



הזדמנויות שוות, תוצאות לא שוות: השפעת שינויי מדיניות הפלטפורמה על חלוקת המימון ב-Kickstarter



גל אסטריכר-
זינגר

ענת גולדשטיין

אוהד ברזילי

הילה גבע

ד"ר הילה גבע היא חברת סגל בכירה בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב. בעלת תואר דוקטור במערכות מידע ותואר שני בפילוסופיה מאוניברסיטת תל אביב, ותואר ראשון במדעי המחשב ומדעי הקוגניציה מהאוניברסיטה העברית בירושלים. מחקרה מתמקד בהתנהגות משתמשים מקוונת, בכלכלה של פלטפורמות דיגיטליות, ובהשפעות של בינה מלאכותית נגדית על התנהגות צרכנים. מחקרה פורסמו בכתבי עת מובילים בתחום מערכות המידע.

ד"ר אוהד ברזילי הוא מדען מחשב ומנהל ארגוני דאטה בחברות טכנולוגיה. בין השנים 2013-2020 היה חבר סגל במחלקה לניהול טכנולוגיה ומידע בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב. מחקריו עסקו בכלכלת מערכות מידע, בפלטפורמות דיגיטליות ובהשפעותיהן על עסקים ועל התנהגות צרכנים. בעל דוקטורט במדעי המחשב מאוניברסיטת תל אביב, ומחקריו נתמכו על ידי הקרן הלאומית למדע. כיום מכהן כסגן נשיא לענייני דאטה בחברת Placer.ai, ובעבר שימש כראש תחום מדעי הנתונים בחברת Similarweb ובמספר תפקידי פיתוח בחברות תוכנה, לרבות Google ו-Jungo. כמו כן שימש כחבר בוועדת הזנק של המדען הראשי למימון סטארטאפים וחברות חממה.

ד"ר ענת גולדשטיין היא מרצה בכירה להנדסת ידע ונתונים במחלקה להנדסת תעשייה וניהול באוניברסיטת אריאל וחברה במרכז למחקר במדעי הנתונים ובינה מלאכותית. היא בעלת תואר דוקטור במערכות מידע, תואר שני במנהל עסקים ותואר ראשון במדעי המחשב וכלכלה, כולם מאוניברסיטת תל אביב. מחקרה מתמקדים בפיתוח ויישום טכניקות של מדעי הנתונים ובינה מלאכותית בתחומים שונים, כולל מסחר אלקטרוני, פלטפורמות שיתופיות, רפואה, חקלאות ותחבורה. מחקרה פורסמו במגוון כתבי עת וכנסים מובילים.

פרופ' גל אסטריכר-זינגר היא חברת סגל בכירה וסגנית הדקאן למחקר בפקולטה לניהול ע"ש קולר באוניברסיטת תל אביב, ומופקדת על קתדרת מקסיקו למערכות מידע. סיימה את לימודי הדוקטורט באוניברסיטת ניו יורק ובעלת תארים במשפטים ובהנדסה מאוניברסיטת תל אביב ומהאוניברסיטה העברית בירושלים. מחקרה מתמקדים במודלים עסקיים במסחר אלקטרוני ובאתרי מדיה, בפלטפורמות דיגיטליות ובהתנהגות צרכנים, ברשתות חברתיות וברשתות מוצרים, בביג דאטה ובמימון המונים. מחקרה פורסמו בכתבי עת מובילים במערכות מידע ובשיווק וזכו פרסים רבים, לרבות שני מענקי ה-ERC מהאיחוד האירופי. שימשה במשך שש שנים עורכת ראשית בכתב העת MIS Quarterly, ומשמשת כיום כעורכת ראשית בכתב העת Information Systems Research.

תקציר

פלטפורמות מימון המונים נתפסות כיוצרות סביבה שוויונית יותר לניוס כספים מכיוון שהן מסירות את חסמי הכניסה הקיימים בשוקי היזמות המסורתיים. בעבודה זו אנו בודקים אם ביצירה של הזדמנויות שוות יותר ליזמים בכניסה לשוק, יוצרות הפלטפורמות למימון המונים גם חלוקה שווה יותר של כספים בין מיזמים. לשם כך אנו משתמשים בניסוי טבעי שבו הפלטפורמה למימון המונים Kickstarter.com משנה את המדיניות כך שהשוק נפתח לשחקנים נוספים. ניתוח ברמת הפלטפורמה מראה כי פתיחת הפלטפורמה מניעה את הביקוש לכיוון ראש ההתפלגות: יותר קרנות ותומכים התרכזו במספר קטן יותר של הצעות בראש ההתפלגות (אפקט כוכב-על). עוד אנו מראים ששינויים אלו משקפים נטייה מוגברת של התומכים להסתמך על אותות לאיכות הקמפיין, בדומה להתנהגות שנצפתה בשווקים פיננסיים לא ודאיים. כל הממצאים יחד מצביעים על כך שהמאמצים לאזן את מנרש המשחקים של פלטפורמות מימון המונים עשויים בסופו של דבר להביא לחלוקה פחות שוויונית של כספים בין משתתפי השוק, ולגרום למשקיעים למקד את ההשקעות שלהם במערך קטן יותר של קמפיינים "בטוחים" יותר.

הקדמה

מדיניות קבלה פתוחה מגדילה את מספר הספקים הפועלים בשוק ואת מגוון ההיצע לצרכנים (Burtch, Carnahan, et al., 2017; Geva et al., 2019; Wessel et al., 2018). עם זאת, מה שברור פחות, והמחקר הנוכחי מבקש להבין, הוא כיצד שינויים אלו משפיעים על הגישה בפועל של הספקים למימון. כלומר, האם הסרת חסמי הכניסה הופכת את התפלגות הביקוש לשוויונית יותר או פחות? בהקשר הזה המונח *ביקוש מתייחס לתומכים בקמפיינים* – האם הנכונות לתמוך וכספי התמיכה מתפלגים באופן שוויוני יותר או פחות בין הפרויקטים בפלטפורמה?

שאלה זו קשורה ישירות לזרם הספרות הנרחב על הזנב הארוך של המסחר הדיגיטלי. Anderson (2004) טבע את המונח "זנב ארוך" כדי לתאר את התחזית שלו לשינוי בביקוש לכיוון מוצרי נישא, שכן טכנולוגיות דיגיטליות הפכו מוצרים כאלו לנגישים יותר לצרכנים. בזמן שחלף מאז, מחקרים רבים בדקו כיצד מגיבה התפלגות הביקוש להתקדמות טכנולוגית שמשנה את תנאי השוק באופן דרסטי, בין אם באמצעות שינוי הדרכים שבהן צרכנים מחפשים מוצרים, או באמצעות שינוי הכמות והמגוון של המוצרים הזמינים (ראו: Brynjolfsson et al., 2010). מחקרים אלו לא הניבו תוצאות חד-משמעיות.

מימון המונים (Crowdfunding) היא שיטה פיננסית למימון מיזמים, עסקים וארגונים המבוססת על כסף שמושקע או נתרם על ידי מספר רב של אנשים פרטיים. בארץ ובעולם קיימות פלטפורמות רבות המאפשרות ליחידים ולקבוצות לגייס כסף מהקהל הרחב, כגון Kickstarter, Indiegogo או הד-סטארט.

עקרונות ההכלה ושוויון ההזדמנויות הם עקרונות מרכזיים בעולם מימון ההמונים כפי שהוא מוכר היום. ואכן, פלטפורמות רבות למימון המונים מצהירות במפורש שהמניע המרכזי לפעילותן הוא לספק גישה למימון לאלה שאחרת היה עליהם להיאבק כדי להשיגו.¹ מחקר זה משתמש בגישה אמפירית ומספק מבט ביקורתי על אמצעי ברור לכאורה, שבאמצעותו פלטפורמות מימון המונים מנסות ליצור הזדמנות שווה. בפרט, פתיחת הפלטפורמה לכל מי שרוצה להשתמש בה ללא שליטה על אילו קמפיינים (פרויקטים) של מימון יושקו.

מחקרים בדקו מה קורה כאשר פלטפורמת מימון המונים מסירה את חסמי הכניסה שלה. כצפוי, התוצאות הראו כי

יש מחקרים המצביעים על כך שבעקבות שינויים טכנולוגיים, הביקוש אכן הופך לפחות מרוכז (אפקט זנב ארוך; למשל, Anderson, 2006; Brynjolfsson et al., 2003; Brynjolfsson et al., 2009; Brynjolfsson et al., 2011;

1 ראו לדוגמה את הצהרות השליחות של פלטפורמות מימון המונים פופולריות כגון:
<https://www.indiegogo.com/about/our-story>: Indiegogo
<https://www.patreon.com/about>: Patreon
<https://www.kickstarter.com/about?ref=global-footer>: Kickstarter

Zhang & Liu, 2012; (למשל, Caglayan et al., 2021), ובאופן ספציפי פלטפורמות מימון המונים (Burtch, Hong, et al., 2018), מאופיינות בנטייה גבוהה להתנהגות עדר. בפרט, כאשר החלטות המימון של התומכים הן גלויות, הצרכנים יכולים להשתמש בהן כאותות לאיכות בהחלטה באילו קמפיינים לתמוך. לסיכום של הרעיונות האחרונים יחד – סביר שמדיניות קבלה פתוחה יותר עשויה להעצים את חוסר הוודאות והסיכון הכרוכים בפלטפורמות מימון המונים, מה שעשוי להוביל את התומכים להסתמך יותר על אותות של איכות, ולעורר התנהגות עדר שתביא לעלייה בריכוז הביקוש. ואכן, עדויות משווקים של השקעות פיננסיות מצביעות על תופעה דומה המכונה "טיסה לאיכות", שבה המשקיעים המתמודדים עם אי-ודאות גבוהה נמשכים למוצרים שנחשבים באופן מסורתי ל"בטוחים" יותר (כגון זהב או אג"ח בארה"ב) ומגדילים את הביקוש למוצרים אלו (Bernanke et al., 1994, Beber et al., 2008, Humayun Kabir, 2018).

הדיון לעיל מדגיש את הקושי לייצר תחזיות חד-משמעיות בשאלה אם עלייה בכמות ובמגוון הקמפיינים המוצעים בפלטפורמת מימון המונים, הנובעת מביטול חסמי הכניסה לקמפיינים, תפעיל אפקט זנב ארוך (המקביל לחלוקה שוויונית יותר של כספים) או אפקט כוכב-על (חלוקה שוויונית פחות). לכן שאלת המחקר הראשונה שעליה נרצה לענות היא:

RQ1: האם שינוי מדיניות ופתיחת הפלטפורמה יובילו להתפלגות מרוכזת יותר (או שווה יותר) של (א) כספים ו-(ב) תומכים בקמפיינים?

בנוסף, כדי להבין את מהות השינויים שעשויים לחול בהתפלגות הביקוש, יש להבין מה הניע את השינויים האלו. כאמור, הספרות הכלכלית מראה שבתנאים של חוסר ודאות, שווקים פיננסיים מציגים "טיסה לאיכות". בהקשר של מימון המונים, קמפיין "בטוח יותר" הוא קמפיין שאיכותו הגבוהה ברורה יותר. כלומר, לאחר שינוי המדיניות, החשיבות של סימני איכות צפויה לעלות. לכן כדי לבחון אם תהליך של "טיסה לאיכות" אכן מתרחש, בדקנו אם נוכחות של אותות לאיכות הקמפיין קשורים חזק יותר להצלחת הקמפיין לאחר שינוי המדיניות (לעומת לפני). לכן שאלת המחקר השנייה שעליה נרצה לענות היא:

Peltier & Moreau, 2011; Oestreicher-Singer & Sundararajan, 2012; Zhou & Duan, 2012; Zentner et al., 2013; Kumar et al., 2014; Gallino et al., 2017; (Ratchford et al., 2020). עם זאת, יש ראיות משמעותיות הסותרות רעיון זה ומוכיחות שהכלכלה הדיגיטלית יוצרת התפלגות מרוכזת יותר ומעדיפה מוצרים פופולריים יותר (אפקט כוכב-על; למשל, Elberse, 2008; Elberse & Oberholzer-Gee, 2007; Fleder & Hosanagar, 2009; Goel et al., 2010; Smyrniotis et al., 2010; Zhong & Michahelles, 2013; Lee & Hosanagar, 2019; Tan et al., 2017; Taeuscher, 2019; Park et al., 2020; Jain & Tan, 2022). בדומה לכך, הממצאים אינם חד-משמעיים גם במחקרים שבדקים ספציפית, כמו במקרה שלנו, מה קורה כאשר שינוי טכנולוגי מרחיב את מגוון המוצרים הזמינים בערוץ אחד (בניגוד למעבר לערוץ חדש, כמו במעבר מקמעונאות מסורתית למסחר אלקטרוני, למשל, Zhou & Duan, 2012; Hinz et al., 2011; Tan et al., 2017).

במקרה של מימון המונים באופן ספציפי, פועלים גורמים ייחודיים המקשים עוד יותר על היכולת שלנו לחזות אם עלייה בכמות ובמגוון ההיצע תביא לאפקט זנב ארוך או לאפקט של כוכב-על. ראשית, בניגוד לקמעונאים מסורתיים, פלטפורמות רבות של מימון המונים מאמצות מודל הכנסה של הכול או כלום, שלפיו קמפיין חייב להניע ליעד מימון שנקבע מראש כדי לקבל את הכסף שהובטח לו. מחקרים הראו שמודל הכול או כלום משפיע על היבטים שונים של התנהגות צרכנים (Burtch, Hong, et al., 2018; Cumming et al., 2019). נוסף על כך, פלטפורמות מימון המונים מאופיינות באי-ודאות ובסיכון משמעותיים מנקודת מבטו של הקונה, הן בכל הנוגע לאמינותו של השותף לעסקה (כלומר הזימ/בעל הקמפיין) (Pavlou & Taeuscher, 2019; Gefen, 2004), והן בנוגע לציפייה שבעל הקמפיין יספק בסופו של דבר את המוצר המובטח, בהתחשב בכך שקמפיינים של מימון המונים מניסים בדרך כלל כסף למוצר שנמצא עדיין בפיתוח (Agrawal et al., 2014; Greenberg & Gerber, 2014; Mollick, 2014).

מחקרים הוכיחו שסיכון משפיע על הביקוש בפלטפורמות עמית לעמית (P2P) ומימון המונים (למשל, Kim et al., 2022). מחקר של Taeuscher (2019) מראה כי אי הוודאות המאפיינת פלטפורמות P2P קשורה לריכוז גבוה יותר של ביקוש ממה שהיה צפוי לפי עיקרון 80/20 של פארטו. בנוסף,

RQ2: האם פתיחת הפלטפורמה והגידול בחוסר הוודאות יוביל משקיעים להסתמך יותר על סיגנלים של איכות?

אנו בוחנים שאלות אלו באופן אמפירי תוך שימוש בניסוי טבעי בפלטפורמת מימון ההמונים הפופולרית [Kickstarter.com](https://www.kickstarter.com). יישום שינוי במדיניות הפלטפורמה הקל על יזמים רבים להשיק קמפיינים והעלה את רמת הפתיחות בצד ההיצע של הפלטפורמה. הניתוחים שביצענו מראים כי לאחר ש-Kickstarter פתחה את הפלטפורמה שלה למשתתפים נוספים, התפלגות הביקוש הפכה למרוכזת יותר ושוויונית פחות. ניתוחים אלו מאפשרים לקבוע שהאפקט אכן מייצג התעצמות של אי השוויון ואינו רק ממצא שווא (ארטיפקט) של השינוי במספר הקמפיינים, אותות האיכות שלהם ורמות הסיכון שלהם. בנוסף, אנחנו מראים שבדומה לשווקים פיננסיים, לאחר שינוי המדיניות והגדלת ההיצע והסיכון, החשיבות של אותות איכות עולה ונראה שהמשקיעים מבצעים "טיסה לאיכות".

ניסוי טבעי של שינוי המדיניות ב-Kickstarter

Kickstarter היא פלטפורמת מימון המונים מבוססת תגמולים הפועלת בהתאם למודל העסקי של "הכול או כלום". מאז הקמתה ב-2009 הושקו בפלטפורמה יותר מ-600 אלף קמפיינים, שגייסו כמעט 8 מיליארד דולר מכ-23 מיליון משתמשים.² לפי כללי הפלטפורמה³, כל קמפיין חייב ליצור משהו לחלוק עם אחרים באחת ממספר קטגוריות: אומנות, קומיקס, מחול, עיצוב, אופנה, סרטוני וידאו, אוכל, משחקים, עיתונות, מוזיקה, צילום, הוצאה לאור, טכנולוגיה ותיאטרון. אחוזי ההצלחה של קמפיינים נעים בין 23% לקמפיינים טכנולוגיים ועד כ-67% לקמפיינים של קומיקס. שיעור ההצלחה הממוצע בקטגוריות השונות הוא 41%.

במשך כחמש שנים לאחר הקמתה הייתה הפלטפורמה סלקטיבית בקביעה שלה אילו קמפיינים יושקו: היזמים פעלו

תחת כללים מחמירים שלא כללו קטגוריות מוצרים רבות,⁴ והצוות של Kickstarter אימת את מילוי הדרישות בתהליך סקירה ידני שנמשך כמה ימים. ב-3 ביוני 2014 הכריזה הפלטפורמה על שינוי מדיניות (נקרא להלן PC – Policy Change) לגבי סינון הקמפיינים.⁵ שינוי המדיניות כלל שני מרכיבים:

1. **כללים פשוטים יותר** – Kickstarter צמצמה את הכללים המפורטים שלה ליוצרים לשלושה קווים מנחים פשוטים: (א) הקמפיינים חייבים ליצור משהו שהם יחלקו עם אחרים. (ב) עליהם להיות כנים ומוצגים בברור. (ג) הם אינם יכולים לגייס כספים לצדקה, להציע תמריצים כספיים או לערב פריטים "אסורים" (למשל, פריטים לא חוקיים או מסוכנים; Jeffries, 2014).

2. **"השקה עכשיו"** – תכונת ה"השקה עכשיו" שהוצגה ביוני 2014 סיפקה חלופה אוטומטית לתהליך ההערכה הידני של Kickstarter. כדי לבדוק אם קמפיין מוכן לעלות לאוויר, נעשה שימוש באלגוריתם באמצעות ניתוח של אלפי מאפיינים של הקמפיין.⁶ כשהאלגוריתם מאשר את הקמפיין, היוצר יכול להחליט על "השקה עכשיו", כלומר להעלותו לאוויר מייד, או להמשיך לבקשה של משוב ידני נוסף. אם האלגוריתם דוחה את הקמפיין, הוא נשלח לבדיקה ידנית של הצוות ב-Kickstarter. ההחלטה של "השקה עכשיו" אינה נלווה למשקיעים פוטנציאליים. נוסף על כך, כל הקמפיינים, גם אלו שהבעלים שלהם אינם בוחרים באפשרות של "השקה עכשיו", נתונים לתהליך המיון האוטומטי לפני כל בדיקה ידנית.

על פי דיווחים בכמה כלי תקשורת בולטים (למשל, Jeffries, 2014; Etherington, 2014), מייסדי Kickstarter התכוונו במפורש ששינוי המדיניות יביא לכך ש"פלטפורמת Kickstarter תהיה פשוטה וידידותית יותר" (Jeffries, 2014), כלומר שהפלטפורמה תהפוך לנגישה יותר, קלה לשימוש ופתוחה. ואכן, כפי שמוצג בסעיף 4 להלן, הנתונים שלנו

4 ראו: <https://www.kickstarter.com/blog/introducing-launch-now-and-simplified-rules-0>

5 <https://www.kickstarter.com/blog/how-projects-launch-on-kickstarter>

6 נציין כי איננו כוללים בניתוח את הקטגוריות "אומנויות" ו"עיתונות" מכיוון שהן נוספו לאחר שינוי המדיניות. עם זאת, למען הרובסטיות (robustness) הרצנו מחדש את כל הניתוח כשיחידת הניתוח היא שבוע (ולא קטגוריית שבוע), וכך התאפשר לנו לשלב באמידה את הקטגוריות האלו. התוצאות תואמות לאלו של הניתוח העיקרי ומינות לפי בקשה.

2 <https://www.kickstarter.com/help/stats>

3 <https://www.kickstarter.com/rules>

<https://web.archive.org/web/20140306111722/http://www.kickstarter.com/help/guidelines?ref=footer>

מראים ששינוי המדיניות השיג את המטרה והגביר את פתיחות הפלטפורמה, ומספר הקמפיינים המוצעים בפלטפורמה עלה ביותר מ-70%. בהתאמה למחקרים קודמים (למשל, Wessel et al., 2017), אנו מציעים במחקר זה ששינוי המדיניות של Kickstarter ישמש ניסוי טבעי לבחינת ההשפעות של עקרון ההכלה של הפלטפורמה על התפלגות הביקוש.

נתונים וסטטיסטיקה תיאורית

הניתוח העיקרי שלנו משתמש בנתונים שנאספו מקמפיינים שהושקו ב-Kickstarter בין ה-3 ביוני 2012 ל-3 ביוני 2015, כלומר במהלך השנתיים שלפני שינוי המדיניות, ושנה לאחר שינוי המדיניות. מערך נתונים זה מכיל 173,993 קמפיינים. עבור כל קמפיין אספנו את הנתונים: תיאור, יעד מימון, משך המימון, שימוש בסרטון (כן/לא), הסכום הכולל של התחייבויות (בכסף) לקמפיין, מיקום, אם הקמפיין הצליח (כלומר הגיע ליעד המימון שלו), והקטגוריה שאליה שייך הקמפיין.

בנוסף, הפקנו משתנה המציין את מספר הקמפיינים המוצלחים שהיו בעבר לבעל הקמפיין מתוך רשימה של קמפיינים שהיו בבעלותו. כדי לתפוס את הביקוש אנו מתמקדים בשני משתני תוצאה מעניינים: הסכום הכולל של התחייבויות לכל קמפיין ("AmountPledged"), ומספר התומכים לכל קמפיין ("NumberOfBackers").

טבלה 1 מציגה סטטיסטיקה תיאורית על צד הביקוש ועל צד ההיצע ברמת הפלטפורמה, מהתקופות שלפני ואחרי שינוי המדיניות (3 ביוני, 2014). כצפוי, אנו רואים כי מספר הקמפיינים למימון בפלטפורמה גדל באופן דרמטי לאחר שינוי המדיניות (ב-72% בהשוואה בין שנה לפני שינוי ושנה

אחרי השינוי, עמודות (B) ו-(C) בטבלה 1). לשם השוואה, מספר הקמפיינים שהושקו במהלך השנה שלפני השינוי (עמודה B) היה גבוה רק ב-14% ממספר הקמפיינים שהושקו במהלך השנתיים לפני שינוי המדיניות (עמודה A). נתונים אלו מלמדים שפתיחת הפלטפורמה הייתה טלטלה בצד ההיצע של Kickstarter, והובילה לעלייה חדה במספר ההצעות הזמינות. נציין כי איננו רואים עליות מקבילות במשתני הביקוש שלנו, ולכן סביר להניח שהתפלגות הביקוש בין המוצרים השתנתה.

מתודולוגיה אמפירית ותוצאות

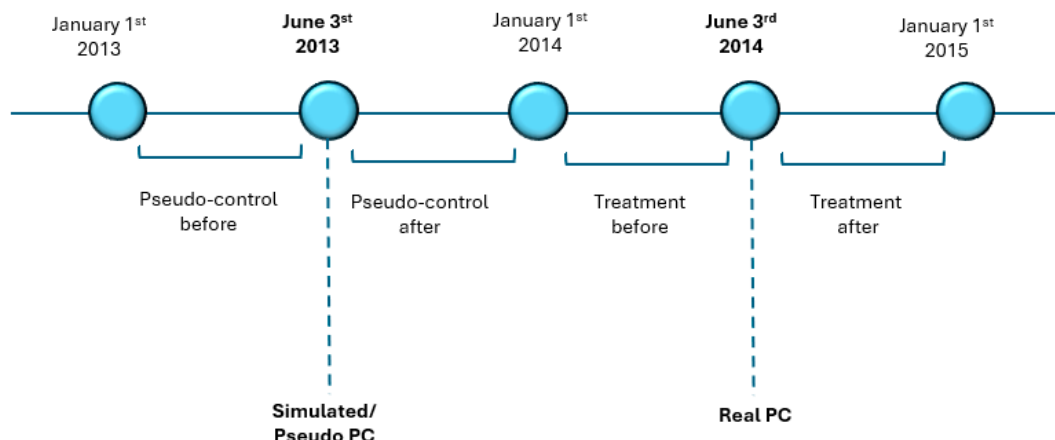
כדי לוודא שההשפעות שאנחנו רואים הן אכן השפעות שינוי המדיניות ולהוכיח קשר סיבתי בין שינוי המדיניות לבין שינויים בהתפלגות הביקוש, השתמשנו באסטרטגיית הזיהוי (Identification method) המקובלת בשם "הפרש ההפרשים" (DiD – Difference-in-differences). הרעיון המרכזי הוא חלוקת הנתונים לקבוצת טיפול וקבוצת ביקורת בדומה לניסוי מעבדה, וחישוב ההפרש בשינוי. כלומר, בהקשר שלנו – האם השינוי בנתון מסוים בין שנה אחת לשנייה ב-Kickstarter (קבוצת ה"טיפול") היה גדול יותר או קטן יותר מהשינוי באותו נתון בפלטפורמה שלא חוותה שינוי מדיניות (קבוצת הביקורת)?

כדאי לאמוד את רמת השווינויות בהתפלגות הביקוש אנו משתמשים במקדמי ג'יני (Gini Coefficient) למדידה של ריכוז הביקוש. זהו מדד מקובל למדידה של ריכוזיות שוק שפותח לצורך השוואה בין כלכלות שונות. בהקשר שלנו, משתני התוצאה המעניינים עבור ניתוחי ה-DiD שלנו הם מקדמי

טבלה 1: סך ההתחייבויות ומספר התומכים לפני ואחרי פתיחת הפלטפורמה

עמודה (A)	עמודה (B)	עמודה (C)	עמודה (D)	עמודה (E)
PC-2: שנתיים לפני השינוי (3 ביוני, 2012 – 2 ביוני, 2013)	PC-1: שנה לפני השינוי (3 ביוני, 2013 – 2 ביוני, 2014)	PC+1: שנה לאחר השינוי (3 ביוני, 2014 – 2 ביוני, 2015)	אחוז השינוי בין (A) ל-(B)	אחוז השינוי בין (B) ל-(C)
42,562	48,312	83,119	14%	72%
414.3	496.12	584.76	20%	18%
5,554,673	6,217,311	6,999,272	12%	13%
מספר הקמפיינים				
סך ההתחייבויות (במיליוני דולרים)				
מספר התומכים				

איור 1: ייצוג ציר הזמן של בניית קבוצות הטיפול והפסאודו-ביקורת. PC - שינוי מדיניות.



הטיפול. בשני המקרים החשבנו את התאריך של ה-3 ביוני כמועד ה"טיפול". בהתאם לכך, עבור קבוצת הפסאודו-ביקורת, התקופה שבין 1 בינואר 2013 עד 3 ביוני 2013 סומנה כתקופת "לפני", והתקופה שבין 4 ביוני 2013 עד 1 בינואר 2014 סומנה כתקופה "אחרי" (ראו איור 1 לדוגמאות מפורטות). בקבוצת הטיפול, התקופה שבין 1 בינואר 2014 עד 3 ביוני 2014 סומנה כתקופת ה"לפני", והתקופה שבין 4 ביוני ועד 1 בינואר 2015 סומנה כתקופת ה"אחרי".

לאחר מכן בנינו את המשתנים התלויים שלנו עבור כל אחת מארבע הקבוצות בניית (טיפול לפני, טיפול אחרי, ביקורת לפני, ביקורת אחרי). באופן ספציפי, הפרדנו את הנתונים שלנו לפי קטגוריה של הקמפיין (כדי שנוכל לשלוט על גורם זה בניתוחים), וחישבנו את מקדמי הגיני השבועיים ברמת הקטגוריה של (i) סכום ההתחייבויות – *AmountPledged* (מסומן *WeeklyCatGiniPledged*) ו-(ii) מספר התומכים – *NumberOfBackers* (מסומן *WeeklyCatGiniBackers*)⁷. תהליך זה יצר מערך נתונים המורכב מ-1,377 תצפיות עבור כל אחד משני המשתנים התלויים *WeeklyCatGiniPledged* ו-*WeeklyCatGiniBacker*. פרטים מלאים על בניית המשתנה זמינים לפי בקשה.

7 נציין כי איננו כוללים בניתוח את הקטגוריות "אומנויות" ו"עיתונות" מכיוון שהן נוספו לאחר שינוי המדיניות. עם זאת, למען הרובסטיות (robustness) הרצנו מחדש את כל הניתוח כשיחידת הניתוח היא שבוע (ולא קטגוריית שבוע), וכך התאפשר לנו לשלב באמידה את הקטגוריות האלו. התוצאות תואמות לאלו של הניתוח העיקרי ומינות לפי בקשה.

הגיני עבור הסכום הכולל של ההתחייבויות לכל קמפיין ועבור מספר התומכים בכל קמפיין, כפי שמפורט להלן.

זיהוי קבוצת ביקורת מתאימה

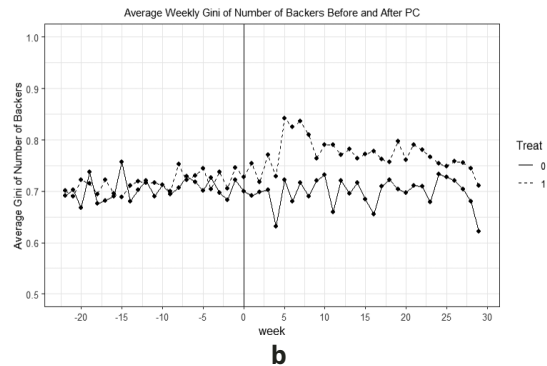
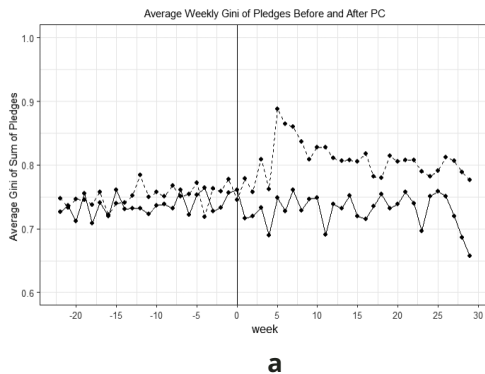
כאמור, לצורך שימוש בשיטת DiD להוכחת קשר סיבתי יש לזהות קבוצת ביקורת מתאימה. באופן אידיאלי, ביסוס הסיבתיות כרוך בהשוואה בין Kickstarter ("פלטפורמת הטיפול שלנו") במהלך פרק הזמן המקיף את שינוי המדיניות (כלומר "הטיפול") לבין פלטפורמה אחרת למימון המונים ("פלטפורמת ביקורת") שלא טופלה, כלומר לא עברה שינויים דומים במדיניות הקבלה שלה בפרק זמן זה. מכיוון שהיו לנו רק נתונים של Kickstarter ולא נתונים של פלטפורמות אחרות, השתמשנו באפשרות הטובה ביותר: נתוני Kickstarter מתקופת ביקורת, לפני החלת שינוי המדיניות. בדרך זו אנו משתמשים בתקופות שונות של אותה פלטפורמה כדי ליצור קבוצת "פסאודו-ביקורת". שנים שבהן לא היה שינוי מדיניות הן "תקופת הביקורת", ושנים בהן היה שינוי מדיניות הן "תקופת הטיפול". בדרך זו עקבנו אחר מחקרים שנעשו (Han et al., 2022; Cao et al., 2020; Sim et al., 2022; Li et al., 2019; Danaher & Smith, 2014) והשתמשנו בתקופות זמן שונות באותה פלטפורמה כדי ליצור קבוצת "פסאודו-ביקורת".

באופן ספציפי, השתמשנו בנתוני Kickstarter משנת 2013 כקבוצת הביקורת ובנתונים משנת 2014 כקבוצת

טבלה 2: ערכי ג'יני ממוצעים (SD) בקטגוריה שבועית בתקופות הטיפול והביקורת

	<i>WeeklyCatGiniBackers</i>		<i>WeeklyCatGiniPledged</i>	
	אחרי	לפני	אחרי	לפני
טיפול	0.77 (0.11)	0.716 (0.121)	0.805 (0.1)	0.751 (0.11)
ביקורת	0.698 (0.121)	0.704 (0.131)	0.730 (0.110)	0.736 (0.118)

איור 2: ערכי ג'יני שבועיים בקטגוריה, ממוצעים על פני כל הקטגוריות, עבור (a) – סכום ההתחייבויות לכל קמפיין, ו-(b) – מספר התומכים לכל קמפיין.



$$Y_{ji} = \beta_0 + \beta_1 \text{AfterOpening}_{ji} + \beta_2 \text{Treat}_{ji} + \beta_3 \text{AfterOpening}_{ji} \times \text{Treat}_{ji} + \text{CategoryFixedEffects}_i + \varepsilon_{ji} \quad (1)$$

במודל זה j מייצג שבוע אחד ו- $i \in \{1, 2, \dots, 13\}$ הוא אינדקס הקטגוריה. Y_{ji} הוא המשתנה התלוי במקדד - *WeeklyCatGiniPledged*_{ji} או - *WeeklyCatGiniBackers*_{ji}, המייצג את מקדם הג'יני השבועי התואם לקמפיין שהחל בשבוע j בקטגוריה i . *AfterOpening*_{ji} הוא משתנה דמה המציין אם >שבוע j , קטגוריה i < תואם לשבוע לפני או אחרי שינוי המדיניות (בפועל או מדומה), עבור קבוצות הטיפול והביקורת, בהתאמה. *Treat*_{ji} הוא משתנה דמה המציין אם >שבוע j , קטגוריה i < נמצא בקבוצת הטיפול או הביקורת. אמדנו את כל המודלים באמצעות שגיאות תקן מקובצות באשכולות בקטגוריית הקמפיין.

התוצאות של כל אומדני ה-DiD עבור *WeeklyCatGiniPledged* ועבור *WeeklyCatGiniBackers* מדווחות בטבלה 3.

בטבלה 2 מופיעים הנתונים הסטטיסטיים המצטברים של המשתנים התלויים עבור קבוצות הטיפול והביקורת לפני ואחרי שינוי המדיניות. באיור 2a ו-2b מתאימה על של שני המשתנים התלויים לאורך זמן עבור קבוצות הטיפול והביקורת. כל תצפית באיור 2a ו-2b מתאימה על ציר ה-y לערך של *WeeklyCatGiniPledged* או של *WeeklyCatGiniBackers* בהתאמה, בממוצע על פני כל הקטגוריות. ציר ה-x מייצג את השבועות לפי הסדר, החל מ-22 עד 30. שבוע 0 הוא השבוע שמתחיל ב-3 ביוני 2014 עבור קבוצת הטיפול, והשבוע שמתחיל ב-3 ביוני 2013 עבור קבוצת הביקורת. רואים בבירור את העלויות היחסיות בקבוצת הטיפול בהשוואה לקבוצת הביקורת ב-*WeeklyCatGiniPledged* וב-*WeeklyCatGiniBackers* לאחר שינוי המדיניות. ניתוח הרגרסיה שלהלן תומך בייצוג החזותי.

תוצאות ממודל ה-DiD: אמדנו את מודל ה-DiD המסורתי שלהלן באמצעות כל אחד משני המשתנים התלויים שלנו, תוך שימוש ב-OLS של אפקטים קבועים, עם אפקטים קבועים בקטגוריה:

מודל 1		מודל 2
WeeklyCatGiniPledged	DV	WeeklyCatGiniBackers
-0.007 (0.007)	AfterOpening	-0.009 (0.007)
0.015 (0.009)	Treat	0.012 (0.009)
0.057 (0.009)***	AfterOpening × Treat	0.059 (0.010)***
Yes	CategoryFixedEffects	Yes
0.575	R ²	0.601
0.571	Adj. R ²	0.597
1377	Num. obs.	1377

טיסה לאיכות: הסתמכות התומכים על אותות איכות

כפי שצוין במבוא, תהליך אחד שעשוי להסביר עלייה בריכוז הביקוש בעקבות שינוי בתנאי השוק הוא נטייה של משקיעים לחפש השקעות "בטוחות" יותר על רקע חוסר הוודאות המוגבר (Bernanke et al., 1994, Beber et al., 2008, Humayun) (Kabir, 2018). בהקשר שלנו, קמפיין "בטוח יותר" הוא קמפיין שאיכותו הגבוהה ברורה יותר. בניתוח זה בחנו שלוש אותות

המקדם המעניין β_3 במשוואה (1) הוא חיובי ומובהק. כלומר, ההבדל בין קבוצת הטיפול לקבוצת הביקורת בתקופה ש"אחרי" הן ב-*WeeklyCatGiniPledged* והן ב-*WeeklyCatGiniBackers* גדול מההבדל בין קבוצת הטיפול לקבוצת הביקורת בתקופה ש"לפני". תוצאות אלו מראות שלשינוי המדיניות של Kickstarter (פתיחת הפלטפורמה) הייתה השפעה סיבתית על התפלגות הביקוש, ובאופן ספציפי, השינוי גרם להתפלגות להיות מרוכזת יותר, מה שמצביע על אפקט כוכב-על.

טבלה 4: סטטיסטיקה תיאורית של משתני האיכות

שם המשתנה	תיאור	ממוצע	חציון	מינימום	מקסימום
HasVideo	יש/אין סרטון לקמפיין. קיום סרטון הוא איתות לאיכות הקמפיין, שכן הוא מראה על מאמץ ומוכנות מצד היזם.	0.82	1	0	1
		PC-1			
NumSucceeded	מספר הקמפיינים של בעל הקמפיין שהצליחו בעבר. אינדיקציה זו להצלחה בעבר יכולה לאותת על איכות הקמפיין ועל יכולתו של בעל הקמפיין.	0.22	0	0	92
		PC-1			
logNumWords	הלוגריתם של מספר המילים בתיאור הקמפיין. תיאור ארוך יותר של הקמפיין יכול להפחית את הא-סימטריה של המידע ולאפשר מידע גלוי וזמין יותר למשקיעים פוטנציאליים. ספרות קודמת ראתה בכך אות לאיכות הקמפיין. במודל אנו לוקחים את הלוגריתם של המספר הזה.	6.54	6.52	3.58	9.14
		PC-1			
		6.36	6.31	3.99	9.09
		PC+1			

הערה: PC-1: שנה לפני השינוי (3 ביוני 2013 – 2 ביוני 2014); PC+1: שנה לאחר השינוי (3 ביוני 2014 – 2 ביוני 2015)

מקובלים לאיכות – האם לקמפיין היה וידאו (**hasVideo**), כמות המילים בטקסט של המיזם (**numWords**), וכמות ההצלחות הקודמות של היוצר (**numSucceeded**). טבלה 4 מציגה את הממוצעים של משתנים אלה לפני ואחרי שינוי המדיניות.

כדי לבחון אם תהליך של חיפוש השקעות בטוחות יותר על רקע חוסר ודאות אכן פועל, בדקנו אם נוכחות של אותות לאיכות הקמפיין קשורים חזק יותר להצלחת הקמפיין לאחר שינוי המדיניות (לעומת לפני). הרצנו את שתי הרגרסיות הבאות, הנבדלות במשתנים התלויים שלהן: (א) הסבירות של

הקמפיין להצליח (תוצאה בינארית), ו-(ב) אחוז יעד המימון שהקמפיין משיג (משתנה רציף).

התוצאות מדווחות בטבלה 5. המקדם אחרי (after) הוא שלילי ומובהק, ומעיד שלאחר שינוי המדיניות חלה ירידה כללית בסבירות של הקמפיינים להצליח וירידה באחוזים מיעדי המימון שהם הצליחו לגייס. יתרה מכך, המקדמים של כל משתני האינטראקציה הם חיוביים ומובהקים. תוצאה זו מעידה כי לאחר שינוי המדיניות, אותות ידועים של איכות הקמפיין הפכו קשורים חזק יותר לביצועי הקמפיינים.

טבלה 5: הרלוונטיות של אותות איכות לפני ואחרי שינוי המדיניות לסיכוי להצליח (מודל 1) ולאחוז הכספים שגויסו מהיעד (מודל 2)

מודל 1: הצלחה		מודל 2: אחוזים שגויסו
After	-0.908 (0.035)***	-0.121 (0.006)***
hasVideo	1.041 (0.030)***	0.175 (0.006)***
after×hasVideo	0.426 (0.036)***	0.040 (0.007)***
numSucceeded	0.250 (0.020)***	0.013 (0.001)***
after×numSucceeded	0.250 (0.027)***	0.054 (0.002)***
NumWords	0.054 (0.002)***	0.015 (0.000)***
after×NumWords	0.025 (0.002)***	0.003 (0.000)***
logCalculatedGoal	-0.423 (0.005)***	-0.099 (0.001)***
Duration	-0.017 (0.001)***	-0.002*** (0.000)
numBacked	0.040 (0.001)***	0.005*** (0.000)
categoryFixedEffects	Yes	Yes
daysFixedEffects	Yes	Yes
monthSFixedEffects	Yes	Yes
AIC	92531.719	
BIC	92981.958	
Log Likelihood	-46219.859	
Deviance	92439.719	
Num. obs.	131639	131639
R ²		0.525
Adj. R ²		0.525
RMSE		0.361

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

$$\begin{aligned}
 IsSuccessful_i &= \alpha_0 + \alpha_1 after + \alpha_2 hasVideo_i + \alpha_3 numWords_i + \alpha_4 numSucceded_i \\
 &+ \alpha_5 after * hasVideo_i \\
 &+ \alpha_6 after * numWords_i + \alpha_7 after * numSucceded_i + \alpha_8 lnGoal_i \\
 &+ \alpha_9 duration_i + \alpha_{10} numBacked_i + \alpha_{11} categoryFixedEffects_i \\
 &+ \alpha_{12} dayOfWeekFixedEffects_i + \alpha_{13} monthFixedEffects_i + \varepsilon_i
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
 log(percentRaised)_i &= \alpha_0 + \alpha_1 after + \alpha_2 hasVideo_i + \alpha_3 numWords_i + \alpha_4 numSucceded_i \\
 &+ \alpha_5 after * hasVideo_i \\
 &+ \alpha_6 after * numWords_i + \alpha_7 after * numSucceded_i + \alpha_8 lnGoal_i \\
 &+ \alpha_9 duration_i + \alpha_{10} numBacked_i + \alpha_{11} categoryFixedEffects_i \\
 &+ \alpha_{12} dayOfWeekFixedEffects_i + \alpha_{13} monthFixedEffects_i + \varepsilon_i
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

בניסויים טבעיים, אירוע הטיפול מעורר תופעות רבות. במקרה שלנו, עלייה במגוון של הקמפיינים וירידה באיכות, לצד העלייה בכמות – שלא הצלחנו להבחין בין ההשפעות שלהן במלואן. ביצענו מגוון רחב של ניתוחי רובסטיות (כולל ניתוחי PSM) כדי לתמוך בתקפות המסקנות שלנו. עם זאת, יהיה מעניין בעבודה עתידית להוות את הגבולות של הממצאים שלנו.

על אף המגבלות, העבודה שלנו מציעה תרומה תיאורטית וניהולית. מנקודת מבט תיאורטית, אנו תורמים לספרות ה-IS על המתח שבין אפקט הזנב הארוך לבין אפקט כוכב-העל, ומרחיבים ספרות זו להקשר של מימון המונים. אנו רואים כי פתיחה של שוק מימון ההמונים אינה מובילה לאפקט זנב ארוך, ולמעשה גורמת לאפקט כוכב-על. כפי שנידון בהקדמה, ייתכן שממצאים אלו קשורים למאפיינים הייחודיים של מערך מימון ההמונים: מודל הכנסות של הכול או לא כלום, אי-ודאות וסיכון מוגברים, ותופעת העדר.

הממצאים שלנו מערערים את הנחת היסוד של שוק כלכלת השיתוף. כלומר, עקרון ההכלה עבור כל הגורמים. באופן ספציפי, התוצאות מראות שאמצעי ישיר לכאורה ליצירת הזדמנויות שוות יותר לכניסה לשווקים מקוונים, אינו מוביל בהכרח לחלוקה שווה יותר של הכסף, ואף עשוי להעצים את אי-השוויון. לפיכך, אם אנשי המקצוע וקובעי המדיניות חושבים שעקרון ההכלה הוא בעל ערך, עליהם לנקוט צעדים נוספים כדי להפוך את הסבירות להצלחת מימון המונים לשוויונית יותר בין ספקים. למשל, באמצעות שינוי בהמלצות של הפלטפורמות שלהם, פה לאזן ומנגנוני סיכון. מנקודת מבט חברתית רחבה יותר, הממצאים שלנו מצביעים על המורכבות בניסיון ליצור סביבה המספקת הזדמנויות שוות יותר, ומראים שפתרונות פשוטים לכאורה עלולים להיות בלתי מספיקים ואף להזיק.

סיכום ומסקנות

מטרת העבודה שלנו הייתה לחקור כיצד בחירה של פלטפורמה לפתוח שוק מימון המונים לשחקנים נוספים עשויה להשפיע על התפלגות הביקוש בפלטפורמה. הניתוח שלנו התבסס על ניסוי טבעי של שינוי במדיניות הקבלה של Kickstarter, שהביא להורדת חסמי הכניסה לפלטפורמה. אלו התובנות העיקריות שלנו בנושא ההשפעות של שינוי המדיניות על התפלגות הביקוש בפלטפורמה:

- התפלגות הביקוש לאחר השינוי הייתה פחות שוויונית מזו שלפני השינוי, והפכה למרוכזת יותר בראש ההתפלגות (אפקט כוכב-על). (RQ1).
- השינוי שלאחר שינוי המדיניות מלווה בתפקיד חזק יותר של אותות איכות בהצלחת הקמפיין, ממצא התואם את הנטייה של התומכים לפנות לקמפיינים "בטוחים" יותר על רקע חוסר הוודאות המוגבר, בהתאם לתופעת "טיסה לאיכות" (RQ2).

על בסיס תוצאות אלו, אנו מסיקים ששוק מימון המונים שוויוני יותר (מבחינת היכולת להשיק קמפיין) אינו מוביל לגישה שוויונית יותר למימון פוטנציאלי. במקום זאת, הוא מוביל לחלוקה פחות שווה של הכספים, בהתאם לאפקט כוכב-העל שנצפה בספרות על הזנב הארוך בהתפלגות. תופעה זו עשויה להיות מונעת, לפחות בחלקה, מכך שפתיחת הפלטפורמה מביאה לשינוי בהתנהגות התומכים, המקבילה באופן פוטנציאלי לנטייה להעדיף הצעות בטוחות יותר.

בהסבר התוצאות חשוב להכיר במגבלות הניתוחים האמפיריים שלנו: ראשית, השימוש בניסוי טבעי כרוך בחוסר שליטה על משתנים חיצוניים שעלולים להטות את התוצאות או להציג גורמים נוספים שעשויים להניע את התופעות שנצפו, מעבר לפתיחות של השוק. יתרה מכך, כפי שקורה לעיתים קרובות

- Abadie, A. (2005). Semiparametric difference-in-differences estimators. *The Review of Economic Studies*, 72(1), 1–19.
- Agrawal, A., Catalini, C., & Goldfarb, A. (2014). Some simple economics of crowdfunding. *Innovation Policy and the Economy*, 14(1), 63–97.
- Anderson, C. (2004, October 1). The long tail. *Wired*. <https://www.wired.com/2004/10/tail/>
- Anderson, C. (2006). *The long tail: Why the future of business is selling less of more*. Hyperion.
- Beber, A., Brandt, M. W., & Kavajecz, K. A. (2008). Flight-to-quality or flight-to-liquidity? Evidence from the euro-area bond market. *The Review of Financial Studies*, 22(3), 925–957.
- Bernanke, B., Gertler, M., & Gilchrist, S. (1994). *The financial accelerator and the flight to quality* (No. w4789). National Bureau of Economic Research.
- Brynjolfsson, E., Hu, Y. J., & Rahman, M. (2009). Battle of the retail channels: How product selection and geography drive cross-channel competition. *Management Science*, 55(11), 1755–1765.
- Brynjolfsson, E., Hu, Y., & Smith, M. D. (2010). Research commentary—Long tails vs. superstars: The effect of information technology on product variety and sales concentration patterns. *Information Systems Research*, 21(4), 736–747.
- Brynjolfsson, E., Hu, Y., & Simester, D. (2011). Goodbye Pareto principle, hello long tail: The effect of search costs on the concentration of product sales. *Management Science*, 57(8), 1373–1386.
- Brynjolfsson, E., Hu, Y. J., & Smith, M. D. (2003). Consumer surplus in the digital economy: Estimating the value of increased product variety at Online Booksellers. *Management Science*, 49(11), 1580–1596.
- Burtch, G., Carnahan, S., & Greenwood, B. N. (2018). Can you gig it?: An empirical examination of the gig economy and entrepreneurial activity. *Management Science*, 64(12), 5497–5520.
- Burtch, G., Ghose, A., & Wattal, S. (2013). An empirical examination of the antecedents and consequences of contribution patterns in crowd-funded markets. *Information Systems Research*, 24(3), 499–519.
- Burtch, G., Hong, Y., & Liu, D. (2018). The role of provision points in online crowdfunding. *Journal of Management Information Systems*, 35(1), 117–144.
- Cao, X., Zhang, D., & Huang, L. (2020). The impact of COVID-19 pandemic on gig economy labor supply. NYU Stern School of Business.
- Caglayan, M., Talavera, O., & Zhang, W. (2021). Herding behaviour in P2P lending markets. *Journal of Empirical Finance*, 63, 27–41.
- Cumming, D. J., Leboeuf, G., & Schwienbacher, A. (2019). Crowdfunding models: Keep-it-all vs. all-or-nothing. *Financial Management*, 49(2), 331–360.
- Danaher, B., & Smith, M. D. (2014). Gone in 60 seconds: The impact of the megaupload shutdown on movie sales. *International Journal of Industrial Organization*, 33, 1–8.
- Elberse, A. (2008). Should you invest in the long tail? *Harvard Business Review* (July-August).

- Elberse, A., & Oberholzer-Gee, F. (2007). Superstars and underdogs: An examination of the long tail phenomenon in video sales. MSI Reports: Working Paper Series 4, HBS Working Knowledge.
- Etherington, D. (2014, June 3). Kickstarter simplifies its rules and lowers the barrier for project acceptance. *TechCrunch*. Available at <https://techcrunch.com/2014/06/03/kickstarter-simplifies-its-rules-and-lowers-the-barrier-for-project-acceptance/>
- Fleder, D., & Hosanagar, K. (2009). Blockbuster culture's next rise or fall: The impact of recommender systems on sales diversity. *Management Science*, 55(5), 697–712.
- Gafni, H., Marom, D., & Sade, O. (2019). Are the life and death of an early-stage venture indeed in the power of the tongue? Lessons from online crowdfunding pitches. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 13(1), 3–23.
- Gallino, S., Moreno, A., & Stamatopoulos, I. (2017). Channel integration, sales dispersion, and inventory management. *Management Science*, 63(9), 2813–2831.
- Geva, H., Barzilay, O., & Oestreicher-Singer, G. (2019) A potato salad with a lemon twist: Using supply-side shocks to study the impact of low-quality actors on crowdfunding platforms. *MISQ* 43(4), 1227–1247.
- Goel, S., Broder, A., Gabrilovich, E., & Pang, B. (2010). Anatomy of the long tail. In B. D. Davison, T. Suel, N. Craswell, & B. Liu (Eds.) *Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '10* (p. 201). ACM.
- Greenberg, M. D., & Gerber, E. M. (2014). Learning to fail: Experiencing public failure online through crowdfunding. *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems* (pp. 581–590). ACM.
- Han, B. R., Sun, T., Chu, L. Y., & Wu, L. (2022). COVID-19 and e-commerce operations: Evidence from Alibaba. *Manufacturing & Service Operations Management*, 24(3), 1261–1885
- Hinz, O., Eckert, J., & Skiera, B. (2011). Drivers of the long tail phenomenon: An empirical analysis. *Journal of Management Information Systems*, 27(4), 43–70.
- Humayun Kabir, M. (2018) Did investors herd during the financial crisis? Evidence from the US financial industry. *International Review of Finance*, 18(1), 59–90.
- Jain, N., & Tan, T. F. (2022). M-commerce, sales concentration, and inventory management. *Manufacturing & Service Operations Management*, 24(4), 1887–2386
- Jeffries, A. (2014, June 3). Kickstarter's next campaign. *The Verge*. Available at <https://www.theverge.com/2014/6/3/5775548/kickstarter-s-next-campaign>
- Kim, K., Park, J., Pan, Y., Zhang, K., & Zhang, X. (2022). Risk disclosure in crowdfunding. *Information Systems Research*, 33(3), 1023–1041.
- Kim, K., & Viswanathan, S. (2019). The experts in the crowd: The role of experienced investors in a crowdfunding market. *MIS Quarterly*, 43(2).
- Kumar, A., Smith, M. D., & Telang, R. (2014). Information discovery and the long tail of motion picture content. *Mis Quarterly*, 38(4), 1057–1078.

- Lee, D., & Hosanagar, K. (2019). How do recommender systems affect sales diversity? A cross-category investigation via randomized field experiment. *Information Systems Research*, 30(1), 239–259.
- Li, T., Tsekouras, D., & Cheng, A. (2019). Free shipping promotion: Leveraging scarcity and popularity information. *Academy of Management Proceedings*, 2019(1), 15487.
- Mollick, E. (2014). The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. *Journal of Business Venturing*, 29(1), 1–16.
- Oestreicher-Singer, G., & Sundararajan, A. (2012). Recommendation networks and the long tail of electronic commerce. *MIS Quarterly*, 36(1), 65–83.
- Park, Y., Bang, Y., & Ahn, J. H. (2020). How does the mobile channel reshape the sales distribution in e-commerce?. *Information Systems Research*, 31(4), 1164–1182.
- Pavlou, P. A., & Gefen, D. (2004). Building effective online marketplaces with institution-based trust. *Information Systems Research*, 15(1), 37–59.
- Peltier, S., & Moreau, F. (2011). Internet and the 'long tail versus superstar effect' debate: Evidence from the French book market. *Applied Economics Letters*, 19(8), 711–715.
- Ratchford, B. T., Soysal, G., & Zentner, A. (2020). How does e-commerce impact the type and variety of products consumers purchase in non-digital goods markets? Drivers of long tail effects in fashion apparel. SSRN.
- Sim, J., Cho, D., Hwang, Y., & Telang, R. (2022). Virus shook the streaming star: estimating the COVID-19 impact on music consumption. *Marketing Science*, 41(1).
- Smyrniaios, N., Marty, E., & Rebillard, F. (2010). Does the long tail apply to online news?: A quantitative study of French-speaking news websites. *New Media & Society*, 12(8), 1244–1261.
- Taeuscher, K. (2019). Uncertainty kills the long tail: demand concentration in peer-to-peer marketplaces. *Electronic Markets*, 29, 649–660.
- Tan, T. F., Netessine, S., & Hitt, L. (2017). Is Tom Cruise threatened? An empirical study of the impact of product variety on demand concentration. *Information Systems Research*, 28(3), 643–660.
- Wessel, M., Thies, F., & Benlian, A. (2017). Opening the floodgates: The implications of increasing platform openness in crowdfunding. *Journal of Information Technology*, 32(4), 344–360.
- Zentner, A., Smith, M., & Kaya, C. (2013). How video rental patterns change as consumers move online. *Management Science*, 59(11), 2622–2634.
- Zhang, J., & Liu, P. (2012). Rational herding in microloan markets. *Management Science*, 58(5), 892–912.
- Zhong, N., & Michahelles, F. (2013). Google Play is not a long tail market: An empirical analysis of app adoption on the Google play app market. In *Proceedings of the 28th annual ACM symposium on applied computing* (pp. 499–504).
- Zhou, W., & Duan, W. (2012). Online user reviews, product variety, and the long tail: An empirical investigation on online software downloads. *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(3), 275–289.