质量受到的影响相对较小。

3. 推荐商品的展示。推荐商品展示的内容和形式会影响消费者对个性化推荐的评价。如果推荐列表中包含消费者熟悉的产品，消费者对个性化推荐系统的信任程度就更高，而推荐商品时提供具体的产品信息也有助于提升消费者的信任程度（Sinha和Swearingen，2001）。同时，推荐商品列表导航和布局越简洁、清楚、易用，消费者的感知易用性、感知有用性和满意度就越高（Xiao和Benbasat，2007）。此外，从构造偏好（constructive preference）的视角来看，消费者的偏好在很大程度上受情境因素的影响（Bettman等，1998）。Simonson（2005）指出给同一组推荐商品贴上不同的标签会影响消费者对这些推荐的反应。Kramer等（2007）的实证研究发现，给同一组推荐商品分别贴上“基于其他相似消费者”和“基于个人偏好”的推荐标签时，相对于“基于其他相似消费者”的推荐，独立取向（依存取向）消费者更喜欢（更不喜欢）“基于个人偏好”的推荐。

4. 交互过程。与个性化推荐系统的交互过程也会影响消费者对个性化推荐系统的评价和采用行为。Al-Natour等（2008）发现，消费者对推荐系统决策过程的感知相似性可以显著地提升他们对推荐系统的感知有用性和信任水平，对决策结果的感知相似性也能显著地提高他们对推荐系统的信任水平，但这一影响主要是通过提升决策过程的感知相似性发挥作用的。Wang和Benbasat（2004）指出，向消费者解释推荐生成的内在逻辑有助于提高他们对推荐系统的信任水平。Bechwati和Xia（2003）还发现，在搜索产品的

交互过程中告知消费者搜索进程，可以使消费者认为该系统为其节省了更多的搜寻努力，进而能够提升消费者对搜索过程的满意度和评价。不仅如此，Dabholkar和Sheng（2012）的研究还表明，消费者在个性化推荐中的参与程度越高，他们对个性化推荐的满意度和信任度就越高。

## 五、个性化推荐对消费者决策过程和决策结果的影响

个性化推荐系统生成的商品推荐对消费者决策具有重要的影响。相关研究表明，与传统的商品推荐来源相比，推荐系统或虚拟导购生成的商品推荐对消费者决策的影响更大。Senecal和Nantel（2004）对比了三种不同来源的推荐对消费者选择行为的影响，他们发现，相对于来自“专家”和“其他消费者”的推荐，来自“推荐系统”或虚拟导购的推荐对消费者选择决策的影响更大。Urban和Hauser（2004）针对汽车行业的研究也发现，相对于经销商或销售人员的推荐，消费者对虚拟导购推荐的商品购买可能性要高4倍多。

近年来，很多营销学者将研究重点转向个性化推荐对消费者决策的影响。消费者行为学相关理论指出，由于信息过载和认知资源有限，消费者往往将行为决策简化为“浏览—考虑”两阶段过程（Payne等，1988；Roberts和Lattin，1991）。在浏览阶段（又称为筛选阶段），消费者搜索感兴趣的商品信息，并选择一些喜欢的商品组成选择集。在考虑阶段（又称为选择阶段），消费者仔细地评价和比较选择集中的商品并选择一个进行购买。在网络购物环境中，信息过载和认知资源有限的冲突变得尤为明显，因此，个性化推荐可能对这两个决策阶段的消费者行为都会产生较大的影响，例如影响消费者的信息搜寻行为、产品偏好、价格敏感度以及决策质量和决策满意度等（Häubl和Trifts，2000；Bechwati和Xia，2003；Häubl和Murray，2006）。表1简要梳理了关于个性化推荐对消费者决策影响的主要实证研究发现。

1. 信息搜寻过程。个性化推荐显著地影响消费者的信息搜寻过程。Häubl和Trifts（2000）采用实验室实验研究了交互式决策辅助工具（包括个性化推荐系统和对比矩阵）对消费者决策的影响，他们发现，使用个性化推荐系统会显著地降低消费者所考虑或搜寻的产品数量。然而，还有一些学者发现，个性化推荐系统在一些情况下可能会增加消费者考虑的产品数量（Pereira，2001）。研究结论的这些矛盾可能是由于学者们研究的产品类别不同造成的。Swaminathan（2003）的实证研究表明，个性化推荐对消费者搜寻产品数量的影响受产品复杂度的调节，对于复杂度低的产品，个性化推荐会显著减少消费者的信息搜索量，而对于复杂度高的产品，个性化推荐反而会提高消费者的信息搜索量。更为重要的是，学者们发现，个性化推荐还会影响消费者在信息搜寻过程中的决策模式。Dellaert和Häubl（2005）发现，个性化推荐促使消费者更多地采用启发式的局部效用对比（heuristic local utility comparison）策略来评价产品。Dellaert和Häubl（2012）的行为学实验也表明，当网站向消费者展示推荐品时，消费者倾向于将信息搜寻过程转换为“选择导向”。在“选择导向”的信息搜寻中，消费者更多地将当前产品跟之前搜索过的所有产品进行比较而不是仅与其中最好的进行比较，并且在搜索的产品差异较大时，消费者停止搜索的可能性更高。

表1 个性化推荐对消费者决策影响的主要研究发现

研究者和年份	因变量	影响	主要研究结论
Häubl和Trifts (2000)	信息搜寻和决策质量	正面	使用推荐引擎会降低消费者搜寻产品的数量和选择集大小,提升购买决策的质量
Swaminathan (2003)	信息搜寻	正面	个性化推荐对消费者搜寻产品数量的影响被产品复杂性所调节,对于复杂度低的产品,个性化推荐显著减少消费者的信息搜索量,而对于复杂度高的产品,个性化推荐反而显著提高消费者的信息搜索量
Diehl等 (2003)	价格敏感性	正面	网上商品推荐可能会增强商品间的竞争,提高消费者的价格敏感程度,因此可能最终会使消费者支付更低的价格
Häubl和Murray (2003)	产品偏好	中性	在生成商品推荐时考虑某个产品属性会导致该属性在消费者之后的决策中变得更加重要。这种效应在产品属性之间负相关时或对于认为考虑这个属性更合理的那些消费者来说更强一些,并且在随后的选择情境中也不会消失
Dellaert和Häubl (2012)	信息搜寻	中性	在有商品推荐的情况下,消费者倾向于将决策过程转换为选择导向。他们更多地将当前产品跟之前搜索过的所有产品进行比较(而不是只与其中最好的进行比较),并且在所搜索和评价的产品差异较大时消费者停止搜索的可能性更大
Diehl (2005)	信息搜寻和选择集质量	负面	当商品按照其对消费者的吸引力进行排序时,原本可以提升消费者决策质量的因素(例如,更低的搜索成本、更多的被推荐商品数量以及更强的做出准确购买决策的动机)反而可能会让消费者搜索过多的商品,从而降低选择集质量和消费者的分辨力
Fitzsimons和Lehmann (2004)	决策满意度、决策困难、消费者选择	负面	当商品推荐和消费者对商品的最初印象相矛盾时,消费者决策满意度更低、决策困难更高,并且更可能选择没有被推荐的商品

注:“影响”是指推荐对消费者利益的影响,可能是正面的、负面的或中性的。  
资料来源:根据相关文献整理。

2. 产品偏好和价格敏感度。个性化推荐还会改变消费者的产品偏好和价格敏感度(Murray和Häubl, 2005)。例如,在生成个性化推荐的过程中引入某个产品属性会显著地提高该属性在消费者之后决策中的重要程度(Häubl和Murray, 2003)。个性化推荐还会加剧推荐列表中排在前面的商品之间的竞争,提高消费者的价格敏感度,并最终使消费者支付更低的价格(Diehl等, 2003)。

3. 决策质量和决策满意度。个性化推荐还会影响消费者的决策质量和决策满意度。一般来说,消费者希望有更多的选择,但是面临很多商品时又会在决策时感到“选择过载”(Berger等, 2007)。而个性化推荐可以帮助消费者减少搜寻成本和认知负担,快速找到自己喜欢的商品,从而提升决策质量和满意度(Häubl和Trifts, 2000; Häubl和Murray, 2006)。需要指出的是,也有研究表明,个性化推荐可能对消费者产生负面影响,尤其是当个性化推荐不够准确的时候。Fitzsimons和Lehmann(2004)发现,当个性化推荐和消费者对产品的最初印象相矛盾时,消费者可能会产生更低的决策满意度、更

高的决策困难，并且更可能选择没有被推荐的商品。Diehl（2005）的研究也表明，当推荐引擎将商品排序并推荐给消费者时，原本可以提升消费者决策质量的因素反而可能会降低决策质量。具体来说，当网站向消费者展示推荐时，更低的搜寻成本、更多的被推荐商品数量以及更强的做出准确购买决策的动机可能会诱使消费者搜索过多的商品，从而降低选择集的质量和消费者分辨商品好坏的能力。

4. 隐私保护。个性化推荐可以减少消费者的认知负担、辅助制定购买决策，但它也存在潜在的风险。目前学者们普遍关注的风险是消费者个人信息泄露和隐私安全风险，隐私保护意识较强的消费者可能对个性化推荐产生抗拒心理，从而影响个性化推荐的效果。例如，White等（2008）的研究发现，如果企业不能合理地解释直邮广告中的产品或服务与消费者个人特征之间的高度匹配，个性化信息就可能会使消费者产生抗拒心理，进而降低消费者对广告产品或服务的评价。然而，Li和Unger（2012）关于个性化服务推荐的研究表明，如果推荐服务的质量足够高，消费者就能够克服对隐私安全的担忧而更多地使用个性化推荐，并愿意为推荐服务支付更高的价格。

综上所述，个性化推荐可以在购买决策过程的每个阶段对消费者行为产生影响，而影响的程度可能受到多种因素的影响，例如消费者特征、产品特征、个性化推荐的准确性等。一般来说，准确的个性化推荐往往可以提升消费者的决策质量和决策满意度，而对于准确度较低的个性化推荐或者隐私保护意识较强的消费者，个性化推荐则可能会适得其反。

## 六、未来研究展望

本文系统地回顾了国内外关于个性化推荐的研究文献，包括计算机科学、统计学、信息系统以及营销学等领域的相关研究。目前国内外大量相关文献主要研究了如何改进个性化推荐的算法和模型，很多学者对个性化推荐算法和模型进行了综述和评析，然而很少有学者系统地回顾个性化推荐和消费者行为之间的关系。本文梳理了不同领域的相关研究，并重点对有关个性化推荐与消费者行为之间关系的文献进行了梳理，以期为市场营销以及信息系统领域的学者进一步开展相关研究奠定基础。

随着个性化推荐在电子商务领域应用的日趋广泛，越来越多的学者开始展开相关研究。在计算机科学和统计学领域，学者们不断改进个性化推荐的算法和模型，以实现更加精准的推荐。虽然现在业界采用的推荐算法已趋于成熟，但一些学者依然在致力于这方面的研究。在信息科学和营销领域，关于消费者对个性化推荐评价和采用的研究已经处于成熟阶段，前人的大量研究为解释消费者为何采用个性化推荐系统做出了贡献（如Xiao和Benbasat，2007）。目前，相关研究领域的前沿和热点是个性化推荐对消费者决策和行为的影响，这也是营销学者最为关注的问题。

营销领域大量的相关研究发现，个性化推荐可以改变消费者的信息搜寻行为、产品偏好、价格敏感度、选择决策和决策质量等，但该研究方向依然有很多值得进一步研究和探索的问题。通过对相关文献的系统分析，本文提出了以下几个值得进一步研究的问题：

### （一）控制个性化推荐过程的内生性

目前营销学者最关心的问题之一是个性化推荐对产品销量的影响。之前的相关文献显示，个性化推荐展示消费者可能喜欢的商品，降低了他们的搜寻成本（Tam和Ho，

2005)。因此，与没有个性化推荐的情形相比，展示个性化推荐可能会促使消费者产生购买行为。总体上看，个性化推荐可能能够帮助零售商创造更多的交叉销售机会、提升产品销量。一些研究者采用产品层面的实证分析检验了个性化推荐的需求效应，发现个性化推荐可以显著地提升产品销量（Oestreicher-Singer和Sundararajan，2012）。然而，这些研究往往忽视了推荐过程的内生性，也就是说，个性化推荐系统并不是随机选取一些商品进行推荐的，而是采用推荐算法和模型挑选消费者最可能喜欢的一些商品。在这种情况下，即使不向消费者展示这些商品，消费者也可能会根据自己的偏好找到这些商品并进行购买。而总体层面的研究一般没有控制这种内生性，因此无法准确地揭示个性化推荐对消费者购买和产品销量的真正影响。将来学者们可以在真实的电子商务网站中开展现场实验（field experiment），控制个性化推荐的内生性问题，以更好地研究个性化推荐对消费者购买行为的影响。

### （二）探讨个性化推荐对消费者行为的长期影响

营销从业者和学者们普遍认为个性化推荐可以在长期内提升消费者的购物体验，进而增进顾客忠诚（Srinivasan等，2002；Simonson，2005；Ying等，2006），而现有实证研究并没有验证个性化推荐的长期效应。在生成个性化推荐的过程中，零售商掌握的消费者偏好信息越多，推荐的质量就越高。如果消费者跳转到该零售商的竞争对手，则需要付出时间和精力来让其竞争对手了解自己的产品偏好，然后才能获得高质量的个性化推荐。因此，从理论上讲，个性化推荐可能会帮助网上零售商为消费者设置一定程度的转换成本，从而增进顾客忠诚（West等，1999；Simonson，2005）。而且，零售商的个性化推荐还可能作为关心顾客的一种信号，帮助零售商与顾客建立长期的共生关系（Morgan和Hunt，1994）。现有文献表明，单纯曝光和感官层面的信息处理也可能使消费者对某个事物或产品形成偏好或正面态度（Zajonc，1980）。类似地，仅提供个性化推荐就可能使得消费者对零售商或被推荐商品产生正面态度，从而表现出更高的店铺忠诚（store loyalty）。营销学者将来可以进一步研究个性化推荐对培养顾客忠诚和提升网站销量的长期影响。

### （三）研究个性化推荐在不同决策阶段的影响

在消费者行为相关研究中，学者们发现消费者的购买行为往往经历两个阶段，即浏览和考虑（李双双等，2006；Shi和Zhang，2014）。目前消费者行为领域的相关文献也采用了“浏览—考虑”两阶段范式来研究消费者的网上购买决策。这些文献认为，在消费者决策过程中，第一个阶段是识别需求和搜索商品信息的阶段，即消费者在内外部刺激的驱动下搜索和浏览商品信息、确认购买需求，并从众多的商品中挑选出一些感兴趣的物品形成考虑集，这个阶段又被称为筛选阶段；第二个阶段是评价产品和实施购买的阶段，即消费者仔细比较和评价考虑集中的商品，然后做出购买决策，这个阶段又被称为选择阶段。“浏览—考虑”两阶段决策过程已经被很多营销学者所证实和借鉴（Häubl和Tripts，2000）。在不同的决策阶段，消费者的目标、信息处理方式、记忆、卷入度、态度、情感等心理变量是不一样的（Puccinelli等，2009），因此，消费者对营销策略的反应在这两个阶段也有所不同。在研究个性化推荐对消费者购买行为的影响时，学者们也可以进一步区分消费者的购买决策阶段。目前，一些营销学者对个性化推

荐展示时机的选择开展了实证研究（如Ho等，2011），将来的实证研究可以探索何种个性化推荐更适合在浏览阶段展示，何种个性化推荐更适合在考虑阶段展示，诸如此类的研究可以为电子商务企业的个性化营销实践提供重要的启示和指导。

#### （四）个性化推荐中的消费者隐私保护问题

消费者隐私保护一直是电子商务企业在利用消费者数据开展个性化推荐或营销时所面临的重要问题。目前已经有一些学者开始关注个性化推荐中的消费者隐私保护问题（例如，陈婷等，2009；王国霞和刘贺平，2012），将来的研究还可以从保护消费者隐私的角度，为电子商务企业提出更好地利用消费者行为数据的模式，以在满足企业需求的同时避免侵犯消费者的合法权益。同时，学者们将来还可以从消费者的角度出发，研究消费者对个性化推荐所涉及的隐私保护问题的态度，帮助企业采取一些策略更快地取得消费者的信任，进而使得消费者更易于接受个性化推荐。

#### 主要参考文献

- [1]安维,刘启华,张李义.个性化推荐系统的多样性研究进展[J].图书情报工作,2013,(20):127-135.
- [2]陈明亮,蔡日梅.电子商务中产品推荐代理对消费者购买决策的影响[J].浙江大学学报(人文社会科学版),2009,(5):138-148.
- [3]陈婷,韩伟力,杨珉.基于隐私保护的个性化推荐系统[J].计算机工程,2009,(8):283-285.
- [4]邓爱林,朱扬勇,施伯乐.基于项目评分预测的协同过滤推荐算法[J].软件学报,2003,(9):1621-1628.
- [5]冯智明.基于均衡模型的矛盾冲突分析在优化商品推荐算法中的应用[D].南宁:广西大学,2013.
- [6]李聪,梁昌勇,马丽.基于领域最近邻的协同过滤推荐算法[J].计算机研究与发展,2008,(9):1532-1538.
- [7]李婧.基于支持向量机模型的电子商务推荐算法研究[D].大连:大连理工大学,2013.
- [8]李双双,陈毅文,李江予.消费者网上购物决策模型分析[J].心理科学进展,2006,(2):294-299.
- [9]刘建国,周涛,郭强,等.个性化推荐系统评价方法综述[J].复杂系统与复杂性科学,2009a,(3):1-10.
- [10]刘建国,周涛,汪秉宏.个性化推荐系统的研究进展[J].自然科学进展,2009b,(1):1-15.
- [11]孙鲁平,汪平,苏萌.个性化商品推荐:基于“最近邻居”的加权协同过滤推荐方法[J].营销科学学报,2011,(4):1-14.
- [12]孙小华,陈洪,孔繁胜.在协同过滤中结合奇异值分解与最近邻方法[J].计算机应用研究,2006,(9):206-208.
- [13]王国霞,刘贺平.个性化推荐系统综述[J].计算机工程与应用,2012,(7):66-76.
- [14]王国霞,刘贺平,李擎.基于万有引力的个性化推荐算法[J].工程科学学报,2015,(2):255-259.
- [15]吴丽花,刘鲁.个性化推荐系统用户建模技术综述[J].情报学报,2006,(1):55-62.
- [16]邢星.社交网络个性化推荐方法研究[D].大连:大连海事大学,2013.
- [17]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,(2):350-362.
- [18]杨阿桃,汤庸,王江斌,等.基于博弈的社会网络个性化好友推荐算法研究[J].计算机科学,2015,(9):191-194,219.
- [19]印鉴,王智圣,李琪,等.基于大规模隐式反馈的个性化推荐[J].软件学报,2014,(9):1953-1966.
- [20]Adomavicius G, Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.
- [21]Aggarwal P, Vaidyanathan R. Eliciting online customers' preferences: Conjoint vs self-explicated attribute-level measurements[J]. Journal of Marketing Management, 2003, 19(1-2): 157-177.
- [22]Al-Natour S, Benbasat I, Cenfetelli R T. The effects of process and outcome similarity on users' evaluations of decision aids[J]. Decision Sciences, 2008, 39(2): 175-211.
- [23]Alba J W, Hutchinson J W. Dimensions of consumer expertise[J]. Journal of Consumer Research, 1987, 13(4): 411-454.

- [24] Ansari A, Essegaier S, Kohli R. Internet recommendation systems[J]. *Journal of Marketing Research*, 2000, 37 ( 3 ) : 363–375.
- [25] Ariely D, Lynch J G, Aparicio IV M. Learning by collaborative and individual-based recommendation agents[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2004, 14 ( 1–2 ) : 81–95.
- [26] Balabanović M, Shoham Y. Fab: Content-based, collaborative recommendation[J]. *Communications of the ACM*, 1997, 40 ( 3 ) : 66–72.
- [27] Bechwati N N, Xia L. Do computers sweat? The impact of perceived effort of online decision aids on consumers' satisfaction with the decision process[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2003, 13 ( 1–2 ) : 139–148.
- [28] Berger J, Draganska M, Simonson I. The influence of product variety on brand perception and choice[J]. *Marketing Science*, 2007, 26 ( 4 ) : 460–472.
- [29] Bettman J R, Luce M F, Payne J W. Constructive consumer choice processes[J]. *Journal of Consumer Research*, 1998, 25 ( 3 ) : 187–217.
- [30] Bobadilla J, Ortega F, Hernando A, et al. Recommender systems survey[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 46: 109–132.
- [31] Bodapati A V. Recommendation systems with purchase data[J]. *Journal of Marketing Research*, 2008, 45 ( 1 ) : 77–93.
- [32] Breese J S, Heckerman D, Kadie C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering[A]. *Proceedings of the 14th conference on uncertainty in artificial intelligence[C]*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1998: 43–52.
- [33] Centeno V L, Panadero C F, Kloos C D, et al. Personalizing your electronic newspaper[A]. *Proceedings of the 4th Euromedia conference[C]*. Siemens, Munich, Germany, 1999: 26–28.
- [34] Chellappa R K, Sin R G. Personalization versus privacy: An empirical examination of the online consumer's dilemma[J]. *Information Technology and Management*, 2005, 6 ( 2–3 ) : 181–202.
- [35] Chen Y H, George E I. A bayesian model for collaborative filtering[A]. *Proceedings of the 7th International Workshop Artificial Intelligence & Statistics[C]*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- [36] Chung T S, Rust R T, Wedel M. My mobile music: An adaptive personalization system for digital audio players[J]. *Marketing Science*, 2009, 28 ( 1 ) : 52–68.
- [37] Dabholkar P A, Sheng X J. Consumer participation in using online recommendation agents: Effects on satisfaction, trust, and purchase intentions[J]. *The Service Industries Journal*, 2012, 32 ( 9 ) : 1433–1449.
- [38] Davis F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. *MIS Quarterly*, 1989, 13 ( 3 ) : 319–340.
- [39] De Bruyn A, Liechty J C, Huizingh E K R E, et al. Offering online recommendations with minimum customer input through conjoint-based decision aids[J]. *Marketing Science*, 2008, 27 ( 3 ) : 443–460.
- [40] Dellaert B G C, Häubl G. Consumer product search with personalized recommendations[R]. Unpublished working paper. Edmonton, AB: Department of Marketing, Business Economics and Law, University of Alberta, 2005.
- [41] Dellaert B G C, Häubl G. Searching in choice mode: Consumer decision processes in product search with recommendations[J]. *Journal of Marketing Research*, 2012, 49 ( 2 ) : 277–288.
- [42] Deshpande M, Karypis G. Item-based top-*N* recommendation algorithms[J]. *ACM Transactions on Information Systems*, 2004, 22 ( 1 ) : 143–177.
- [43] Diehl K. When two rights make a wrong: Searching too much in ordered environments[J]. *Journal of Marketing Research*, 2005, 42 ( 3 ) : 313–322.
- [44] Diehl K, Kornish L J, Lynch Jr J G. Smart agents: When lower search costs for quality information increase price sensitivity[J]. *Journal of Consumer Research*, 2003, 30 ( 1 ) : 56–71.
- [45] Fitzsimons G J, Lehmann D R. Reactance to recommendations: When unsolicited advice yields contrary responses[J]. *Marketing Science*, 2004, 23 ( 1 ) : 82–94.
- [46] Goldberg D, Nichols D, Oki B M, et al. Using collaborative filtering to weave an information tapestry[J]. *Communications of the ACM*, 1992, 35 ( 12 ) : 61–70.

- [47] Häubl G, Murray K B. Preference construction and persistence in digital marketplaces: The role of electronic recommendation agents[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2003, 13 ( 1-2 ) : 75-91.
- [48] Häubl G, Murray K B. Double agents: Assessing the role of electronic product recommendation systems[J]. *Sloan Management Review*, 2006, 47 ( 3 ) : 8-12.
- [49] Häubl G, Trifts V. Consumer decision making in online shopping environments: The effects of interactive decision aids[J]. *Marketing Science*, 2000, 19 ( 1 ) : 4-21.
- [50] Herlocker J L, Konstan J A, Terveen L G, et al. Evaluating collaborative filtering recommender systems[J]. *ACM Transactions on Information Systems*, 2004, 22 ( 1 ) : 5-53.
- [51] Ho S Y, Bodoff D, Tam K Y. Timing of adaptive web personalization and its effects on online consumer behavior[J]. *Information Systems Research*, 2011, 22 ( 3 ) : 660-679.
- [52] Huang Z, Chung W, Chen H. A graph model for E-commerce recommender systems[J]. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 2004, 55 ( 3 ) : 259-274.
- [53] Joachims T, Granka L, Pan B, et al. Accurately interpreting clickthrough data as implicit feedback[A]. *Proceedings of the 28th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval*[C]. Salvador, Brazil: ACM, 2005: 154-161.
- [54] Kamis A, Davern M J. Personalizing to product category knowledge: Exploring the mediating effect of shopping tools on decision confidence[A]. *Proceedings of the 37th annual Hawaii international conference on system sciences*[C]. Big Island, HI: IEEE, 2004.
- [55] Karypis G. Evaluation of item-based top-n recommendation algorithms[A]. *Proceedings of the 10th international conference on information and knowledge management*[C]. Atlanta, Georgia: ACM, 2001: 247-254.
- [56] Kim H R, Chan P K. Learning implicit user interest hierarchy for context in personalization[J]. *Applied Intelligence*, 2008, 28 ( 2 ) : 153-166.
- [57] King M F, Balasubramanian S K. The effects of expertise, end goal, and product type on adoption of preference formation strategy[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1994, 22 ( 2 ) : 146-159.
- [58] Komiak S Y, Benbasat I. The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents[J]. *MIS Quarterly*, 2006, 30 ( 4 ) : 941-960.
- [59] Kramer T. The effect of measurement task transparency on preference construction and evaluations of personalized recommendations[J]. *Journal of Marketing Research*, 2007, 44 ( 2 ) : 224-233.
- [60] Kramer T, Spolter-Weisfeld S, Thakkar M. The effect of cultural orientation on consumer responses to personalization[J]. *Marketing Science*, 2007, 26 ( 2 ) : 246-258.
- [61] Lee D H, Brusilovsky P. Reinforcing recommendation using implicit negative feedback[A]. Houben G J, McCalla G, Pianesi F, et al ( Eds. ) . *User modeling, adaptation, and personalization*[C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 422-427.
- [62] Li T, Unger T. Willing to pay for quality personalization? Trade-off between quality and privacy[J]. *European Journal of Information Systems*, 2012, 21 ( 6 ) : 621-642.
- [63] Lü L Y, Medo M, Yeung C H, et al. Recommender systems[J]. *Physics Reports*, 2012, 519 ( 1 ) : 1-49.
- [64] Ma H, Zhou D Y, Liu C, et al. Recommender systems with social regularization[A]. *Proceedings of the 4th ACM international conference on web search and data mining*[C]. New York, NY, USA: ACM, 2011: 287-296.
- [65] Martínez-López F J, Esteban-Millat I, Cabal C C, et al. Psychological factors explaining consumer adoption of an E-vendor's recommender[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2015, 115 ( 2 ) : 284-310.
- [66] McKnight D H, Cummings L L, Chervany N L. Initial trust formation in new organizational relationships[J]. *The Academy of Management Review*, 1998, 23 ( 3 ) : 473-490.
- [67] Mooney R J, Bennett P N, Roy L. Book recommending using text categorization with extracted information[A]. *Proceedings of the 15th national conference on artificial intelligence*[C]. Madison: AAAI Press, 1998: 49-54.
- [68] Morgan R M, Hunt S D. The commitment-trust theory of relationship marketing[J]. *Journal of Marketing*, 1994,

58 ( 3 ) : 20–38.

- [69]Murray K B, Häubl G. Processes of preference construction in agent-assisted online shopping[A]. Haughvedt C P, Machleit K, Yalch R ( Eds. ) . Online consumer psychology: Understanding and influencing consumer behavior in the virtual world[C]. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2005: 246.
- [70]Nelson P. Information and consumer behavior[J]. Journal of Political Economy, 1970, 78 ( 2 ) : 311–329.
- [71]Oestreicher-Singe G, Sundararajan A. The visible hand? Demand effects of recommendation networks in electronic markets[J]. Management Science, 2012, 58 ( 11 ) : 1963–1981.
- [72]Pathak B, Garfinkel R, Gopal R D, et al. Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales[J]. Journal of Management Information Systems, 2010, 27 ( 2 ) : 159–188.
- [73]Payne J W, Bettman J R, Johnson E J. Adaptive strategy selection in decision making[J]. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 1988, 14 ( 3 ) : 534–552.
- [74]Pazzani M J. A framework for collaborative, content-based and demographic filtering[J]. Artificial Intelligence Review, 1999, 13 ( 5–6 ) : 393–408.
- [75]Pazzani M J, Billsus D. Learning and revising user profiles: The identification of interesting web sites[J]. Machine Learning, 1997, 27 ( 3 ) : 313–331.
- [76]Pereira R E. Influence of query-based decision aids on consumer decision making in electronic commerce[J]. Information Resources Management Journal, 2001, 14 ( 1 ) : 31–48.
- [77]Pereira R E. Optimizing human-computer interaction for the electronic commerce environment[J]. Journal of Electronic Commerce Research, 2000, 1 ( 1 ) : 23–44.
- [78]Puccinelli N M, Goodstein R C, Grewal D, et al. Customer experience management in retailing: Understanding the buying process[J]. Journal of Retailing, 2009, 85 ( 1 ) : 15–30.
- [79]Resnick P, Iacovou N, Suchak M, et al. GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews[A]. Proceedings of the 1994 ACM conference on computer supported cooperative work[C].Chapel Hill, NC: ACM, 1994: 175–186.
- [80]Resnick P, Varian H R. Recommender systems[J]. Communications of the ACM, 1997, 40 ( 3 ) : 56–58.
- [81]Roberts J H, Lattin J M. Development and testing of a model of consideration set composition[J]. Journal of Marketing Research, 1991, 28 ( 4 ) : 429–440.
- [82]Salakhutdinov R, Mnih A. Probabilistic matrix factorization[A]. Advances in Neural Information Processing Systems, NIPS[C]. Cambridge, MA: MIT Press, 2008a: 1257–1264.
- [83]Salakhutdinov R, Mnih A. Bayesian probabilistic matrix factorization using Markov chain Monte Carlo[A]. Proceedings of the 25th international conference on machine learning[C]. Helsinki Finland: ACM, 2008b: 880–887.
- [84]Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Analysis of recommendation algorithms for e-commerce[A]. Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce[C]. Minneapolis, Minnesota: ACM, 2000: 206–207.
- [85]Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[A]. Proceedings of the 10th international conference on world wide web[C]. New York: ACM, 2001: 285–295.
- [86]Schafer J B, Konstan J A, Riedl J. Meta-recommendation systems: User-controlled integration of diverse recommendations[A]. Proceedings of the 11th international conference on information and knowledge management[C]. McLean, VA: ACM, 2002.
- [87]Senecal S, Nantel J. The influence of online product recommendations on consumers' online choices[J]. Journal of Retailing, 2004, 80 ( 2 ) : 159–169.
- [88]Shi S W, Zhang J. Usage experience with decision aids and evolution of online purchase behavior[J]. Marketing Science, 2014, 33 ( 6 ) : 871–882.
- [89]Simonson I. Determinants of customers' responses to customized offers: Conceptual framework and research propositions[J]. Journal of Marketing, 2005, 69 ( 1 ) : 32–45.

- [90] Sinha R, Swearingen K. Comparing recommendations made by online systems and friends[A]. Proceedings of the 2nd DELOS network of excellence workshop on personalisation and recommender systems in digital libraries[C]. Ireland: Dublin City University, 2001.
- [91] Srinivasan S S, Anderson R, Ponnayolu K. Customer loyalty in e-commerce: An exploration of its antecedents and consequences[J]. *Journal of Retailing*, 2002, 78 ( 1 ) : 41–50.
- [92] Swaminathan V. The impact of recommendation agents on consumer evaluation and choice: The moderating role of category risk, product complexity, and consumer knowledge[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2003, 13 ( 1–2 ) : 93–101.
- [93] Tam K Y, Ho S Y. Web personalization as a persuasion strategy: An elaboration likelihood model perspective[J]. *Information Systems Research*, 2005, 16 ( 3 ) : 271–291.
- [94] Ungar L H, Foster D P. Clustering methods for collaborative filtering[A]. Proceedings of the workshop on recommendation systems[C]. Menlo Park: AAAI Press, 1998: 112–125.
- [95] Urban G L, Hauser J R. “Listening in” to find and explore new combinations of customer needs[J]. *Journal of Marketing*, 2004, 68 ( 2 ) : 72–87.
- [96] Wang W, Benbasat I. Impact of explanations on trust in online recommendation agents[R]. Unpublished working paper No.02-MIS-002, MIS Division. Vancouver: Sauder School of Business, University of British Columbia, 2004.
- [97] West P M, Ariely D, Bellman S, et al. Agents to the rescue?[J]. *Marketing Letters*, 1999, 10 ( 3 ) : 285–300.
- [98] White T B, Zahay D L, Thorbjørnsen H, et al. Getting too personal: Reactance to highly personalized email solicitations[J]. *Marketing Letters*, 2008, 19 ( 1 ) : 39–50.
- [99] Wu L, Chen E H, Liu Q, et al. Leveraging tagging for neighborhood-aware probabilistic matrix factorization[A]. Proceedings of the 21st ACM international conference on information and knowledge management[C]. New York, NY: ACM, 2012: 1854–1858.
- [100] Xiao B, Benbasat I. E-commerce product recommendation agents: Use, characteristics, and impact[J]. *MIS Quarterly*, 2007, 31 ( 1 ) : 137–209.
- [101] Ying Y P, Feinberg F, Wedel M. Leveraging missing ratings to improve online recommendation systems[J]. *Journal of Marketing Research*, 2006, 43 ( 3 ) : 355–365.
- [102] Yoon V Y, Hostler R E, Guo Z L, et al. Assessing the moderating effect of consumer product knowledge and online shopping experience on using recommendation agents for customer loyalty[J]. *Decision Support Systems*, 2013, 55 ( 4 ) : 883–893.
- [103] Zajonc R B. Cognition and social cognition: A historical perspective[A]. Festinger L ( Ed. ) . *Retrospections on social psychology*[C]. New York: Oxford University Press, 1980: 180–204.
- [104] Zhen Y, Li W J, Yeung D Y. TagiCoFi: Tag informed collaborative filtering[A]. Proceedings of the 3rd ACM conference on recommender systems[C]. New York: ACM, 2009: 69–76.

## A Literature Review of Online Personalized Recommendations and Prospects

Sun Luping<sup>1</sup>, Zhang Lijun<sup>2</sup>, Wang Ping<sup>3</sup>

( 1. School of Business, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;

2. International Business School, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;

3. College of Economics and Management, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China )

**Abstract:** In fiercely competitive online retail activities, to improve customer shopping experience and cultivate consumer loyalty, more and more e-commerce websites now begin to provide

personalized recommendations for their customers. The earliest studies regarding personalized recommendations focus on the improvement of algorithms or models that improve recommendation quality. However, relatively few studies examine the relationship between personalized recommendations and customer online shopping behavior. It makes scholars and e-commerce practitioners place more emphasis on recommendation algorithm itself but neglect the effects of recommendations on consumers and e-commerce websites. To help people better understand personalized recommendations and related research context, this paper comprehensively reviews related literature in three research streams. The first research stream is the definition and classification of personalized recommendations. The second research stream includes investigations and explorations on the recommendation algorithms and statistical models that improve the recommendation quality. The third research stream includes literature on the relationship between personalized recommendations and customer shopping behavior. Different from current literature review, it places emphasis on the relationship between personalized recommendations and consumer shopping behavior, including evaluation of personalized recommendations by consumers and influencing factors and the effects of personalized recommendations on the process and results of consumer online shopping decisions. Finally it provides marketing and information science scholars with some directions in future research.

**Key words:** personalized recommendation; online shopping behavior; e-commerce

(责任编辑: 苏宁)

~~~~~  
(上接第81页)

argues that participants need to select matching formal or informal governance mechanisms for R&D alliances in advance by taking organization forms, the characteristics of partners and inherent attributes of R&D into account. From the perspective of the maximization of social welfare, as for both the formation and governance of R&D alliances, governments should use adequate policy instruments to raise the possibility of successful operation of R&D alliances and their R&D performance. Finally, this paper points out some directions in future research.

**Key words:** research alliance; hybrid organization; governance mechanism

微信扫一扫二维码, 可观看作者对本文的视频讲解:



(责任编辑: 度生)