

## כוח החיזוי של מעורבות צרכנים במכשירים ניידים



איריס סומר

שחר רייכמן

תומר נבע

ד"ר תומר נבע הוא חבר סגל בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב ומשמש כראש התמחות ניהול נתוני עתק (Big Data). לפני כן היה ד"ר נבע חוקר אורח באוניברסיטת ניו-יורק (NYU) וב-Google. המחקר של ד"ר נבע עוסק בפיתוח כלים לשימוש יעיל בכמויות גדולות של נתונים לצורך קבלת החלטות עסקיות. מחקריו פורסמו בכתבי עת מובילים בתחום מערכות מידע ונתמכו על ידי גופים שונים, ביניהם הקרן הלאומית למדע. לד"ר נבע תואר שני ותואר שלישי מהפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב, ותואר ראשון בהנדסת תעשייה מהטכניון.

ד"ר שחר רייכמן הוא חבר סגל בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב בתחום ניהול טכנולוגיה ומערכות מידע. מחקריו עוסקים בפיתוח ועיבוד מתקדם של נתוני עתק (Big Data) בארגונים, בסביבות מקוונות וברשתות חברתיות, לצורך תמיכה בקבלת החלטות עסקיות ושיפור תהליכים צרכניים. המחקרים כוללים שימוש בכלי כריית מידע, למידת מכונה (Machine Learning), אקונומטריקה ושיטות ניתוח רשתות מורכבות למציאת תבניות ומאפיינים ייחודיים המאפשרים בניית מודלים לחיזוי ולהסבר של תהליכי מסחר מקוון. ד"ר רייכמן הצטרף לפקולטה לניהול בשנת 2014, לאחר פוסט-דוקטורט במכון הטכנולוגי של מסצ'וסטס (MIT) את לימודי הדוקטורט סיים באוניברסיטת תל אביב בשנת 2011.

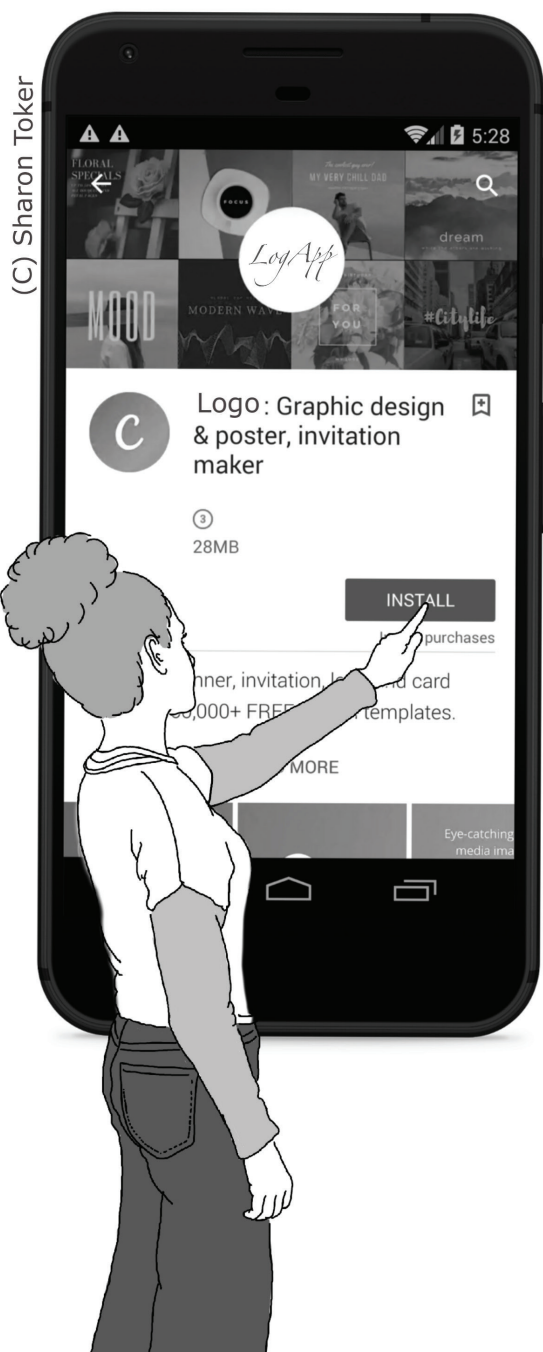
איריס סומר היא דוקטורנטית במחלקה לניהול טכנולוגיה ומידע בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב, בהנחייתו של ד"ר שחר רייכמן. היא בעלת תואר ראשון ושני בכימיה, וכן תואר שני במנהל עסקים, כולם מאוניברסיטת תל אביב. במחקרה, נב' סומר מתמקדת בהשפעת מעורבות צרכנים על המסחר האלקטרוני במכשירים ניידים.

### תקציר

אחד השווקים הבולטים במסחר האלקטרוני הוא שוק היישומונים (אפליקציות), המופעלים באמצעות מכשירים ניידים (מכשירים אלה ייקראו להלן: מוביל). על פי מחקרים קודמים, התנהגות הצרכנים במובייל שונה משמעותית מהתנהגותם מול מחשב, ולכן קיים צורך במחקר נוסף כדי להבין טוב יותר. מחקר זה מתמקד בחיזוי החלטות רכישה באמצעות נתוני מעורבות הצרכנים בשימוש במובייל. באמצעות נתונים מפלטפורמה מסחרית המתמחה בעיצוב של עמודי חנות היישומונים, אנו בוחנים את מידת האינפורמטיביות של מודלים החוזים התקנות בחנות יישומונים. תוצאות המחקר מראות כי בסביבת מובייל, מודלים המבוססים על מעורבות צרכנים הם אינפורמטיביים מאוד לחיזוי התקנה. ממצא זה חוזר בעקביות בשיטות חיזוי שונות. המחקר בוחן גם את ההשפעה של רכיב משמעותי למעורבות צרכנים – סרטון וידאו – על ההסתברות להתקנת היישומון. התוצאות מעידות כי שלא כפי שנהוג לחשוב, קיומו של רכיב וידאו אינו מגדיל בהכרח מעורבות צרכנים, וכן שמעורבות צרכנים (באמצעות צפייה) אינה קשורה בהכרח להגדלת הסיכוי לרכישה. מסקנתנו היא ששימוש בניתוח מתקדם של מעורבות הצרכנים עשוי לשפר את הבנת תהליך ההמרה (conversion) בסביבת מובייל ולאפשר חיזוי החלטות רכישה באופן מדויק יותר.

## מבוא

מדדים שונים כמו מספר העמודים שנצפו ע"י הצרכן, מספר הפעולות שבוצעו בעמוד, פרק הזמן שהצרכן שהה באתר, משך הצפייה הממוצע בעמוד, שיעור הצרכנים שעזבו את האתר לאחר ביקור בעמוד אחד בלבד ושיעור החזרה לאתר (Clifton, 2012) (Brodie et al., 2011) (Rojas, 2014) (Lehmann, 2015).



בשנים האחרונות, פלטפורמת המובייל בכלל והטלפונים החכמים בפרט הפכו להיות ערוץ משמעותי בתחום המסחר האלקטרוני (e-commerce), עם נתח של 34.5% מסך הכנסות המסחר האלקטרוני בארצות הברית בשנת 2017 (Statista1) ועם צפי להמשך צמיחה בשנים הבאות. תת-שוק מרכזי של המסחר באמצעות המובייל הוא שוק היישומונים (אפליקציות), שבו צרכנים מתקינים מוצרים המוצעים בחנות היישומונים (Ghose & Han, 2014). בשנת 2017 הותקנו 178 מיליארד יישומונים (Statista2). סך ההכנסות הגלובליות הצפויות ב-2020 גבוה מ-188 מיליארד דולר (Statista3).

מחקרים קודמים התמקדו בביקוש ליישומוני מובייל, והם מצאו כי קיים מתאם בין מאפייני היישומון, כמו התיאור, הקטגוריה, הדירוג, עלות היישומון ומידת העדכון שלו לאורך זמן, ובין עלייה בכמות ההתקנות לאורך זמן (Hsu & Lin, 2014) (Lee & Raghu, 2014) (Ghose & Han, 2014). מצד אחר, נמצא כי הביקוש יורד כאשר מדובר בקובצי התקנה גדולים או ביישומונים המכילים פרסומות (Ghose & Han, 2014). למיטב ידיעתנו, מעולם לא נבדקה מידת האינפורמטיביות של פעולות המבוצעות בחנות עצמה ע"י הצרכן - לא לצורך חיזוי רכישה באופן כללי ולא לחיזוי התקנת יישומונים בפרט.

המחקר הנוכחי מתמקד בפער זה בספרות ובוחן את כוח החיזוי של מעורבות צרכנים, המבוטאת בפעולות שהם מבצעים בחנות היישומונים.

מהי אפוא מעורבות צרכנים?

מעורבות צרכנים משמעה "להיות מעורב, עסוק ומתעניין במשהו" (Pagani & Mirabello, 2011). מעורבות נחשבת ל"תגובה אנושית רצויה ואפילו חיונית לפעולות מתווכות מחשב" (Laurel, 1991). הספרות בתחומי מדעי החברה, ניהול ושיווק מספקת הגדרה כללית של מעורבות כאינטראקציה דינמית בין צרכן ובין מותג או לכל אובייקט מעורבות אחר (Brodie, Hollebeek, Jurić, & Ilić, 2011).

מעורבות בסביבה מקוונת (online) מייצגת את מידת הפעילות של הצרכנים באתר אינטרנט ונמדדת באמצעות

מחקרים קודמים הראו כי הצריכה במובייל באמצעות הטלפון החכם שונה מאוד מהצריכה המתבצעת באמצעות המחשב. אמנם המובייל מספק הזדמנויות רכישה בכל מקום ובכל זמן, אך השימוש במסך קטן גורם להגדלת עלויות החיפוש של הצרכן ולכן מעכב את תהליך הרכישה. הצרכן מצידו מנסה לצמצם ככל האפשר את עלויות החיפוש הנדרשות ממנו (למשל על ידי העדפת קישורים הנמצאים בחלקו העליון של המסך), ובכך יורדת מידת המעורבות שלו (Ghose, Goldfarb, & Han, 2013).

עדות נוספת להשפעת עלויות החיפוש ניתן למצוא בעבודה שהתבססה על נתוני מכירות שבוצעו על ידי צרכנים בסביבה מקוונת, לעומת נתונים ממכירות - שביצעו אותם צרכנים - באמצעות יישומון למובייל (זמן קצר לאחר השקתו). אלה מהצרכנים בסביבה המקוונת שחיפשו מספר מוצרים או קטגוריות אימצו את היישומון בסבירות נמוכה יותר, עקב עלויות החיפוש המשמעותיות הנלוות לשימוש במובייל בהשוואה לשימוש במחשב (Bang, Han, Animesh, & Hwang, 2013). בעוד מחוונים (אינדיקטורים) למעורבות במובייל נמוכים יותר מאשר מחוונים למעורבות בשימוש במחשב, בביקורים המסתיימים ברכישה מפגינים צרכני המובייל רמת מעורבות גבוהה יותר מאלה העושים שימוש במחשב (Goldstein, Raphaeli, & Reichman, 2016). ההבדלים בין התנהגות הצריכה בסביבה מקוונת ובמובייל, בד בבד עם העלייה בנתח ההכנסות מהמסחר באמצעות המובייל, יוצרים את המוטיבציה ללמוד את יכולת החיזוי של מעורבות צרכנים בסביבה זו.

במחקר זה אנו משווים שלושה מודלים שונים לחיזוי התקנה בחנות יישומונים. ראשית הערכנו מודל העושה שימוש במאפייני הצרכן בלבד. מדובר במידע בסיסי הזמין בעת הכניסה של הצרכן לעמוד ההתקנה של היישומון, לפני שנקט כל פעולה שהיא. מודל זה משמש מודל בסיס שאליו מושווים המודלים האחרים. שנית הערכנו מודל העושה שימוש בפעולות שהצרכן ביצע בעמוד ההתקנה והשווינו את התוצאות למודל החיזוי הבסיסי. התבססנו על הספרות הקיימת והתייחסנו אל פעולות שהצרכן מבצע כאל מדדי מעורבות (Lehmann, 2014) (Rojas, 2014) (Clifton, 2015)). לבסוף הושוו שני המודלים למודל שלישי, משולב, העושה שימוש הן במאפייני הצרכן והן במדדי המעורבות.

מודלים של מעורבות צרכנים הוגדרו בספרות תוך שימוש בשלושה סוגים של מדדי מעורבות המייצגים פופולריות (מספר הצרכנים הייחודיים באתר, מספר הביקורים, מספר הקליקים), פעילות (מספר הדפים הממוצע שנצפו בביקור באתר, פרק הזמן הממוצע לביקור) ונאמנות (מספר הימים שהצרכן ביקר באתר, מספר הפעמים שהצרכן ביקר באתר. (Lehmann, Lalmas, Yom-Tov, & Dupret, 2012).

מעורבות צרכן בסביבה מקוונת משפיעה על יחס ההמרה (conversion rate) - אחוז הצרכנים שביצעו רכישה באתר מתוך אלה שביקרו בו (Montgomery, Li, Srinivasan, Van Den Poel & Buckinx, 2004) (Liechty, 2004). המעורבות מעודדת העברה של מידע "מפה לאוזן" (word of mouth) בין הצרכנים, תופעה שתוארה בספרות כמשפיעה באופן חיובי על המכירות (Chevalier, Gu, & Mayzlin, 2009) (Godes & Mayzlin, 2006) (Park, & Konana, 2012). משום כך, המוכרים בסביבה מקוונת משקיעים מאמצים לא מבוטלים כדי להגדיל את תנועת הצרכנים באתר, ולא פחות חשוב מכך - את מעורבותם, ובדרך זו להעלות את הסיכוי שהביקור יסתיים ברכישה (Agarwal & Venkatesh, 2002) (Venkatesh, Brynjolfsson, Hu, & Rahman, 2006) (2013).

במחקר זה אנו מרחיבים את הספרות הקיימת על השפעת מעורבות צרכנים על המסחר האלקטרוני המתבצע באמצעות המחשב, ולומדים על מעורבות צרכנים במובייל, בפרט בחנות היישומונים.

בסביבת המובייל, מחקר שפורסם ב-2016 בחן את האפקט של רמות שונות של מעורבות ושל אסטרטגיית התמחור על רכישות המבוצעות מתוך היישומון (Zhang, Li, Luo, & Wang, 2016). בהתבסס על נתונים מרכישות קודמות, הציעו החוקרים לסווג כל צרכן מובייל לאחת מארבע רמות של מעורבות: מודע, מכיר, פעיל ומכור (aware, familiar, active, addicted). התאמה של התמחור לרמת המעורבות של הצרכן הביאה למחיר ממוצע נמוך יותר עבור הצרכן ולסך הכנסות גבוה יותר עבור החברה המפעילה את היישומון.

הפקת תחזיות בזמן אמת. על בסיס תחזיות אלו ניתן לקיים התערבות דינמית מותאמת אישית, כגון מתן תמריצים והצגת תוכן, כדי לקדם את הצרכנים שזוהו כבעלי סבירות בינונית-גבוהה להתקנת היישומון במודד משפך ההמרה (conversion funnel) ועד לרכישה עצמה.

שלישית, כאשר לא ניתן לעשות שימוש במאפייני הצרכנים מסיבות הנוגעות להגנת הפרטיות או משיקולים אחרים, שימוש במדדי המעורבות בלבד מאפשר בניית מודל חיזוי אשר יספק תחזיות ברמת דיוק טובה מאוד.

## נתונים

כדי ללמוד על מידת האינפורמטיביות של מעורבות הצרכן במובייל לצורך חיזוי התקנה, עשינו שימוש בנתונים שסופקו ע"י חברה מסחרית מובילה בעלת פלטפורמה לניסויים מקוונים (A/B Testing) המתמחה בעיצוב מסכים עבור חנות יישומונים. הנתונים כללו 139,706 רשומות המבוססות על אינטראקציות של 131,874 צרכנים עם עמודי ההתקנה של 60 יישומונים. כל רשומה מייצגת את נתוני הצרכן הקשורים לביקור מסוים (לרוב הצרכנים, 96% מהם, נרשם ביקור אחד בלבד). ביקור מתחיל עם כניסתו של הצרכן לעמוד ההתקנה ומסתיים עם התקנת היישומון או, לחלופין, עם עזיבת עמוד ההתקנה. המידע הנאסף ע"י הפלטפורמה כולל, בין היתר, את הפעולות המבוצעות ע"י הצרכנים בעמודי ההתקנה, את מאפייני הצרכנים וכן מידע לגבי התקנות (כלומר, האם הצרכן התקין את היישומון, אם לא). תרשימים 1 ו-2 מציגים את התפלגות המדינות שמהן הגיעו הצרכנים ואת התפלגות דגמי המכשירים שברשותם, בהתאמה. תיאור מדדי המעורבות שנאספו ושכיחותם ניתן למצוא בטבלה 1.

צרכנים שלא ביצעו כל פעולה בעמוד ההתקנה נגרעו באופן יזום ממערך הנתונים, מתוך הנחה שנחתו שם שלא במתכוון. כמו כן הוסרו נתונים לגבי יישומונים בעלי מספר צרכנים הנמוך ממאה. לבסוף, הובאו בחשבון רק נתונים של משתמשי שתי מערכות הפעלה הפופולריות ביותר למובייל (אנדרואיד ו-iOS), וכן שני הדפדפנים הפופולריים ביותר (כרום וספארי/Webkit).

מודל זה משמש להערכת מידת האינפורמטיביות המתווספת מהוספת מדדי המעורבות לנתונים המאפיינים את הצרכן (המודל הבסיסי). מודל החיזוי אומן על נתונים המתארים פעולות שבוצעו (או שלא בוצעו) ע"י צרכני המובייל בזמן הביקור בחנות היישומונים. המחקר כולל שימוש בשלוש שיטות חיזוי שונות לצורך פיתוח תחזיות מחוץ למדגם (out-of-sample predictions).

התוצאות מראות כי מודלים הכוללים גם מדדי מעורבות מפיקים ביצועים טובים באופן מובהק בהשוואה למודל הבסיסי, וכי הם משלימים אותו. המודל מבוסס-המעורבות מנלה עדיפות ברורה ברמת הדיוק של תחזית התקנת היישומונים בהשוואה למודל המבוסס על מאפייני צרכנים בלבד, וזאת בשלוש שיטות חיזוי שונות (רגרסיה לוגיסטית, עץ סיווג (random forest) ו- (classification tree). ממצאים אלה מעידים כי ניתוח נתונים המבוסס על מעורבות עשוי להרחיב את הבנתנו בנוגע לתהליך ההמרה (conversion) המתקיים בחנות היישומונים ובייחוד לאפשר ביצוע תחזיות לגבי החלטות הצרכנים.

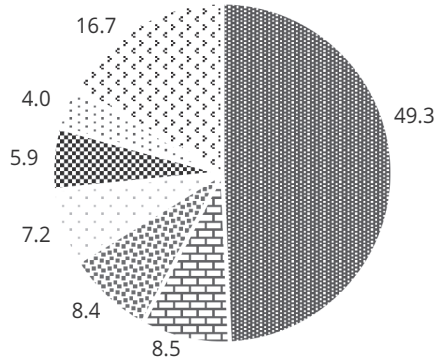
חלקו האחרון של המחקר מתמקד בהשפעת סרטון וידאו - הנחשב בתעשייה לאמצעי להגדלת מעורבות צרכנים - על החלטות הרכישה. המחקר מתמקד בבחינת ההשפעה של הוספת סרטון וידאו לעמוד ההתקנה על המכירות (התקנות) של היישומון. בנוסף, נבחן המתאם בין התנהגות הצפייה של הצרכן (האם צפה בסרטון במלואו) ובין ההסתברות להתקנה. התוצאות הראשוניות מראות כי קיים מתאם שלילי מובהק בין הוספת סרטון וידאו לעמוד ההתקנה ובין ההסתברות להתקנת היישומון, וכך גם לצפייה בווידאו. עם זאת, נמצא מתאם חיובי מובהק בין צפייה בווידאו עד תומו ובין ההסתברות להתקנה.

לממצאי המחקר מספר השלכות ניהוליות: ראשית, המחקר מספק ממצאים ראשוניים על היכולת לחזות החלטות רכישה בדייקנות באמצעות מדדי מעורבות הזמינים לבעלי אתרים ויישומונים, ולשפר בכך את סיכויי הרכישה של היישומון. בנוסף, ניתן לשלב מדדי מעורבות נוספים במודל בקלות יחסית ולשפר את דיוק החיזוי אפילו יותר.

שנית, חיזוי על בסיס נתוני מעורבות יכול לשמש לצורך

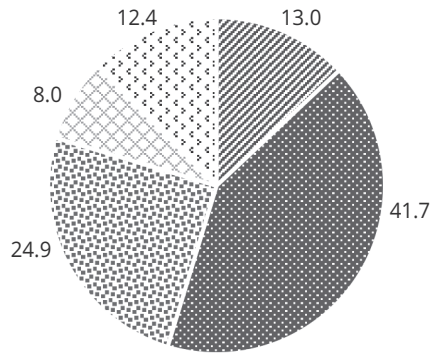
1 WebKit הוא מנוע פריסת תצוגה של חברת אפל המאפשר הצגה מעוצבת של דפי אינטרנט <https://he.wikipedia.org/wiki/WebKit> (WebKit).

**תרשים 1. התפלגות מדינות המקור של הצרכנים (באחוזים)**



אחר: מדינה 6, מדינה 5, מדינה 4, מדינה 3, מדינה 2, מדינה 1

**תרשים 2. התפלגות דגמי המכשירים (באחוזים)**



אחר (לא איפון): איפון 6+, איפון 6, איפון 5/5, איפון 4/4

**טבלה 1: מדדי מעורבות הצרכן בחנות היישומנים**

שכיחות (%)	תיאור	המשתנה	סוג המשתנה
	מספר הפעולות שביצע הצרכן בעמוד	Number of Actions	פעולות הצרכן
59.9	הצרכן גלל את העמוד	Application Page Scroll	
26.0	הצרכן לחץ לפתיחת הגלריה	Gallery Open	
40.4	הצרכן גלל את הגלריה	Gallery Scroll	
2.9	הצרכן לחץ לקריאת המשך התיאור	Read More Description	
3.6	הצרכן גלל את הגלריה כשהיא פתוחה	Scroll Big	
1.0	הצרכן גלל את הגלריה תוך כדי סבוב המכשיר אופקית	Scroll Rotate	
27.0	הצרכן גלל את העמוד למטה כדי לראות את התיאור	View Description	
34.0	הצרכן התקין את היישומן	Install	המרה (conversion)

## הערכה תוך מדגמית

טבלה 2 מציגה את תוצאות מקדמי הרגרסיה הלוגיסטית. כפי שניתן לראות בטבלה, כל המקדמים של משתני המעורבות, למעט "גלול וסובב" (Scroll Rotate), הם מובהקים סטטיסטית כאשר נעשה שימוש במדדי מעורבות למיזול ההסתברות להתקנה (מודל 2). יתר על כן, אפילו כאשר מוסיפים אליהם את נתוני הבסיס (מודל 3), מדדי מעורבות רבים (מספר הפעולות, גלילת עמוד היישומון, פתיחת הגלריה, גלילת הגלריה, גלילת הגלריה הפתוחה) נותרים מובהקים סטטיסטית. ממצאים אלו מספקים עדות טובה לכך שמעורבות צרכני מובייל נמצאת במתאם גבוה עם ההסתברות להתקנה, ושהיא אינפורמטיבית לחיזוי יחס ההמרה.

## הערכת כוח החיזוי

לאחר שדנו עד כה במידת האינפורמטיביות של נתוני המעורבות במובייל באמצעות הערכה תוך מדגמית (in-sample), אנו פונים כעת להעריך את ביצועי החיזוי של נתוני המעורבות מחוץ למדגם (out-of-sample). תרשים 3 מדגים את הביצועים של שלושת המודלים, כאשר כל אחד מהם הוערך באמצעות שימוש בשלושה אלגוריתמים לחיזוי. התוצאות (המוצגות בתרשימים 3 ו-4) מראות כי AUC (השטח מתחת לעקומת ה-ROC) עבור מודל 2 (המבוסס על נתוני מעורבות) ועבור מודל 3 (המשלב נתוני מעורבות עם מאפייני המשתמש), בכל שלושת האלגוריתמים, הוא תמיד גדול יותר מאשר עבור מודל הבסיס (מודל 1 המבוסס על מאפייני הצרכן בלבד). השיפור ב-AUC נע בטווח שבין 14% ל-20%. יתר על כן, המודלים מבוססי-המעורבות (מודלים 2 ו-3) יכולים לזהות 80% מההתקנות בקרב הקבוצה שמחוץ למדגם, עם שיעור חיובי כוזב (false positive rate) של 18%, המהווה שיפור בהשוואה לשיעור חיובי כוזב של 41% שהתקבל מניתוח התחזיות של המודל הבסיסי. תוצאות אלה מספקות אישור נוסף

כדי להעריך את מידת האינפורמטיביות של מעורבות הצרכן לחיזוי התקנה, עשינו שימוש בשתי טכניקות הערכה משלימות. הטכניקה הראשונה מתמקדת במידת האינפורמטיביות בתוך המדגם עצמו (in-sample) ומעריכה את מודל מאפייני הצרכן ואת המשתנים מבוססי-המעורבות באמצעות רגרסיה לוגיסטית. אם הוספת המשתנים מבוססי-המעורבות אכן מובהקת סטטיסטית, הדבר מעיד על מידת האינפורמטיביות של נתוני מעורבות הצרכן. הטכניקה השנייה, המשלימה את הראשונה, מתמקדת במידת האינפורמטיביות מחוץ למדגם (out-of-sample), באמצעות שימוש במתודולוגיה של מודלים מנבאים במקום מודלים מסבירים (Predictive vs. Explanatory) (Shmueli & Koppius, 2011). שימוש בדרך ביצוע זו הערכנו את הפוטנציאל הגלום בנתוני מעורבות צרכן לחיזוי התקנה (כפי שנמדד על 30% מהנתונים שנבחרו באקראי, ולא שימשו לבניית המודל אלא להערכת יכולת החיזוי שלו בלבד). תוך שימוש ברגרסיה לוגיסטית וכן בשני אלגוריתמים נוספים לחיזוי, שאינם לינאריים, עץ סיווג random forest- ודומה למתואר לעיל, אם השילוב של נתוני המעורבות במודל מעלה את דיוק החיזוי, הדבר מספק עדות נוספת למידת האינפורמטיביות של נתוני המעורבות. חשוב להדגיש כי השימוש בשתי השיטות המתוארות לעיל נועד להערכה של כוח החיזוי של הנתונים ולא להציע או לתאר מנגנון סיבתי.

דומה למקובל בתחום, ייצגנו את מעורבות הצרכן באמצעות קבוצה של מדדי הפעולות שאותן ביצעו (Lehmann et al., 2012) (Goldstein et al., 2016), ובחנו שלושה מודלים על מנת להעריך את מידת האינפורמטיביות של נתוני המעורבות:

**מודל 1** מבוסס על מאפייני הצרכן והמכשיר בלבד. מודל זה משמש כמודל הבסיסי.

**מודל 2** מורכב ממדדי המעורבות (ראו טבלה 1). מודל זה משמש להערכת מידת האינפורמטיביות של נתוני המעורבות בהשוואה למודל הבסיסי המורכב ממאפייני הצרכן.

**מודל 3** משלב את מדדי המעורבות עם מידע על מאפייני הצרכן. מודל זה משמש להערכת מידת האינפורמטיביות הנוספת הנרכשת כאשר מוסיפים את מדדי המעורבות לנתוני הבסיס, הלא הם מאפייני הצרכן.

3 הטבלה מכילה גם משתנה בקרה יחיד השולט על הבדלים אפשריים באיכות היישומונים, באמצעות שימוש בשיעור ההתקנות הממוצע המחושב כאשר הצרכן נוחת בעמוד ההתקנה של היישומון.  
4 בדקנו אם יש קורלציה בין מדדי המעורבות השונים. על פי התוצאות, לא נמצאה עדות לבעיית מולטיקולינאריות.

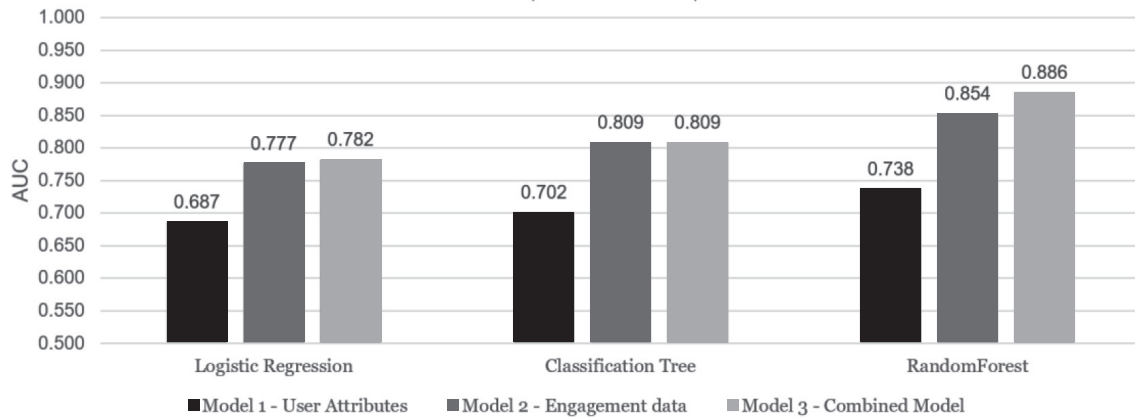
2 לצורך הערכת המודלים, עשינו שימוש בחבילות R הבאות: stats, rpart, randomForest.

טבלה 2: תוצאות רגרסיה לוגיסטית

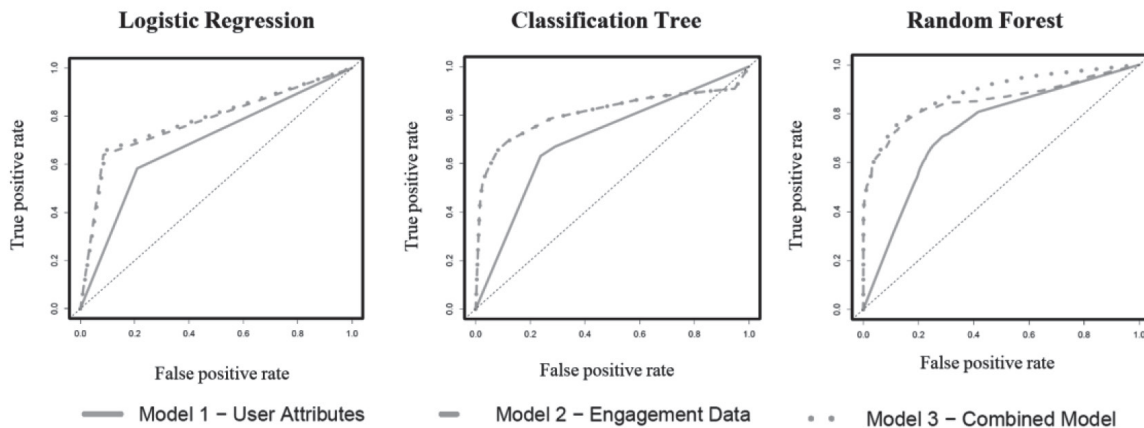
מודל 3 מודל משולב	מודל 2 מודל מבוסס מעורבות	מודל 1 מאפייני צרכן - מודל בסיסי	רמה	המשתנה	סוג המשתנה
0.132*** (0.037)	-	0.697*** (0.029)	מדינה 1	Country	מאפייני צרכן ומכשיר
-0.184*** (0.050)	-	-0.259*** (0.044)	מדינה 2		
0.317*** (0.052)	-	0.123** (0.043)	מדינה 4		
0.112* (0.052)	-	1.312*** (0.040)	מדינה 5		
-0.230*** (0.068)	-	-0.499*** (0.062)	מדינה 6		
0.198*** (0.041)	-	0.486*** (0.034)	אחר		
0.140*** (0.028)	-	0.581*** (0.023)	-	Facebook User	
-0.207*** (0.043)	-	-0.966*** (0.039)	-	Google User	
-0.239*** (0.029)	-	-0.163*** (0.025)	5s / 5	iPhone Model	
-0.383*** (0.032)	-	-0.155*** (0.027)	6		
-0.346*** (0.041)	-	-0.037 (0.034)	6+		
6.771 (43.954)	-	8.520 (43.954)	אחר (לא אייפון)		
6.760 (43.954)	-	7.176 (43.953)	iOS	User OS	
0.453*** (0.076)	-	1.072*** (0.065)	פארי	User Browser	
0.841*** (0.080)	-	2.019*** (0.067)	Webkit		
0.055*** (0.002)	0.053*** (0.002)	-	-	Number of Actions	מדדי מעורבות
-1.803*** (0.023)	-1.709*** (0.022)	-	-	Application Page Scroll	
-2.296*** (0.030)	-2.293*** (0.030)	-	-	Gallery Open	
-0.786*** (0.022)	-0.748*** (0.021)	-	-	Gallery Scroll	
.085 (0.047)	0.093* (0.047)	-	-	Read More Description	
1.495*** (0.060)	1.491*** (0.059)	-	-	Scroll Big	
.0227 (0.125)	0.201 (0.124)	-	-	Scroll Rotate	
0.019 (0.029)	-0.200*** (0.023)	-	-	View Description	
3.877*** (0.048)	4.490*** (0.037)	-	-	Average Installs per app	בקרה
80,089	80,920	107,776			AIC

Note: '\*\*\*' p < .001, '\*\*' p < .01, '\*' p < .05, '.' p < .1

### תרשים 3. השוואה בין המודלים תוך שימוש בשיטות חיזוי שונות



### תרשים 4. השטח מתחת לעקומת ה-ROC



## ידיאו כרכיב מעורבות והשפעתו על צריכה בסביבת מובייל

ידיאו הוא אמצעי מתקדם להגדלת מעורבות צרכנים בסביבה מקוונת בכלל ובסביבת מובייל בפרט. לדוגמה, נמצא כי הטמעת סרטוני וידאו באתר חדשות תורמת להגדלת מעורבות (Yom-Tov et al., 2013). במחקר אחר נבחנו מתאמים בין מאפיינים שונים של פריוקטים למימון המונים ובין הצלחתם, ונמצא כי היעדר סרטון וידאו מעמוד הפריוקט עולה בקנה אחד עם ירידה של 26% בסיכויי ההצלחה של הפריוקט (Mollick, 2014). הפופולריות שלה זוכים סרטוני הווידאו הפכה את הטמעתם בעמודי המוצרים לפרקטיקה נפוצה, ומשווקים רבים מוסיפים

לכך שמעורבות צרכנים במובייל היא אינפורמטיבית לחיזוי התקנת יישומנים.

לבסוף, ממצא נוסף שעולה מהתבוננות בתרשים 3 ובתרשים 4 נוגע לדמיון הרב באיכות החיזוי של מודלים 2 ו-3 (שימוש בנתוני מעורבות בלבד ושימוש בנתוני מעורבות ובמאפייני הצרכן, בהתאמה). הדבר בולט במיוחד בתוצאות הניתוח של עץ הסיווג. עצי הסיווג המתקבלים עבור שני המודלים זהים, ולמעשה כל המשתנים המייצגים את מאפייני הצרכן הוסרו ממודל 3. ממצא זה הוא אות לכך שנתוני מעורבות תורמים לביצועי חיזוי טובים גם במקרה שמאפייני הצרכנים אינם זמינים, או במקרה שבו קיימת העדפה ברורה לא לעשות שימוש במידע כזה, עקב שיקולים הקשורים בהגנת הפרטיות של הצרכנים.



users). (עבור מעל 96% מהצרכנים נמצאה רשומה אחת בלבד, המייצגת ביקור אחד).

תרשים 5 מתאר את מידת המעורבות השונה ואת התוצאות האפשריות (התקנה או אי התקנה) כאשר יש או אין סרטון וידאו בעמוד ההתקנה.

תוך שימוש בנתוני הצרכנים מדדנו את המתאם הקיים בין הימצאות סרטון וידאו בעמוד התקנת היישומון (Video), צפייה בווידאו (Watch) וצפייה בווידאו עד תומו (Full Watch) ובין התקנת היישומון. בהמשך חזרנו על המדידה גם בצירוף הצרכנים שהתקינו את היישומון מיד עם הכניסה לעמוד ההתקנה, ללא כל פעולה נוספת בעמוד.

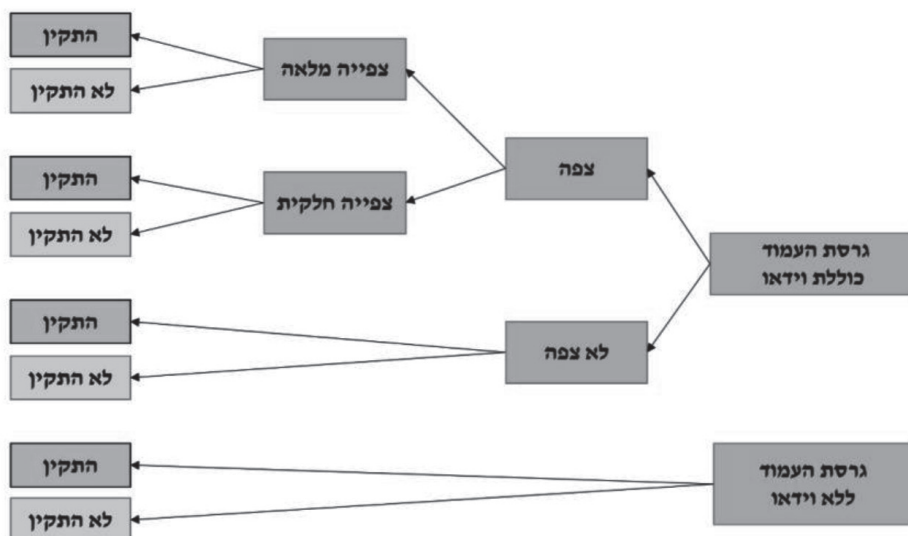
כפי שניתן לראות בטבלה 3, בקרב הצרכנים שחקרו את עמוד ההתקנה של היישומון בטרם הגיעו להחלטה, נמצא שקיים מתאם שלילי מובהק בין צפייה בסרטון הווידאו ובין ההסתברות להתקנה. המתאם השלילי מצביע על ירידה יחסית של 37% בסיכויים (odds) להורדת היישומון בקרב הצרכנים שצפו בווידאו, בהשוואה לאלה שלא צפו (ראו עמודת יחס הסיכויים). לעומת זאת, קיים מתאם חיובי מובהק בין צפייה בסרטון עד תומו ובין התקנה (כלומר, הסיכויים להתקנה בקרב הצרכנים שצפו בווידאו עד תום גבוהים בכ- 37% בהשוואה לאחרים). ייתכן שתופעה זו נובעת מהטיית מחקר מובנית (selection bias), וכי מלכתחילה, צרכנים שבחרים לצפות בסרטון הווידאו משוכנעים במידה פחותה

סרטונים ייעודיים לתיאור מוצרים באתרים המקוונים שלהם כחלק מאסטרטגיית השיווק (Turban, King, Lee, Liang, & Turban, 2012). כיום ניתן למצוא בחנויות היישומונים עמודי התקנה רבים המציעים סרטון וידאו לצפייה ומדגימים את היישומון ואת אופן השימוש בו. חלק זה של המחקר מתמקד בבחינת ההשפעה של הוספת וידאו על התקנת יישומונים. כמו בחלקו הקודם של המחקר, נותחו נתוני התקנות בפלטפורמה המאפשרת ביצוע ניסויים בסביבת חנות יישומונים. הנתונים כללו ניסויים בעמודי ההתקנה של 53 יישומונים אשר הכילו לפחות גרסה אחת עם סרטון וידאו וגרסה אחת נטולת סרטון וידאו.<sup>5</sup>

נתוני המחקר כללו נתונים מניסויים שבוצעו לזיהוי גרסת העמוד האפקטיבית ביותר לקידום ההסתברות להתקנת היישומון, כלומר השוואה בין העמוד שהכיל סרטון וידאו ובין עמוד ללא סרטון, או בהשוואה לסרטונים האחרים. עם זאת, חשוב להדגיש כי אין בידינו מידע לגבי השאלה האם הוספה של סרטון הווידאו לעמוד ההתקנה הייתה השינוי היחיד שבוצע בין הגרסאות השונות של אותו יישומון. הנתונים כללו 113,253 רשומות שייצגו פעולות של 108,278 הצרכנים אשר ביצעו לפחות פעולה אחת בעמוד ההתקנה, נוסף על הלחיצה על כפתור ההתקנה (כלומר צרכנים שביצעו חקר של העמוד, exploring

5 הנתונים כללו רק יישומונים אשר בעמוד ההתקנה שלהם ביקרו לפחות 100 צרכנים.

### תרשים 5. מסלולי מעורבות אפשריים



ממצאים אלו על כוח החיזוי של מעורבות צרכנים תורמים לספרות הקיימת על צריכה באמצעות המובייל, וקושרים אותה לספרות הדנה בתפקידה של מעורבות צרכנים בתהליך ההמרה (conversion) המבוצע באמצעות מחשב. התרומה המעשית של עבודה זו כוללת מספר היבטים: ראשית, ניתן לשלב במודל בקלות נתוני מעורבות חדשים העשויים להעלות את דיוק החיזוי אפילו יותר. שנית, ניתן למנף את השימוש במודלים אלה בזמן אמת ולפתח כלים אוטומטיים המציגים באופן דינמי תוכן מותאם אישית, ובדרך זו להעלות את הסיכויים להתקנת היישומון ע"י הצרכן. התאמה דינמית של תוכן יכולה לכלול הצגה של פרטי תוכן חדשים או חסימת כניסה לפרטי תוכן קיימים, ולהציע תמריצים שיקדמו ויובילו את הצרכנים לרכישה. שלישית, כאשר מאפייני הצרכן אינם זמינים (משיקולי הגנת פרטיות או משיקולים אחרים), ניתן לעשות שימוש במדדי מעורבות כדי לחזות רכישה ברמת דיוק דומה לזו של המודל המשולב.

בבחינת המתאם בין סרטוני וידאו ובין התקנת יישומונים, התוצאות הראשוניות מראות כי שילוב של סרטון וידאו בעמוד ההתקנה של היישומון מקטין את ההסתברות להתקנה בקרב כל הצרכנים הפעילים. בקרב כל הצרכנים, לצפייה בווידיאו יש מתאם שלילי עם ההסתברות להתקנה, בעוד צפייה בסרטון עד תום מגלה מתאם חיובי. הדבר מרמז על האפשרות כי וידאו אינו בהכרח אמצעי להגדלת מעורבות כפי שנהוג לחשוב, או כי השפעת מעורבות צרכנים, הנמדדת באמצעות סך נתוני הצפייה של הצרכנים, אינה בהכרח חיובית להליך הרכישה.

בצורך להתקין את היישומון (בהשוואה לצרכנים שבחרו להתקין ללא צפייה בסרטון). זאת ועוד, ייתכן שצרכנים שהמשיכו לצפות בסרטון עד תומו מצאו עניין רב יותר ביישומון לעומת אלה שצפו באופן חלקי. הדבר בא לידי ביטוי במתאם החיובי בין הצפייה בסרטון עד תום ובין התקנת היישומון. כאשר בוחנים את התוצאות בקרב כל הצרכנים הפעילים (כולל הצרכנים שהתקינו את היישומון מיד עם הכניסה לעמוד ההתקנה ללא ביצוע פעולות מקדימות), התוצאות משכנעות אף יותר. גם כאן, לצפייה בווידיאו מתאם שלילי ולצפייה עד תום מתאם חיובי עם ההסתברות להתקנה. יתר על כן, לעצם הימצאותו של סרטון הווידיאו יש מתאם שלילי מובהק עם ההסתברות להתקנה. המתאם השלילי מצביע על ירידה יחסית של כ-6% בסיכויים (odds) להורדת היישומון בקרב הצרכנים שביקרו בעמוד שיש בו סרטון וידאו, בהשוואה לצרכנים שביקרו בעמוד ללא סרטון. הסבר אפשרי לתופעה הוא שהסרטון גורם להסחת דעת של הצרכן, ובמקום להתקין מיד את היישומון הוא מבצע בעמוד ההתקנה פעולות אחרות (לאו דווקא צפייה בסרטון), שאינן מסתיימות בהכרח בהחלטה להתקין את היישומון.

## מסקנות

רכישות יישומונים למובייל הן חלק משמעותי מהמסחר במובייל בפרט וממסחר אלקטרוני בכלל. מחקר זה מציג גישה חדשה לחיזוי התקנה של יישומונים, הנסמכת על מעורבות צרכנים בחנות יישומונים במובייל. באמצעות שימוש במערך נתונים ייחודי של פעילויות הצרכנים בחנות, אנו מראים שלמדדי מעורבות יש כוח חיזוי משמעותי בבואנו להעריך אם צרכן מסוים יבחר להתקין יישומון מסוים בעת הביקור בעמוד ההתקנה.

שחר רייכמן [sr@tauex.tau.ac.il](mailto:sr@tauex.tau.ac.il)

טבלה 3: וידאו - תוצאות רגרסיה לוגיסטית

יחס הסיכויים (Odds Ratio)	מקדם הרגרסיה	המשתנה	סוג צרכנים	סה"כ צרכנים	סה"כ ביקורים
0.630	0.004514	Video	ביצעו חקר של עמוד ההתקנה (ללא צרכנים שהתקינו מיד)	108,278	113,253
1.367	-0.461248***	Watch			
0.936	0.312576***	Full Watch			
0.322	-0.066142**	Video	ביצעו חקר של עמוד ההתקנה, בצירוף צרכנים שהתקינו מיד	127,622	134,709
1.858	-1.134490***	Watch			
	0.619438***	Full Watch			

- Agarwal, R., & Venkatesh, V. (2002). Assessing a Firm's Web Presence: A Heuristic Evaluation Procedure for the Measurement of Usability. *Information Systems Research*, 13(2), 168–186. <https://doi.org/10.1287/isre.13.2.168.84>
- Bang, Y., Han, K., Animesh, A., & Hwang, M. (2013). From online to mobile: Linking consumers' online purchase behaviors with mobile commerce adoption. *Pacis*, 128.
- Brodie, R. J., Hollebeek, L. D., Jurić, B., & Ilić, A. (2011). Customer Engagement: Conceptual Domain, Fundamental Propositions, and Implications for Research. *Journal of Service Research*, 14(3), 252–271. <https://doi.org/10.1177/1094670511411703>
- Brynjolfsson, E., Hu, Y. J., & Rahman, M. S. (2013). Competing in the Age of Omnichannel Retailing. *MIT Sloan Management Review*, 54(4), 23–29. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1108/17506200710779521>
- Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345–354. <https://doi.org/10.1509/jmkr.43.3.345>
- Clifton, B. (2012). *Advanced Web Metrics with Google Analytics*. Wiley.
- Ghose, A., Goldfarb, A., & Han, S. P. (2013). How is the Mobile Internet Different? Search Costs and Local Activities. *Information Systems Research*, 24(3), 613–631. <https://doi.org/10.1287/isre.1120.0453>
- Ghose, A., & Han, S. P. (2014). Estimating Demand for Mobile Applications in the New Economy. *Management Science*, 60(6), 1470–1488. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.1945>
- Godes, D., & Mayzlin, D. (2009). Firm-Created Word-of-Mouth Communication: Evidence from a Field Test. *Marketing Science*, 28(4), 721–739. <https://doi.org/10.1287/mksc.1080.0444>
- Goldstein, A., Raphaeli, O., & Reichman, S. (2016). Engagement, Search Goals and Conversion - The Different M-Commerce Path to Conversion. *ICIS 2016 Proceedings*, 1–10.
- Gu, B., Park, J., & Konana, P. (2012). The Impact of External Word-of-Mouth Sources on Retailer Sales of High-Involvement Products. *Information Systems Research*, 23(1), 182–196. <https://doi.org/10.2307/23207880>
- Hsu, C. L., & Lin, J. C. C. (2015). What Drives Purchase Intention for Paid Mobile Apps?—An Expectation Confirmation Model with Perceived Value. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(1), 46–57. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2014.11.003>
- Laurel, B. (1991). *Computers as Theatre*. Addison-Wesley.
- Lee, G., & Raghu, T. S. (2014). Evidence from the App Store Market. *Journal of Management Information Systems*, 31(2), 133–170. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222310206>
- Lehmann, J. (2015). From site to inter-site user engagement: fundamentals and applications. TDX (Tesis Doctorals En Xarxa).
- Lehmann, J., Lalmas, M., Yom-Tov, E., & Dupret, G. (2012). Models of User Engagement. In

Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) (Vol. 7379 LNCS, pp. 164–175). Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-31454-4\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-31454-4_14)

Mollick, E. (2014). The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. *Journal of Business Venturing*, 29(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2013.06.005>

Montgomery, A. L., Li, S., Srinivasan, K., & Liechty, J. C. (2004). Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data. *Marketing Science*, 23(4), 579–595. <https://doi.org/10.1287/mksc.1040.0073>

Pagani, M., & Mirabello, A. (2011). The Influence of Personal and Social-Interactive Engagement in Social TV Web Sites. *International Journal of Electronic Commerce*, 16(2), 41–68. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415160203>

Rojas, R. C. (2014). Optimising user engagement in the public sector: a web and social media analytics for the Lambeth Council.

Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive Analytics in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 35(3), 553–572.

Statista1 - U.S. mobile retail commerce share 2021 | Statistic. (n.d.). Retrieved February 18, 2019, from <https://www.statista.com/statistics/249863/us-mobile-retail-commerce-sales-as-percentage-of-e-commerce-sales/>

Statista2 - Annual number of mobile app downloads worldwide 2022 | Statistic. (n.d.). Retrieved February 19, 2019, from <https://www.statista.com/statistics/271644/worldwide-free-and-paid-mobile-app-store-downloads/>

Statista3 - Mobile app revenues 2015-2020 | Statistic. (n.d.). Retrieved February 19, 2019, from <https://www.statista.com/statistics/269025/worldwide-mobile-app-revenue-forecast/>

Turban, E., King, D., Lee, J., Liang, T.-P., & Turban, D. (2012). *Electronic Commerce: A Managerial and Social Networks Perspective* (7th edition).

Van Den Poel, D., & Buckinx, W. (2005). Predicting Online-Purchasing Behaviour. *European Journal of Operational Research*, 166(2), 557–575. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.04.022>

Venkatesh, V., & Agarwal, R. (2006). Turning Visitors into Customers: A Usability-Centric Perspective on Purchase Behavior in Electronic Channels. *Management Science*, 52(3), 367–382. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0442>

Yom-Tov, E., Lalmas, M., Baeza-Yates, R., Dupret, G., Lehmann, J., & Donmez, P. (2013). Measuring Inter-Site Engagement. In 2013 IEEE International Conference on Big Data (pp. 228–236). IEEE. <https://doi.org/10.1109/BigData.2013.6691579>

Zhang, Y., Li, B., Luo, X., & Wang, X. (2016). Modeling User Engagement in Mobile Content Consumption with Tapstream Data. *ICIS 2016 Proceedings*.