کاربرد وب‌کاوی برای مقایسهٔ رفتار پیمایش مشتریان در خرید برخط از طریق رایانه و تلفن هوشمند، مورد مطالعه: بازار اجتماعی باسلام

معصومه قربانی[۱]*، لیلا اسماعیلی[۲]

دانشجوی دکترا، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران[۱*]

استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران[۲]

چکیده

مطالعات نشان می‌دهد، تجارت الکترونیکی سهم عمده‌ای از خرده‌فروشی جهان را به خود اختصاص داده و با فراگیرشدن تلفن‌های هوشمند، تجارت تلفن همراه به‌صورت نمایی در حال رشد است؛ ازاین‌رو، شناخت رفتار مرور کاربران در فروشگاه‌های برخط از جنبه‌های بسیاری، همچون مدیریت بهینهٔ این فروشگاه‌ها، اهمیت زیادی دارد. با وجود تأثیر سکوی استفاده‌شده در فرایند خرید برخط، پژوهش‌های اندکی به مقایسهٔ رفتار مرور کاربران در این سکوها پرداخته‌اند. این پژوهش رفتار مشتریان سکو باسلام را با بهره‌گیری از تحلیل گراف ردپا بررسی می‌کند. هدف اصلی شناسایی تفاوت‌های رفتاری مشتریان در خرید از طریق تلفن همراه و رایانه است. رفتار کاربران از طریق تحلیل توالی‌های پرتکرار پیمایش و معیارهای تعامل مشخص شد. نتایج نشان داد که جلسات مرور از طریق رایانه بیشتر وظیفه‌محور بوده است و درصد بیشتری از آن‌ها به خرید منجر می‌شوند؛ درحالی‌که کاربران تلفن همراه رفتار اکتشافی‌تری دارند؛ علاوه‌براین، برخی توالی‌های خاص با افزایش احتمال خرید در هر دو سکو مرتبط‌اند. یافته‌ها نشان می‌دهد که روش ارائه‌شده برای تحلیل رفتار مرور کاربران در سکوهای مختلف می‌تواند به‌عنوان ابزاری مؤثر برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزهٔ تجارت الکترونیکی مورد استفاده قرار گیرد و به بهبود تجربهٔ خرید و مدیریت بهتر فروشگاه‌های برخط کمک کند.

واژگان کلیدی: تجارت تلفن همراه[۱]، تجارت الکترونیکی[۲]، رفتار مرور برخط[۳]، الگوهای پیمایش[۴]، گراف ردپا[۵]، کاوش استفاده از وب[۶]، کاوش قوانین انجمنی توالی[۷].

Application of web usage mining to investigate online shopping behavior via PC versus mobile devices: evidence from click-stream data

Masoumeh Ghorbani[1*], Leila Esmaeili[2]

PHD student of Islamic Azad University, Qom, Iran[1*]

Assistant professor of Islamic Azad University, Qom, Iran[2]

Abstract

In recent years, the widespread use of smartphones and the rapid growth of mobile technologies have significantly transformed e-commerce, leading to the rise of mobile commerce (m-commerce). Mobile commerce services such as mobile banking, mobile payments, and mobile shopping have gained substantial traction. According to Statista, mobile retail sales in the United States exceeded $360 billion in 2021 and are projected to nearly double to approximately $710 billion by 2025. Furthermore, by the

[1] M-commerce
[2] E-commerce
[3] Online browsing behavior
[4] Navigation patterns
[5] Footstep graph
[6] Web usage mining
[7] Sequential association rule mining

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۱/۴ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۹/۱۴ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۳۰ • نوع مطالعه: کاربردی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

end of 2021, nearly one-third of U.S. internet users reported making weekly purchases online via their mobile devices.
This unprecedented growth underscores the need to explore user behavior in online shopping, particularly through mobile platforms. Several factors influence online shopping behavior, with the device used for browsing and purchasing playing a critical role. As smartphones become the dominant means of internet access, understanding the behavioral differences between mobile and desktop users becomes increasingly important. Although mobile commerce is a subset of e-commerce and shares similarities such as convenience and speed, notable differences exist due to device characteristics. These include the constant availability of smartphones, their lower computational power compared to desktops, and their smaller screen sizes, which can negatively impact the user experience during complex transactions.
Research has shown that mobile-specific features, including screen size, speed, security, and website optimization for mobile users, influence browsing and shopping behaviors. Despite the growing recognition of these differences, limited studies have compared user behavior between mobile and desktop platforms in e-commerce settings.
This study addresses this gap by analyzing user behavior on the Basalam platform, a prominent Iranian social e-commerce marketplace that supports both desktop and mobile shopping. The primary objective is to empirically examine whether and how user browsing behaviors differ between mobile and desktop platforms. The analysis adopts a novel approach inspired by the work of Orit Raphaeli et al., utilizing sequential association rule mining to uncover frequent navigation patterns and their implications for user interaction and purchase likelihood. Unlike Raphaeli's dataset, which focuses on specific web page content, this study employs server-side event logs from Basalam to generalize findings and enhance applicability across e-commerce platforms.
The Basalam dataset represents user interactions captured through server logs, documenting user activities on the platform. The preprocessing steps differ from those in Raphaeli's study due to variations in data structure, features, and timeframes. The proposed methodology creatively applies sequential association rule mining to episodes of user activity rather than specific web pages, identifying patterns that influence purchase outcomes without focusing on content-specific details.
The findings reveal distinct behavioral trends between desktop and mobile users. Desktop sessions are task-oriented, resulting in higher conversion rates, while mobile users demonstrate exploratory browsing patterns. Notably, certain navigation sequences were associated with higher purchase probabilities across both platforms.
This research contributes to the field in several ways:

- **It is the first study of its kind focusing on the browsing behavior of Iranian e-commerce platforms, comparing mobile and desktop interactions.**
- **The methodology adapts and extends prior approaches to accommodate differences in dataset characteristics, providing a scalable framework for behavioral analysis.**

The results hold significant implications for e-commerce strategies, offering insights for enhancing user experience, optimizing platform design, and improving conversion rates across devices. By analyzing Basalam's event logs, this study provides a comprehensive understanding of user behavior in mobile and desktop contexts, highlighting the strategic importance of platform-specific design in the evolving landscape of digital commerce.
Keywords: M-commerce, E-commerce, Online browsing behavior, Navigation patterns, Footstep graph, Web usage mining, Sequential association rule mining.

۱-مقدمه

در سال‌های اخیر، فراگیرشدن گوشی‌های هوشمند و رشد سریع فناوری‌های تلفن همراه، منجر به گسترش استفاده از آن برای تجارت الکترونیکی همچون خدمات بانک‌داری تلفن همراه[1]، پرداخت از طریق تلفن همراه[2] و خرید تلفن همراه[3] شده‌است. به گزارش statista فروش خرده‌فروشی تجارت سیار در ایالات متحده از ۳۶۰ میلیارد دلار در سال ۲۰۲۱ فراتر رفته‌است و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۲۵، این رقم نزدیک به دو برابر شود و به حدود ۷۱۰ میلیارد دلار برسد؛ همچنین statista گزارش کرده‌است که حدود یک سوم از کاربران اینترنت ایالات متحده از اواخر سال ۲۰۲۱ هر هفته چیزی را به‌صورت برخط از طریق تلفن همراه خریداری می‌کردند[۱].

در سال ۲۰۲۱ انتظار می‌رفت که تجارت تلفن همراه شش‌درصد از کل درآمد خرده‌فروشی ایالات متحده را تشکیل دهد، اما تا سال ۲۰۲۵، Statista پیش‌بینی می‌کند که درآمدهای تجارت الکترونیکی بیش از ده درصد از کل درآمدهای خرده‌فروشی ایالات متحده را تشکیل خواهد داد، که از سال ۲۰۱۸ این مقدار، معادل هفت درصد است [۱]. از آغاز سال ۲۰۱۷ تا دسامبر سال ۲۰۱۷، ۸۲ درصد مردم ایالات متحده از دستگاه‌های تلفن

[1] mobile banking services
[2] payment through mobiles
[3] mobile purchasing

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

همراه برای خرید استفاده کرده‌اند که درمجموع بیش از ۱۵۶ میلیارد دلار سود داشته‌است، این در حالی است که از ابتدا تا انتهای سال ۲۰۱۳ این مبلغ ۴۲ میلیارد دلار بوده‌است؛ علاوه‌بر این، تا پایان سال ۲۰۱۷، تجارت تلفن همراه[1] ۲۳ درصد از کل سهم فروش برخط را در اختیار داشت[۲].

گزارش‌ها نشان می‌دهد، استفاده از تلفن همراه در تمام جنبه‌های زندگی افراد به‌خصوص در تجارت الکترونیکی به‌صورت نمایی در حال رشد است؛ بنابراین مطالعهٔ پیش‌رو می‌تواند برای کاوش استفاده از وب در حوزهٔ تجارت الکترونیکی مفید باشد.

عوامل زیادی بر رفتار خرید برخط مشتریان تأثیرگذار است، یکی از آن‌ها دستگاهی (سکو) است که کاربر از طریق آن فرایند خرید را انجام می‌دهد. با توجه به گسترش سریع استفاده از تلفن‌های هوشمند برای دسترسی به اینترنت، ارزیابی رفتار خرید برخط مشتریان در مقایسه با خرید برخط از طریق رایانه، بسیار مهم است؛ با این حال، پژوهش‌ها در زمینهٔ مقایسهٔ رفتار خرید برخط مشتریان از طریق تلفن همراه و رایانه کافی نیست. از آنجاکه تجارت تلفن همراه بخشی از تجارت الکترونیکی است، شباهت‌ها و تفاوت‌هایی بین این دو وجود دارد. هر دوی آن‌ها دسترسی آسان به اینترنت ارائه می‌دهند و فرایند خرید برخط با استفاده از آن‌ها در مقایسه با خرید فیزیکی سریع تر می‌شود. گرچه سه تفاوت عمده بین آن‌ها وجود دارد[۳]؛ نخست، از آن‌جاکه گوشی‌های تلفن همراه همیشه در دسترس‌اند؛ بنابراین خرید در ۲۴ ساعت از شبانه‌روز و در تمام هفت روز در هفته را فراهم می‌کنند[۴]. دوم، گوشی‌های هوشمند توان پردازشی کمتری نسبت به رایانه‌ها دارند[۵ و۶]. سوم، صفحهٔ نمایش گوشی‌های هوشمند در مقایسه با رایانهٔ شخصی کوچک است که می‌تواند تأثیر منفی در فرایند تجارت تلفن همراه داشته باشد، به‌خصوص زمانی که این فرایند طولانی و پیچیده باشد[۴].

مطالعات نشان داده‌اند برخی از ویژگی‌های دستگاه تلفن همراه همچون اندازهٔ صفحه نمایش، سرعت، امنیت و این واقعیت که تمام وب‌سایت‌ها برای کاربران تلفن همراه به‌صورت بهینه طراحی نشده‌اند [۷] تأثیر منفی بر روی فعالیت‌های تجارت تلفن همراه مانند فعالیت‌های پیمایش کاربران[2] و فرایند جست‌وجو خواهد داشت[۴]. با وجود اینکه مطالعات نشان می‌دهند که استفاده از گوشی‌های هوشمند و رایانه متفاوت است، پژوهش‌های اندکی برای مقایسهٔ رفتار مرور برخط کاربران[3] تلفن همراه و رایانه صورت گرفته‌است.

رشد سریع سکوهای خرید برخط، نیاز به تحلیل رفتار کاربران را برای افزایش فروش و بهبود تجربهٔ مشتری برجسته‌تر کرده‌است. این پژوهش به‌طور خاص رفتار مشتریان سکوی باسلام را با تمرکز بر تفاوت‌های استفاده از تلفن همراه و رایانه بررسی می‌کند. هدف پژوهش پیش‌رو این است که به‌صورت تجربی بررسی کند که آیا رفتار مرور برخط کاربران گوشی همراه در مقایسه با رایانه متفاوت است؟ و اگر این رفتارها متفاوت‌اند، چگونگی آن مشخص شود. رفتار مرور برخط کاربران با رویکرد کاوش استفاده از وب[4] و با استفاده از روش پیشنهادی Orit Raphaeli et.al مورد بررسی قرار می‌گیرد[۳]؛ البته مجموعه‌دادهٔ اولیه و پارامترهای هر رکورد داده در پژوهش پیش‌رو متفاوت از پژوهش Raphaeli است؛ بنابراین گام پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده تفاوت‌هایی با کار Raphaeli دارد که در بخش سه به این تفاوت‌ها با جزئیات پرداخته شده‌است. در روش پیشنهادی از کاوش قوانین انجمنی توالی[5] به‌صورت خلاقانه استفاده شده‌است. این روش به جای کشف قوانین انجمنی در میان صفحات وب، به‌دنبال کشف آن‌ها در میان اپیزودهاست که درواقع از روش کشف الگوی خودکار[6] به‌منظور تشخیص طرح گراف-گام[7] برای گزارش رویدادهای سمت سرور استفاده می‌کند[۸]. از آنجاکه تحلیل‌ها بیشتر کلی‌اند و کمتر بر محتوا متمرکز شده‌اند نتایج به‌دست‌آمده برای توصیف رفتار مرور برخط ارزشمند است. همچنین بی‌توجهی به محتوای صفحات تارنما این رویکرد را برای هرتارنمایی کاربردی کرده‌است. روش معرفی‌شده بر روی دادهٔ باسلام اجرا شده که گزارش رویدادهای سمت سرور و نمایان‌گر فعالیت‌هایی که کاربران طی مرور برخط در سکوی باسلام انجام داده‌اند. مجموعه‌دادهٔ استفاده‌شده در این مقاله با مقالهٔ Raphaeli از لحاظ محتوا و ویژگی‌های رکوردهای داده متفاوت است؛ بنابراین در پژوهش پیش‌رو مرحلهٔ پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده کامل با روش Raphaeli منطبق نیست که در بخش روش تحقیق و مجموعه‌داده به‌صورت دقیق توضیح داده می‌شود.

[1] M-commerce
[2] users' navigation activities

[3] consumers' online browsing behavior
[4] web usage mining
[5] sequential association rule mining
[6] Automatic Pattern Discovery (APD)
[7] footstep-graph

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

باسلام یک بازار اجتماعی برخط ایرانی است که تجارت را از طریق رایانه و تلفن همراه ارائه می‌کند. باسلام به‌صورت واسطه‌ای میان خریدار و فروشنده عمل می‌کند. فروشندگان می‌توانند محصولات خود را در سکوی باسلام به‌صورت برخط ارائه کنند و مشتریان می‌توانند از طریق باسلام به این محصولات دسترسی داشته باشند و آن‌ها را خریداری کنند. باسلام خرید مشتریان را تضمین و پس از کسب رضایت مشتری با فروشندگان تسویه می‌کند.

ارزیابی گزارش رویدادهای باسلام به ما اجازه داد تا به‌صورت تجربی بررسی کنیم که آیا رفتار مرور برخط کاربران تلفن همراه در مقایسه با کاربران رایانه متفاوت است؟ و چگونه رفتار مرور برخط کاربران تلفن همراه در مقایسه با کاربران رایانه متفاوت است؟

۲- نوآوری‌های پژوهش

- تاکنون در حوزهٔ تارنماهای تجارت الکترونیکی ایرانی، به منظور تحلیل رفتار مرور کاربران در سکوهای رایانه و تلفن هوشمند، پژوهش مشابهی انجام نشده‌است.
- مجموعه‌دادهٔ استفاده‌شده در این پژوهش از نظر زمانی، محتوا و ویژگی‌ها متفاوت از پژوهش Raphaeli[۴] است.

۳- پیشینهٔ پژوهش و کارهای مرتبط

در این بخش، ابتدا کارهای مرتبط در حوزهٔ رفتار خرید برخط مشتریان را بررسی می‌کنیم؛ سپس پژوهش‌هایی را که با استفاده از داده‌های جریان کلیک به تحلیل رفتار خرید مشتریان پرداخته‌اند، می‌آوریم؛ درنهایت، مطالعاتی را که بر رفتار خرید از طریق تلفن همراه تمرکز دارند، بررسی می‌کنیم.

۳-۱-مقایسهٔ رفتار خرید برخط کاربران

فرایند تصمیم‌گیری مشتریان برای خرید به‌طور معمول شامل پنج مرحلهٔ آگاهی از نیاز[1]، به‌دست‌آوردن اطلاعات محصول، ارزیابی گزینه‌های مختلف، خرید محصول و رفتار پس از خرید می‌شود[۹]. از منظر رفتار مشتری، دو گام اساسی در خرید برخط وجود دارد، که با ورود مشتری به تارنما آغاز می‌شود و با خروج مشتری از آن یا بستن مرورگر به پایان می‌رسد: به‌دست‌آوردن اطلاعات و خرید محصول[2][۴]. مرحلهٔ دریافت اطلاعات محصول که از آن به‌عنوان مرور[3] یا window shopping یاد می‌شود، شامل اقداماتی برای آگاهی از مشخصات محصول و جایگزین‌های بالقوه، تعیین الزامات و کسب دانش کافی برای تصمیم‌گیری آگاهانه است[۱۰]. مرحلهٔ خرید محصول، به خرید محصول از طریق ارائهٔ اطلاعات خریدار (همچون نشانی، جزئیات محصول) و پرداخت وجه اشاره دارد. مالاپراگادا و همکاران (۲۰۱۶) به مرور و خرید به‌عنوان دو مرحلهٔ متمایز در فرایند خرید برخط اشاره می‌کنند. در مرحلهٔ مرور، مصرف‌کننده اطلاعات به‌دست‌آمده از طریق بازدید صفحات تارنما را پردازش می‌کند. در مرحلهٔ خرید، محصول درواقع خریداری می‌شود[۱۱]. اخلاق و احمد (۲۰۱۴) رفتار مرور[4] مشتریان را به رفتارهای هدف‌گرا[5] و اکتشاف‌محور[6] تقسیم کردند. مشتریان هدف‌گرا یک برنامهٔ خرید صریح را در ذهن خود دارند و هدف از جست‌وجو جمع‌آوری اطلاعات در مورد محصولاتی است که می‌خواهند بخرند. در مقابل، مصرف‌کنندگان اکتشاف‌محور چنین برنامه‌ای را در ذهن ندارند و هدف آن‌ها تنها مرور است[۱۲].

اینترنت به‌طور چشم‌گیری امکان خرید برای مشتریان را گسترش داده‌است. مصرف‌کنندگان بسته به اهداف برخط خود، ممکن است، استراتژی‌های مختلف مرور را به نمایش بگذارند. مصرف‌کنندگان ممکن است با اهداف متفاوتی خرید برخط انجام دهند: اهداف خاص (برای مثال خرید یک محصول، یافتن اطلاعات محصول)، اهداف انتزاعی (برای نمونه یافتن چیزی که ممکن است بخواهند بخرند) یا اصلاً هدفی نداشته باشند (برای مثال جست‌وجوی تفریحی). ولف (۲۰۲۳) بیان می‌کند که با توجه به کوچک‌بودن اندازهٔ صفحهٔ نمایش در تلفن‌های هوشمند در مقایسه با رایانه به‌طور معمول کاربران تلفن هوشمند اهداف انتزاعی را در مرور برخط دنبال می‌کنند و کاربران رایانه برای مرور خود اهداف خاصی دارند[۳]. برای مثال مو (۲۰۰۳) چهار دسته رفتار مرور برخط را شناسایی کرد: ۱- رفتار وظیفه‌محور[7] (که جست‌وجوی مستقیم[8] نامیده می‌شود) مشخصهٔ کاربرانی است که محصول خاصی را در ذهن دارند (خریداران هدایت‌شده)، ۲- کاربرانی که رفتار مرور وظیفه‌محور از خود نشان می‌دهند، اما تنها یک دسته محصول کلی در ذهن دارند (بازدیدکنندگان جست‌وجو / مشورت[9])، ۳- رفتار

[1] Awareness of need
[2] Product purchasing
[3] browsing
[4] browsing behavior
[5] goal-oriented
[6] exploration-oriented
[7] Task-oriented
[8] directed search
[9] search/deliberation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

کاوش‌محور[1] مشخصهٔ کاربرانی است که محصول یا دسته‌بندی مشخصی در ذهن ندارند و ممکن است به‌طور ناگهانی بر اساس تجربهٔ بازدید خود خرید کنند (کاربران لذت‌گرا[2]، ۴- کاربرانی که قصد خرید ندارند و تنها از فروشگاه بازدید می‌کنند تا اطلاعات جمع‌آوری کنند (بازدیدکنندگان دانش‌ساز[3]) [۱۳].

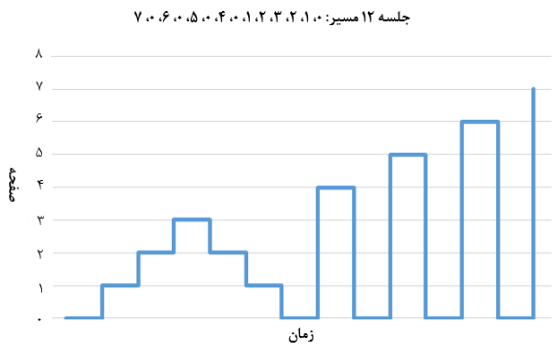
مطالعات پیشین ارتباط بین مرور و خرید را نشان دادند و استدلال کردند که رفتار مرور، خرید را به‌طور مستقیم و هم غیرمستقیم تحت تأثیر قرار می‌دهد. مرور می‌تواند مستقیم خریدهای آنی یا خریدهای برنامه‌ریزی‌نشده را تسهیل کند. مرور می‌تواند به جست‌وجوی اطلاعات ساختاریافته‌تر یا تنها به انباشت دانش منجر شود؛ بنابراین به‌طور غیرمستقیم بر خریدها تأثیر می‌گذارد [۳-۴]. در این مطالعه، ما رفتار مرور را در سکوهای تلفن هوشمند و رایانه مطالعه و ارتباط آن را با تصمیم برای خرید محصول بررسی می‌کنیم.

۲-۳-تجزیه‌وتحلیل رفتار کاربر بر خط از طریق کاوش استفاده از وب

دادهٔ جریان کلیک، مسیر حرکت کاربر را حین مرور وب ردیابی می‌کند و امکان بازیابی تراکنش‌های او را در فرایند خرید برخط فراهم می‌کند؛ بنابراین دادهٔ جریان کلیک منبع قدرتمندی از اطلاعات در رابطه با رفتار خرید مصرف‌کنندهٔ برخط است[۱۴]. با بررسی داده‌های جریان کلیک می‌توان نحوهٔ مرور یا پیمایش کاربران در تارنماها، چگونگی پاسخ کاربران به طراحی تارنما و همچنین نحوهٔ حرکت کاربر از تارنمایی به تارنمای دیگر را بررسی کرد. مطالعات در این حوزه به دو دسته عمدهٔ رفتار بین تارنما[4] و رفتار درون تارنما[5] متمرکز شده‌است.

مطالعات جریان کلیک درون تارنما از معیارهای تعامل[6] مختلفی برای نشان‌دادن نحوهٔ تعامل کاربر و رفتار مرور آن‌ها استفاده کرده‌اند. معیارهای پرکابرد عبارت‌اند از: مدت زمان بازدید، تعداد صفحات مشاهده شده، میانگین مدت زمان هر صفحه، عمق جست‌وجو و نرخ تبدیل خرید[7][۴]؛ همچنین برخی از مطالعات شواهدی ارائه می‌دهند که معیارهای مدت زمان بازدید و تعداد صفحات مشاهده شده، ارتباط مستقیمی با احتمال خرید کاربر دارند؛ بنابراین ایجاد محیطی که به افزایش تعامل کمک کند، احتمال خرید را نیز بالا می‌برد[۱۵].

جنبه‌ای متفاوت از رفتار مرور کاربران، مسیر طی‌شده توسط کاربر حین پیمایش تارنماست که به‌صورت دنباله‌ای از بازدیدهای صفحه، نمایش داده می‌شود[۱۶]. در این زمینه اصطلاح «مرور» برای توصیف شیوه یا الگوهایی که کاربران طبق آن‌ها در تارنما حرکت می‌کنند، استفاده شده‌است. تجزیه‌وتحلیل این مسیر که درواقع توالی صفحات بازدید شده توسط کاربر را رمزگذاری می‌کند، می‌تواند اطلاعاتی در رابطه با اهداف، دانش و علایق کاربران ارائه دهد. کاوش داده‌های جریان کلیک، همچنین با عنوان استخراج خودکار الگوهای درون داده جریان کلیک شناخته می‌شود. هدف از کاوش داده‌های جریان کلیک این است که الگوها و پروفایل‌های رفتاری کاربرانی که با یک تارنما در تعامل‌اند را مدل‌سازی و تجزیه‌وتحلیل کند و آن‌ها را به تصویر بکشد؛ درنتیجه به پژوهش‌گران و متخصصان درک عمیق‌تری از نیازهای اطلاعاتی و انگیزه‌های اساسی کاربران ارائه دهد[۴ و ۱۷]. با توجه به پیچیدگی داده‌های جریان کلیک، چندین مطالعه به روش‌های تجسم[8] پرداخته‌اند که از شناسایی الگوهای ازپیش تعریف‌شده در یک جلسه پشتیبانی می‌کند. یک روش متداول تجسم، گراف ردپا[9] است که در یک فضای دوبعدی بر اساس توالی صفحه و زمان ورود به صفحه[10]، مسیر حرکت کابر را توصیف می‌کند شکل (۱).



(شکل-۱): مثالی از گراف ردپا که یک جلسه را توصیف می‌کند[۷]
(Figure-1): Example of a footprint graph describing a session

برای مثال در شکل (۱) کاربر ابتدا صفحات ۰، ۱، ۲ و ۳ را مشاهده می‌کند؛ سپس دوباره به صفحهٔ ۲ و پس از آن به صفحهٔ ۱ و درنهایت به صفحهٔ ۰ برگشته است. در ادامه صفحهٔ جدید ۴ را پیمایش کرده و مجدد به صفحهٔ ۰ برگشته‌است که الگوهای مختلفی را طی مرور خود داشته‌است.

[1] Exploration-oriented
[2] Hedonic browsers
[3] knowledge-building visitors
[4] cross-site behavior
[5] within-site behavior
[6] engagement measures
[7] purchase conversion rate

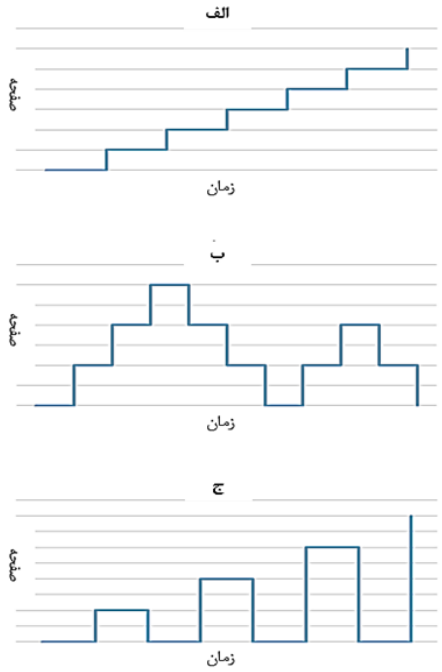
[8] visualization techniques
[9] footstep graph
[10] page-landing time

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

تینگ و همکاران (۲۰۰۷) روش کشف الگوی خودکار[1] را برای استخراج خودکار الگوهای گراف ردپا از فایل‌های گزارش[2] جریان کلیک پیشنهاد کردند؛ آن‌ها از نمودار گراف ردپا برای شناسایی الگوهای اساسی که نشان‌دهندهٔ الگوهای پیمایش[3] کاربر هستند، بر اساس توالی صفحات مشاهده‌شده در هر جلسه و زمان دسترسی به صفحه[4]، استفاده می‌کنند. این الگوها شامل «پله‌ها[5]»، «کوه[6]» و «انگشت[7]»، شکل (۲)، هستند. الگوی Upstairs (a) زمانی رخ می‌دهد که کاربر از طریق صفحاتی که پیش‌تر دیده نشده‌اند در تارنما رو به جلو حرکت می‌کند. الگوی Mountain (b) که در آن یک مسیر Upstairs به مسیر Downstairs ختم می‌شود، زمانی مشاهده می‌شود که کاربر در چندین صفحه برای رسیدن به یک صفحهٔ خاص حرکت می‌کند؛ سپس از آن صفحه به عقب برمی‌گردد؛ درنهایت، الگوی انگشت (c) زمانی دیده می‌شود که کاربر مستقیم از یک صفحه به صفحه‌ای دیگر منتقل می‌شود و سپس به صفحهٔ اصلی بازمی‌گردد.

چو و همکاران (۲۰۱۰) از رویکرد گراف ردپا برای تشخیص الگوهای پیمایش استفاده می‌کنند. آن‌ها پیشنهاد می‌کنند که الگوی Upstairs به‌طور معمول نشان می‌دهد که کاربر به آرامی در تارنما حرکت می‌کند و الگوی کوه نشان می‌دهد که کاربر زمان زیادی را صرف مرور می‌کند، اما درنهایت بدون اتمام کار به صفحهٔ اصلی باز می‌گردد؛ همچنین در بیشتر موارد ترکیب الگوهای انگشت می‌تواند نشان‌دهندهٔ این باشد که کاربر در حلقه افتاده‌است و نمی‌تواند اطلاعات مورد نیاز خود را با موفقیت پیدا کند.

اولمزوگولاری و همکاران (۲۰۲۲)، روشی برای بازنمایی دنباله‌های جریان کلیک کاربران ارائه کرده‌اند که بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های مرور کاربر است. روش ارائه‌شدهٔ توالی کلیک‌های کاربر را به برداری با طول ثابت تبدیل می‌کند. بردارهای بازنمایی توالی، برای اهدافی همچون خوشه‌بندی توالی یا رده‌بندی کاربران به کار برده می‌شود. بررسی‌های آن‌ها نشان داد که روش جاسازی word2vec بازنمایی‌های دقیق‌تری از توالی کلیک‌های کاربران ایجاد می‌کند[۱۸ و ۱۹]. به‌عنوان کار آینده می‌توان الگوهای مرور کاربران را با به‌کارگیری یادگیری بازنمایی توالی[8] شناسایی کرد. و بازنمایی‌های کاربران در سکوهای تلفن هوشمند و رایانه را مورد بررسی قرار داد.



(شکل-۲): الگوهای پیمایش گام به گام: (الف) طبقهٔ بالا، (ب) کوه و (ج) انگشتان[۷]

(Figure-2): Step-by-step navigation patterns: (a) Upstairs, (b) Mountain, and (c) Fingers

۳-۳-مقایسهٔ خرید برخط و خرید از طریق تلفن همراه

تلفن‌های همراه به‌دلیل داشتن صفحهٔ نمایش کوچک اطلاعات کمتری به کاربر ارائه می‌دهند؛ همچنین قابلیت‌های نمایش محدودی که دارند کاربر را مجبور می‌کند محتوای یک صفحهٔ وب را به ذهن بسپارند؛ سپس با کلیک یا پیمایش اطلاعات بیشتری به‌دست آورند[۲۰]؛ همچنین دستگاه‌های تلفن همراه در مقایسه با رایانه‌های شخصی کمتر کارا هستند و هنگامی که کاربران مجبور به جست‌وجو از طریق منابع متعددند، منجر به افزایش هزینه‌های جست‌وجو می‌شوند. این هزینه‌های بالای جست‌وجو می‌تواند بر انواع محصولی که کاربران از طریق کانال تلفن همراه می‌خرند، تأثیرگذار باشد[۴]؛ برای مثال، کاربران ممکن است، برای خرید محصولاتی که نیازمند تلاش‌های قابل توجهی برای جست‌وجوی اطلاعات‌اند، به رایانه‌های شخصی متکی باشند[۳].

مطالعات همچنین به مزایای تجارت تلفن همراه نسبت به تجارت الکترونیکی پرداخته‌اند. تجارت الکترونیکی به شرکت‌ها و افرادی اطلاق می‌شود که کالاها و خدمات را از طریق اینترنت خریدوفروش می‌کنند

[1] Automatic Pattern Discovery (APD)
[2] log
[3] navigation patterns
[4] page-landing time
[5] Stairs
[6] Mountain
[7] Fingers
[8] Sequence Representation learning

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

(شکل-۳): روش‌شناسی کاوش استفاده از وب
(Figure-3): Web usage exploration methodology

تجارت الکترونیکی می‌تواند از طریق رایانه‌ها، تبلت‌ها، تلفن‌های هوشمند و سایر دستگاه‌های هوشمند انجام شود. تجارت تلفن همراه بیان‌کنندهٔ نوع خریدی است که مشتریان را قادر می‌سازد با استفاده از دستگاه‌های تلفن همراه به‌صورت برخط، محصولی را خریداری کنند که درواقع زیرمجموعه‌ای از تجارت الکترونیکی است. تجارت تلفن همراه دارای چهار مزیت اصلی است: همه‌جا، راحتی، محلی‌سازی و شخصی‌سازی[۴].

وو و همکاران [۲۱] ادعا می‌کنند آنجایی که کاربران تلفن همراه همیشه «برخط» هستند، بررسی محصول، انتخاب و فرایند خرید آن‌ها بیشتر اتفاق می‌افتد. وانگ و همکاران [۲۲] استدلال می‌کنند که با وجود اینکه اندازهٔ صفحهٔ نمایش و عملکرد دستگاه‌های تلفن همراه در مقایسه با رایانه‌های شخصی محدود است، اما انعطاف‌پذیری زمانی و مکانی آن‌ها، دسترسی راحت را هنگامی که کاربران می‌خواهند به اهداف خاصی دست یابند یا نیازهای معمولی خود را برآورده کنند، فراهم می‌کند؛ بنابراین راحتی تلفن همراه، به تصمیم خرید و وفاداری رفتاری کاربران منجر می‌شود؛ درنهایت، تنها مطالعات کمی با استفاده از داده‌های جریان کلیک به مقایسهٔ رفتار کاربران تلفن همراه و رایانهٔ شخصی پرداخته‌اند؛ یک مثال قابل توجه مطالعه [۲۰] است که نشان می‌دهد که پست‌های میکروبلاگینگ که در بالای صفحه ظاهر می‌شوند، بیشتر در تلفن‌های همراه کلیک می‌شوند تا رایانه‌های شخصی و دلیل آن ممکن است این باشد که هزینه‌های جست‌وجوی اطلاعات برای کاربران تلفن همراه در مقایسه با رایانهٔ شخصی بالاتر است[۳].

این مطالعه رفتارهای مرور برخط کاربران را در سکوهای تلفن همراه و رایانهٔ شخصی با تجزیه‌وتحلیل داده‌های جریان کلیک ثبت‌شده در فایل‌های گزارش رویداد یک بازار اجتماعی برخط مقایسه می‌کند. رفتار مرور برخط هر کاربر با تبدیل دنبالهٔ صفحات مشاهده‌شده در هر جلسه به دنباله‌ای از الگوهای پیمایش نمایش داده می‌شود[۲۳]؛ سپس کاوش قوانین انجمنی[1] برای شناسایی دنباله‌های الگوی پیمایش پرتکرار اعمال می‌شود، که درنهایت برای بررسی تفاوت‌های جلسات تلفن همراه و رایانهٔ شخصی در تعاملات منجر به خرید و غیرخرید استفاده می‌شود.

۴- روش پژوهش و مجموعه‌داده

در این پژوهش گزارش رویدادهای[2] سرور بازار اجتماعی برخط باسلام را مورد مطالعه قرار می‌دهیم. بازار اجتماعی برخط باسلام طیف گسترده‌ای از محصولات، به‌ویژه اقلام سنتی (برای مثال خوردنی و آشامیدنی، عطاری، آرایشی و بهداشتی، لوازم آشپزخانه و...) را ارائه می‌کند. باسلام امکان تجارت الکترونیکی و تجارت تلفن همراه را فراهم می‌کند؛ درنتیجه برای هدف این پژوهش یعنی مقایسهٔ رفتار کاربران رایانه و تلفن همراه مناسب است. در طول دورهٔ پژوهش، ساختار سایت و برنامهٔ باسلام برای دستگاه‌های تلفن همراه و یا رایانه‌های شخصی یکسان بود. گزارش رویدادهای بررسی‌شده در این مطالعه در یک دورهٔ حدود چهار ماهه، از ۲۰۲۰/۱۲/۱۱ تا ۲۰۲۱/۴/۲۴ جمع‌آوری شدند، مجموعه‌دادهٔ خام پیش از مرحلهٔ پیش‌پردازش شامل پانصدهزار رکورد داده است و فایل داده با فرمت **CSV**. است.

برای حل مسئلهٔ پژوهش، روش‌شناسی[3] رایج کاوش استفاده از وب را دنبال کردیم که به سه مرحله تقسیم می‌شود: پیش‌پردازش داده[4]، کشف الگو[5] و تجزیه‌وتحلیل الگو[6] [۲۴]. مرحلهٔ نخست بر تهیهٔ داده‌های سطح نشست[7]

[1] Association rule mining
[2] Event log
[3] Methodology
[4] Data pre-processing
[5] Pattern discovery
[6] Pattern analysis
[7] session-level

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

و استخراج ویژگی‌های نشست از داده‌های اصلی متمرکز است؛ همچنین ممکن است شامل شناسایی الگو[1] باشد، که در آن زیرمجموعه‌ها یا دنباله‌ای از بازدید صفحات که از لحاظ عملکردی مرتبط‌اند، بر اساس یک سلسله‌مراتب مفهومی طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحلهٔ دوم، روش‌های آماری و یادگیری ماشین برای کشف الگوهای پنهانی که رفتار کاربران را منعکس می‌کند و همچنین خلاصه آمار مربوط به جلسات استفاده می‌شود؛ درنهایت، این الگوها و آمار بیشتر پردازش و فیلتر می‌شوند و بینش‌های مورد نیاز را ارائه می‌دهند. شکل (۳) این سه مرحله را به همراه فعالیت‌های هر مرحله نشان می‌دهد. در ادامه توضیح مربوط به هر مرحله را آورده‌ایم.

۴-۱-پیش‌پردازش داده

مجموعه‌دادهٔ مورد استفاده در پژوهش، رویدادهای ثبت‌شده به‌وسیلهٔ سرورهای وب باسلام است که رویدادهای مربوط به دسترسی (چه بسا هم‌زمان) چند کاربر به تارنما را ضبط می‌کنند، در جدول (۲) پارامترهای هر ورودی در فایل گزارش رویداد آمده‌است؛ البته در مقالهٔ Analyzing online consumer behavior in mobile and pc devices: a novel web usage mining approach پارامترهای هر ورودی در فایل گزارش رویداد متفاوت بود و شامل نشانی IP سرور[2]، روش درخواست HTTP[3]، نشانی IP مشتری[4]، تاریخ و زمان درخواست، منبع وب درخواستی (برای مثال یک URL)، کد وضعیت HTTP[5]، و جزئیات عامل[6] کاربر (برای مثال سخت‌افزار، مرورگر و سیستم عاملی که درخواست از آن ارسال شده‌است) است.

برای شناسایی جلسات[7] دسترسی، ورودی‌های فایل لاگ باید از پیش پردازش شوند. ما یک فرایند استاندارد پیش‌پردازش داده را دنبال می‌کنیم که شامل پاک‌سازی داده‌ها، شناسایی کاربر، شناسایی جلسه و شناسایی اپیزود[8] (برای مثال الگوی نمودار قدم[9]) است.

۴-۱-۱-پاک‌سازی داده

تمام ورودی‌های گزارش رویداد سمت سرور برای کاوش استفاده از وب کارا نیستند. هدف پاک‌سازی داده‌ها حذف ورودی‌های نامربوط است، مانند حذف درخواست‌های انجام‌شده به‌وسیلهٔ ماشین‌های خودکار (مانند ربات‌های وب یا خزنده‌ها)، حذف درخواست‌های HTTP ناموفق که حاوی وضعیت خطا هستند و همچنین ورودی‌هایی که روش درخواستی آن‌ها «GET» یا «POST» نیست.

(جدول-۱): ویژگی‌های جلسه در دادهٔ تراکنش جلسه
(Table-1): Session attributes in session transaction data

ویژگی	توصیف
نوع دستگاه	دستگاهی که جلسه از آن اجرا شده‌است: (۱- تلفن همراه، ۰-رایانه)
نتیجهٔ جلسه	جلسه به خرید ختم شده‌است یا نه: (۱-خرید، ۰-عدم خرید)
مدت جلسه	کل مدت زمان جلسه
میانگین مدت صفحه	میانگین مدت زمان ماندن در صفحه در جلسه
تعداد صفحات	تعداد کل صفحات مشاهده‌شده در جلسه
الگوی مسیر	رشته الگوی مسیر ناوبری در جلسه که از طریق تبدیل نمودار گراف ردپا به‌دست آمده‌است. (برای مثال: {کوه، انگشت، انگشت، کوه})

(جدول-۲): ویژگی‌های هر رکورد داده در فایل گزارش رویداد باسلام
(Table-2): Characteristics of each data record in the Basalam event log file

ویژگی	توصیف
Session_id	شناسهٔ جلسه
Client_name	نام مشتری
User_id	شناسهٔ کاربر
Time_stamp	زمان رخداد رویداد
Event_name	نام رخداد
Keyword	کلمهٔ جست‌وجو شده
Product_id	شناسهٔ محصول
Category_id	شناسهٔ گروه محصول
Vendor_id	شناسهٔ غرفه‌دار محصول
Post_id	شناسهٔ متد پست

۴-۱-۲-شناسایی کاربر

برای تجزیه‌وتحلیل رفتار مرور برخط، می‌بایست به نحوی میان کاربران مختلف در فایل گزارش رویداد تمایز قائل شویم. در این پژوهش کاربران را با استفاده از ویژگی user_id شناسایی می‌کنیم؛ البته رافائل و همکاران [۴] کاربران را با نشانی IP آن‌ها شناسایی کرده‌اند که استفاده از این روش برای شناسایی کاربران، تجزیه‌وتحلیل را در معرض ننشانیتی قرار می‌دهد؛ زیرا یک کاربر خاص ممکن است از دستگاه‌های مختلف به وب‌سایت دسترسی پیدا کند؛ بنابراین با نشانی‌های IP مختلف نشان داده شود یا کاربران مختلف ممکن است با نشانی IP یکسان نشان داده شوند.

[1] episode
[2] server IP address
[3] HTTP request method
[4] client IP address
[5] HTTP status code
[6] Agent
[7] Sessions
[8] Episode
[9] footstep graph pattern

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

۴-۱-۳-شناسایی جلسات

با استفاده از ویژگی Session_id در مجموعه‌داده، جلسات منحصربه‌فرد هر کاربر را شناسایی می‌کنیم، درواقع هر جلسه یک بازدید واحد از تارنما را نشان می‌دهد که شامل توالی اقدامات انجام‌شده توسط یک کاربر در طول یک بازدید از تارنما است؛ بنابراین رویدادهای مربوط به هر جلسه Session_id و user_id یکسانی دارند. جلساتی که طی آن تعداد صفحات مشاهده‌شده کمتر از سه بود، از مجموعه‌داده حذف می‌شود؛ زیرا این جلسات نمی‌توانند الگوی مرور مشخصی را نشان دهند.

برای هر جلسه، مجموعه‌ای از ویژگی‌های توصیف‌گر جلسه محاسبه می‌شود، همان‌طور که در جدول (۱) توضیح داده شده ویژگی نوع دستگاه[1] به دستگاهی اشاره دارد که جلسه از آن اجرا شده‌است؛ در این مطالعه، تمرکز بر روی دستگاه‌های تلفن همراه (برای مثال تلفن‌های هوشمند) و دستگاه‌های رایانهٔ شخصی (یعنی دسکتاپ یا لپ تاپ) است. ویژگی نتیجهٔ جلسه[2] به خروجی جلسه از لحاظ منجرشدن به خرید یا عدم خرید اشاره دارد. ویژگی‌های مدت‌جلسه[3] و میانگین مدت‌صفحه[4] از داده‌های تاریخ و زمانی که در هر رویداد ورودی ثبت می‌شود، استنتاج شده‌اند که به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدت جلسه و میانگین درنگ کاربر در هر صفحه است. ویژگی تعداد صفحات[5] با شمارش تعداد صفحاتی که شناسهٔ جلسهٔ یکسانی دارند به‌دست می‌آید و درواقع نشان‌دهندهٔ تعداد صفحات مرور شده توسط کاربر طی یک جلسه است؛ درنهایت، ویژگی الگوی مسیر[6]، حاصل شناسایی الگوی گراف رد پا[7] است که در بخش بعدی با جزئیات به آن پرداخته می‌شود.

۴-۱-۴-شناسایی الگو

با استفاده از روش[۸] APD، urlهای مشاهده‌شده در هر جلسه کاربر به الگوی مسیر تبدیل می‌شود که نشان‌دهندهٔ الگوی مسیر پیمایش کاربر در طول جلسه است که به‌صورت دنباله‌ای از الگوهای Mountain، Finger، Upstairs و Downstairs بیان می‌شود. روش APD به‌صورت خودکار الگوهای مسیر پیمایش را از داده‌های جریان کلیک استخراج می‌کند و شامل سه مرحله است: در مرحلهٔ نخست، هر صفحه در جریان کلیک به‌صورت منحصربه‌فرد شماره‌گذاری می‌شود (اگر یک صفحه بیش از یک بار در جریان کلیک ظاهر شود، یک شماره به آن اختصاص داده می‌شود)؛ بنابراین پس از این مرحله، جریان کلیک در هر جلسه به دنباله‌ای از شماره صفحات مرتبط تبدیل می‌شود؛ سپس دنبالهٔ به‌دست‌آمده با بررسی رابطهٔ هر دو گره (شماره صفحه) متوالی به یکی از الگوهای UP، Down یا Same تبدیل می‌شود (مرحلهٔ یک). اگر $n_i > n_i + 1$ (نشان‌دهندهٔ رابطهٔ عددی دو گره متوالی) باشد، الگوی UP را قرار می‌دهیم. اگر $n_i > n_i + 1$ باشد، الگوی Down را قرار می‌دهیم، به این معنی که کاربر به صفحه‌ای که پیش‌تر مشاهده کرده‌است برمی‌گردد. اگر $n_i = n_i + 1$ باشد الگوی Same اتفاق می‌افتد، به این معنی که کاربر با به‌روزرسانی[8] صفحه یا بازکردن همان صفحه در دستگاهی دیگر، صفحهٔ مشابهی را مشاهده می‌کند؛ برای مثال مسیر مرور R=[۰, ۱, ۰, ۲, ۰, ۳, ۴, ۴] به الگوهای اولیهٔ R' = [Up, Down, Up, Down, Up, Up, Same] تبدیل خواهد شد شکل (۴).

در مرحلهٔ دوم، دنبالهٔ الگوهای اولیهٔ (level-1) به الگوهای مرحلهٔ دوم تبدیل می‌شوند، که تغییر در مسیر پیمایش را ثبت می‌کند و با عناصر Peak و Through نمایش داده می‌شود. هنگامی که در دنبالهٔ مرحلهٔ نخست الگوی Down بلافاصله بعد از الگوی Up ظاهر شود، عنصر Peak را قرار می‌دهیم. عنصر Through را هنگامی جای‌گذاری می‌کنیم که ابتدا Up و بلافاصله Down مشاهده شود؛ برای مثال دنبالهٔ مرحلهٔ نخست R' = [Up, Down, Up, Down, Up, Up, Same] به الگوی پیمایش R'' = [Peak, Through, Peak, Through, Up, Same] ترجمه خواهد شد، شکل (۵)؛ درنهایت، در مرحلهٔ سوم عناصر مرحلهٔ دوم به الگوهای مسیر پیمایش تبدیل می‌شوند (مرحلهٔ سوم)، یعنی Upstairs، Downstairs، Mountain و Finger. الگوی Upstairs زمانی شناسایی می‌شود که الگوهای Up پشت سرهم مشاهده شوند، شکل (۲ الف). مسیر Downstairs زمانی شناسایی می‌شود که الگوهای Down به‌طور متوالی اتفاق بیفتند. الگوی Mountain زمانی شناسایی می‌شود که دنبالهٔ [Up, Peak, Down] دیده شود شکل (۲ ب) و شکل Finger درصورتی که دنبالهٔ [Peak, Through, Peak] وجود داشته باشد شناسایی می‌شود؛ برای مثال الگوی به‌دست‌آمده در مرحلهٔ دوم به R''' = [Finger, Finger, Upstairs] شکل (۶) تبدیل می‌شود.

[1] Device type
[2] Session outcome
[3] Session duration
[4] Average page duration
[5] Number of pages
[6] Behavior string
[7] footstep-graph
[8] Refreshing

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

درنهایت، الگوهای مسیر پیمایش به‌دست‌آمده به‌عنوان رشته‌ای در پایگاه داده برای هر جلسه ثبت می‌شوند (Behavior string attribute). اگر یک جلسه خیلی کوتاه باشد، یعنی حداکثر سه صفحه داشته باشد، مسیر پیمایش آن قابل شناسایی نیست و درنتیجه جلسه از تجزیه‌وتحلیل داده‌ها حذف می‌شود. شکل (۷) خلاصهٔ مراحل فرایند شناسایی الگو را نشان می‌دهد.

۴-۲-کاوش استفاده از وب

در این مرحله، به منظور شناسایی تفاوت رفتار مرور کاربران دستگاه‌های تلفن همراه و رایانه، تجزیه‌وتحلیل‌های آماری[1] و کاوش قوانین انجمنی توالی[2] را اعمال می‌کنیم؛ همچنین T-test را برای بررسی تفاوت در معیارهای سرگرمی[3] دو سکو به‌کار می‌بریم؛ به‌علاوه، از آن‌جایی که هر جلسه به‌صورت دنباله‌ای از الگوهای مسیر پیمایش نمایش داده می‌شود (ویژگی behavior string در مجموعه‌داده)، یک الگوریتم کاوش قوانین انجمنی توالی[4] را به منظور شناسایی توالی‌های پرتکرار در مجموعه الگوهای مسیر پیمایش که یک جلسه را توصیف می‌کنند، استفاده کردیم. هدف الگوریتم کاوش قانون انجمنی توالی این است که در مجموعه‌دادهٔ مرتب‌شده بر اساس زمان که مجموعه‌ای از آیتم‌ها به دنبال آیتم‌های دیگری آمده‌اند، توالی‌هایی را که در آن رخدادهای مشابه اتفاق افتاده‌است، شمارش کند[۴].

```
level2 = list()
   for idx, actions in enumerate(level1):
      if idx !=0:
         if level1[idx] == 'up' and level1[idx-1]
=='up:'
            level2.append('up')
         elif level1[idx] == 'down' and level1[idx-1]
=='up:'
            level2.append('peak')
         elif level1[idx] == 'up' and level1[idx-1]
=='down:'
            level2.append('trough')
         elif level1[idx] == 'down' and level1[idx-1]
=='down:'
            level2.append('down')
         elif level1[idx] == 'same:'
            level2.append('same')
```

(شکل-۴): مرحلهٔ نخست تبدیل مسیر

(Figure-4): First step of route conversion

```
ruls = dict()

ruls['montain'] =
[['up','peak','trough'],['up','peak','down'],

['trough','peak','down'],['up','peak'],['peak','down']]

ruls['finger'] = [['peak','trough'],['peak']]

ruls['downstair'] = [['down']]

ruls['upstair'] = [['up']]

level3 = list()
```

(شکل-۵): مرحلهٔ دوم تبدیل مسیر

(Figure-5): Second step of route conversion

```
level1 = list()
   for idx,actions in enumerate(level0):
      if idx !=0:
         compare = level0[idx] - level0[idx - 1]
         if compare<0:
            level1.append('down')
         elif compare==0:
            level1.append('same')
         elif compare>0:
            level1.append('up')
```

(شکل-۶): مرحلهٔ سوم تبدیل مسیر

(Figure-6): Third step of route conversion

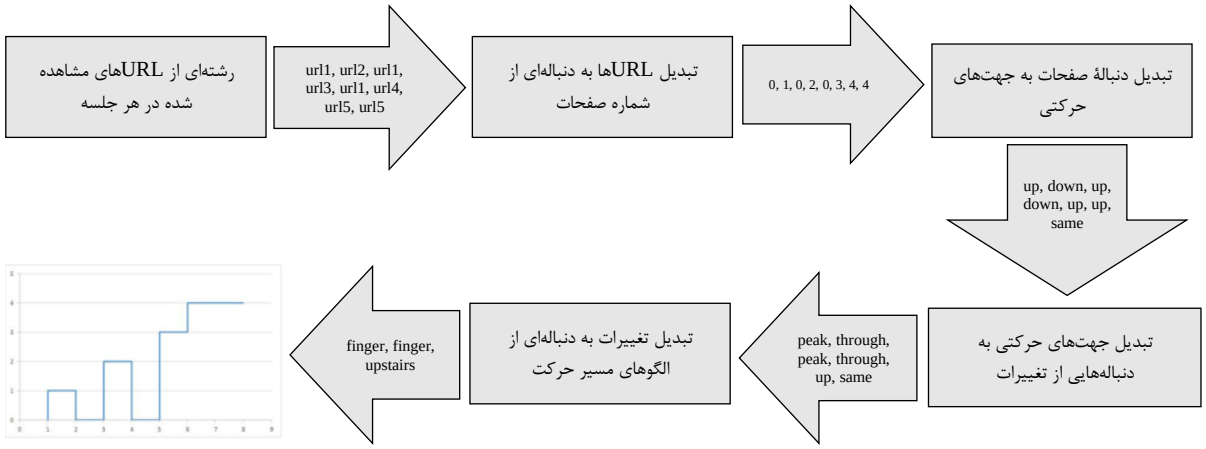
کاوش قانون انجمنی توالی را می‌توان به‌منظور شناسایی مسیرهای پیمایش پرتکرار کاربران استفاده کرد؛ بنابراین، برای دو رخداد A و B، یک قانون انجمنی توالی به‌صورت «اگر A، آنگاه B» یا A -> B، به این معنی که «اگر A اتفاق بیفتد، B نیز رخ می‌دهد»[۲۵]. ارزشمندی یک الگوی توالی به‌طور معمول با معیارهای «پشتیبانی[5]» و «اطمینان[6]» ارزیابی می‌شود. پشتیبانی قانون A -> B، احتمال اتفاق افتادن هر دو رخداد A و B در یک جلسه را نشان می‌دهد. با تقسیم تعداد تراکنش‌هایی که رخداد A و B در آن‌ها حضور دارند بر کل تراکنش‌ها می‌توان مقدار پشتیبانی را برای یک قانون محاسبه کرد. اطمینان قانون A -> B، عبارت است از کسری از تراکنش‌های شامل A که شامل B نیز هستند. قوانینی که کمینه آستانهٔ پشتیبانی و اطمینان را برآورده می‌کنند، قوانین جالب[7] می‌نامند.

[1] statistical
[2] sequential association rule mining
[3] engagement
[4] sequential association rule mining

[5] support
[6] confidence
[7] interesting rules

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]



(شکل-۷): روش کشف خودکار الگو (APD) برای تبدیل یک توالی صفحه به نمودار گراف ردپا [رشته رفتار]

(Figure-7): Automatic Pattern Discovery (APD) method for converting a page sequence into a footprint graph [behavior thread]

کاوش قانون انجمنی توالی را می‌توان به‌منظور شناسایی مسیرهای پیمایش پرتکرار کاربران استفاده کرد؛ بنابراین، برای دو رخداد A و B، یک قانون انجمنی توالی به‌صورت «اگر A، آنگاه B» یا A -> B، به این معنی که «اگر A اتفاق بیفتد، B نیز رخ می‌دهد»[۲۵]. ارزشمندی یک الگوی توالی به‌طورمعمول با معیارهای «پشتیبانی[1]» و «اطمینان[2]» ارزیابی می‌شود. پشتیبانی قانون A -> B، احتمال اتفاق افتادن هر دو رخداد A و B در یک جلسه را نشان می‌دهد. با تقسیم تعداد تراکنش‌هایی که رخداد A و B در آن‌ها حضور دارند، بر کل تراکنش‌ها می‌توان مقدار پشتیبانی را برای یک قانون محاسبه کرد. اطمینان قانون A -> B، عبارت است از کسری از تراکنش‌های شامل A که شامل B نیز هستند. قوانینی که حداقل آستانهٔ پشتیبانی و اطمینان را برآورده می‌کنند قوانین جالب[3] می‌نامند.

۳-۴-تحلیل الگو

مجموعه‌دادهٔ خود را به چهار زیرمجموعه تقسیم می‌کنیم که شامل دسته‌بندی‌های mobile-buying، PC-buying mobile-non buying، و PC-non buying است، به منظور شناسایی اینکه چطور قوانین پیمایش پرتکرار برای هر زیردسته متفاوت است، به‌صورت جداگانه الگوریتم قوانین انجمنی توالی را برای هر زیردسته اجرا می‌کنیم (تفاوت بین جلسات تلفن همراه و رایانه و دستهٔ buying و PC)؛ سپس نتایج را برای شناسایی رفتار کاربر برخط تجزیه‌وتحلیل می‌کنیم. به‌طور خاص، هدف ما این است که انگیزه‌ها و اهداف اساسی خرید را مبنی بر رفتار مرور کاربر، که از طریق معیارهای سرگرمی و دنباله‌های پرتکرار الگوهای نمودار قدم مشاهده می‌شود، بررسی کنیم. این نتایج ممکن است بینش‌های مهمی در مورد تفاوت بین رفتارهای مرور برخط مبتنی بر تلفن همراه و رایانهٔ شخصی ارائه دهد.

۵- تحلیل نتایج

درمجموع، ۷۵,۴۶۸ جلسه (۲۶,۰۰۸ جلسات رایانه و ۴۹,۴۷۹ جلسات تلفن همراه) پس از پیش‌پردازش داده به‌دست آمد. جدول زیر توزیع خرید و نرخ تبدیل (نسبت جلساتی که به خرید ختم شده‌اند بر کل جلسات) برای جلسات تلفن همراه و رایانهٔ شخصی و شواهد اولیه در مورد تفاوت بین این دو نوع جلسه ارائه می‌دهد. درحالی‌که نرخ تبدیل برای جلسات رایانهٔ شخصی حدود ۶/۰۳ ٪ است، نرخ تبدیل برای جلسات تلفن همراه حدود ۴٪ کمتر است (جدول (۳) بر اساس جلساتی که بیش از سه صفحه دارند).

(جدول-۳): نرخ تبدیل جلسات تلفن همراه و رایانه برای جلسات با بیش از سه صفحه

(Table-4): Mobile and desktop session conversion rates for sessions with more than three pages

نوع دستگاه	تمام جلسات	جلسات منجر به خرید	جلسات عدم خرید	نرخ تبدیل
تلفن همراه	۴۹.۴۷۹	۹۰۶	۴۸۵۷۴	٪ ۱/۸۳
رایانه	۲۶۰۰۸	۱۵۶۸	۲۴۴۴۱	٪ ۶/۰۳
مجموع	۷۵۴۶۸	۲۴۷۳	۷۳۰۱۴	٪ ۳/۲۸

در بخش‌های بعدی، شاخص‌های سرگرمی و قوانین توالی مربوط به الگوهای پیمایش گراف قدم را با هدف شناسایی تفاوت بین جلسات تلفن همراه و رایانه بررسی می‌کنیم.

[1] support
[2] confidence
[3] interesting rules

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

۵-۱-تحلیل معیارهای سرگرمی

جدول (۴) میانگین و خطای استاندارد (SE) برای معیارهای سرگرمی جلسات تلفن همراه و رایانه را نشان می‌دهد. نتایج t-test تفاوت معناداری را بین مقادیر میانگین در معیارهای مدت جلسه[1] و تعداد صفحات در هر جلسه (p^2<۰.۰۰۱) نشان می‌دهد. معیارهای مدت جلسه و تعداد صفحات جلسه برای جلسات تلفن همراه در مقایسه با جلسات رایانه، به‌طور معناداری بیشتر است، اما معیار میانگین مدت صفحه[3] در دو سکو تفاوت معناداری ندارد.

از آنجاکه ممکن است معیارهای سرگرمی در جلسات منجر به خرید و جلساتی که به خرید ختم نشده‌اند، متفاوت باشد، آزمون T-test را برای مقایسهٔ معیارهای سرگرمی میان جلسات تلفن همراه و رایانه در هر زیرنمونه به‌کار بردیم. شکل (۸) نتایج را برای تمام جلسات، جلسات منجر به خرید و جلساتی که به خرید ختم نشدند نشان می‌دهد. درکل، نتایج برای زیرنمونه‌های buying و non-buying با نتایج به‌دست‌آمده برای کل جلسات سازگار است؛ جلسات رایانه به نسبت جلسات تلفن همراه، به‌طور معناداری مدت جلسه کوتاه‌تر و تعداد صفحات کمتری داشتند ($p<0.001$)، اما میانگین مدت صفحه در رایانه و تلفن همراه تفاوت معناداری نداشت.

۵-۲-تحلیل قوانین انجمنی توالی

ما از الگوریتم sequence association rule mining که در بخش Modeling نرم‌افزار spss modeler موجود است، برای شناسایی دنباله‌های پرتکرار الگوهای پیمایش برای جلسات تلفن همراه و رایانه استفاده کردیم. در این بخش نیز دوباره، جلسات منجر به خرید و جلساتی را که به خرید ختم نشده‌اند، مجزا برای سکوهای تلفن همراه و رایانه یعنی چهار زیرگروه mobile-buying، PC-buying، mobile-non buying و PC-non buying آنالیز کردیم. در تمام اجراها، کمینهٔ پشتیبانی ۵۰ % تنظیم شد تا مطمئن شویم که قوانین با بیشترین تکرار را به‌دست می‌آوریم و کمینهٔ اطمینان ۶۰ % تنظیم شد تا قوانینی که قابل اتکا[4] نیستند حذف شوند. جدول (۵) قوانین دارای بیشترین پشتیبانی را برای هر زیرگروه که بر اساس مقادیر پشتیبانی و اطمینان به‌صورت نزولی مرتب شده‌است، نشان می‌دهد. برای هر قانون مقدار پشتیبانی و اطمینان نشان داده شده‌است؛ برای مثال، قانون upstair → upstair پرتکرارترین قانون در زیرگروه mobile-buying است. این قانون در ۹۷/۴۶ درصد از جلسات mobile-buying مشاهده شده‌است(پشتیبانی)؛ همچنین در ۹۷/۵۷ درصد جلساتی که الگوی upstair اتفاق افتاده‌است، این الگو تکرار شده‌است(اطمینان). این الگو در زیرمجموعه‌های دیگر نیز مشاهده می‌شود؛ برای مثال، در ۹۵/۵۳ درصد از جلسات PC-buying مشاهده شده‌است و اطمینان آن ۹۶/۴۶ درصد است.

برای درک تفاوت (ناسازگاری، واریانس) در رفتار مرور برخط کاربران، بررسی تغییرات تکرار قوانین (پشتیبانی) در بین زیرمجموعه‌های فرعی کاراست[۴]. به این صورت که متداول‌ترین قوانین (یعنی پشتیبانی بالاتر از شصت درصد) در هر یک از چهار زیرنمونهٔ فرعی جدول (۶) را شناسایی می‌کنیم؛ سپس فراوانی این قوانین را در نمونه‌های فرعی دیگر بررسی می‌کنیم. به این صورت که الگوریتم کشف توالی را دوباره با مقدار بسیار کمتر پشتیبانی یعنی بیست درصد اجرا می‌کنیم تا بتوانیم فراوانی قوانینی که حداقل در یکی از زیرنمونه‌ها پرتکرار است در سه زیرنمونهٔ فرعی دیگر مشاهده کنیم. با تنظیم مقدار بیست درصد برای حداقل پشتیبانی، تعداد قوانین کشف‌شده بسیار زیاد بود (تا هزار)، اما برای ما تنها قوانینی که فرکانس‌های بالا و پایین را نشان می‌دهند (یعنی تعداد تکرار آن‌ها دست‌کم در یک زیرنمونهٔ فرعی زیاد باشد و در یک زیر نمونه کم). جدول (۶) قوانینی که شرایط گفته‌شده را داشته باشند، نشان می‌دهد. درصورتی که مقدار پشتیبانی برای قانونی بیشتر از پنجاه درصد باشد به‌صورت پررنگ نشان داده می‌شود.

چندین قانون برای جلسات خرید -تلفن همراه- پرتکرارند، درصورتی که برخی از آن‌ها تعداد تکرار کمی در جلسات رایانه دارند. این جلسات شامل upstair → finger، finger → upstair، finger → montain، montain → upstair، upstair → montain هستند. جالب است قوانینی که با الگوی upstair شروع می‌شوند (یعنی upstair → finger، upstair → montain) در جلسات رایانه تکرار کمی دارند. همچنین قوانین finger → upstair و montain → upstair در جلساتی که منجر به خرید می‌شوند (در رایانه و تلفن همراه) تکرار بالایی دارند، اما در جلسات عدم خرید کم‌تکرارند.

۵-۳-پیش‌بینی خرید با استفاده از قوانین توالی

برای بررسی اینکه آیا قوانین دنبالهٔ شناسایی‌شده (جدول پیشین) در پیش‌بینی خرید ارزشمندند یا خیر، شاخص لیفت[5] را برای قوانین دنباله در جلسات تلفن همراه و رایانه محاسبه کردیم.

[1] session duration
[2] number of pages
[3] average page duration
[4] uninteresting
[5] lift

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

(جدول-۴): مقایسهٔ معیارهای سرگرمی در جلسات تلفن همراه و رایانه(p<0.001)

(Table-5): Comparisons of engagement measures in mobile and PC sessions (* p<0.001)

ویژگی	Mean (SE)		Independent samples t-test				
	تلفن همراه	رایانه	t	df	Mean difference	95% CI	
						Lower	Upper
مدت جلسه (دقیقه)	۱۸/۷۲	۱۴/۵	۲۴/۳۲۳	۶۶۳۹۳/۴۰۸	۴/۲۳	۳/۸۹	۴/۵۷
میانگین مدت صفحه (دقیقه)	۰/۸۱	۰/۸۰	۱/۱۸۲ P = ۰/۲۳۷ > ۰/۰۵ then M1 = M2	۶۳۵۲۱/۵۰۳۱۱۷	۰/۵۸۴۵۷	-۰/۳۸۴۶۵	۱/۵۵۳۷۸
تمام صفحات	۳۱.۸۹	۲۳.۳۵	۲۸.۱۸۸۹۱۵	۶۷۲۷۵.۷۶۱۳۱۶	۸.۵۳۸۹۶۳	۷.۹۴۵۲۴۲	۹.۱۳۳

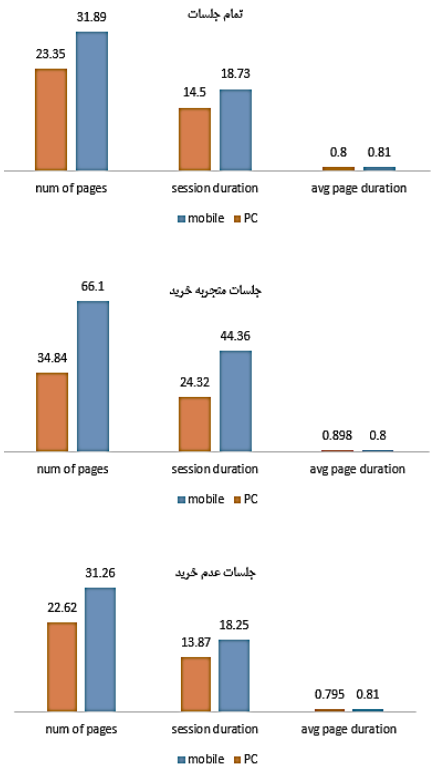
لیفت، نشان‌دهندهٔ نسبت احتمال رویدادی خاص در صورت وجود یک مدل به احتمال این رویداد در غیاب هر مدلی تعریف می‌شود[۴]؛ بنابراین شاخص لیفت تخمینی از بهینگی[1] پیش‌بینی یک مدل ارائه می‌کند. در این پژوهش به‌صورت نسبت احتمال خرید جلسات شامل قانون توالی (مدل) به احتمال پایهٔ خرید محاسبه می‌شود.

$$lift(buying, sequence\ rule) = \frac{P(buying\ , sequence\ rule)}{P(buying) * P(sequence\ rule)} = \frac{P(buying|sequence\ rule)}{P(buying)}$$

جدول (۷) مقادیر لیفت را برای قوانین توالی به‌دست‌آمده در بخش پیشین نشان می‌دهد. احتمال پایهٔ خرید برای جلسات تلفن همراه ۰.۰۱۸۳ و جلسات رایانه ۰.۰۶۰۳ است. نتایج نشان می‌دهد وجود قوانینی که به الگوی upstair ختم می‌شوند احتمال خرید در جلسه را بالا می‌برند؛ همچنین قانون montain → finger بیشترین لیفت را در جلسات رایانه و کمترین مقدار لیفت را در جلسات تلفن همراه دارد؛ یعنی وجود این قانون در جلسات رایانه احتمال خرید را بالا می‌برد.

۶-تحلیل نتایج

نتایج این مطالعه درک خوبی از رفتار مرور کاربران در جلسات تلفن همراه و رایانه ارائه می‌دهد. میانگین مدت زمان صفحه در جلسات تلفن همراه و جلسات رایانهٔ شخصی تفاوت معناداری ندارد (یکسان است). یافته‌ها برای مدت زمان جلسات نشان می‌دهد که مدت زمان جلسات در تلفن همراه نسبت به رایانه به‌طور معناداری بیشتر است.



(شکل-۸): معیارهای سرگرمی در جلسات موبایل و رایانه

(Figure-8): Entertainment metrics in mobile and computer sessions

اگرچه می‌توان انتظار داشت از آنجایی که صفحات بیشتری در جلسات تلفن همراه نسبت به جلسات رایانهٔ شخصی مشاهده می‌شود؛ همچنین میانگین مدت‌زمان صفحات در دو سکو برابر است؛ درنتیجه مدت‌زمان جلسات تلفن همراه نسبت به رایانه بیشتر باشد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که صفحه نمایش‌های کوچک و کاربرد محدود دستگاه‌های تلفن همراه منجر به افزایش

[1] improvement

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

هزینه‌های جست‌وجوی اطلاعات و تلاش‌های شناختی بالاتر می‌شود که منجر به افزایش مدت زمان جلسات در تلفن همراه (در مقایسه با رایانه) می‌شود.

(جدول-۵): قوانین توالی پرتکرار برای تلفن همراه و رایانه در جلسات منجر به خرید و عدم خرید

(Table-5): Frequent sequence rules for mobile and PC in buying and non-buying sessions

Sub-sample	Sequence rule	Support %	Confidence %
Mobile-buying	upstair → upstair	97.46	97.57
	upstair → finger	81.10	81.19
	Finger → upstair	80.55	92.87
	Montain → finger	78.34	96.86
	Montain → upstair	77.13	95.35
PC-buying	upstair → upstair	95.53	96.46
	finger → upstair	57.56	95.15
	Montain → upstair	54.43	95.63
	finger, upstair → upstair	54.12	94.01
	Montain → finger	53.86	94.62
	Montain, finger → upstair	51.24	95.14
	Montain, upstair → upstair	50.67	93.08
Mobile-non buying	Montain → finger	65.77	94.09
	upstair → upstair	64.4	75.28
	upstair → finger	58.48	68.37
	upstair → montain	57.64	67.38
	Upstair, motain → finger	53.54	92.89
	finger → finger	52.80	68.88
PC-non buying	upstair → upstair	50.31	68.25

استفاده از استخراج قوانین انجمنی توالی[1] در الگوهای پیمایش، مقایسهٔ رفتار مرور کاربران را در دستگاه‌های مختلف امکان‌پذیر می‌سازد. نتایج نشان می‌دهد قوانینی که با الگوی upstair شروع می‌شوند (یعنی upstair → finger، upstair → montain) در جلسات رایانه تکرار کمی دارند، اما در جلسات تلفن همراه پرتکرارند؛ همچنین قوانینی که به upstair ختم می‌شوند (finger → upstair و montain → upstair) و یا با الگوی montain آغاز می‌شوند (montain → finger و montain → upstair) در جلساتی که منجر به خرید می‌شوند (در رایانه و تلفن همراه) تکرار بالایی دارند، اما در جلسات عدم خرید کم‌تکرارند. الگوی montain که بر اساس آن کاربر بسیاری از صفحات را پیمایش می‌کند، اما درنهایت به صفحهٔ اصلی باز می‌گردد، به این معناست که کاربر در حال جست‌وجوی سایت برای هدفی خاص است[۲۶]؛ علاوه بر این، حرکت به جلو و عقب بین صفحات، همان طور که به‌وسیلهٔ الگوی finger نشان داده شده‌است، بیانگر بازدیدهای مکرر از صفحات است.

(جدول-۶): پشتیبانی از قانون در بین زیرنمونه‌ها

(Table-6): Rule support across subsamples (Min support = 20, Min confidence = 60)

Sequence rule	Buying sessions		Non-buying sessions	
	Mobile	PC	Mobile	PC
upstair → finger	81.10	48.95	58.48	36.62
finger → upstair	80.55	57.56	46.31	30.24
montain → finger	78.34	53.86	65.77	46.00
montain → upstair	77.13	54.43	43.11	-
upstair → montain	75.03	49.39	57.64	36.69

(جدول-۷): احتمال خرید مشروط و مقادیر لیفت برای قوانین توالی

(Table-7): Conditional purchase probabilities and lift values for sequence rules in sessions with 8 pages

Sequence rule	P(buying | seq. rule)		Lift	
	Mobile	PC	Mobile	PC
upstair → finger	0.025	0.079	1.37	1.31
finger → upstair	0.031	0.109	1.71	1.80
montain → finger	0.022	0.404	1.19	6.71
montain → upstair	0.032	0.122	1.75	2.04
upstair → montain	0.024	0.079	1.29	1.32

این رفتارها حاکی از آن است که کاربر وظیفهٔ خاصی در ذهن خود دارد، مانند تعیین مکان محصول مورد نظر در جلسات منجر به خرید یا به‌دست‌آوردن اطلاعات خاصی در مورد یک محصول یا فروشگاه در جلسات عدم خرید[۲۷]. برخلاف جلسات رایانه که تنوع الگوهای پرتکرار کمی دارند، جلسات تلفن همراه با ترکیبات مختلفی از الگوها مشخص می‌شوند. به گفتهٔ [۲۶]،

[1] sequential association rule mining

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

ترکیبی از الگوهای مختلف می‌تواند به این معنا باشد که کاربران تمایل دارند به شیوه‌ای اکتشافی‌تر رفتار کنند و به دنبال بررسی وسعت و ماهیت تارنماها هستند. این یافته‌ها، همراه با معیارهای تمایل بالاتر در جلسات تلفن همراه، ما را به این نتیجه می‌رساند که رفتار مرور کاربران تلفن همراه بیشتر کاوش‌محور است، درحالی‌که رفتار مرور کاربران رایانهٔ شخصی بیشتر وظیفه‌محور است.

با بررسی رابطهٔ بین قوانین توالی و رفتار خرید، می‌توانیم دریابیم قوانینی که به upstair ختم می‌شوند (finger → upstair و montain → upstair) پیش‌بینی‌کنندهٔ جلسه‌ای هستند که به خرید منجر می‌شود، البته مقدار لیفت این قوانین در جلسات رایانه بیشتر است؛ همچنین الگوی finger → montain در جلسات رایانه بیشترین مقدار لیفت و در جلسات تلفن همراه کمترین مقدار لیفت را دارد. از آنجایی که الگوی upstair نشان‌دهندهٔ یک تجربهٔ «موفق» و احساس حرکت روان در وب‌سایت است[۲۸]، این یافته با نرخ تبدیل بالاتر در جلسات رایانهٔ شخصی نسبت به جلسات تلفن همراه مطابقت دارد و تأییدی بر این است که رفتار کاربران رایانه بیشتر وظیفه‌محور است.

این یافته‌های در رابطه با تفاوت معیارهای تعامل و الگوهای پرتکرار بین جلسات رایانه و تلفن همراه باید با احتیاط تفسیر شوند؛ زیرا این تفاوت‌ها ممکن است دلایل متعددی داشته باشند، از جمله خود دستگاه (برای مثال اندازهٔ صفحهٔ نمایش)، زمینهٔ استفاده (محیط‌های استفادهٔ تلفن همراه نسبت به رایانه شلوغ‌تر است) و نحوهٔ ارائهٔ اطلاعات (اطلاعاتی که در هر صفحهٔ تلفن همراه ارائه می‌شود ممکن است در مقایسه با رایانه کمتر باشد). تفاوت‌های مشاهده‌شده در این مطالعه ممکن است به برخی یا همهٔ تفاوت‌های موجود بین استفادهٔ تلفن همراه و رایانه وابسته باشد؛ به هر حال، این عوامل مختلفی که در تفاوت رفتاری کاربران تلفن همراه و رایانه تأثیرگذارند از اهمیت خود این تفاوت نمی‌کاهند؛ به عبارت دیگر، تفاوت‌های مشاهده‌شده در الگوهای پیمایش بین جلسات تلفن همراه و رایانه برای پژوهش و ممارست مهم‌اند، خواه این تفاوت‌ها مشروط به تفاوت‌های سخت‌افزاری، زمینه[1]، ارائه یا سایر ویژگی‌های مرتبط با سکو باشد.

با توجه به تغییرات سریع فناوری‌های تلفن‌های هوشمند، رایانه و تجارت الکترونیک؛ همچنین تأثیرپذیری مسائل داده‌محور از فرهنگ و شرایط کشورها، نتایج به‌دست‌آمده در پژوهش پیش‌رو متفاوت از پژوهش رافائل و همکاران[۴] است. نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش با پژوهش بارتا و همکاران [۲۹] منطبق است. بارتا و همکاران با تجزیه‌وتحلیل جلسه‌هایی که توسط کاربران وب‌سایت آمازون پاسخ داده شده بود به این نتیجه رسیدند که رفتار کاربران در سکوهای تلفن هوشمند و رایانه به‌طور معناداری متفاوت است؛ درواقع کاربران در تلفن‌های هوشمند به‌طورمعمول فعالیت‌های سرگرم‌کننده انجام می‌دهند، اما در رایانه بیشتر فعالیت‌های وظیفه‌محور انجام می‌دهند[۲۹].

سهم بیشتر مطالعهٔ حاضر در پژوهش‌های تجارت الکترونیکی مربوط به ماهیت متقابل سکوی[2] آن است که به‌واسطهٔ برجسته‌کردن تفاوت‌های رفتاری میان سکوهای فناورانه پدیدار می‌شود. با توسعهٔ سریع خدمات تلفن همراه و با برجسته‌تر شدن تمایز بین استفاده از دستگاه‌های تلفن همراه و رایانه‌های شخصی، درک اینکه چگونه سکوی مورد استفاده توسط کاربران بر رفتار برخط آن‌ها تأثیر می‌گذارد، اهمیت فزاینده‌ای پیدا می‌کند. مطالعهٔ حاضر نشان می‌دهد که الگوها و توالی‌های پیمایش خاص، نشان‌دهندهٔ انگیزه‌ها و اهداف مختلف‌اند و با سکوی مورد استفاده مرتبطند؛ درحالی که پژوهش‌های پیشین تا حد زیادی نشان داده‌اند که جست‌وجوی اطلاعات هنگام استفاده از دستگاه‌های تلفن همراه چالش‌برانگیزتر است؛ این مطالعه گزارش دقیق‌تری را در سطح الگوی مرور ارائه می‌دهد؛ به این معنی که چگونه رفتار کاربر برخط تأثیرپذیر از سکوی مورد استفادهٔ او برای خرید است؛ علاوه‌براین، این مطالعه با ارائهٔ یک رویکرد نوآورانه، که الگوهای پیمایش را به جای صفحات وب واقعی به‌عنوان واحدهای اساسی تجزیه‌وتحلیل می‌کند، به پژوهش‌های کاوش استفاده از وب [3]کمک می‌کند. از آنجایی که رویکرد ارائه‌شده طی فرایند پیش‌پردازش، گزارش رویدادهای صفحات وب را به الگوهای پیمایش تبدیل می‌کند، در نتیجه بینش بصری‌تری نسبت به رفتار مرور کاربر ارائه می‌کند. این دو مزیت بیان‌شده، هم نظریه و هم روش‌شناسی را در حوزهٔ تجارت کلان داده‌ها پیش می‌برند.

یافته‌های این مطالعه مفاهیم مهمی برای تارنماها به‌منظور توسعه دارد. یافته‌های کلیدی این است که جلسات تلفن همراه اغلب با رفتار اکتشافی مشخص می‌شوند، در حالی که جلسات رایانهٔ شخصی بیشتر با رفتار وظیفه‌محور و سودمند مشخص می‌شوند. ارائه‌دهنده‌گان خرده‌فروشی برخط، رفتار مرور کاربران رایانه و تلفن همراه را به‌عنوان دو حالت متفاوت استفاده

[1] context

[2] cross-platform
[3] web usage mining

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

که مربوط به تجربیات مختلف کاربر است، در نظر می‌گیرند؛ اما باید بر انگیزه‌های مختلف و نیازهای تعاملی کاربران سکوهای مختلف تأکید بیشتری شود. به ارائه‌دهنده‌گان خرده‌فروشی الکترونیکی توصیه می‌شود تا وب‌سایت‌های خود را منطبق با انگیزه‌های وظیفه‌محور کاربران رایانه و انگیزهٔ اکتشافی کاربران تلفن همراه کنند؛ برای مثال، برای پشتیبانی از رفتار وظیفه‌محور در جلسات رایانه، طراحی تارنما برای رایانه باید آخرین جست‌وجوهای انجام‌شده توسط کاربر را ذخیره و دسترسی آسان به آن‌ها را امکان‌پذیر کند؛ علاوه‌براین، طراحی باید شامل منوها و رابط‌هایی باشد که وظایف جست‌وجو را تسهیل می‌کند (برای مثال، با تکمیل خودکار کلمات و ارائهٔ منوهای پیمایش آسان) و فعالیت‌های مربوط به خرید (برای نمونه با ذخیرهٔ بیشترین اطلاعات ممکن در مورد خریدار از خریدهای قبلی، درنتیجه در زمان خرید حداقل فعالیت از سمت خریدار نیاز است). برای حمایت از رفتار کاوش محور در جلسات تلفن همراه، طراحی تارنما برای تلفن همراه باید شامل عملکردهایی باشد که کاوش و بررسی را تسهیل می‌کند، مانند سازوکارهای مقایسهٔ محصول، بررسی دقیق محصول و سازوکارهای توصیه؛ علاوه‌بر این، این یافته که قوانین توالی خاصی پیش‌بینی‌کنندهٔ رفتار خرید هستند، می‌تواند برای بهبود طراحی پویای تارنماها با استفاده از این قوانین توالی به‌عنوان محرک‌هایی برای سازوکارهایی که خرید را تسهیل می‌کنند، مورد استفاده قرار گیرد؛ درنهایت، مدیران تارنما می‌توانند از رویکرد ارائه‌شده در این پژوهش برای درک بهتر رفتار کاربران برخط خود استفاده کنند. همان‌طور که در این پژوهش نشان دادیم، گراف ردپا راهی مؤثر و پرمعنی برای پیش‌پردازش داده‌های فایل گزارش رویداد در راستای وظایف داده‌کاوی ارائه می‌کند. کاوش الگوهای پرتکرار در عناصر گراف ردپا، درک رفتار کاربران برخط را بهبود می‌دهد و در عین حال از تفسیر رفتار کاربران بر اساس انتقال‌های بیش از حد جزئی آنان در صفحات وب که بینش کمی از انگیزه‌ها و اهداف کاربران ارائه می‌دهد، اجتناب می‌کند.

۷-نتیجه‌گیری و کارهای آینده

این پژوهش با تحلیل رفتار مشتریان سکوی باسلام، به شناسایی تفاوت‌های رفتاری کاربران تلفن همراه و رایانه در خرید برخط پرداخته‌است. یافته‌ها نشان می‌دهد که نرخ تبدیل در جلسات رایانه بالاتر از تلفن همراه است و کاربران تلفن همراه تعامل بیشتری با محصولات دارند، اما خرید کمتری انجام می‌دهند. این نتایج می‌تواند به بهبود استراتژی‌های بازاریابی سکو کمک کند. بخش نخست تجزیه‌وتحلیل به‌دنبال شناسایی تفاوت در معیارهای تعامل کاربران تلفن همراه و رایانه درون تارنماست که مشاهده می‌شود کاربران تلفن همراه نسبت به کاربران رایانه سطح بالاتری از تعامل را دارند. بخش دوم تجزیه‌وتحلیل با روشی نوآورانه به کاوش قوانین توالی پرتکرار بر روی داده‌های جریان کلیک می‌پردازد. به جای اعمال الگوریتم بر محتوای مرورشده (صفحات واقعی وب که توسط کاربر بازدیده شده‌است)، الگوریتم کاوش قوانین توالی بر الگوهای پیمایش اعمال می‌شود (که توسط گراف ردپا مجسم شده‌است). با توجه به اینکه رویکرد ارائه‌شده بین محصولات مختلف تمایز قائل نمی‌شود، مزیت مهمی نسبت به رویکردهای رایج کاوش استفاده از وب که در پیشینهٔ پژوهش ارائه شده دارد. با توجه به اینکه واحدهای تجزیه‌وتحلیل کلی و کمتر دانه‌بندی[1] هستند؛ بنابراین تعداد الگوهای توالی ممکن، به‌طور قابل توجهی کمتر از تعداد توالی‌های ممکن صفحات وب هستند. درنتیجه، تعیین رفتار مرور از طریق هر کانال و در بین کانال‌ها ساده‌تر و شهودی‌تر می‌شود؛ علاوه‌براین، از آنجا که واحدهای تجزیه‌وتحلیل مستقل از محتوا هستند، این رویکرد را می‌توان برای هر تارنمایی صرف نظر از ساختار آن اعمال کرد. ما کاربردی‌بودن و ارزشمندی این رویکرد را با تجزیه‌وتحلیل تفاوت‌ها در رفتار مرور کاربران تلفن همراه و رایانهٔ شخصی نشان می‌دهیم و نشان می‌دهیم که رفتار مرور در جلسات رایانه بیشتر وظیفه‌گراست، در مقابل رفتار مرور در جلسات تلفن همراه بیشتر اکتشافی است. با انجام این مطالعه، بینش جدیدی در مورد الگوهای پیمایش[2] و قوانین توالی، که متأثر از دستگاه مورد استفاده و مرتبط با احتمال خرید است، ارائه می‌دهیم.

از محدودیت‌های این پژوهش می‌توان به‌عنوان مسیرهای جدید پیش‌روی پژوهش‌های آینده استفاده کرد. محدودیت‌ها بیشتر مربوط به ویژگی داده‌ها (داده‌ها مربوط به یک بازار برخط بود) و رویه‌های به‌کار گرفته‌شده برای کاوش استفاده از وب است. درواقع، رویکرد پیشنهادی و اعمال‌شده در این مطالعه می‌تواند به انواع دیگر داده‌ها و رویه‌ها تعمیم داده شود، شاید حتی برای درک استفاده از سامانه اطلاعاتی در موقعیت‌هایی که ماهیت تجاری ندارند (برای مثال، درک نحوهٔ استفاده پزشکان از سامانه‌های اطلاعات سلامت)؛ علاوه‌بر این، چهارچوب‌های دیگری که داده‌های جریان کلیک را به

[1] granular
[2] navigation patterns

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

الگوهای پیمایش یکپارچه تبدیل می‌کنند که بیشتر مستعد کاوش استفاده از وب هستند، می‌توانند برای درک بهتر رفتار کاربران برخط، توسعه داده و اعمال شوند. چنین چهارچوب‌هایی ممکن است واحد رفتاری به‌منظور تحلیل را صفحه، الگو، قانون توالی، جلسه و یا ترکیب آن‌ها در نظر بگیرند و آن را به‌عنوان راهی برای ارائهٔ شواهد جدید در مورد رفتار مرور و میزان وابسته‌بودن آن به سکو تعریف کنند. می‌توان از روش‌های یادگیری عمیق برای یادگیری داده‌های جریان کلیک کاربران استفاده کرد. مزیت الگوریتم‌های یادگیری عمیق توانایی آن‌ها در یادگیری روابط پیچیده و داده‌هایی با ویژگی‌های زیاد است. درصورتی‌که روش‌های آماری توانایی یادگیری داده‌های پیچیده با حجم بالا را ندارند و با افزایش پیچیدگی داده‌ها دقت آن‌ها کاهش می‌یابد

۸-مراجع 8-Reference

[1] T. Chennai, B. R. Entrepreneur, and M. S. Technology, "Customer Satisfaction Of M-Commerce," vol. 20, no. 1, pp. 5089–5100, 2021, doi: 10.17051/ilkonline.2021.01.543.

[2] J. I. Teunuleh, U. Nazirah, and S. Utami, "INVESTIGATION INTO M-COMMERCE CONSUMERS HEDONIC," vol. 3, no. June, pp. 103–117, 2022.

[3] L. Wolf, "Device-mediated customer behaviour on the internet: A systematic literature review," *Int. J. Consum. Stud.*, 2023.

[4] O. Raphaeli, A. Goldstein, and L. Fink, "Analyzing online consumer behavior in mobile and PC devices: A novel web usage mining approach," *Electron. Commer. Res. Appl.*, vol. 26, pp. 1–12, 2017, doi: 10.1016/j.elerap.2017.09.003.

[5] L. Esmaeili, Z. Borhani-Fard, and M. A. Arasteh, "A survey on mobile payment systems security," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 20, pp. 4043–4050, 2012.

[6] N. Najwa Ahmad, M. Reddy, D. Dharmendra Chahar, and A. Professor, "Analysis of E-Commerce and M-Commerce: Advantages, Limitations and Security issues Related papers Role of Web Mining in E-Commerce Samriddhi Deshmukh Big Dat a-Solut ions for RDBMS Problems-A Survey Analysis of E-Commerce and M-Commerce: Advantages, Limit," *Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, 2013, [Online]. Available: www.ijarcce.com

[7] Z. Ahmad and R. Ibrahim, "Mobile Commerce (M-Commerce) Interface Design: A Review of Literature," *IOSR J. Comput. Eng.*, vol. 19, no. 03, pp. 66–70, 2017, doi: 10.9790/0661-1903046670.

[8] I. H. Ting, L. Clark, C. Kimble, D. Kudenko, and P. Wright, "APD-A tool for identifying behavioural patterns automatically from clickstream data," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 4693 LNAI, no. PART 2, pp. 66–73, 2007, doi: 10.1007/978-3-540-74827-4_9.

[9] L. Esmaeili and S. A. Hashemi G, "A systematic review on social commerce," *J. Strateg. Mark.*, vol. 27, no. 4, pp. 317–355, 2019.

[10] A. Stankevich, "Explaining the Consumer Decision-Making Process: Critical Literature Review," *J. Int. Bus. Res. Mark.*, vol. 2, no. 6, pp. 7–14, 2017, doi: 10.18775/jibrm.1849-8558.2015.26.3001.

[11] G. Mallapragada, S. R. Chandukala, and Q. Liu, "Exploring the effects of 'What'(product) and 'Where'(website) characteristics on online shopping behavior," *J. Mark.*, vol. 80, no. 2, pp. 21–38, 2016.

[12] A. Akhlaq and E. Ahmed, "Online Shopping: A Global Perspective," *J. Basic. Appl. Sci. Res*, vol. 4, no. 5, pp. 153–160, 2014.

[13] W. W. Moe, "Buying, searching, or browsing: Differentiating between online shoppers using in-store navigational clickstream," *J. Consum. Psychol.*, vol. 13, no. 1–2, pp. 29–39, 2003.

[14] R. E. Bucklin and C. Sismeiro, "Click here for Internet insight: Advances in clickstream data analysis in marketing," *J. Interact. Mark.*, vol. 23, no. 1, pp. 35–48, 2009.

[15] R. Olbrich and C. Holsing, "Modeling consumer purchasing behavior in social shopping communities with clickstream data," *Int. J. Electron. Commer.*, vol. 16, no. 2, pp. 15–40, 2011.

[16] K.-Y. Goh, J. Chu, and J. Wu, "Mobile advertising: an empirical study of temporal and spatial differences in search behavior and advertising response," *J. Interact. Mark.*, vol. 30, pp. 34–45, 2015.

[17] P. K. Padigela and R. Suguna, "A survey on analysis of user behavior on digital market by mining clickstream data," in *Proceedings of the Third International Conference on Computational Intelligence and Informatics: ICCII 2018*, 2020, pp. 535–545.

[18] E. Olmezogullari and M. S. Aktas, "Representation of Click-Stream DataSequences for Learning User Navigational Behavior by Using Embeddings," *Proc. - 2020 IEEE Int. Conf. Big Data, Big Data 2020*, no. June, pp. 3173–3179, 2020, doi: 10.1109/BigData50022.2020.9378437.

[19] E. Olmezogullari and M. S. Aktas, "Pattern2Vec: Representation of clickstream data sequences for learning user navigational behavior," *Concurr. Comput. Pract. Exp.*, vol. 34, no. 9, 2022, doi: 10.1002/cpe.6546.

[20] A. Ghose, A. Goldfarb, and S. P. Han, "How is the mobile Internet different? Search costs and local activities," *Inf. Syst. Res.*, vol. 24, no. 3, pp. 613–631, 2013.

[21] Y.-L. Wu and Y.-S. Ye, "Understanding

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]

impulsive buying behavior in mobile commerce," 2013.
[22] R. J.-H. Wang, E. C. Malthouse, and L. Krishnamurthi, "How mobile shopping affects customer purchase behavior: A retailer's perspective," in *Let's Get Engaged! Crossing the Threshold of Marketing's Engagement Era*, Springer, 2016, pp. 703–704.
[23] I.-H. Ting, L. Clark, and C. Kimble, "Identifying web navigation behaviour and patterns automatically from clickstream data," *Int. J. Web Eng. Technol.*, vol. 5, no. 4, pp. 398–426, 2009.
[24] A. K. Kassem, B. Daya, and P. Chauvet, "A proposed methodology on predicting visitor's behavior based on web mining technique," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 9, no. 12, pp. 245–255, 2018, doi: 10.14569/IJACSA.2018.091236.
[25] A. Aslani and M. Esmaeili, "Finding Frequent Patterns in Holy Quran UsingText Mining," *Signal Data Process.*, vol. 15, no. 3, 2018, doi: 10.29252/jsdp.15.3.89.
[26] L. Clark, I.-H. Ting, C. Kimble, P. C. Wright, and D. Kudenko, "Combining Ethnographic and Clickstream Data to Identify User Web Browsing Strategies.," *Inf. Res. an Int. Electron. J.*, vol. 11, no. 2, p. paper-249, 2006.
[27] L. Xia, "An examination of consumer browsing behaviors," *Qual. Mark. Res. An Int. J.*, 2010.
[28] P.-H. Chou, P.-H. Li, K.-K. Chen, and M.-J. Wu, "Integrating web mining and neural network for personalized e-commerce automatic service," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 4, pp. 2898–2910, 2010.
[29] S. Barta, C. Flavián, and R. Gurrea, "Managing consumer experience and online flow: differences in handheld devices vs PCs," *Technol. Soc.*, vol. 64, p. 101525, 2021.

معصومه قربانی کارشناسی مهندسی کامپیوتر را در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر را در سال ۱۳۹۸ از همان دانشگاه دریافت کرده‌است. وی هم اکنون دانشجوی دکترای مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد قم است. حوزه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان شامل یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، سری‌های زمانی، داده‌کاوی و فرایندکاوی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت‌است از:

gh.masoomeh@gmail.com

لیلا اسماعیلی استادیار دانشگاه آزاد اسلامی استان قم، دکترای خود را در رشتهٔ مهندسی فناوری اطلاعات از دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک ایران) در سال ۱۳۹۹ دریافت کرده‌است. رسالهٔ دکترای ایشان در حوزهٔ فرایندکاوی در تجارت اجتماعی بود. علاقه‌مندی‌های پژوهشی ایشان تحلیل داده مبتنی بر روش‌های داده‌کاوی، فرایندکاوی و وب‌کاوی است. سامانه‌های توصیه‌گر نیز یکی از زمینه‌های تخصصی وی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت‌است از:

Leila.Esmaeili@aut.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-09-16]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.4.67]