


Paper Type: Original Article

## Typology of Personalization in Recommender Systems

Marziyeh Nourahmadi<sup>1</sup>, Hojjatollah Sadeqi<sup>2,\*</sup> 

<sup>1</sup> Department of Financial Engineering, Faculty of Economic, Management and Accounting, Yazd University, Yazd, Iran; mnourahmadi@ut.ac.com.

<sup>2</sup> Department of Finance and Accounting, Faculty of Management and Economics, Yazd University, Yazd, Iran; sadeqi@yazd.ac.ir.

**Citation:**



Nourahmadi, M., & Sadeqi, H. (2022). Typology of personalization in recommender systems. *Innovation management and operational strategies*, 3(1), 12-31.

Received: 13/06/2021

Reviewed: 26/07/2021

Revised: 22/09/2021

Accepted: 30/09/2021

### Abstract

**Purpose:** With the development of science and technology, large volumes of structured, semi-structured, and unstructured data are generated daily at breakneck speeds from various sources. This data generated by different users share many common patterns that can be filtered and analyzed to make recommendations for a product, goods, or service of interest to users. Recommender systems are software tools that are used to provide suggestions to users based on their needs. One of the critical issues in recommender systems is providing personalized advice that fits the users' mood.

**Methodology:** In this research, with the bibliometrics approach using bibliometrix library in R software, all the researches done on the application of recommended systems in personalization is reviewed.

**Findings:** In this research, using the bibliometrics approach, while defining recommender systems and their types, an overview of the field of personalization is introduced, and different types of personalization are presented. It also discusses the process of personalization and describes recommender systems as an integral part of this process. The following are the challenges that exist for implementing recommendation systems, and finally, the areas in which the issue of personalization of recommendation systems can be raised.

**Originality/Value:** The results of this study with a comprehensive review of all research in this field can help researchers in ideation and selection of appropriate methods in classifying and analyzing data as a toolbox for the use of recommender systems in personalization.

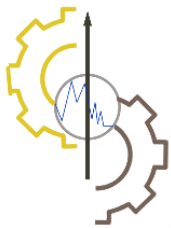
**Keywords:** Personalization, Recommender systems, User personality, Bibliometrics approach.

Corresponding Author: sadeqi@yazd.ac.ir

 <https://doi.org/10.27831345.1401.3.1.2.5>



Licensee. **Innovation Management & Operational Strategies**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



## گونه شناسی شخصی سازی در سیستم های توصیه کننده

مرضیه نوراحمدی<sup>۱</sup>، حجت الله صادقی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> گروه مهندسی مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

<sup>۲</sup> گروه مالی و حسابداری، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

### چکیده

**هدف:** توسعه و پیشرفت علم و فن آوری، روزانه موجب ایجاد حجم زیادی از داده های ساخت یافته، نیمه ساختاریافته و بدون ساختار با سرعتی بسیار سریع از منابع مختلف گردیده که منجر به اشتراک گذاشتن الگوهای مشترک بسیاری شده به نحوی که می توان با استفاده از سیستم های توصیه کننده که بر اساس نیازهای کاربران طراحی شده با فیلتر و تجزیه و تحلیل این داده ها نشان، توصیه هایی مربوط به محصول، کالا یا خدمات مورد علاقه آن ها ارائه داد. یکی از مسائل مهم در سیستم های توصیه کننده ارائه توصیه های شخصی سازی شده متناسب با روحیات کاربران است.

**روش شناسی پژوهش:** در این پژوهش با رویکرد نگاشت دانش با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* در نرم افزار *R* به مرور کلیه پژوهش های انجام شده در خصوص کاربرد سیستم های توصیه کننده در شخصی سازی پرداخته می شود.

**یافته ها:** در این پژوهش با استفاده از روش نگاشت دانش ضمن تعریف سیستم های توصیه کننده و انواع آن، به معرفی نمای کلی از حیطه شخصی سازی پرداخته و انواع مختلف شخصی سازی ارائه می شود. همچنین در مورد روند شخصی سازی بحث نموده و در خصوص سیستم های توصیه کننده به عنوان بخش جدایی ناپذیر از این فرایند نیز توضیحاتی مطرح شده است. در ادامه چالش هایی که برای پیاده سازی سیستم های توصیه کننده وجود دارد ارائه شده است و نهایتاً حوزه هایی که بحث شخصی سازی سیستم های توصیه کننده می تواند در آن مطرح شود، ارائه می شود.

**اصالت/ارزش افزوده علمی:** نتایج این پژوهش با مروری جامع بر کلیه پژوهش های این حوزه می تواند به عنوان جعبه ابزاری در جهت کاربرد سیستم های توصیه کننده در شخصی سازی محققان را در ایده پردازی و انتخاب روش مناسب در طبقه بندی و تحلیل داده ها یاری دهد.

**کلیدواژه ها:** شخصی سازی، سیستم های توصیه کننده، شخصیت کاربر، نگاشت دانش.

### ۱- مقدمه

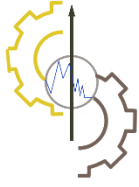
رشد و توسعه شبکه جهانی و پیشرفت فناوری اطلاعات، در عین اینکه مشکلات ناشی از کمبود داده را حل کرده، موجب مسئله جدیدی به نام تراکم اطلاعات شده است. حالتی که در آن به دلیل حجم انبوه اطلاعات، قادر به تصمیم گیری و انتخاب مناسب نخواهیم بود. سیستم های توصیه کننده به عنوان کمک به حل چنین مسائلی به وجود آمدند. سیستم های توصیه کننده در اواسط دهه ۱۹۹۰ ظاهر شدند، اما از زمان جایزه *Netflix* توجه قابل توجهی را کسب نمودند. امروزه، سیستم های توصیه کننده در مقیاس وسیعی از حوزه ها از قبیل فیلم ها (*Netflix*)، کتاب

\* نویسنده مسئول

sadeqi@yazd.ac.ir

<https://dorl.net/dor/20.1001.1.27831345.1401.3.1.2.5>





(Amazon) یا موسیقی (Spotify) به کار گرفته می‌شوند. به طور کلی، از آنجایی که انتخاب‌های زیادی در سیستم وجود دارد و کاربران فقط به بخش کوچکی از آیت‌ها علاقه دارند سیستم‌های توصیه کننده در هر دامنه‌ای مفید هستند (زیربسیکی<sup>۱</sup>، ۱۲، ۲۰۱۶). با توسعه این تکنیک‌های توصیه، سیستم‌های توصیه بیشتر و بیشتری اجرا شده است و بسیاری از برنامه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه در دنیای واقعی ایجاد شده‌اند. کاربرد سیستم‌های توصیه شامل توصیه اخبار، تور، مقالات، فیلم‌ها، موسیقی، کتاب‌ها، اسناد و زمینه‌های تجارت الکترونیک، آموزش الکترونیک، مدیریت الکترونیک و خدمات تجارت الکترونیک است (پاتل و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۱۷). سیستم‌های توصیه کننده (RS) ابزارها و تکنیک‌های نرم‌افزاری هستند که آیت‌هایی را که برای کاربر قابل استفاده است پیشنهاد می‌نمایند (رایسی و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۱۱). سیستم‌های توصیه کننده سعی می‌کنند که ترجیحات کاربر را کشف نموده و در مورد آن‌ها اطلاعاتی می‌گیرند تا نیازهای آن‌ها را پیش‌بینی نمایند. به طور گسترده، سیستم توصیه کننده پیشنهادات خاصی راجع به آیت‌ها (محصولات یا اقدامات) در یک حوزه ارائه می‌دهد که ممکن است مورد توجه کاربر قرار بگیرد (دی کامپوس<sup>۴</sup>، ۲۰۱۰). سیستم‌های توصیه ابزارها و روش‌های نرم‌افزاری برای کشف پیشنهادات/توصیه‌هایی برای آیت‌های هستند که برای کاربران مفید است. این پیشنهادات با فرایندهای تصمیم‌گیری مختلفی مرتبط می‌باشند، مانند آیت‌هایی که باید توسط کاربران خریداری شود، فیلم‌هایی که تماشا می‌کنند، موسیقی‌هایی که گوش می‌دهند یا اخباری که می‌خوانند. بیشتر سیستم‌های توصیه کننده برای برنامه‌های مختلف طراحی شده‌اند. هدف اصلی سیستم‌های توصیه این است که آیت مناسبی را برای کاربران حقیقی ارائه دهد. سیستم‌های توصیه این قابلیت را دارد که بر اساس تاریخچه و نمایه کاربران پیشنهاد کند که آیا یک کاربر آیت خاصی را ترجیح می‌دهد یا نه (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

سیستم‌های پیشنهاد دهنده به صورت کلی دو نتیجه دارند:

- به کاربر در تصمیم‌گیری کمک می‌نماید (به طور مثال، از میان چندین گزینه پیش‌رو کدام انتخاب بهتر است و...).
- باعث افزایش آگاهی کاربر، در زمینه مورد علاقه وی می‌شود (به طور مثال، در حین ارائه پیشنهاد کاربر با اقلام و اشیاء جدیدی که قبلاً آن‌ها نمی‌شناخته، آشنا می‌شود).

لازم به توضیح است که آیت یک عبارتی است برای مشخص کردن یا معنی چیزی که سیستم به کاربران توصیه می‌نماید که استفاده کند و کاربر کسی است که پیشنهاد را دریافت می‌کند و همچنین کسی که امتیازهای لازم برای تولید پیشنهادات را فراهم می‌نماید.

یکی از مسائل اصلی که در سیستم‌های توصیه کننده مطرح می‌شود، بحث شخصی سازی است؛ یعنی بتوانیم توصیه‌ای متناسب با خصوصیت شخصی افراد ارائه بدهیم. یکی از مهم‌ترین دستاوردهای هر سایت این است که بتواند که کاربران زیادی را برای خود جذب کند. شخصی سازی ارائه محصولات و خدمات یا اطلاعات متناسب با شخصیت کاربری است که از سایت‌های مختلف دیدن می‌کند. سازمان‌ها مدت طولانی است که وب سایت‌های خود را برای مشتریان خود شخصی سازی می‌کنند.

شخصی سازی یکی از کاربردهای کلیدی یادگیری ماشین با استفاده گسترده در تجارت الکترونیک، سرگرمی، تولید، مراقبت‌های بهداشتی و بسیاری از صنایع دیگر است. در حالی که تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشینی پیشرفت‌های جدید و عملکرد فوق بشری را در سال نشان می‌دهد، برنامه‌های شخصی سازی و سیستم‌های توصیه کننده اغلب به دلیل سختی و پیچیدگی اجرا، از راه‌حل‌های جدید استفاده می‌کنند (گلدنبرگ و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۲۱). شخصی سازی، با هدف حمایت از کاربران به صورت جداگانه و با توجه به نیازها و پیش‌نیازهای فردی آن‌ها، در تعدادی از حوزه‌ها از جمله یادگیری، جستجو یا بازیابی اطلاعات مورد بحث بررسی قرار گرفته است (آگستین و نیومر<sup>۶</sup>، ۲۰۱۹).

هدف از این پژوهش، مروری سیستمیک بر پژوهش‌های انجام شده در خصوص سیستم‌های توصیه کننده با تأکید بر مسئله شخصی سازی با استفاده از رویکرد نگاشت دانش<sup>۷</sup> می‌باشد. استفاده از *bibliometrics* یا نگاشت دانش امروزه در همه رشته‌ها توسعه یافته است.

<sup>1</sup> Zibriczky12

<sup>2</sup> Patel et al.

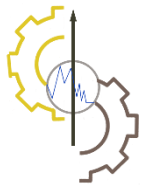
<sup>3</sup> Ricci et al.

<sup>4</sup> De Campos

<sup>5</sup> Goldenberg et al.

<sup>6</sup> Augstein and Neumayr

<sup>7</sup> Bibliometrics



از آنجایی که تعداد مقالات علمی منتشر شده در حوزه‌های مختلف علمی به‌طور روزافزون در حال افزایش است و حتی ممکن است به‌روزسانی دائمی اطلاعات با انتشار مقالات جدید امری غیرممکن باشد علاوه بر این، سهم پژوهش‌های تجربی که منجر به جریان‌های تحقیقاتی گسترده شده است مورد تأکید است (برینر و دنیر<sup>۱</sup>، ۲۰۱۲). همچنین مرور متون نقش مهمی را در ترکیب یافته‌های پژوهش‌های گذشته به‌منظور استفاده مؤثر از پایگاه دانش موجود، پیشبرد یک تحقیق و ارائه بینشی مبتنی بر شواهد، همچنین قابل‌آزمایش و قضاوت حرفه‌ای ایفا می‌کند (روسو<sup>۲</sup>، ۲۰۱۲).

پژوهشگران از روش‌های کمی و کیفی متفاوتی به‌منظور بررسی رویکردها برای درک و سازمان‌دهی یافته‌های اولیه استفاده می‌کنند. در این میان، نگاهت دانش بالقوه توانایی معرفی یک فرایند مروری نظام‌مند، شفاف و تکرارپذیری را بر اساس اندازه‌گیری آماری علم، متخصصان و فعالیت‌های علمی را دارد (برادوس<sup>۳</sup>، ۱۹۸۷؛ پریچارد<sup>۴</sup>، ۱۹۶۹) برخلاف روش‌های دیگر نگاهت دانش، تحلیل‌های عینی و قابل‌اطمینان‌تری را فراهم می‌کند، در واقع حجم عظیم اطلاعات جدید، پیشرفت‌های مفهومی و داده‌ها، محیطی هستند که در آن نگاهت دانش با ارائه یک تحلیل ساختاریافته برای مجموعه بزرگی از اطلاعات، به‌منظور استنباط روندها در طول زمان، موضوعات موردپژوهش، شناسایی تغییرات و همچنین شناسایی بسیاری از محققان و مؤسسات و به‌طورکلی ارائه «تصویر بزرگ» از تحقیقات موجود بسیار مفید خواهد بود (کرین<sup>۵</sup>، ۱۹۷۲).

در بخش بعدی، ابتدا با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* از کتابخانه *R* خروجی‌های مرتبط با موضوع پژوهش استخراج می‌شود. در بخش سوم، ضمن تعریف رویکردهای مختلف سیستم‌های توصیه‌کننده، به تعریف شخصی‌سازی، رویکردهای مختلف شخصی‌سازی و فرایند شخصی‌سازی پرداخته شده و در نهایت ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم‌های توصیه‌کننده را تشریح نموده و چالش‌هایی که در خصوص پیاده‌سازی توصیه‌کننده مطرح می‌شود، ارائه می‌گردد. همچنین در نهایت به حوزه‌های متنوعی که می‌تواند شخصی‌سازی در آن استفاده شود و معیارهای ارزیابی عملکرد این‌گونه سیستم‌ها مطرح شده می‌شود.

## ۲- ادبیات نظری و پیشینه پژوهش

سیستم‌های توصیه‌کننده ابزارها و روش‌های نرم‌افزاری برای کشف پیشنهادات/توصیه‌هایی برای آیتم‌های هستند که برای کاربران مفید است. این پیشنهادات با فرایندهای تصمیم‌گیری مختلفی مرتبط می‌باشند، مانند آیتم‌هایی که باید توسط کاربران خریداری شود، فیلم‌هایی که تماشا می‌کنند، موسیقی‌هایی که گوش می‌دهند یا اخباری که می‌خوانند. بیشتر سیستم‌های توصیه‌کننده برای برنامه‌های مختلف طراحی شده‌اند. هدف اصلی سیستم‌های توصیه‌کننده این است که آیتم مناسبی را برای کاربران حقیقی ارائه دهد. سیستم‌های توصیه‌کننده این قابلیت را دارد که بر اساس تاریخچه و نمایه کاربران پیشنهاد کند که آیا یک کاربر آیتم خاصی را ترجیح می‌دهد یا نه (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

سیستم توصیه‌کننده یک الگوریتم هوش مصنوعی است که اطلاعات مربوط به رفتار مشتریان را فیلتر نموده و محصولاتی را به آن‌ها پیشنهاد می‌کند. این پیشنهاد مبتنی بر عوامل مختلفی از قبیل خریدهای گذشته، اطلاعات جمعیتی، تاریخچه جست‌وجوی آن‌ها و ... است. پیاده‌سازی سیستم توصیه‌کننده سه رویکرد اصلی دارد: فیلترینگ مشارکتی، فیلترینگ مبتنی بر محتوا و سیستم توصیه‌کننده ترکیبی (تاتیانا و میخائیل<sup>۶</sup>، ۲۰۱۸).

با توسعه این تکنیک‌های توصیه‌کننده، سیستم‌های توصیه‌کننده بیشتر و بیشتری اجرا شده است و بسیاری از برنامه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه‌کننده در دنیای واقعی ایجاد شده‌اند. کاربرد سیستم‌های توصیه‌کننده شامل توصیه اخبار، تور، مقالات، فیلم‌ها، موسیقی، کتاب‌ها، اسناد و زمینه‌های تجارت الکترونیک، آموزش الکترونیک، مدیریت الکترونیک و خدمات تجارت الکترونیک است (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

<sup>1</sup> Briner and Denyer

<sup>2</sup> Rousseau

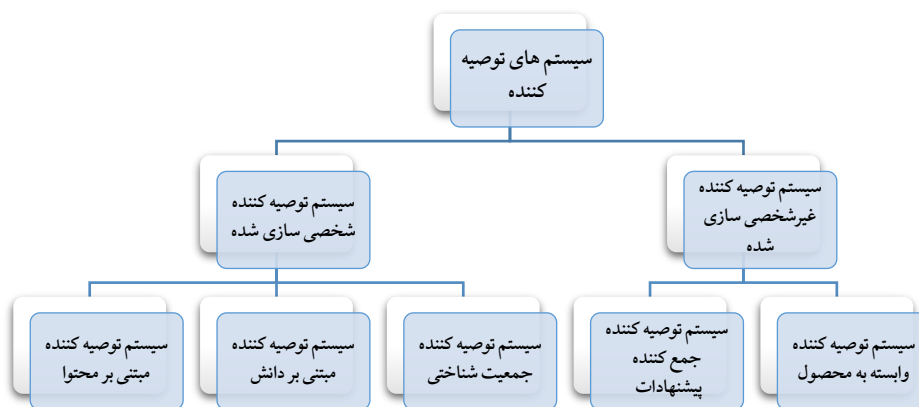
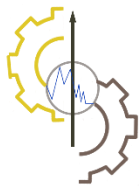
<sup>3</sup> Broadus

<sup>4</sup> Pritchard

<sup>5</sup> Crane

<sup>6</sup> Tatiana and Mikhail

سیستم‌های توصیه دهنده را از یک منظر می‌توان به دو دسته شخصی سازی شده و غیر شخصی شده دسته‌بندی نمود.



شکل ۱- تکنیک‌های سیستم‌های توصیه کننده (پریمایا و وارما، ۲۰۱۹).

Figure 1- Recommended systems techniques (Prima and Varma, 2019).

نحوه اجرای فرایند نگاشت علم توسط (بورنر و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۰۳) توصیف شده است. کوبو و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۱۱) نرم‌افزارهای نگاشت علم را با استفاده از فرایندی مشابه مقایسه نمودند. رویکرد استاندارد این فرایند شامل پنج مرحله است (زوپیک و کاتر<sup>۴</sup>، ۲۰۱۵):

۱. طرح مطالعه.
۲. جمع‌آوری داده‌ها.
۳. تجزیه و تحلیل داده‌ها.
۴. مصورسازی داده‌ها.
۵. تفسیر (آریا و کورولو<sup>۵</sup>، ۲۰۱۷).

تاکنون تحقیقات زیادی در زمینه «شخصی سازی» انجام شده است. برای درک بهتر موضوع کاربرد سیستم‌های توصیه کننده در مالی ابتدا کلیدواژه «Personalization» AND «Recommender Systems» را در اسکوپوس در تاریخ ۱۱ مارچ ۲۰۲۱ جست‌وجو کرده و با استفاده از کتابخانه bibliometrix در نرم‌افزار R خروجی‌های زیر را دریافت شده است. طبق نتایج درگاه اسکوپوس تنها ۱۶۲۰ مدرک در این خصوص وجود دارد که از این بین ۴۴۵ مقاله تحت این عنوان انجام شده است. خلاصه‌ای از نتایج آمار توصیفی به شرح جدول ۱ است.

جدول ۱- آمار توصیفی پویش‌های انجام شده.

Table 1- Descriptive statistics of research.

توصیف	نتایج
اطلاعات اصلی در خصوص داده‌ها	
دوره زمانی	2000:2021
منبع (مجله، کتاب و ...)	751
اسناد	1620
میانگین انتشار در هر سال	7.16
میانگین استناددهی به هر مقاله	19.63
میانگین استناددهی به هر مقاله در هر سال	1.97
ارجاعات	40450

<sup>1</sup> Pereira and Varma

<sup>2</sup> Börner et al.

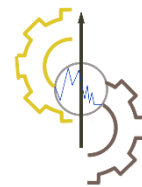
<sup>3</sup> Cobo et al.

<sup>4</sup> Zupic and Čater

<sup>5</sup> Aria and Cuccurullo

Table 1- Continued.

توصیف	نتایج
نوع سند	
مقاله	445
فصل کتاب	39
مقاله کنفرانسی	1039
کنفرانس مروری	73
مروری	18
محتوای اسناد	
کلمات کلیدی	5849
نویسندگان	3464
مقالات تک نویسنده	121
مقالات با چند نویسنده	3343



شکل ۲- مهم‌ترین کلیدواژه‌های بکار رفته در مقالات.

Figure 2- The most important keywords used in articles.

در شکل ۲ مهم‌ترین کلیدواژه‌های بکار رفته در مقالات بر اساس تعداد تکرار دفعات آن کلیدواژه نمایش داده شده است.

اصطلاح	فراوانی
سیستم توصیه کننده <sup>۱</sup>	1162
شخصی سازی <sup>۲</sup>	834
فیلترینگ مشارکتی <sup>۳</sup>	344
تجارت الکترونیک <sup>۴</sup>	189
داده کاوی <sup>۵</sup>	159
سیستم یادگیری <sup>۶</sup>	146
شبکه‌های اجتماعی <sup>۷</sup>	131
شخصی سازی شده <sup>۸</sup>	130
سیستم توصیه <sup>۹</sup>	126
احساسات <sup>۱۰</sup>	119
وب سایت <sup>۱۰</sup>	119

<sup>1</sup> Recommender systems

<sup>2</sup> Personalizations

<sup>3</sup> Collaborative filtering

<sup>4</sup> Electronic commerce

<sup>5</sup> Data mining

<sup>6</sup> Learning systems

<sup>7</sup> Social networking (online)

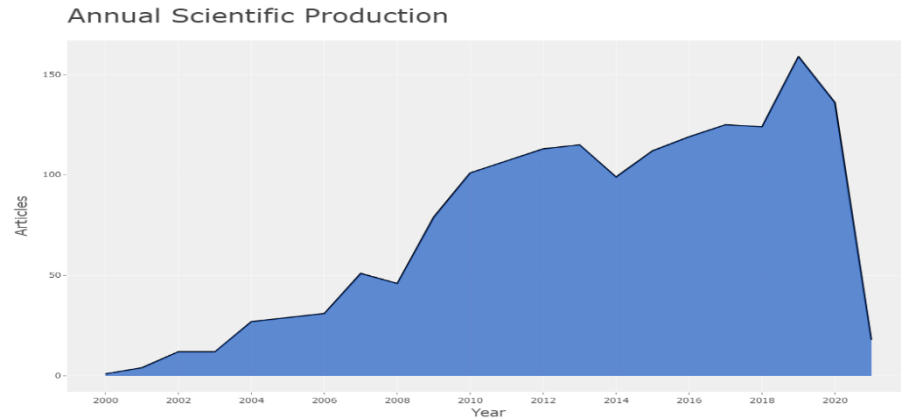
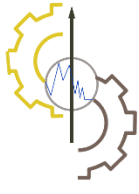
<sup>8</sup> Personalized recommendation

<sup>9</sup> Semantics

<sup>10</sup> Websites



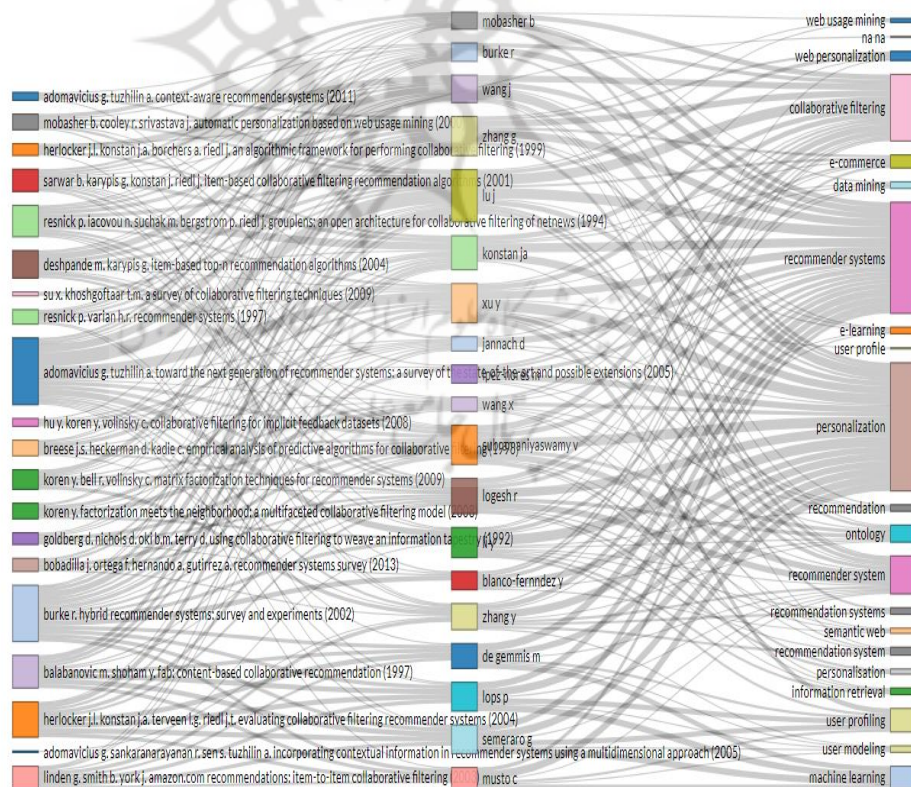
در شکل ۳ تعداد پژوهش‌های انجام شده در هر سال نشان داده شده است.



شکل ۳- تعداد پژوهش‌های انجام شده در هر سال.  
Figure 3- Number of researches per year.

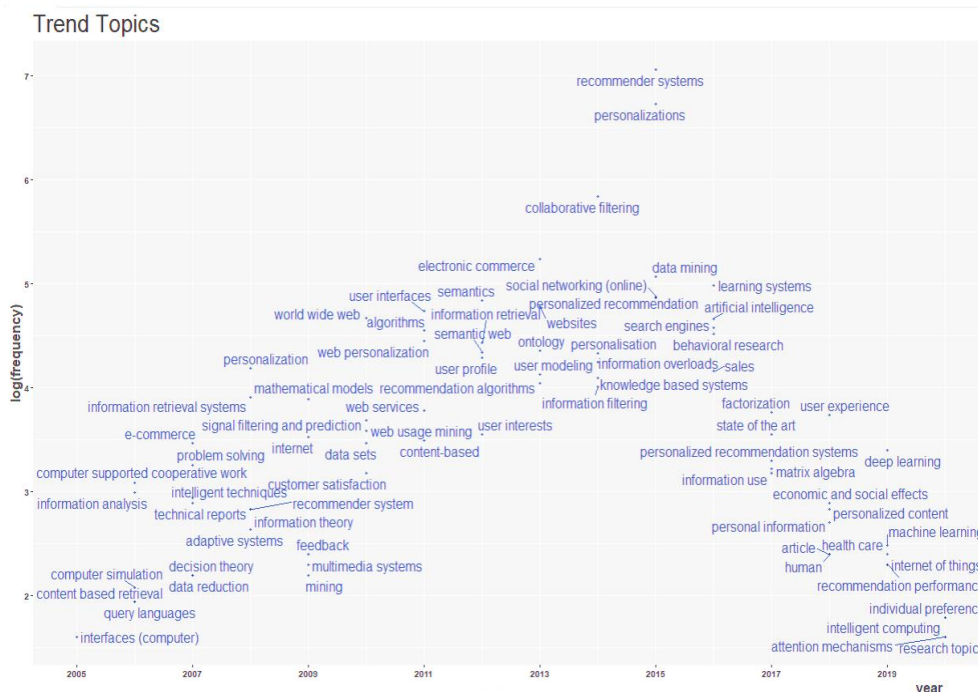
همان‌گونه که در شکل ۳ ملاحظه می‌شود که بحث شخصی‌سازی و سیستم‌های توصیه‌کننده در این دو دهه مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته و از سال ۲۰۱۰ تقریباً روند این پژوهش‌ها توسعه پیدا کرده و در سال ۲۰۱۹ به اوج خود رسیده است.

در شکل ۴ شبکه ارتباط بین نویسندگان، واژگان کلیدی و عناوین ارائه شده است به نحوی که در سمت چپ کلیدواژه‌ها، در وسط عناوین و در سمت راست نویسندگان مربوط به پژوهش‌های برتر در این زمینه ارائه شده است.



شکل ۴- اهمیت شخصی‌سازی و سیستم‌های توصیه‌کننده در پژوهش‌های انجام شده.  
Figure 4- The importance of personalization and recommendation systems in research.

در شکل ۵ روند اهمیت کلیدواژه‌ها در پژوهش‌های انجام شده در دوره‌های زمانی مختلف نشان داده شده است.



شکل ۵- روند اهمیت کلیدواژه‌ها در پژوهش‌های انجام شده در دوره‌های زمانی مختلف.

Figure 5- The trend of the importance of keywords in research conducted in different time period.

در ادامه به بررسی مفهوم شخصی سازی و فرایند شخصی سازی می‌پردازیم.

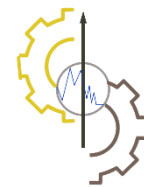
### ۳- روش پژوهش

تصور کنید گوگل قرار است هر روز یکسری اخبار به شما ارائه نماید، چه اخباری را باید برای شما هر روز نشان دهد که در راستای علایق و سلیقه شخصی شما باشد؟ همین مسئله در خصوص آمازون و سایر خرده فروشی‌های آنلاین نیز قابل مطرح است: کدام کالاها و خدمات را باید برای نمایش روی صفحه شخصی شما به شما ارائه بدهد که شما بیشتر ترغیب به استفاده از آن کالاها پیدا کنید؟

این صنعت از دهه ۱۹۹۰ با چنین سؤالاتی مواجه شده است زمانی که چندین شرکت شخصی ساز مانند *Firefly, Net Perceptions, Broadvision, ATG, Blue Martini, e.Piphany, Kana, DoubleClick, Claria* تشکیل شدند.

دیدگاه‌های مختلفی در خصوص شخصی سازی وجود دارد. برخی از این تعاریف به شرح زیر است (ادوماویشس و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۰۸): شخصی سازی توانایی ارائه محتوا و خدماتی است که بر اساس دانش در مورد ترجیحات و رفتار افراد باشد (هاگن و همکاران<sup>۲</sup>، ۱۹۹۹). شخصی سازی عبارت است از ایجاد مشتریان وفادار به وسیله ایجاد یک رابطه معنی دار یک طرفه<sup>۳</sup> از طریق درک نیازهای هر فرد و کمک به برآوردن هدفی که به طور کارآمد و علمی نیاز هر فرد را در یک زمینه خاص برطرف کند (ریکن<sup>۴</sup>، ۲۰۰۰). شخصیت مفهومی بسیار پیچیده در روان شناسی است که آگاهی از آن شالوده حل بسیاری از مشکلات شرکت‌هاست. این مفهوم از واژه لاتین پرسونا گرفته شده و مجموعه‌ای ویژگی‌های بادوام و منحصر به فرد است که امکان دارد در پاسخ به حالات مختلف تغییر کند (تقوا و عبدالهی<sup>۵</sup>، ۲۰۱۴).

شخصیت یک عامل قابل پیش‌بینی و کاملاً پایدار است که رفتارهای انسان را شکل می‌دهد. در ادبیات روان‌شناسی، شخصیت به عنوان "الگوی رفتاری سازگار و فرایندهای بین فردی ناشی از فرد" توصیف می‌شود (برگر<sup>۶</sup>، ۲۰۱۰) که تفاوت‌های فردی را در سبک‌های عاطفی،



<sup>1</sup> Adomavicius et al.

<sup>2</sup> Hagen et al.

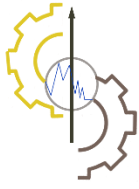
<sup>3</sup> One-Toone

<sup>4</sup> Riecken

<sup>5</sup> Taqwa and Abdollahi

<sup>6</sup> Burger





بین فردی، تجربی، نگرشی و انگیزشی افراد حساب می‌کند (جان و سیرواستاوا<sup>۱</sup>، ۱۹۹۹). مدل‌های مختلفی برای توصیف و نمایش شخصیت انسان ارائه شده است. در میان آن‌ها، مدل ۵ عاملی (FFM) یکی از جامع‌ترین مدل‌ها در نظر گرفته شده است و بیشتر برای ساختن پروفایل‌های کاربر استفاده شده است (هو و پو<sup>۲</sup>، ۲۰۱۱). مدل ۵ عاملی ۵ بعد وسیع را معرفی می‌کند که برای توصیف شخصیت یک فرد بکار می‌رود، گشودگی<sup>۳</sup> (مهارت‌گرایی و نوجویی)، وظیفه‌شناسی و جدیت<sup>۴</sup>، سازگاری<sup>۵</sup>، ثبات عاطفی<sup>۶</sup>، برون‌گرایی<sup>۷</sup> (زارعی متین<sup>۸</sup>، ۲۰۰۹).

شخصیت بر نحوه تصمیم‌گیری افراد هم تأثیر می‌گذارد (نانس و هو<sup>۹</sup>، ۲۰۱۲) و همچنین نشان داده است که افراد با ویژگی‌های شخصیتی مشابه احتمالاً سلیقه مشابهی هم دارند. به‌عنوان مثال رنتفرو و گوسلینگ<sup>۱۰</sup> (۲۰۰۳) بررسی کردند که چگونه ترجیحات موسیقی از نظر FFM با شخصیت مرتبط است. آن‌ها نشان می‌دهند که افراد با برون‌گرایی بالا به موسیقی جاز، کلاسیک و پرانرژی علاقه دارند و افراد درون‌گرا معمولاً موسیقی رپ، هیپ-هپ، فانک و الکترونیک استقبال می‌کنند. در حوزه فیلم، چائوسن<sup>۱۱</sup> (۲۰۱۰) مطالعه‌ای را ارائه داد که نشان می‌دهد افراد برونگرا فیلم‌های کمدی و فانتزی را ترجیح می‌دهند و افراد با سازگاری بالاتر بیشتر به فیلم‌های اکشن تمایل دارند و افراد روان رنجور تمایل به فیلم‌های عاشقانه دارند.

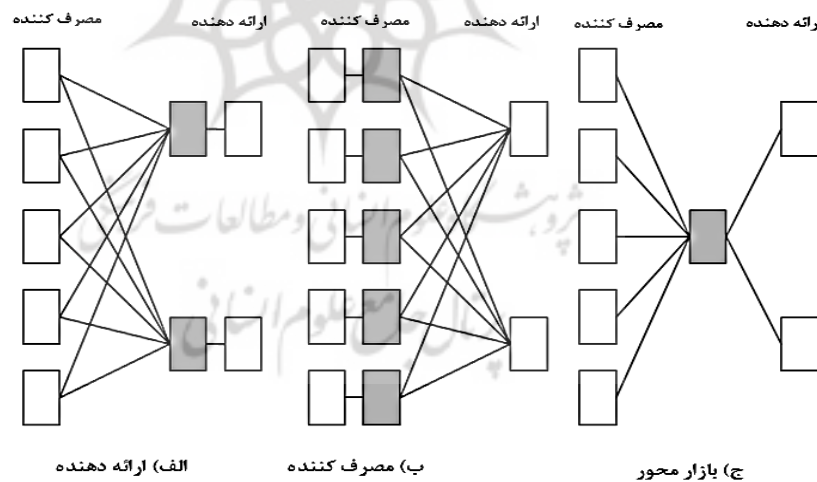
می‌دانیم که همان‌طور که در مقاله کانتادورو همکاران<sup>۱۲</sup> (۲۰۱۳) نشان داده شده، ویژگی‌هایی از جمله، سن و جنسیت کاربر، می‌تواند بر جنبه‌های شخصیتی فرد نیز مؤثر باشد (فرناندز-توبیاس و همکاران<sup>۱۳</sup>، ۲۰۱۶).

متناسب‌سازی<sup>۱۴</sup> پیشنهادات شخصی توسط ارائه‌دهندگان به مصرف‌کنندگان می‌تواند به اشکال مختلف باشد. در این بخش انواع مختلف شخصی سازی را شرح می‌دهیم:

– ارائه دهنده محور<sup>۱۵</sup>.

– مصرف کننده محور<sup>۱۶</sup>.

– بازار محور<sup>۱۷</sup>.

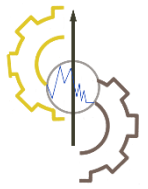


شکل ۵- انواع مختلف شخصی سازی (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸).

Figure 5- Different types of personalization (Adomavicius et al., 2008).

<sup>1</sup> John and Srivastava  
<sup>2</sup> Hu and Pu  
<sup>3</sup> Openness  
<sup>4</sup> Conscientiousness  
<sup>5</sup> Agreeableness  
<sup>6</sup> Neuroticism  
<sup>7</sup> Extraversion  
<sup>8</sup> Zarei Matin  
<sup>9</sup> Nunes and Hu

<sup>10</sup> Rentfrow and Gosling  
<sup>11</sup> Chausson  
<sup>12</sup> Cantador et al.  
<sup>13</sup> Fernández-Tobías et al.  
<sup>14</sup> Tailoring  
<sup>15</sup> Provider-Centric  
<sup>16</sup> Consumer-Centric  
<sup>17</sup> Market-Centric



همان‌طور که در شکل ۵ ارائه شده است، پیشنهادات شخصی شده توسط موتورهای شخصی‌سازی به سه روش از ارائه دهندگان به مصرف کنندگان تحویل داده می‌شود. در این شکل‌ها، ارائه دهندگان و مصرف کنندگان پیشنهادهای شخصی با جعبه‌های سفید، موتورهای شخصی‌سازی با جعبه‌های خاکستری و تعاملات بین مصرف کننده و ارائه دهندگان با خط نشان داده می‌شوند (ادوماویشس و تازیلین<sup>۱</sup>، ۲۰۰۵a).

رویکرد اول: شکل ۱ رویکرد شخصی‌سازی ارائه دهنده محور را ارائه می‌دهد که فرض می‌کند هر ارائه دهنده موتور شخصی‌سازی خاص خود را دارد که محتوای ارائه دهنده را متناسب با مصرف کننده خود تنظیم می‌کند. این رایج‌ترین رویکرد شخصی‌سازی است که توسط آمازون، نتفلیکس و سرویس‌های موسیقی Pandora streaming استفاده می‌شود. در این روش، دو مجموعه هدف برای موتورهای شخصی‌سازی وجود دارد. از یک طرف آن‌ها باید بهترین خدمت را به مشتریان خود ارائه دهند و از طرف دیگر، این خدمات شخصی‌سازی برای بهبود عملکرد مالی ارائه دهندگان این خدمات (به‌عنوان آمازون و نتفلیکس) طراحی شده‌اند و رفتار آن‌ها نیز با انگیزه‌های اقتصادی برای بهبود خطوط پایین شرکت‌ها هدایت می‌شود؛ بنابراین چالش رویکرد ارائه دهنده محوری برقراری تعادل بین دو مجموعه هدف با راضی نگه داشتن مشتری از پیشنهادات متناسب و ایجاد راه‌حل‌های شخصی برای تأمین‌کننده اقتصادی است.

رویکرد دوم: در شکل ۱ رویکرد مصرف کننده محور<sup>۲</sup> است، که فرض می‌کند مصرف کننده دارای موتور شخصی‌سازی (یا نماینده) خاص خود است که این مصرف کننده خاص را درک می‌کند و خدمات شخصی‌سازی را در چندین مورد مبتنی بر این دانش ارائه می‌دهد. این نوع شخصی‌سازی متمرکز بر مصرف کننده که در طیف وسیعی از ارائه دهندگان و پیشنهادات ارائه می‌شود سرویس e-Butler نامیده می‌شود (ادوماویشس و تازیلین<sup>۳</sup>، ۲۰۰۲) و نمونه آن سرویس توسط PersonalWeb service from Claria<sup>۴</sup> ارائه شده است. خدمات شخصی-سازی مشتری محور بر نیازهای مصرف کننده متمرکز شده‌اند و باید فقط اهداف مصرف کننده محوری را دنبال کنند، مانند پیش‌بینی نیازهای مشتری و انتخاب تعامل با وب‌سایتی که رضایت بیشتری برای مصرف کنندگان داشته باشد.

رویکرد سوم: ارائه شده شکل ۵ رویکرد بازار محور<sup>۵</sup> است، که خدمات شخصی‌سازی را برای یک بازار در یک صنعت یا بخش خاص فراهم می‌کند. در این حالت موتور شخصی‌سازی با اطلاع از مصرف کننده و پیشنهادات ارائه دهندگان و تلاش برای مطابقت با اهداف داخلی، از طریق بهترین روش‌ها، نقش اطلاعاتی را بازی می‌کند. درگاه‌های شخصی‌سازی شده که خدمات ارائه شده توسط شرکای شرکتی خود را متناسب با نیازهای فردی مشتریان خود تنظیم می‌کنند نمونه‌ای از این رویکرد بازار محور است.

انواع پیشنهادهای شخصی می‌تواند بسته به نوع پیشنهادی که توسط برنامه شخصی‌سازی ارائه می‌شود، به میزان قابل توجهی متفاوت باشد. به‌عنوان مثال، روش‌های تعیین جست‌وجوهای شخصی شده (کیو و چو<sup>۶</sup>، ۲۰۰۶) با روش‌های تعیین قیمت‌گذاری شخصی (چادھاری و همکاران<sup>۷</sup>، ۲۰۰۵) به‌طور قابل توجهی متفاوت است، همچنین با روش‌های ارائه محتوای شخصی به صفحات وب (اسچین و همکاران<sup>۸</sup>، ۲۰۰۲) و توصیه‌های شخصی شده برای محصولات مفید (ادوماویشس و تازیلین<sup>۹</sup>، ۲۰۰۵b) تفاوت معناداری دارد.

یکی از عوامل تعیین کننده تفاوت در روش‌های مختلف ارائه پیشنهادهای شخصی، ساختار و پیچیدگی فضای پیشنهادهاست که می‌تواند در انواع مختلف پیشنهادها تفاوت چشمگیری داشته باشد. به‌عنوان مثال، در مورد قیمت‌های پویا، ساختار فضای ارائه دهنده نسبتاً ساده است (به‌عنوان مثال، متغیر گسسته یا پیوسته)، در حالی که در مورد محتوای آنلاین بسته به نحوه ساختار محتوا می‌تواند در صفحات وب یک برنامه شخصی‌سازی بسیار بزرگ و پیچیده باشد. عامل تعیین کننده دیگر، روش‌های مختلف تعیین قیمت‌های پویا برای ارائه انواع مختلف پیشنهادات هدفمند است.

<sup>1</sup> Adomavicius and Tuzhilin  
<sup>2</sup> Consumer-Centric  
<sup>3</sup> Adomavicius and Tuzhilin  
<sup>4</sup> <http://www.claria.com>  
<sup>5</sup> Market-Centric

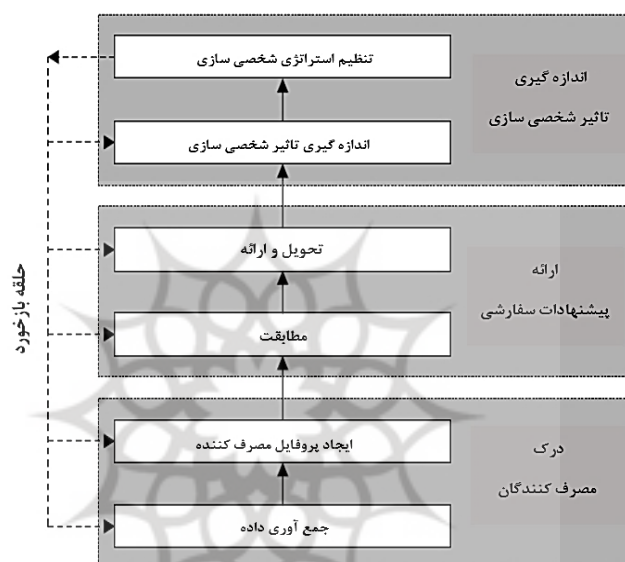
<sup>6</sup> Qiu and Cho  
<sup>7</sup> Choudhary et al.  
<sup>8</sup> Schein et al.  
<sup>9</sup> Adomavicius and Tuzhilin

به عنوان مثال، نحوه تعیین قیمت های پویا به نظریه های اقتصادی بستگی دارد، در حالی که ارائه توصیه های شخصی به داده کاوی و روش های توصیه مانند فیلترینگ مشارکتی بستگی دارد. به همین ترتیب، نحوه ارائه جست و جوی شخصی به تئوری های بازاریابی اطلاعات و جست و جوی وب بستگی دارد.

#### ۴- تحلیل داده ها

##### ۴-۱- مراحل شخصی سازی

همان طور که ادوماویشس و تازیلین (۲۰۰۵a) بحث کردند، شخصی سازی در شکل کلی آن یک فرایند تکراری است که شامل چندین مرحله است که با هم در یک سیستم ادغام شده اند. به طور خاص، ادوماویشس و تازیلین (۲۰۰۵a) چارچوب درک-تحویل-اندازه گیری<sup>۱</sup> را ارائه می دهند (که یک کار گسترده برای کارهای مقدماتی گزارش شده در ادوماویشس و تازیلین<sup>۲</sup> (۲۰۰۱) است) که طبق آن فرایند شخصی سازی بر اساس چرخه UDM شامل مراحل نشان داده شده در شکل ۶ است:



شکل ۶- مراحل شخصی سازی (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸).

Figure 6- personalization steps. (Adomavicius et al., 2008).

درک مصرف کنندگان<sup>۳</sup>: به وسیله جمع آوری اطلاعات جامع در مورد مصرف کنندگان و تبدیل آن ها به دانش عملی ذخیره شده در پروفایل های مصرف کننده. خروجی این مرحله یک انبار داده<sup>۴</sup> است (کیمبال<sup>۵</sup>، ۱۹۹۶)، داده های مربوط به مصرف کننده را ذخیره می کند و مبتنی بر مدل لیو و تازیلین<sup>۱</sup> (۲۰۰۸)، مدل های مربوط به مصرف کننده را ذخیره می کند. با هم دو نوع اطلاعات نمایه مصرف کننده را تشکیل می دهند.

ارائه پیشنهادات سفارشی<sup>۷</sup>: بر اساس دانش مربوط به هر مصرف کننده، همان طور که در پروفایل های مصرف کننده ذخیره شده و اطلاعات مربوط به فضای ارائه شده است. موتور شخصی سازی باید پیشنهاد های سفارشی مربوط به هر مصرف کننده را در متن مشخص شده پیدا کند و آن ها را به بهترین شکل ممکن از جمله در مناسب ترین زمان ها و طریق مناسب ترین روش به او تحویل دهد. این پیشنهادات سفارشی، بازاریابی فرایند شخصی سازی را تشکیل می دهند.

<sup>1</sup> Understand-Deliver-Measure (UDM)

<sup>2</sup> Adomavicius and Tuzhilin

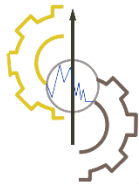
<sup>3</sup> Understand consumers

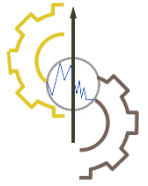
<sup>4</sup> Data warehouse

<sup>5</sup> Kimball

<sup>6</sup> Liu and Tuzhilin

<sup>7</sup> Deliver customized offering





اندازه‌گیری تأثیر شخصی سازی<sup>۱</sup>: از تولیدات بازیابی، تأثیر شخصی سازی را اندازه‌گیری کنید. این اطلاعات اطلاعاتی را فراهم می‌کند که می‌تواند درک ما را در مورد مصرف کنندگان افزایش دهد یا نقص روش‌های تحویل شخصی را نشان دهد؛ بنابراین این اطلاعات اضافی به‌عنوان بازخوردی برای بهبود هر یک از مؤلفه‌های دیگر فرایند شخصی سازی عمل می‌کند. این اطلاعات بازخورد یک چرخه از مراحل شخصی سازی را تکمیل می‌کند و زمینه را برای چرخه بعدی فراهم می‌کند.

وسان و رالاس<sup>۲</sup> (۲۰۰۶) یک روش جایگزین برای توصیف روند شخصی سازی شامل مراحل تعامل<sup>۳</sup>، پردازش<sup>۴</sup>، سفارشی سازی<sup>۵</sup> و تحویل<sup>۶</sup> ارائه می‌دهند. علاوه بر این، وسان و رالاس (۲۰۰۶) صریحاً چهار هدف برای در چارچوب خود معرفی می‌کنند: مشتریان، داده‌های مشتری، مشخصات مشتری و بازده بازاریابی نشان می‌دهند که چگونه چهار مرحله فوق‌الذکر به این چهار هدف متصل می‌شوند. مارتی و سارکار<sup>۷</sup> (۲۰۰۳) همچنین شخصی سازی را به‌عنوان یک فرایند معرفی می‌کنند و آن را در مراحل الف) یادگیری ترجیحات مشتری، ب) تطبیق پیشنهادات با ترجیحات مشتری و ج) ارزیابی فرایندهای یادگیری و تطبیق تقسیم می‌کنند. آن‌ها همچنین شخصی سازی را در چارچوب کلی Value Net قراردادند و آن را به استراتژی عمومی شرکت متصل کردند.

اگرچه هر یک از این رویکرد جنبه‌های مختلف فرایند شخصی سازی را در برمی‌گیرد، ما مدل UDM (ادوماویشس و تازیلین، ۲۰۰۵a) که در شکل دو ارائه شد را دنبال می‌کنیم زیرا معتقدیم که همه جنبه‌های فرایند شخصی سازی را پوشش می‌دهد.

چارچوب UDM که در بالا توضیح داده شد، توصیف مفهومی سطح بالا از روند شخصی سازی را تشکیل می‌دهد. اجرای فنی چارچوب UDM شامل شش مرحله زیر است که در شکل ۶ ارائه شده است (ادوماویشس و تازیلین، ۲۰۰۵a):

**مرحله اول: جمع‌آوری داده‌ها.** فرایند شخصی سازی با جمع‌آوری داده‌ها از طریق کانال‌های مختلف تعامل بین مصرف‌کنندگان و ارائه‌دهندگان (به‌عنوان مثال، وب، تلفن، ایمیل و سایر کانال‌ها) و از منابع مختلف خارجی دیگر برای به دست آوردن جامع‌ترین "تصویر" از یک مصرف‌کننده آغاز می‌شود. برخی از نمونه‌های "تعاملات" شامل مرورگر، جست‌وجو و خرید داده در وب، ایمیل، تلفن و یا ایمیل است. نمونه‌هایی از داده‌های خارجی، داده‌های اقتصادی، ویژگی‌های صنعت و سرشماری است.

**مرحله دوم: ایجاد پروفایل مصرف‌کننده.** پس از جمع‌آوری داده‌ها، یکی از موضوعات اصلی در توسعه برنامه‌های شخصی سازی، تلفیق این داده‌ها و ساختن مشخصات دقیق و جامع مصرف‌کننده بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده است. بسیاری از سیستم‌های شخصی سازی نمایه مصرف‌کننده را از نظر مجموعه‌ای از حقایق در مورد مصرف‌کننده نشان می‌دهند. این حقایق ممکن است شامل مشخصات جمعیتی مصرف‌کننده باشد و همچنین از داده‌های معاملاتی گذشته، مانند دسته کالای مورد علاقه مصرف‌کننده یا ارزش بزرگ‌ترین خرید انجام شده در یک وب‌سایت، حاصل شود.

این اطلاعات واقعی ساده در مورد مصرف‌کننده می‌تواند به‌عنوان یک رکورد در یک پایگاه داده رابطه‌ای یا یک انبار داده مصرف‌کننده محور ذخیره شود. همچنین، اطلاعات واقعی پیچیده‌تر، مانند اطلاعات مربوط به شبکه اجتماعی یک فرد و روابط و تعاملات وی با سایر مصرف‌کنندگان، ممکن است به استفاده از طبقه‌بندی‌ها و هستی‌شناسی‌ها نیاز داشته باشد و می‌توان آن‌ها را با استفاده از XML یا زبان‌های خاص برای تعریف هستی‌شناسی ضبط کرد (سورپرانانت و سولومون<sup>۸</sup>، ۱۹۸۷)، مانند OWL (آنتونیو و وان هارملن<sup>۹</sup>، ۲۰۰۴).

با این حال، چنین مشخصات واقعی ممکن است در برخی از برنامه‌های شخصی سازی پیشرفته‌تر که ممکن است به تکنیک‌های پیشرفته‌تر پروفایل از جمله مدل‌های ضبط جنبه‌های مختلف رفتار مصرف‌کننده، نیاز داشته باشد، کافی نباشد. این مدل‌های مصرف‌کننده ممکن است شامل مدل‌های پیش‌بینی داده کاوی، مانند رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌های بردار پشتیبانی (SVM)، پیش‌بینی جنبه‌های مختلف رفتار مصرف‌کننده باشد.

<sup>1</sup> Measure personalization impact

<sup>2</sup> Vesanen and Raulas

<sup>3</sup> Interaction

<sup>4</sup> Processing

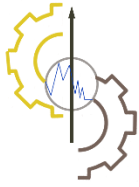
<sup>5</sup> Customization

<sup>6</sup> Delivery Stages

<sup>7</sup> Murthi and Sarkar

<sup>8</sup> Surprenant and Solomon

<sup>9</sup> Antoniou and Van Harmelen



این مدل‌ها را می‌توان برای افراد یا بخش‌هایی از مصرف‌کنندگان ایجاد کرد. علاوه بر مدل‌های پیش‌بینی، پروفایل می‌تواند شامل مدل‌های توصیفی رفتار مصرف‌کننده بر اساس روش‌های داده‌کاوی از قبیل قوانین توصیفی (از جمله قوانین انجمنی) و مدل‌های توالی و زمانی باشد (ادوماویشس و تازیلین، ۲۰۰۵a). یک مثال از قاعده از توصیفی رفتار تماشای فیلم توسط مشتری به این صورت می‌تواند باشد، "جان دو ترجیح می‌دهد آخر هفته‌ها فیلم‌های اکشن ببیند" (یعنی  $Name = "John Doe"$  و  $MovieType = "اکشن"$  →  $TimeOfWeek = "آخر هفته"$ ). چنین قوانینی را می‌توان از تاریخ معاملات مصرف‌کننده با استفاده از تکنیک‌های توصیف شده در ادوماویشس و همکاران<sup>۱</sup> (۲۰۱۱) آموخت. اطلاعات بیشتر در مورد انواع مختلف این مدل‌های توصیفی در مقاله ادوماویشس و همکاران (۲۰۰۸) ارائه شده است.

همان‌طور که در بالا توضیح داده شد، تمام مدل‌های مربوط به مصرف‌کنندگان را می‌توان در یک مدل ذخیره کرد (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸) به‌طوری‌که آن‌ها بر اساس اصولی که در لیو و تازیلین (۲۰۰۸) شرح داده شده‌اند، به‌صورت مرکزی ذخیره و به‌صورت کارآمد مدیریت شوند.

**مرحله ۳: مطابقت.** در این مرحله سیستم‌های شخصی‌سازی، بر اساس اطلاعات مربوط به پروفایل‌های مصرف‌کننده در مرحله دو و فضای ارائه‌ها باید بتوانند پیشنهادات سفارشی را برای افراد یا بخش‌هایی از مصرف‌کنندگان در یک زمینه خاص مطابقت دهند، مانند خرید برای خود در مقابل خرید برای یک دوست. فرایند تطبیق باید پیشنهادهای سفارشی شده از آن فضا را که بیشترین ارتباط با هر مصرف‌کننده در متن مشخص داشته باشند را پیدا کند. قبل از توصیف تطبیق چند مقدمه ارائه می‌دهیم.

فضای پیشنهادها (خدمات) که ساختار خاصی دارد که به‌طور قابل توجهی در میان پیشنهادها متفاوت است. به‌عنوان مثال، در مورد قیمت‌های پویا، فضای ارائه که می‌تواند شامل طیف وسیعی از قیمت‌ها باشد (به‌عنوان مثال از ۱۰ دلار تا ۱۰۰ دلار)، در حالی که سیستم‌های مدیریت محتوا، فضای که می‌تواند از یک ساختار پیچیده با یک طبقه‌بندی معین یا هستی‌شناسی خاص که محتوای سلسله‌مراتبی یک برنامه را مشخص می‌کند. به‌طور خاص، فضای که برای بخش کتاب در وب‌سایت آمازون باید طبقه‌بندی کتاب‌ها را مشخص کند، مانند کتاب‌های مربوط به هنر و سرگرمی، تجارت و فن‌آوری، داستان، سفر و...، الگوها بخش‌ها و اسلات‌های مختلفی که با محتوای خاص پر شده است. برخی از نمونه‌های این بخش‌ها شامل بخشی از جالب‌ترین و مناسب‌ترین کتاب‌ها برای مشتری، پیشنهادات معامله، تاریخ خرید اخیر کتاب و موارد دیگر است که هر بخش ساختار و طبقه‌بندی خاص خود را دارد. به‌طور خلاصه، همه این پیشنهادات دقیق باید طبق برخی از هستی‌شناسی مدیریت محتوا کاملاً پیچیده سازمان‌دهی شوند (شت و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۰۲).

علاوه بر پیشنهادات، فرد باید یک هستی‌شناسی یا طبقه‌بندی از مصرف‌کنندگان ایجاد کند، آن‌ها را بر اساس جغرافیا، شغل، مصرف و الگوی هزینه طبقه‌بندی کند.

این هستی‌شناسی‌ها می‌تواند از شبکه‌های اجتماعی پیچیده‌تر و انواع روابط دیگر بین مصرف‌کنندگان و بین مصرف‌کنندگان و محصولات و خدماتی که ممکن است به آن‌ها علاقه داشته باشند، از جمله انواع مختلفی از بررسی‌ها و نظرات پشتیبانی کنند.

سیستم‌های شخصی‌سازی بسته به زمینه‌ای که در آن ارائه می‌شود، می‌توانند پیشنهادهای سفارشی قابل توجه متفاوتی را به مصرف‌کنندگان ارائه دهند. به‌عنوان مثال، اگر مشخص باشد که مصرف‌کننده دنبال یک کتاب برای دوره دانشگاهی است، نوع متفاوتی از پیشنهاد نسبت به زمانی که مصرف‌کننده دنبال یک هدیه برای دوست پسر خودش می‌باشد، ارائه می‌شود. همان‌طور که ادوماویشس و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۰۵) و گروگولین و همکاران<sup>۴</sup> (۲۰۰۶) نشان دادند تعریف و تعیین زمینه می‌تواند نتیجه شخصی‌سازی را به‌طور قابل توجهی بهبود بخشد. علاوه بر این، هر چه زمینه خاص‌تر باشد و مدل‌های منحصربه‌فردتری ساخته شوند، این زمینه در بهبود پیشنهادات سفارشی برای مصرف‌کنندگان اهمیت بیشتری دارد (گروگولین و همکاران، ۲۰۰۶).

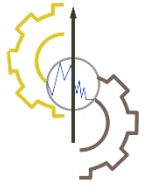
<sup>1</sup> Adomavicius et al.

<sup>2</sup> Sheth et al.

<sup>3</sup> Adomavicius et al.

<sup>4</sup> Gorgoglione et al.





**مرحله ۴: تحویل و ارائه.** در نتیجه مطابقت، یک یا چند پیشنهاد سفارشی برای مصرف کننده انتخاب می‌شود. در مرحله بعد، این پیشنهادات باید به بهترین شکل ممکن تحویل داده شود و به مصرف کننده ارائه شود، یعنی در مناسب‌ترین زمان و از طریق مناسب‌ترین کانال‌ها و به مناسب‌ترین شکل‌ها. این پیشنهادات سفارشی، هنگامی که به مصرف کننده تحویل داده می‌شود، فرایند بازاریابی شخصی سازی را تشکیل می‌دهد. یک طبقه‌بندی از روش‌های کشیدن<sup>۱</sup>، هل دادن<sup>۲</sup> و منفعل بودن<sup>۳</sup> است (اسچافر و همکاران<sup>۴</sup>، ۲۰۰۱). روش هل دادن با ارسال پیام الکترونیکی به مصرف کننده‌ای می‌رسد که در حال حاضر تعاملی با سیستم ندارد. روش‌های کشیدن به مصرف کنندگان اطلاع می‌دهد که اطلاعات شخصی شده در دسترس است اما این اطلاعات را فقط در صورتی که مصرف کننده صریحاً درخواست کند به اون نشان داده می‌شود. تحویل غیرفعال، اطلاعات شخصی را به‌عنوان محصول جانبی سایر فعالیت‌های مصرف کننده نشان می‌دهد، به‌عنوان مثال، هنگام مشاهده کالایی در وب‌سایت، یک مشتری توصیه‌هایی را برای محصولات مرتبط مشاهده می‌کند.

**مرحله ۵: اندازه‌گیری تأثیر شخصی سازی.** در این مرحله، ارزیابی اثربخشی شخصی سازی با استفاده از معیارهای مختلف، مانند دقت، ارزش مادام‌العمر مصرف کننده، ارزش وفاداری و خرید و مصرف لازم است. معیارهای متداول برای اندازه‌گیری تأثیر شخصی سازی، معیارهای مربوط به دقت هستند. به‌عنوان مثال، میزان دقت و مرتبط بودن توصیه را اندازه‌گیری می‌کنند (هرلاکر و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۰۴). اگرچه در حال حاضر مهم است و بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد، اما معیارهای مبتنی بر دقت کاملاً ساده هستند و جنبه‌های پیچیده و ظریف شخصی سازی را به دست نمی‌آورند؛ بنابراین، تلاش شده است تا جنبه‌های عمومی‌تری از اثربخشی شخصی سازی با حمایت از استفاده از معیارهای شخصی سازی جامع‌تری مانند ارزش مادام‌العمر مصرف کننده، ارزش وفاداری، تجربه خرید و مصرف و سایر معیارهای مبتنی بر بازده مصرف کننده، توسعه و بررسی شود (پیروز و راجرز<sup>۶</sup>، ۱۹۹۳). با این حال، آن‌ها فقط مراحل اولیه را تشکیل می‌دهند و برای توسعه روش‌های بهتر و عملی‌تر برای اندازه‌گیری تأثیرات شخصی سازی، کار بیشتری لازم است.

**مرحله ۶: تنظیم استراتژی شخصی سازی.** سرانجام، پس از اندازه‌گیری تأثیر شخصی سازی، می‌توان از این معیارها برای بهبود احتمالی در هر ۵ مرحله دیگر فرایند شخصی سازی استفاده کرد. اگر ما از نتایج اندازه‌گیری راضی نیستیم، باید علل این عملکرد ضعیف را شناسایی کرده و برخی از روش‌های قبلی را که مربوط به ۵ مرحله قبلی فرایند شخصی سازی است، بر اساس حلقه‌های بازخورد ارائه شده در شکل ۶ تنظیم کنیم.

اگر این بازخورد به‌درستی در روند شخصی سازی ادغام شود، کیفیت تعاملات با مصرف کنندگان منفرد، همان‌طور که با معیارهای فوق‌الذکر اندازه‌گیری می‌شود، باید با گذشت زمان رشد کند و منجر به چرخه فاضل شخصی سازی شود. در صورت دستیابی به این چرخه فضیلت<sup>۷</sup>، شخصی سازی به فرایندی قدرتمند برای ارائه ارزش روزافزون به سهامداران تبدیل می‌شود.

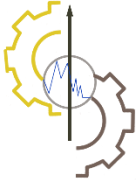
نقطه مقابل چرخه فضیلت، روند شخصی سازی است (ادوماویشس و تازیلین، ۲۰۰۵a) این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که معیارهای رضایتمندی مصرف کننده با گذشت زمان کاهش می‌یابد یا زمانی که سیستم نمی‌تواند خود را با محیط تغییر دهد. در هر صورت، مصرف کنندگان چنانچه از سیستم‌های شخصی سازی ناامید شوند دیگر استفاده از آن را متوقف می‌کنند. اثر شخصی سازی تا حد زیادی مسئول شکست برخی از پروژه‌های شخصی سازی است؛ بنابراین یکی از چالش‌های اصلی شخصی سازی، توانایی دستیابی به چرخه فضیلت شخصی سازی و نیفتادن در دام غیرشخصی سازی است.

## ۲-۴- ورودی‌های سیستم‌های توصیه کننده

ورودی سیستم‌های توصیه کننده بستگی به نوع الگوریتم فیلترینگ دارد. ورودی متعلق به یکی از دسته‌های زیر است:

<sup>1</sup> Pull  
<sup>2</sup> Push  
<sup>3</sup> Passive  
<sup>4</sup> Schafer et al.

<sup>5</sup> Herlocker et al.  
<sup>6</sup> Peppers and Rogers  
<sup>7</sup> Virtuous cycle



۱. رتبه بندی (همچنین رأی هم نامیده می شود) که نظرات کاربران در مورد آیتم ها را بیان می کند. رتبه بندی به طور معمول توسط کاربر ارائه می شود و از یک مقیاس عددی مشخص (مثل ۱ بد تا ۵ عالی) تبعیت می کند. طرح رتبه بندی معمول به صورت باینری (دوتایی) است که تنها صفر و یک داده می شود. رتبه بندی ها می تواند به طور ضمنی از طریق تاریخچه خرید کاربران، گزارش وب، بازدیدهای *hyper-link* عادت های مرورگر یا انواع دیگر الگوهای دسترسی جمع آوری شود.
۲. داده های جمعیت شناختی *Demographic* که اطلاعات مربوط به سن، جنسیت و آموزش کاربران اشاره دارد. این نوع داده ها معمولاً به سختی به دست می آید. معمولاً به صورت صریح از طریق کاربران جمع آوری می شود.
۳. داده های محتوا که بر مبنای تجزیه و تحلیل محتوای آیتم های رتبه بندی شده به وسیله کاربر است. ویژگی های استخراج شده از طریق این تجزیه و تحلیل به عنوان ورودی به الگوریتم فیلترینگ برای دست آوردن پروفایل کاربر استفاده می شود (لامپراپولاس و تشرینتزیس، ۲۰۱۵).

### ۴-۳- خروجی های سیستم های توصیه کننده

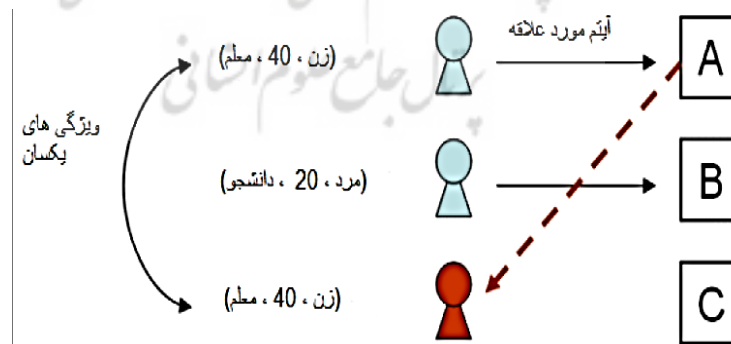
خروجی سیستم های توصیه کننده می تواند یک پیش بینی یا یک توصیه باشد.

- پیش بینی به عنوان یک مقدار عددی بیان می شود،  $R_{a,j} = R(u_a, i_j)$  که نشان دهنده پیش بینی نظر کاربر فعال  $u_a$  از آیتم  $i_j$  است. این مقدار پیش بینی شده لزوماً باید با یک مقیاس عددی یکسان باشد (مثلاً: ۱ بد تا ۵ عالی) به عنوان ورودی با اشاره به نظرانی که در ابتدا توسط کاربر فعال  $u_a$  ارائه شده است. این فرم از خروجی *RS* به عنوان امتیازدهی فردی شناخته می شود.
- توصیه به عنوان یک لیست از  $N$  آیتم بیان می شود که  $N \leq n$ ، انتظار داریم کاربر فعال مشابه بیشترین آن باشد. رویکرد معمول در این مورد نیازمند لیستی است شامل آیتم هایی که کاربر فعال قبلاً خریداری نکرده است یا مشاهده و رتبه بندی ننموده است. این فرم از خروجی *RS* به عنوان توصیه *Top-N* یا رتبه بندی امتیاز شناخته می شود.

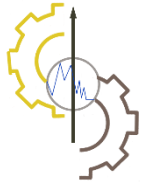
### ۴-۴- روش مبتنی بر داده های شخصی

اگر داده های رفتاری قابل دسترس نباشد، روش های مبتنی بر داده های شخصی راه مناسبی برای تخصیص کاربران در گروه ها هستند. پایه اصلی این روش ها بر این فرض استوار است که افراد با ویژگی های مشترک (همچون سن، جنسیت، سطح درآمد و ...)، ارجحیت های مشترکی را به اشتراک می گذارند. به این ترتیب، این روش ها ارجحیت های کاربر را مورد تحلیل قرار داده و پیشنهادهایی مبتنی بر اطلاعات شخصی کاربر ارائه می دهند.

در ترکیب با روش هایی که از مسئله شروع سرد رنج می برند این روش به عنوان مکمل استراتژی پیشنهاد، قادر به پیشنهادهای ارزشمندی است (قیاسی<sup>۲</sup>، ۲۰۱۲).



شکل ۸- روش مبتنی بر داده های شخصی (قیاسی، ۲۰۱۲).  
Figure 8- Personal data-based method (Qiasi, 2012).



## نقاط قوت:

- عدم وجود مسئله شروع سرد: به دلیل اینکه این روش نیازمند حجم بالایی از سوابق امتیازهای کاربر برای ارائه پیشنهاد نیست.
- مستقل از دامنه: به دلیل اینکه هیچ دانشی درباره آیتم و ویژگی های آن مورد نیاز نیست.
- پیشنهاد آیتم های غیر منتظره: این روش قادر به پیشنهاد آیتم هایی است که کاربر قبلاً نسبت به آن ها آگاهی نداشته است.
- پیاده سازی سریع و آسان: پیاده سازی سیستم های پالایش مبتنی بر داده های شخصی سریع و آسان است.
- اجرای سریع و آسان: برای ایجاد فرضیه ها بر پایه مشاهده های محدود این روش بسیار سریع و آسان عمل می نماید.

## نقاط ضعف:

- جمع آوری اطلاعات: اطلاعات شخصی کاربران باید در گفت و گو با آن ها جمع آوری شده و در پروفایل آن ها ذخیره گردد. به دست آوردن این اطلاعات به خصوص زمانی که ویژگی های بسیاری مورد نیاز است، با توجه به اینکه کاربران مایل به اشتراک حجم بالایی اطلاعات شخصی خود نیستند و همچنین نسبت به حفظ حریم خصوصی خود حساس هستند، بسیار دشوار است.
- اطلاعات ناکافی (مسئله پراکتندگی): عدم وجود اطلاعات کافی مانع از ارائه پیشنهادهای مناسب به کاربر می گردد.
- ارائه پیشنهاد های عمومی: سیستم های پالایش مبتنی بر داده های شخصی سعی دارد آیتم های مشابه با آیتم های مورد علاقه افراد با پروفایل مشابه با کاربر هدف را پیشنهاد نمایند؛ که این امر منجر به پیشنهادهای بیش از حد عمومی می شود.
- مسئله کاربر غیر عادی: زمانی که سوابق امتیازدهی کاربر خاص کمکی به شناسایی مجموعه ای از کاربران مشابه نماید این مشکل بروز می نماید. این افراد به دلیل اینکه نظراتشان نه به طور مداوم موافق با اعضای گروه است نه مخالف، از سیستم پیشنهاد دهنده بهره ای نمی برند و به ندرت پیشنهادهای دقیقی دریافت می دارند.
- عدم انعطاف پذیری: امکان تغییر پروفایل کاربر وجود ندارد.

## ۴-۵- معیارهای ارزیابی سیستم های توصیه کننده

پس از ایجاد مدل، ارزیابی یکی از جنبه های کلیدی در سیستم های توصیه کننده است. برای این منظور ابتدا مدل پیش بینی روی مجموعه داده آموزش ایجاد شده، پارامترهای لازم همچون، اندازه همسایگی تعیین می شود. سپس مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده ای آزمون با پارامترهای تعیین شده در مرحله ساخت مدل ارزیابی می شود.

الف) معیارهای صحت پیش بینی: این معیارها نزدیک بودن مقدار پیش بینی شده برای امتیازهای کاربران بر روی آیتم ها به میزان واقعی این امتیازها را می سنجد. مهم ترین و رایج ترین معیار در این زمینه میانگین خطای مطلق است. میانگین خطای مطلق ( $MAE$ )، میانگین خطای امتیازهای واقعی کاربر در مقابل امتیازهای پیش بینی شده کاربر در یک پیش بینی اختصاصی است که با استفاده از معادله زیر قابل محاسبه است:

$$\text{میانگین خطای مطلق} = \frac{\sum_{u,i} |Pr_{u,i} - r_{u,i}|}{U \times I}$$

که در آن  $Pr_{u,i}$  امتیاز پیش بینی شده و  $r_{u,i}$  امتیاز واقعی کاربر است.  $I$  و  $U$  تعداد کل کاربران و آیتم ها در مجموعه آزمون است.

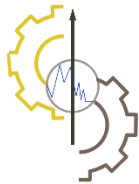
معیار صحت پیش بینی دیگر میانگین خطای مربعات ریشه ( $RMSE^1$ ) است که به صورت زیر تعریف می شود:

$$\text{میانگین خطای مربعات ریشه} = \sqrt{\frac{\sum_{u,i} (Pr_{u,i} - r_{u,i})^2}{U \times I}}$$

ب) معیارهای صحت لیست پیشنهاد: این معیارها میزان توانایی سیستم در طبقه بندی و تمییز درست آیتم هایی که مورد علاقه کاربر بوده اند

<sup>1</sup> Root Mean Squared Error (RMSE)

و آیتم‌هایی که مورد علاقه وی نبوده‌اند را می‌سنجند. مهم‌ترین معیارهای این دسته که به‌طور گسترده مورد استفاده است، دقت<sup>۱</sup> و فراخوانی *F-Measure* هستند.



دقت نسبت آیتم‌های مورد علاقه پیشنهاد شده توسط پیشنهاد دهنده به تعداد کل آیتم‌های پیشنهاد شده است:

$$\text{میزان دقت} = \frac{TP}{TP + FP}$$

و میزان یادآوری<sup>۲</sup> نسبت آیتم‌های مورد علاقه پیشنهاد شده به تعداد آیتم‌های مورد علاقه است:

$$\text{میزان یادآوری} = \frac{TP}{TP + FN}$$

در این روابط *TP*، آیتم مورد علاقه پیشنهادی به کاربر است، *FN* آیتم مورد علاقه‌ای است که پیشنهاد نشده است و *FP* آیتم مورد علاقه‌ای است که به کاربر پیشنهاد شده است.

در هر دو معیار دقت و فراخوانی مقدار بالا نشان دهنده صحت بالای پیش‌بینی است. با این وجود، اغلب این دو معیار در تناقض با هم هستند، زیرا با افزایش اندازه لیست پیشنهاد فراخوانی افزایش یافته اما دقت کاهش می‌یابد؛ بنابراین برای ارزیابی کیفیت معیار استاندارد سنجه *F-Measure F* به‌عنوان یک معیار واحد پیشنهاد شده است. این معیار ترکیب متوازن و وزن دهی شده دقت و فراخوانی است که عددی بین صفر و یک تولید می‌کند که با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید (قیاسی، ۲۰۱۲):

$$F \text{ سنجه} = \frac{\text{میزان یادآوری} * \text{میزان دقت} * 2}{\text{میزان یادآوری} + \text{میزان دقت}}$$

#### ۴-۶- چالش‌های سیستم‌های توصیه‌کننده

شخصی‌سازی در سیستم‌های توصیه‌کننده ایجاد گزینه‌های سفارشی مطابق با ترجیحات کاربران و مشتریان بر اساس رفتار افراد و حوزه اطلاعات است. گرایش رفتاری انسان به دامنه‌های مختلف متفاوت است. در ادامه به کاربرد انواع مختلف سیستم‌های توصیه‌کننده در حوزه‌های مختلف برای ارائه پیشنهادات شخصی شده پرداخته شده است.

تغییر تنظیمات کاربر: سیستم توصیه‌عمدتاً بر اساس علایق و پروفایل (مشخصات) کاربر است. جاذبه و تنظیمات کاربر پس از مدتی تغییر می‌یابد، تغییر تنظیمات کاربر یکی از چالش‌های اصلی در سیستم توصیه‌می‌باشد (رشید و همکاران، ۲۰۰۲).

پراکندگی: تعداد زیادی از کاربران و آیتم‌هایی (*item*) وجود دارد، اما تقریباً همیشه کاربران فقط چند آیتم را رتبه‌بندی می‌کنند. تکنیک‌های سیستم توصیه، پروفایل‌هایی نزدیک به علایق کاربران خود ایجاد می‌نماید. اگر کاربر فقط تعداد آیتم‌های کمی را انتخاب کرده باشد خیلی سخت می‌شود به سلیقه او دست پیدا کرد و شاید پروفایلی به اشتباه برای کاربر توصیه نماید. پراکندگی مسئله‌ای است که به دلیل کمبود اطلاعات ایجاد می‌شود (چن و همکاران، ۲۰۱۱؛ جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ ساروار، ۲۰۰۱).

مقیاس‌پذیری: با افزایش تعداد کاربران و آیتم‌ها، سیستم نیاز به منابع بیشتری برای پردازش و ارائه توصیه‌ها را دارد (ساروار، ۲۰۰۱؛ ساروار و همکاران، ۲۰۰۰؛ جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ غزنفر و پروگل، ۲۰۱۰).

مترادف: مترادف احتمال آیتم‌های بسیار نزدیکی است که نام‌ها و ورودی‌های مشابهی دارند. بیشتر سیستم‌های توصیه به سختی می‌توانند بین آیتم‌هایی مانند لباس نوزاد و لباس کودک تمایز قائل شوند (ساروار، ۲۰۰۰).

<sup>1</sup> Precision

<sup>2</sup> Recall

<sup>3</sup> Rashid et al.

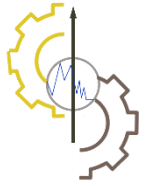
<sup>4</sup> Chen et al.

<sup>5</sup> Jain et al.

<sup>6</sup> Sarwar

<sup>7</sup> Sarwar et al.

<sup>8</sup> Ghazanfar and Prugel-Bennett



حریم خصوصی: برای دریافت دقیق‌ترین و درست‌ترین توصیه‌ها، سیستم باید بیشترین اطلاعات ممکن را از کاربر دریافت نماید، شامل داده‌های جمعیت شناختی، اطلاعات مربوط به مکان یک کاربر خاص (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷؛ جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ جکمنز و همکاران، ۲۰۱۳؛ راماکریشنان و همکاران، ۲۰۰۱).

شروع سرد: شروع سرد اشاره به وضعیتی رایج در بسیاری از زمینه‌های کاربردی در سیستم‌های توصیه دارد. کاربر اشاره به موقعیتی دارد که اطلاعات کمی در مورد ترجیحات کاربری که در مورد او توصیه صورت می‌گیرد داریم؛ *item cold-start* بدین معنی است که یک توصیه جدید آیتم (به‌عنوان مثال مقاله) اضافه شده است که هنوز توسط افراد مورد بررسی قرار نگرفته است. مشکل *sparsity* داده‌ها اغلب با این مسئله مرتبط می‌باشد و به‌ویژه برای رویکردهای فیلترینگ مشارکتی رخ می‌دهد: (جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ لیکا و همکاران، ۲۰۱۴؛ کریمی و همکاران، ۲۰۱۸).

#### ۴-۷- حوزه‌های مختلف کاربرد سیستم‌های توصیه‌کننده در شخصی‌سازی

شخصی‌سازی در سیستم‌های توصیه‌کننده ایجاد گزینه‌های سفارشی مطابق با ترجیحات کاربران و مشتریان بر اساس رفتار افراد و حوزه اطلاعات است. گرایش رفتاری انسان به دامنه‌های مختلف متفاوت است. در جدول زیر به کاربرد انواع مختلف سیستم‌های توصیه‌کننده در حوزه‌های مختلف برای ارائه پیشنهادات شخصی‌شده پرداخته شده است.

جدول ۳- حوزه‌های مختلف کاربرد سیستم‌های توصیه‌کننده برای شخصی‌سازی.  
Table 3- Different areas of application of recommender systems for personalization.

حوزه	نوع فیلترینگ	خصوصیات حوزه
موسیقی	مبتنی بر محتوا <sup>۱</sup> ، مشارکتی، مبتنی بر متن <sup>۲</sup>	چندمعنایی، مترادف، تکرار موسیقی، احساس شنونده، زمان، مکان و رویداد.
ویدئو	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن، ترکیبی	مقیاس‌گذاری و تازه بودن فیلم‌های پخش آنلاین، توالی فیلم، ارزش‌گذاری تجاری، ابزار بازاریابی هدفمند، احساس کاربر، زمان، مکان و همراه.
محصولات	مشارکتی، ترکیبی	رشد سریع تعداد مشتریان و محصولات، محصولات خریداری‌شده با هم محصولاتی که مکرراً خریداری شده، اقتصادی، فراوانی و قیمت محصولات.
توریسم	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن	افرادی که به صورت گروهی سفر می‌کنند، مکان محور، تأثیر بازاریابی دهان‌به‌دهان، ارتباط مکانی جغرافیایی نزدیک، نظم در تحریک انسان.
شبکه‌های اجتماعی	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن	نگرش، ذائقه، سبک زندگی، نزدیکی جغرافیایی، تازگی، محبوبیت.
اخبار	مشارکتی، مبتنی بر متن، ترکیبی	حجم، نوسانات، ماندگاری کوتاه، ویژگی‌های توالی زمانی خواندن مقاله خبری، محل اخبار، سن مقاله‌های خبری.
یادگیری الکترونیک	مبتنی بر محتوا، مبتنی بر متن، مشارکتی	ظرفیت حافظه یادگیرنده، سبک یادگیری، سطح دانش یادگیرنده، توالی پویا مطالب یادگیری، همه جا، ظرفیت حافظه یادگیرنده.
رستوران	مبتنی بر متن، ترکیبی	شرایط آب و هوایی، همراه، تازگی، سلامتی شخصی، محدودیت زمانی.

\*منبع: (تندرال و ویلیامی، ۲۰۱۸).

<sup>1</sup> Jeckmans et al.

<sup>2</sup> Ramakrishnan et al.

<sup>3</sup> Lika et al.

<sup>4</sup> Karimi et al.

<sup>5</sup> Content Based

<sup>6</sup> Context Based

<sup>7</sup> Thendral and Valliyammai



سیستم‌های توصیه‌کننده ابزارهای نرم‌افزاری و تکنیک‌هایی هستند که به کاربران آیت‌هایی که ممکن است نیاز داشته باشند یا بتوانند از آن استفاده کنند را معرفی می‌کند. یکی از عواملی که ارتباط زیادی با سیستم‌های توصیه‌کننده مرتبط است این است که بتوانیم توصیه‌هایی متناسب با تیپ شخصیتی افراد به آن ارائه بدهیم. شناخت مشتریان و ارائه پیشنهادات سرمایه‌گذاری شخصی به آن‌ها، یک جنبه ضروری از یک استراتژی مشورتی سودمند و مؤثر است. همان‌گونه که مطرح شد سیستم‌های توصیه‌کننده و سیستم‌های شخصی‌سازی زمینه‌های بسیار بزرگ فعال و تحقیق را تشکیل می‌دهند. اگرچه هنوز این سیستم‌ها نسبتاً جدید هستند ولی در دهه اخیر توسعه بسیار خوبی نموده‌اند. بخش مهمی از سیستم‌های توصیه‌کننده را فرایند شخصی‌سازی تشکیل می‌دهد. ادغام سیستم‌های توصیه‌کننده در روند شخصی‌سازی نیاز به مطالعات گسترده‌ای دارد و یک موضوع مهم تحقیقاتی است. سیستم توصیه‌کننده هم به ارائه‌دهنده و هم به مصرف‌کننده ارزش می‌دهد. در محیط خدمات تحت وب مانند فروشگاه‌های آنلاین، اجاره فیلم، اخبار و آموزش الکترونیکی، ارائه‌دهنده خدمات شخصی‌سازی شده را به مصرف‌کننده ارائه می‌دهد، اعتماد وی را افزایش می‌دهد و همچنین محصولات را با استفاده از سیستم‌های توصیه‌کننده ترغیب و تبلیغ می‌کند. همچنین سیستم‌های توصیه‌کننده به مصرف‌کننده کمک می‌کند تا مجموعه انتخاب‌های خود را از لیست فراوان محدود کرده و همچنین به شناسایی آیت‌های جدید مورد او علاقه کمک کند.

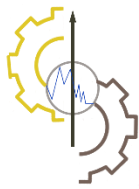
در این پژوهش با استفاده از روش نگاشت علم به بررسی سیستم‌های توصیه‌کننده در حوزه شخصی‌سازی پرداخته شده است. در بخش دوم، نتایج پیاده‌سازی این روش که با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* استخراج شده بود، ارائه گردید. روش نگاشت علم به تدریج در همه‌ی حوزه‌های علمی گسترش یافته و با تکیه بر معرفی یک فرایند، مروری کلی از پژوهش‌های انجام‌شده ارائه می‌دهد. این مرور که به صورت نظام‌مند، شفاف و تکرارپذیر است بر اساس اندازه‌گیری آماری علم، متخصصان و فعالیت‌های علمی را معرفی می‌کند (آریا و کیوکیدو، ۲۰۱۷). بحث شخصی‌سازی سیستم‌های توصیه‌کننده می‌تواند برای حوزه موسیقی، ویدئو، فروش محصول، گردشگری، شبکه اجتماعی، اخبار، آموزش الکترونیکی و رستوران ارائه مطرح شود؛ بنابراین در این پژوهش ضمن تعریف سیستم‌های توصیه‌کننده و دسته‌بندی آن، به تعریف مفهوم شخصی‌سازی پرداخته شد. انواع مختلف شخصی‌سازی شامل، ارائه‌دهنده محور، مصرف‌کننده محور و بازار محور ارائه گردید. سپس به معرفی شش مرحله شخصی‌سازی پرداخته شد و در گام بعدی ورودی و خروجی‌های یک سیستم توصیه‌کننده و چالش‌هایی که هر سیستم توصیه‌کننده‌ای امکان دارد با آن مواجه گردد، بیان شده و در نهایت معیارهای ارزیابی این‌گونه سیستم‌ها، بیان گردید.

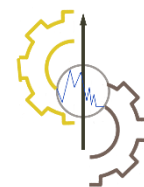
## تعارض با منافع

هیچ تضادی در منافع در مورد انتشار این نسخه وجود ندارد، همه نویسندگان، نسخه نهایی ارسال‌شده را مشاهده و تأیید کرده‌اند.

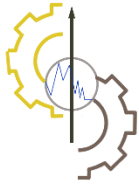
## منابع

- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2001). Using data mining methods to build customer profiles. *Computer*, 34(2), 74-82. DOI: [10.1109/2.901170](https://doi.org/10.1109/2.901170)
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2002). An architecture of e-Butler: a consumer-centric online personalization system. *International journal of computational intelligence and applications*, 2(03), 313-327. <https://doi.org/10.1142/S1469026802000658>
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005 a). Personalization technologies: a process-oriented perspective. *Communications of the ACM*, 48(10), 83-90. <https://doi.org/10.1145/1089107.1089109>
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005b). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734-749. DOI: [10.1109/TKDE.2005.99](https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99)
- Adomavicius, G., Huang, Z., & Tuzhilin, A. (2008). Personalization and recommender systems. In *state-of-the-art decision-making tools in the information-intensive age* (pp. 55-107). INFORMS. <https://doi.org/10.1287/educ.1080.0044>
- Adomavicius, G., Sankaranarayanan, R., Sen, S., & Tuzhilin, A. (2005). Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach. *ACM transactions on information systems (TOIS)*, 23(1), 103-145. <https://doi.org/10.1145/1055709.1055714>
- Adomavicius, G., Tuzhilin, A., & Zheng, R. (2011). REQUEST: a query language for customizing recommendations. *Information systems research*, 22(1), 99-117.
- Antoniou, G., & Van Harmelen, F. (2004). Web ontology language: Owl. In *Handbook on ontologies* (pp. 67-92). Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-24750-0\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-540-24750-0_4)





- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: an R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Augstein, M., & Neumayr, T. (2019). 3. Automated personalization of input methods and processes. In *Personalized human-computer interaction* (pp. 67-102). De Gruyter Oldenbourg.
- Börner, K., Chen, C., & Boyack, K. W. (2003). Visualizing knowledge domains. *Annual review of information science and technology*, 37(1), 179-255. <https://doi.org/10.1002/aris.1440370106>
- Briner, R. B., & Denyer, D. (2012). Systematic review and evidence synthesis as a practice and scholarship tool. *Handbook of evidence-based management: companies, classrooms and research*, 112-129.
- Broadus, R. N. (1987). Toward a definition of "bibliometrics". *Scientometrics*, 12(5-6), 373-379. <https://doi.org/10.1007/BF02016680>
- Burger, J. M. (2010). *Personality*. Cengage Learning.
- Cantador, I., Fernández-Tobías, I., & Bellogín, A. (2013). Relating personality types with user preferences in multiple entertainment domains. *CEUR workshop proceedings*. Shlomo Berkovsky. <http://hdl.handle.net/10486/665398>
- Chausson, O. (2010). *Assessing the impact of gender and personality on film preferences*. Retrieved from <https://www.semanticscholar.org/paper/Assessing-The-Impact-Of-Gender-And-Personality-On-Ersonality/682f92a3deedbed883b7fb7faac0f4f29fa46877>
- Chen, Y., Wu, C., Xie, M., & Guo, X. (2011). Solving the sparsity problem in recommender systems using association retrieval. *Journal of computers*, 6(9), 1896-1902. DOI:10.4304/jcp.6.9.1896-1902
- Choudhary, V., Ghose, A., Mukhopadhyay, T., & Rajan, U. (2005). Personalized pricing and quality differentiation. *Management science*, 51(7), 1120-1130. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0383>
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). Science mapping software tools: review, analysis, and cooperative study among tools. *Journal of the American society for information science and technology*, 62(7), 1382-1402. <https://doi.org/10.1002/asi.21525>
- Crane, D. (1972). *Invisible colleges: diffusion of knowledge in scientific communities*. University of Chicago Press.
- De Campos, L. M., Fernández-Luna, J. M., Huete, J. F., & Rueda-Morales, M. A. (2010). Combining content-based and collaborative recommendations: a hybrid approach based on Bayesian networks. *International journal of approximate reasoning*, 51(7), 785-799. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2010.04.001>
- Fernández-Tobías, I., Braunhofer, M., Elahi, M., Ricci, F., & Cantador, I. (2016). Alleviating the new user problem in collaborative filtering by exploiting personal information. *User modeling and user-adapted interaction*, 26(2), 221-255. <https://doi.org/10.1007/s11257-016-9172-z>
- Ghazanfar, M. A., & Prugel-Bennett, A. (2010, January). A scalable, accurate hybrid recommender system. *2010 third international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 94-98). IEEE. DOI: 10.1109/WKDD.2010.117
- Ghiyasi, R. (2012). *Designing a proposing system for managing the sending of money* (Master Thesis, Qom University). (In Persian). Retrieved from <https://tm.balagh.ir/payannameh/12986>
- Goldenberg, D., Kofman, K., Albert, J., Mizrahi, S., Horowitz, A., & Teinmaa, I. (2021, March). Personalization in practice: methods and applications. *Proceedings of the 14th ACM international conference on web search and data mining* (pp. 1123-1126). <https://doi.org/10.1145/3437963.3441657>
- Gorgoglione, M., Palmisano, C., & Tuzhilin, A. (2006, December). Personalization in context: does context matter when building personalized customer models?. *Sixth international conference on data mining (ICDM'06)* (pp. 222-231). IEEE. DOI: 10.1109/ICDM.2006.125
- Hagen, P., Manning, H., & Souza, R. (1999). *Smart personalization, forrester research*. Cambridge, MA.
- Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM transactions on information systems (TOIS)*, 22(1), 5-53. <https://doi.org/10.1145/963770.963772>
- Hu, R., & Pu, P. (2011, October). Enhancing collaborative filtering systems with personality information. *Proceedings of the fifth ACM conference on recommender systems* (pp. 197-204). Association for Computing Machinery, New York. <https://doi.org/10.1145/2043932.2043969>
- Jain, S., Grover, A., Thakur, P. S., & Choudhary, S. K. (2015, May). Trends, problems and solutions of recommender system. *International conference on computing, communication & automation* (pp. 955-958). IEEE. DOI: 10.1109/CCAA.2015.7148534
- Jeckmans, A. J., Beye, M., Erkin, Z., Hartel, P., Lagendijk, R. L., & Tang, Q. (2013). Privacy in recommender systems. In *Social media retrieval* (pp. 263-281). Springer, London. [https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4555-4\\_12](https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4555-4_12)
- John, O. P., & Srivastava, S. (1999). *The big-five trait taxonomy: history, measurement, and theoretical perspectives* (Vol. 2, pp. 102-138). Berkeley: University of California.
- Karimi, M., Jannach, D., & Jugovac, M. (2018). News recommender systems—survey and roads ahead. *Information processing & management*, 54(6), 1203-1227. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.04.008>
- Kimball, R. (1996). *The data warehouse toolkit: practical techniques for building dimensional data warehouses*. John Wiley & Sons, Inc.
- Lampropoulos, A. S., & Tsihrintzis, G. A. (2015). *Machine learning paradigms, applications in recommender systems*. Springer Cham.
- Lika, B., Kolomvatsos, K., & Hadjiefthymiades, S. (2014). Facing the cold start problem in recommender systems. *Expert systems with applications*, 41(4), 2065-2073. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.005>
- Liu, B., & Tuzhilin, A. (2008). Managing large collections of data mining models. *Communications of the ACM*, 51(2), 85-89. <https://doi.org/10.1145/1314215.1314230>
- Murthi, B. P. S., & Sarkar, S. (2003). The role of the management sciences in research on personalization. *Management science*, 49(10), 1344-1362. <https://doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1344.17313>
- Nunes, M. A. S., & Hu, R. (2012, September). Personality-based recommender systems: an overview. *Proceedings of the sixth ACM conference on recommender systems* (pp. 5-6). Association for Computing Machinery, New York. <https://doi.org/10.1145/2365952.2365957>
- Patel, B., Desai, P., & Panchal, U. (2017, March). Methods of recommender system: A review. *2017 international conference on innovations in information, embedded and communication systems (ICIIECS)* (pp. 1-4). IEEE. DOI: 10.1109/ICIIECS.2017.8275856
- Peppers, D., & Rogers, M. (1993). *The one to one future: building relationships one customer at a time*. New York: Currency Doubleday.



- Pereira, N., & Varma, S. L. (2019). Financial planning recommendation system using content-based collaborative and demographic filtering. In *Smart innovations in communication and computational sciences* (pp. 141-151). Springer, Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-10-8968-8\\_12](https://doi.org/10.1007/978-981-10-8968-8_12)
- Pritchard, A. (1969). Statistical bibliography or bibliometrics. *Journal of documentation*, 25(4), 348-349.
- Qiu, F., & Cho, J. (2006, May). Automatic identification of user interest for personalized search. *Proceedings of the 15th international conference on world wide web* (pp. 727-736). Association for Computing Machinery, New York. <https://doi.org/10.1145/1135777.1135883>
- Ramakrishnan, N., Keller, B. J., Mirza, B. J., Grama, A. Y., & Karypis, G. (2001). *When being weak is brave: privacy in recommender systems*. Available at <https://arxiv.org/abs/cs/0105028>
- Rashid, A. M., Albert, I., Cosley, D., Lam, S. K., McNee, S. M., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2002, January). Getting to know you: learning new user preferences in recommender systems. *Proceedings of the 7th international conference on intelligent user interfaces* (pp. 127-134). Association for Computing Machinery, New York. <https://doi.org/10.1145/502716.502737>
- Rentfrow, P. J., & Gosling, S. D. (2003). The do re mi's of everyday life: the structure and personality correlates of music preferences. *Journal of personality and social psychology*, 84(6), 1236-1256. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.84.6.1236>
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook* (pp. 1-35). Springer, Boston, MA. [https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3\\_1](https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1)
- Riecken, D. (2000). Introduction: personalized views of personalization. *Communications of the ACM*, 43(8), 26-28. <https://doi.org/10.1145/345124.345133>
- Rousseau, D. M. (Ed.). (2012). *The oxford handbook of evidence-based management*. Oxford University Press.
- Sarwar, B. M. (2001). *Sparsity, scalability, and distribution in recommender systems*. University of Minnesota.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2000). *Application of dimensionality reduction in recommender system-a case study*. Minnesota univ Minneapolis dept of computer science. DOI: [10.21236/ada439541](https://doi.org/10.21236/ada439541)
- Schafer, J. B., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2001). E-commerce recommendation applications. *Data mining and knowledge discovery*, 5(1), 115-153. <https://doi.org/10.1023/A:1009804230409>
- Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H., & Pennock, D. M. (2002, August). Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval* (pp. 253-260). Association for Computing Machinery, New York. <https://doi.org/10.1145/564376.564421>
- Sheth, A., Bertram, C., Avant, D., Hammond, B., Kochut, K., & Warke, Y. (2002). Semantic content management for enterprises and the web. *IEEE internet computing*, 6(4), 80-87.
- Surprenant, C. F., & Solomon, M. R. (1987). Predictability and personalization in the service encounter. *Journal of marketing*, 51(2), 86-96. <https://doi.org/10.2307/1251131>
- Taqwa, M. R. & Abdollahi, H. (2014). Investigating the effect of five major personality factors on emotional intelligence and organizational improvement, management studies (improvement). *Management studies (improvement and transformation)*, 22(72), 48-23. (In Persian). [https://jmsd.atu.ac.ir/article\\_208.html](https://jmsd.atu.ac.ir/article_208.html)
- Tatiana, K., & Mikhail, M. (2018). Market basket analysis of heterogeneous data sources for recommendation system improvement. *Procedia computer science*, 136, 246-254. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.263>
- Thendral, S. E., & Valliyammai, C. (2018). Understanding personalization of recommender system: a domain perspective. *International journal of applied engineering research*, 13(15), 12422-12428.
- Vesanen, J., & Raulas, M. (2006). Building bridges for personalization: a process model for marketing. *Journal of interactive marketing*, 20(1), 5-20. <https://doi.org/10.1002/dir.20052>
- Zarei Matin, H. (2009). *Advanced organizational behavior management*. Agah Publication. (In Persian). <https://www.gisoom.com/book/1630170>
- Zibriczky12, D. (2016). Recommender systems meet finance: a literature review. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Personalization and Recommender Systems in Financial Services*. Conference conducted at the meeting of CEUR Workshop Proceedings, Bari, Italy.
- Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric methods in management and organization. *Organizational research methods*, 18(3), 429-472. DOI: [10.1177/1094428114562629](https://doi.org/10.1177/1094428114562629)