



משפיענים ברשת: ניתוח הבדלים באינטראקציות עם משפיענים

ווירטואליים לעומת משפיענים אנושיים

שרה סומוקובליה	ניראל תשובה	קרינה דרבין	אלון ברטל
בית הספר למנהל עסקים אוניברסיטת בר-אילן	בית הספר למנהל עסקים אוניברסיטת בר-אילן	בית הספר למנהל עסקים אוניברסיטת בר-אילן	בית הספר למנהל עסקים אוניברסיטת בר-אילן

תקציר

יישומי בינה מלאכותית (AI) משולבים באופן הולך וגובר ברשתות חברתיות. בפרויקט זה, חקרנו את ההבדלים בין אינטראקציות של משתמשי אינסטגרם עם משפיענים וווירטואליים לבין אינטראקציות עם משפיענים אנושיים. גילינו כי משפיענים וווירטואליים זוכים באופן מובהק לפחות תשומת לב לעומת משפיענים אנושיים. דבר זה מתבטא בפחות לייקים, יותר הודעות עם סנטימנט ניטרלי ותגובות קצרות יותר לעומת אינטראקציה עם משפיענים אנושיים. בנוסף, פיתחנו מודל מבוסס למידת מכונה העושה שימוש בסט פרמטרים למדידת אינטראקציות בין משמשים לצורך סיווג משפיענים באינסטגרם כאנושיים או וירטואליים ($F1\text{-score } 0.89$). מחקר זה מעמיק את הבנתנו לגבי תפקידם של המשתמשים הווירטואליים ברשתות חברתיות ומאפשר שיפור אסטרטגיות שיווקיות העושות שימוש במשפיענים וווירטואליים.

מילות מפתח: רשתות חברתיות, בינה מלאכותית, משפיעני רשת

מבוא

שנוצרו על ידי AI ולהן דמיון רב לבני אדם. חברות רבות עושות שימוש בפרופילים וווירטואליים בתחום השיווק על מנת לקדם מכירות (Miao et al., 2022) ולספק שירות לקוחות כגון הפעלת צ'אט בוטים דמויי אדם (Spillner & Wenig, 2021). בעלי עניין אחרים יוצרים ומפעילים פרופילים וווירטואליים לצורך קידום רעיונות, קידום טרנדים ומיקסום השפעה על משתמשי הרשתות החברתיות (Sands et al., 2022).

רשתות חברתיות מספקות פלטפורמה לאינטראקציות עם 'משפיענים' כגון ידוענים היוצרים תוכן שביכולתו להשפיע ולעצב דעות או התנהגויות של אחרים (Audrezet et al., 2020; Djafarova & Rushworth, 2017). מחקרים הראו

בינה מלאכותית (AI) תופסת נתח גדל בחיינו (C. E. Yu, 2020) ונתפסת בעיני רבים כ-"המהפכה החדשה" לאחר כניסת הרשתות החברתיות (Gaines, 2019). שילוב AI ברשתות חברתיות משפיע על הליכי קבלת החלטות של משתמשים (Lim et al., 2020) ומגביר את מעורבותם (Chuah & Yu, 2021).

ברשתות חברתיות קיימים פרופילים וווירטואליים רבים (Lou et al., 2023; Wirtz et al., 2018) המחקים התנהגות אנושית ומייצרים תוכן באופן אוטומאטי (Wirtz et al., 2018). פרופילים וווירטואליים אלו יוצרים אשליה שאדם אנושי מפעיל פרופיל זה באמצעות הצגת תמונות פרופיל

(Miao et al., 2022) וצ'אט בוטים המחקים התנהגות אנושית (Spillner & Wenig, 2021).

הרשתות החברתיות מאפשרות אינטראקציה בלתי אמצעית עם משפיענים כגון סלבריטאים ומובילי דעת קהל (Djafarova & Rushworth, 2017; Hwang & Zhang, 2018; Kim & Drumwright, 2016). משפיענים ווירטואלים מסוגלים להשפיע על החלטות הרכישה והדעות של אחרים באמצעות נוכחותם המקוונת וניתן לסווגם על פי מספר העוקבים שצברו: ננו – 1,000 עד 10,000 עוקבים, מיקרו – 10,000 עד 100,000 עוקבים, מאקרו – 100,000 עד מיליון עוקבים, ומגה – מיליון עוקבים ומעלה (Uzunoglu & Kip, 2014).

משפיען ברשתות חברתיות כגון אינסטגרם, יוטיוב, טיקטוק ובלוגים יכול לשתף פעולה עם מותגים וסוכנויות כדי לקדם מוצרים, שירותים או רעיונות (Uzunoglu & Kip, 2014). לאחרונה, חלה עלייה במספר המשפיענים הווירטואליים בעלי פרופילים הנראים אנושיים (Sands et al., 2022). פרופילים ווירטואליים הנתפסים כמושכים חזותית על ידי רבים הוכחו כמעודדי אינטראקציות ברשות החברתיות ובעלי יכולת השפעה גבוהה על התנהגות אנושית (Khan & Sutcliffe, 2014). מנגד, נמצא כי כאשר הדמיון לאדם הינו גבוה מאוד, אך לא מושלם, הדבר עשוי לעורר אינטראקציות שליליות (Mara & Appel, 2015). לדוגמה (Arsenyan & Mirowska, 2021) מצא כי משפיענים ווירטואליים בעלי מראה אנושי גבוה זכו לפחות אימוג'ים חיוביים ויותר רגשות של כעס וחרדה, בהשוואה למשפיענים בעלי דמיון אנושי ירוד.

כיום, מודלי AI מתקדמים מסוגלים לייצר דמויות ופרופילים ווירטואליים בעלי דמיון אנושי רב הן חזותית והן מבחינת היכולת ליצור תכנים. לכן, נדרש מחקר נוסף של הדינמיקה בין פרופילים ווירטואליים לאינטראקציות אנושיות (Drenten & Brooks, 2020). בפרט, ההבנה שלנו לגבי אינטראקציות עם משפיענים ווירטואליים מוגבלת ודורשת מחקר נוסף (J. Yu et al., 2024).

מעורבות משתמשים מהווה מדד מרכזי להערכת ההצלחה של קמפיינים שיווקיים ברשתות החברתיות שכן מעורבות מביאה לשינוי התנהגותי כגון שינוי הרגלי צריכה (Jones

כי פרופיל בעל מראה אנושי מעודד אינטראקציות ושינויים התנהגותיים בקרב העוקבים (Chuah & Yu, 2021; Khan & Sutcliffe, 2014; Lim et al., 2020). בנוסף, נמצא כי האינטראקציה עם פרופיל וירטואלי נתפסת כפחות אותנטית ביחס לאינטראקציה עם פרופיל אנושי (Allal-Cherif et al., 2024), דבר העלול לרמז על יכולת השפעה נמוכה של פרופילים ווירטואליים ביחס לפרופילים אנושיים ודורש מחקר נוסף. אכן, מחקרים מצאו כי פרופילים וירטואליים אשר שילבו רגשות אותנטיים הביאו להגברת המעורבות של המשתמשים (Chuah & Yu, 2021; Mara & Appel, 2015). לדוגמה, פרופילים וירטואליים אשר הפגינו רגשות זכו ליותר ליקיים ותגובות (Chuah & Yu, 2021; Lim et al., 2020) מפרופילים וירטואליים אשר לא הפגינו רגשות.

הבנת ההבדלים ביכולת ההשפעה של פרופיל וירטואלי לעומת פרופיל אנושי על משתמשי הרשת חיונית לקידום ההבנה של התנהגות חברתית ואמון הצרכנים ברשתות חברתיות. במחקר זה אנו מנתחים את ההבדלים בין האינטראקציות של משתמשים ברשת אינסטגרם עם משפיענים אנושיים לעומת משפיענים וירטואליים. באמצעות שילוב מודלי שפה גדולים (LLM) ולמידת מכונה (ML), זיהינו הבדלים משמעותיים בין האינטקראציות, ואף זיהינו האם פרופיל הינו וירטואלי או אנושי.

תוצאות המחקר חיוניות לעסקים ומשווקים העושים שימוש בפרופילים ווירטואליים. המסקנות יכולות לתרום לשיפור אסטרטגיות שיווק מבוססות AI ולייעול אופן העיצוב של פרופילים ווירטואליים במטרה לשפר את חוויית המשתמש ואת מעורבותו.

סקירת ספרות

טכנולוגיות AI מאפשרת יצירת פרופילים ווירטואליים התומכים בתהליכים כגון שירות ושיווק (Lou et al., 2023; Wirtz et al., 2018). למשל, רובוטים דמויי אדם הפועלים במסעדות, מרכזי שירות לקוחות, שדות תעופה ובתי מלון (Lou et al., 2023; Wirtz et al., 2018). בנוסף, משווקים שונים משלבים AI ברשתות החברתיות כגון אווטרים

(Lee, 2022). לכן, עולה צורך לזהות ולהעריך את איכות משפיעני הרשת.

מחקרים מראים כי כאשר פרופילים וירטואליים מבטאים רגשות, הם מעודדים מעורבות דרך אינטראקציות כגון לייקים או תגובות (Chuah & Yu, 2021). אותנטיות היא אחד הגורמים המרכזיים לאיכות האינטראקציה עם המשפיען (Abidin, 2016). משפיענים שנתפסים כאותנטיים בונים אמון ואמינות עם העוקבים שלהם (De Veirman et al., 2017). למשל, שקיפות לגבי פרסום תוכן ממומן משפיעה באופן חיובי על עמדות הצרכנים (De Veirman et al., 2017).

כדי להתמודד עם שתי שאלות המחקר שלנו ושתי ההשערות, פיתחנו מתודולוגיה בת שישה שלבים.

שלב 1 - בחירת משפיענים. אנו מגדירים משפיענים באינסטגרם כמשתמשים בעלי פרופיל עם 1,000 עוקבים ומעלה (ננו משפיענים ומעלה (Uzunoglu & Kip, 2014)), אשר פרסמו לפחות 50 פוסטים בשפה האנגלית. כל הפרופילים שנבחרו היו פרופילים שהגדירו עצמם מגדירת כנשים, כיוון שנמצא שנשים זוכות ליותר תשומת לב ברשתות החברתיות בהשוואה לגברים (Jia et al., 2016). הגבלנו את טווח החיפוש למשפיעניות שפרסמו בתחומים של בידור, אופנה, בריאות ואורח חיים (לייף-סטייל).

כדי ליצור השוואות מבוקרות בין משפיענים אנושיים למשפיעני וירטואליים, בחרנו פרופילים באינסטגרם של משפיענים וירטואליים שנראים אנושיים (בניגוד לדמויות אוטר קריקטוריסטיות) (Khan & Sutcliffe, 2014). שני חוקרים בלתי תלויים צפו בפרופילים הנבחרים של משפיענים וירטואליים כדי לקבוע האם יש לפרופיל מסוים מראה אנושי. רק פרופילים שהייתה לגביהם הסכמה מלאה נכללו להמשך הניתוח. איתור ואיסוף פרופילים של משפיענים וירטואליים באינסטגרם נעשה באמצעות האתרים:

- Influencers Marketing Hub¹
- Virtualhumans²
- Socinova³

ניתן להעריך את ההשפעה של המשפיענים ברשת באמצעות מדידת מספר לייקים, תגובות, שיתופים, גידול במספר העוקבים ומדדי מרכזיות רשת (Goro et al., 2023). עיבוד שפה טבעית (NLP) ולמידת מכונה (ML) יכולים לסייע בניתוח תכנים לאיתור משפיענים אשר להם תחומי עניין התואמים את תחומי העניין של קהל היעד של המותג (Kumar et al., 2018). שיטה מרכזית נוספת ב-NLP היא טכניקות ניתוח סנטימנט של תוכן, שיכולות לשמש להערכת הסנטימנט והטון של תוכן המשפיען (Ha-jarian & Khanbabaloo, 2021).

אחת הסיבות בגינן אנשים מתקשרים עם פרופילים וירטואליים נעוצה בכך שאינטראקציה עם משפיענים וירטואליים מאפשרת לאנשים לשקוע במציאות חלופית הממלאת את הצרכים החברתיים שלהם (Arsenyan & Mirowska, 2021).

שאלות המחקר

שאלת מחקר 1: כיצד נבדלות האינטראקציות עם משפיענים וירטואליים מהאינטראקציות עם משפיענים אנושיים?

השערה 1: משפיענים וירטואליים זוכים לפחות תשומת לב בהשוואה למשפיענים אנושיים.

¹ influencermarketinghub.com/ai-influencers-instagram

² <https://www.virtualhumans.org>

³ <https://socinova.com/ai-virtual-influencers>

שלב 5 - ניתוחים סטטיסטיים. כדי להבחין בין פרופילים אנושיים לבין פרופילים ווירטואליים, ביצענו מבחנים סטטיסטיים לבחינת מובהקות בין הפרמטרים שפותחו בשלב 4. השתמשנו במבחן T ומבחן ווילקוקסון. רק פרמטרים עם ערך P-value קטן מ-0.05 נכללו במודל ה- ML שפותח בשלב 6.

שלב 6 - פיתוח המודל. כדי לסווג משתמשים כפרופיל אנושי או ווירטואלי, אימנו מודל רגרסיה לוגיסטית (Lo-gistic Regression - LR) ומודל רשת עצבית (feed forward Neural Network - NN). הנתונים חולקו לסט אימון (80%) וסט בדיקה (20%). פרמטרי המודל הם:

1. מספר עוקבים
2. ייצוגים וקטוריים של התגובות
3. מספר לייקים לכל תגובה
4. מספר לייקים לכל פוסט
5. ציון סנטימנט
6. אורך הטקסט של התגובה.

נתונים

אספנו נתונים הזמינים באינטרנט מ-50 משפיענים שנבחרו בהתאם לקריטריונים שהגדרנו בשלב 1 של פרק השיטה, כדי לשמור על אותו קנה מידה של נתונים משתי הקבוצות, משפיענים אנושיים ומשפיענים ווירטואליים.

לאחר מכן, הסרנו פרופילים של משפיענים שקיבלו יותר מ-50% מהתגובות בשפה שאינה אנגלית. הסרנו גם פרופילים של משפיענים שלא אפשרו לעוקבים שלהם להגיב על פוסטים, או לא פרסמו בשנה האחרונה. כתוצאה מכך נותרו 35 פרופילים של משפיענים: 23 ווירטואלים ו-12 אנושיים (טבלה 2). לאחר מכן, סיננו פוסטים ותגובות שכללו רק אימוג'ים או תגובות ריקות.

בשלב 2 ו-3, עבור כל משפיען אספנו את 100 הפוסטים האחרונים אשר הכילו תגובות טקסטואליות. סך הכל

איסוף פרופילים של משפיענים אנושיים, בוצע דרך האתרים:

□ Famous Birthdays⁴

□ Viralmango⁵

כמו כן, נעזרנו בשירות ההמלצה של "חשבונות דומים" באינסטגרם לזיהוי פרופילים דומים (איור 1), עבור שני סוגי המשפיענים.

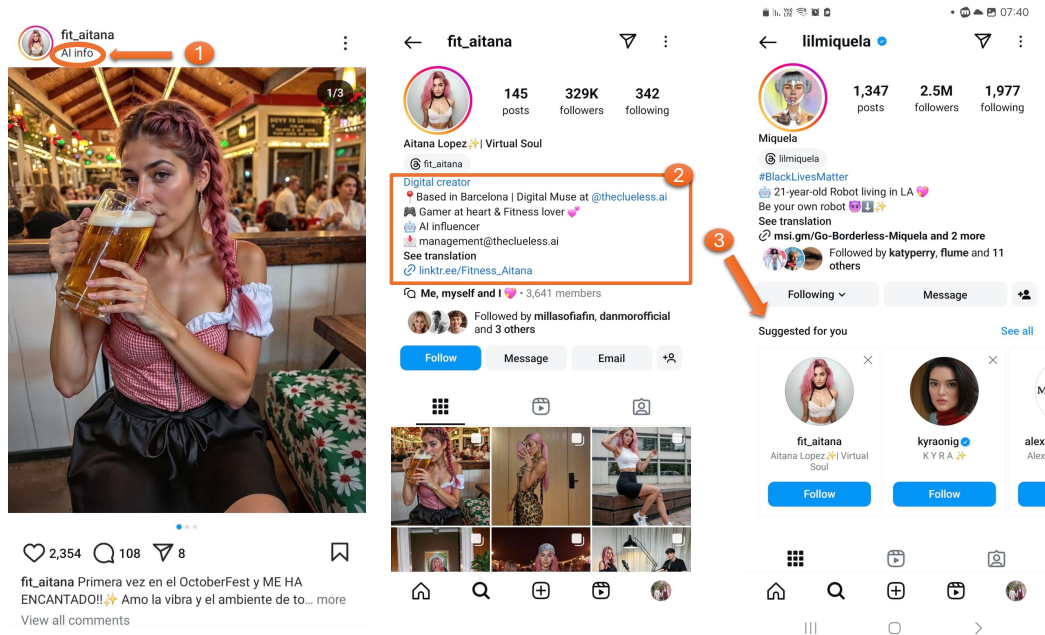
שלב 2 - איסוף פוסטים. עבור כל פרופיל שנאסף בשלב 1, אספנו 100 פוסטים אחרונים אותו פרסם המשתמש הנבחר, אשר זכו לתגובות טקסטואליות ממשתמשי אינסטגרם.

שלב 3 - איסוף תגובות. עבור כל פוסט שנבחר בשלב 2, אספנו את התגובות של הפוסט כולל המידע הבא: תאריך התגובה, שם המשתמש שפרסם את התגובה, מספר הלייקים לכל תגובה ומספר הלייקים של הפוסט המקורי.

שלב 4 - חישוב פרמטרים. לצורך אימון מודל ML לסווג משפיענים כפרופיל ווירטואלי (קבוצה 1) או פרופיל אנושי (קבוצה 0), מאוחר יותר בשלב 6, יצרנו את הפרמטרים המפורטים בטבלה 1. בנוסף, אספנו את המאפיינים הבאים: זמן פרסום הפוסט או תגובה, שם המשתמש שיצר את הפוסט או התגובה וסוג המשתמש (פרופיל אנושי או ווירטואלי). סוג המשתמש, נקבע לפי פרופיל המשפיען באינסטגרם המציין במפורש שמדובר בדמות ווירטואלית או לא (איור 1). לכל פוסט ותגובה, יצרנו וקטור מייצג באמצעות המודל text-embedding-3-small של חברת OpenAI. לבסוף, חישבנו את ציון הסנטימנט של כל פוסט וכל תגובה. עבור ניתוח הסנטימנט, הסרנו שמות משתמש ('@username') ואימוג'ים מהפוסטים.

⁴ <https://www.famousbirthdays.com>

⁵ <https://explore.viralmango.me>



איור 1. דוגמא של פרופיל וירטואלי. חץ 1: סימון של אינסטגרם שהתוכן נוצר באמצעות בינה מלאכותית. הערה 2: מידע אותו משתפת המשפיענית הוירטואלית בפרופיל שלה על כך שהיא מבוסס על בינה מלאכותית. חץ 3: דוגמא לפיצ'ר "מוצע עבורך" – מסייע לחפש משפיענים נוספים.

טבלה 1. מאפיינים שפותחו להבחנה בין פוסטים של פרופילים מבוססי בינה מלאכותית ופרופילים אנושיים, עם תוצאות מבחן T ומבחן וילקוסון (W).

P-value	Statistic	Metric
0.12	$1.62 = T$	#Followers
*	$17.46 = T$	#Likes per comment
*	$13.36 = T$	#Likes per post
*	$2.67e^{-9} = W$	Sentiment (sentimentr)
*	$34.37 = T$	Text length of comments

*P-value < $2.2e^{-16}$

טבלה 2. המשפיענים שנותרו במחקר זה.

Handle	Username	Influencer
@fit_aitana	Lopez Aitana	AI
@alizarexx	Aliza	
@amara_gram	Gram Amara	
@bermudaisbae	Bermuda	
@dagny_gram	Dagny	
@itsellastoller	Stoller Ella	
@ezmusgita	Ezmusgita	
@imma_gram	Imma	
@ivaany_h	Ivaany	
@opalslutuniverse	Prempelli Nice J	
@KDA_MUSIC	K/Da	
@lilaziyagil	Aziyagil Lil	
@magazineluiza	Magalu do Lu	
@millasofiafin	Sofia Milla	
@lilmiquela	Miquela	
@naina_avtr	Naina	
@ria_ria_tokyo	Ria	
@sasha_she	She Sasha	
@iamsatiko	Satiko	
@shudu_gram	Shudu	
@sofielund98	Lund Sofie	
@thalasya	Pov Thalasya	
@zoedvir	Dvir Zoe	
@growingannanas	Engelshcall Anna	Human
@darcymcqueen	McQueen Darcy	
@haleybybaylee	Haleykalil	
@jessvalortiz	Ortiz Val Jess	
@minnahigh	Hettich Laura	
@madeleinecwhite	White Madeleine	
@meicrosoft	Pang Mei	
@mia_irl	Artist Mia	
@iamnatalie	Ellis E. Natalie	
@nikkiglamour	Glamour Nikki	
@shalicenoel	Browner Shaluce	
@veronikarajek	Rajek Veronika	

נאספו 2,300 פוסטים מקוריים ו-156,918 תגובות. לבסוף, חילקנו את הנתונים ל-80% סט אימון ו-20% סט בדיקה.

תוצאות

כדי לענות על שאלת מחקר 1 ולבחון את השערת מחקר 1, בשלב 4, פיתחנו פרמטרים (טבלה 1). לאחר מכן, בשלב 5, בדקנו הבדלים מובהקים בין הפרמטרים של משפיענים אנושיים לבין אלו של משפיענים ווירטואליים באמצעות מבחן T ומבחן Wilcoxon. רק פרמטרים עם ערך P-value קטן מ-0.05 נכללו במודל הלמידה החישובית (ML) שפיתחנו בשלב 6. התכונות שנמצאו מובהקות הן (טבלה 1):

מספר לייקים לכל תגובה (איור 2). מבחן T לשתי דגימות מראה שממוצע מספר הלייקים פר תגובה של משפיעני ווירטואלי (2.90) נמוך באופן מובהק מזה של משפיענים אנושיים (151.41).

מספר לייקים לכל פוסט (איור 2). מבחן T לשתי דגימות מראה שממוצע מספר הלייקים לכל פוסט של משפיעני ווירטואלי (91,456.58) נמוך באופן מובהק מזה של משפיענים אנושיים (122,934.42).

ציון סנטימנט. מבחן וילקוסון (Wilcoxon rank-sum test) עם תיקון רציפות גילה הבדלים מובהקים בין ממוצע ציוני הסנטימנט של תגובות המופנות למשפיעני ווירטואלים לבין אלו המופנות למשפיענים אנושיים. מבחן א-פרמטרי זה נבחר מאחר וציוני סנטימנט יכולים לעיתים לכלול ערכים קיצוניים, במיוחד אם מערכת הניקוד רגישה למילים חיוביות או שליליות חזקות. מבחן וילקוסון עמיד יותר לערכים קיצוניים מאשר מבחן T, שעלול להיות מושפע מהם באופן משמעותי. טבלה 3 מציגה את התפלגות מספר התגובות לפי קטגוריית סנטימנט (שלילי, ניטרלי וחיובי) עבור משפיענים ווירטואליים ומשפיענים אנושיים, ומאפשרת השוואה בין דפוסי האינטראקציה של המשתמשים עם כל סוג משפיען.

אורך טקסט של תגובות (איור 2). מבחן T לשתי דגימות מראה שאורך הטקסט הממוצע של תגובות לפוסטים של פרופילים של משפיעני ווירטואלי (25.14) קצר באופן

מובהק מזה של משפיענים אנושיים.

לאחר שלב 6, במטרה להבחין אוטומטית בין משפיענים ווירטואליים לבין משפיענים אנושיים, פיתחנו שני מודלים: (א) מודל רגרסיה לוגיסטית, ו- (ב) מודל רשת נוירונים, כפי שמתואר בהמשך.

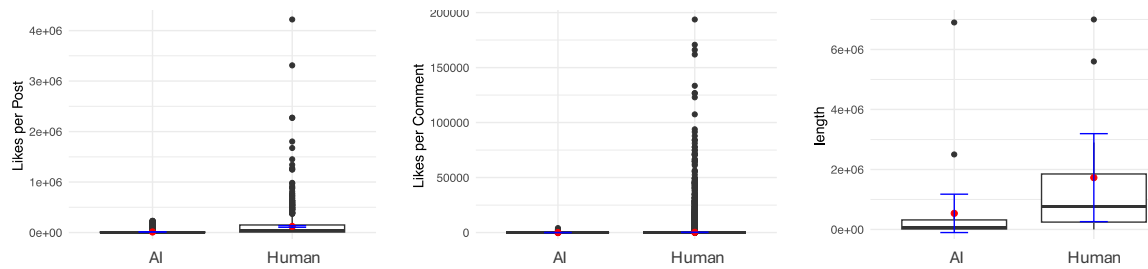
סיווג פרופיל כאנושי או ווירטואלי

מטרתנו לזהות האם פרופיל שייך לקבוצת הפרופילים האנושיים או הווירטואליים בהתבסס על תגובות לפוסטים של המשפיענים. לצורך כך אימנו שני מודלים.

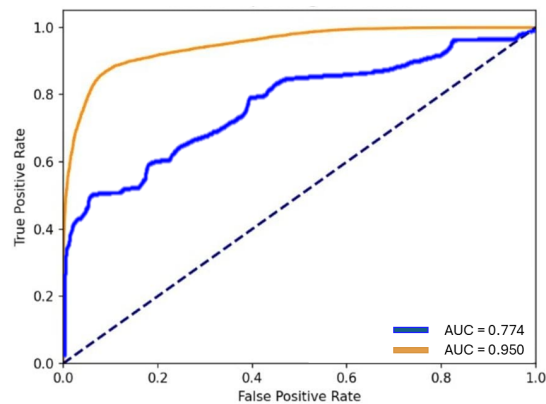
מודל רגרסיה לוגיסטית: באמצעות סט האימון, שילבנו את התכונות המופיעות בטבלה 2 כדי לסווג כל משתמש כ-ווירטואלי או בן אדם. מודל הרגרסיה הלוגיסטית מצא את המשתנים הבאים כמובהקים (עם ערך מקדמי הרגרסיה): מספר עוקבים 2.1×10^{-7} , מספר לייקים לכל תגובה 4.26×10^{-3} , מספר לייקים לכל פוסט 5.6×10^{-1} וסנטימנט 5.6×10^{-5} . המקדמים החיוביים מציעים שככל שהפרמטרים הללו עולים, הסבירות שהאינטראקציה היא עם משפיען ווירטואלי עולה גם היא בהשוואה לאינטראקציה עם פרופיל אנושי.

מודל רשת נוירונים: באמצעות סט האימון, התמקדנו בתכונות המובהקות מטבלה 2. לרשת הנוירונים היו שתי שכבות חביות עם 128 ו-64 נוירונים. פונקציית ההפעלה שנבחרה הייתה ReLU והאופטימיזר 'adam'. המודל רץ 500 איטרציות (epochs) עם גרעין אקראיות 42 לשם שחזור התוצאות. ערך הרגולריזציה (alpha) נקבע ל-0.0001, עם קצב למידה קבוע של 0.001. גודל האצווה (Batch size) נקבע למצב אוטומטי ('auto'), והפסקת אימון מוקדמת הושבתה, מה שאפשר אימון מלא.

השוונו את ביצועי המודלים באמצעות 10-fold cross-validation (CV). מודל רשת הנוירונים הציג ביצועים טובים יותר ממודל הרגרסיה הלוגיסטית בסיווג פרופילים של משפיענים כווירטואליים או אנושיים. בנוסף בחנו את שני המודלים על סט הבחינה (טבלה 4 ואיור 3).



איור 2. תיבת פיזור (Box-plot) של מדדי תשומת הלב (לייקים לפוסט, לייקים לתגובות ואורך התגובה) לפי סוג משתמש: בינה מלאכותית ובני אדם.



איור 3. השוואת ביצועי המודל המראה את ROC-AUC באמצעות סט הבחינה. קו כתום - ROC עבור מודל רשת נוירונים, קו כחול - ROC עבור מודל רגרסיה לוגיסטית.

טבלה 3. התפלגות סנטימנט של משפיענים וירטואליים (AI) ואנושיים.

Human	AI	Sentiment
7,486	4,396	Negative
39,834	52,784	Neutral
33,517	18,901	Positive

טבלה 4. השוואת ביצועי המודלים על סט הבחינה.

Network Neural	Regression Logistic	Metric
0.89	0.72	F1-score
0.95	0.77	AUC

דיון ומסקנות

מחקר זה מראה בצורה אמפירית כי משתמשי אינסטגרם מקיימים אינטראקציות עם משפיענים וירטואליים באופן השונה משמעותית מהאינטראקציות עם משפיענים אנושיים, כאשר הם מודעים לכך שמדובר במשפיען וירטואלי.

ניתוח האינטראקציות של משתמשי אינסטגרם עם משפיענים וירטואליים לעומת משפיענים אנושיים גילה כי אין הבדל מובהק במספר העוקבים בין שתי הקבוצות. עם זאת, משפיענים אנושיים זוכים לתשומת לב רבה יותר בהשוואה לוורטואליים, כפי שנמדד במספר הלייקים לכל תגובה ולכל פוסט. בנוסף, מצאנו כי משפיענים אנושיים מקבלים תגובות ארוכות יותר בהשוואה לוורטואליים. מבחינת סנטימנט, משפיענים אנושיים זוכים ליותר תגובות עם סנטימנט חיובי ופחות תגובות עם סנטימנט נייטרלי, בעוד שלא נמצאו הבדלים מובהקים עבור סנטימנט שלילי (טבלה 3). ממצאים אלה תומכים בהשערה 1.

חשוב להבהיר כי המחקר אינו בוחן את ההבדלים בתכונותיהם של המשפיענים עצמם, אלא מתמקד בשינוי באינטראקציה מצד המשתמשים כאשר הם יודעים שמדובר בפרופיל וירטואלי. איננו טוענים שהמשפיענים הוורטואליים עצמם שונים בתוכן שהם מציגים או בהתנהגותם, אלא שהמשתמשים מתייחסים אליהם אחרת ברגע שהם מודעים להיותם וירטואליים. ייתכן שהשוני באינטראקציה נובע מהטיות קוגניטיביות, נורמות חברתיות, או הדרך שבה אנשים מפרשים אינטראקציה עם גורם שאינו אנושי, אך מחקר זה אינו בוחן את הסיבות לכך באופן ישיר.

משפיענים אותנטיים נתפסים כאמינים ומהימנים יותר, דבר המוביל למעורבות גבוהה יותר ותגובות רגשיות חזקות מצד העוקבים (De Veirman et al., 2017). תשומת הלב הנמוכה כלפי משפיענים וירטואליים בהשוואה לאנושיים עשויה להצביע על חוסר בתחושת אותנטיות נתפסת, מה שעשוי להסביר את הירידה במעורבות המשתמשים, כפי שנצפתה במספר נמוך יותר של לייקים לכל פוסט ותגובות קצרות יותר.

ממצאי מחקר זה מספקים תובנות לגבי אינטראקציות בין משתמשי רשתות חברתיות לבין משפיענים וירטואליים ואנושיים, ומשפרים את ההבנה של האופן בו אינטראקציות אלו באות לידי ביטוי ברשתות חברתיות. בכך מחקרנו תורם לידע על דינמיקות תקשורת דיגיטלית.

בנוסף, הראינו כי ניתן להבחין בצורה אוטומטית בין פרופילים של משפיענים אנושיים לבין וירטואליים אשר סומנו כוירטואליים, על ידי ניתוח דפוסי האינטראקציה של המשתמשים עם המשפיענים (השערת מחקר 2). לצורך כך, אימנו מודלים של רגרסיה לוגיסטית ורשת נוירונים, אשר סיפקו תובנות לגבי גורמי האינטראקציה והמעורבות של המשתמשים. מודל רשת נוירונים היה טוב יותר ממודל הרגרסיה הלוגיסטית, והגיע לערך AUC של 0.95 ולציון F1 של 0.89, מה שמעיד על החוזק שלו בהבחנה בין פרופילים של משפיענים וירטואליים לבין משפיענים אנושיים באינסטגרם. עם זאת, יש להדגיש כי הסיווג מתבסס על אינטראקציות המשתמשים ולא על מאפיינים פנימיים של הפרופיל הוירטואלי עצמו.

בנוסף, מחקר זה תורם להבנת השפעת הבינה המלאכותית על מעורבות משתמשים באמצעות הפעלת פרופילים וירטואליים ברשתות חברתיות. לממצאי המחקר השלכות עבור חברות השוקלות להשתמש במשפיענים וירטואליים בקמפיינים מקוונים. בעוד שמשפיענים וירטואליים מציעים חדשנות וטכנולוגיה מתקדמת, האפקטיביות שלהם בהנעת קהל באופן רגשי ואותנטי הינה מוגבלת, בהינתן שהפרופילים הוירטואליים מתויגים ככאלו.

נפח הנתונים שנותח, 2,300 פוסטים ו-156,918 תגובות, מספק מידע רחב על דפוסי אינטראקציה, על אף מספר המשפיענים הנמוך (35). כמות הנתונים אפשרה אימון מודלים לזיהוי מגמות באמצעות ניתוח מעמיק של אינטראקציות בין משתמשים למשפיענים. מחקרי המשך יוכלו להרחיב את המדגם, לבחון פלטפורמות נוספות, ולשלב נתוני משתמשים להבנה מעמיקה יותר של השפעת תוכן המשפיענים.

מחקר עתידי יכול לחקור אסטרטגיות לשיפור התפיסה של אותנטיות ומעורבות רגשית מצד משפיענים

וירטואליים. בנוסף, בדיקת פלטפורמות נוספות והקשרים של הגורמים המשפיעים על מעורבות משתמשים במידה תרבותיים מגוונים עשויה לספק הבנה מקיפה יותר ונעשה שימוש במשפיענים וירטואליים.

רשימה ביבליוגרפית

- Abidin, C. (2016). Visibility labour: Engaging with Influencers' fashion brands and #OOTD advertorial campaigns on Instagram. *Media International Australia*, 161(1), 86–100.
- Allal-Cherif, O., Puertas, R., & Carracedo, P. (2024). Intelligent influencer marketing: how AI-powered virtual influencers outperform human influencers. *Technological Forecasting and Social Change*, 200, 123113.
- Arsenyan, J., & Mirowska, A. (2021). Almost human? A comparative case study on the social media presence of virtual influencers. *International Journal of Human-Computer Studies*, 155, 102694.
- Audrezet, A., De Kerviler, G., & Moulard, J. G. (2020). Authenticity under threat: When social media influencers need to go beyond self-presentation. *Journal of Business Research*, 117, 557–569.
- Chuah, S. H.-W., & Yu, J. (2021). The future of service: The power of emotion in human-robot interaction. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61, 102551.
- De Veirman, M., Cauberghe, V., & Hudders, L. (2017). Marketing through Instagram influencers: the impact of number of followers and product divergence on brand attitude. *International Journal of Advertising*, 36(5), 798–828.
- Djafarova, E., & Rushworth, C. (2017). Exploring the credibility of online celebrities' Instagram profiles in influencing the purchase decisions of young female users. *Computers in Human Behavior*, 68, 1–7.
- Drenten, J., & Brooks, G. (2020). Celebrity 2.0: Lil Miquela and the rise of a virtual star system. *Feminist Media Studies*, 20(8), 1319–1323.
- Gaines, B. R. (2019). From facilitating interactivity to managing hyperconnectivity: 50 years of human-computer studies. *International Journal of Human-Computer Studies*, 131, 4–22.
- Goro, H., Heuberger, L., Giles-Hansen, C., et al. (2023). Key Lessons From a Systematic Behavior Change Communication Process Used in a Pneumonia Prevention Program in Five African Countries. *Health Promotion Practice*, 153–164.
- Hajarian, M., & Khanbabaloo, Z. (2021). Toward Stopping Incel Rebellion: Detecting Incels in Social Media Using Sentiment Analysis. *Proceedings of the 7th International Conference on Web Research (ICWR)*, 169–174.
- Hwang, K., & Zhang, Q. (2018). Influence of parasocial relationship between digital celebrities and their followers on followers' purchase and electronic word-of-mouth intentions, and persuasion knowledge. *Computers in Human Behavior*, 87, 155–173.
- Jia, S., Lansdall-Welfare, T., Sudhahar, S., Carter, C., & Cristianini, N. (2016). Women are seen more than heard in online newspapers. *PLOS ONE*, 11(2), e0148434.
- Jones, A. R., & Lee, S.-E. (2022). Factors influencing engagement in fashion brands' Instagram posts. *Fashion Practice*, 14(1), 99–123.
- Khan, R. F., & Sutcliffe, A. (2014). Attractive agents are more persuasive. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 30(2), 142–150.
- Kim, E., & Drumwright, M. (2016). Engaging consumers and building relationships in social media: How social relatedness influences intrinsic vs. extrinsic consumer motivation. *Computers in Human Behavior*, 63, 970–979.

- Kumar, A., Gunasekara, R. C., Mehrotra, K. G., & Mohan, C. K. (2018). Algorithms for fast estimation of social network centrality measures. *International Journal of Big Data Intelligence*, 5(4), 216–227.
- Lim, J. S., Choe, M.-J., Zhang, J., & Noh, G.-Y. (2020). The role of wishful identification, emotional engagement, and parasocial relationships in repeated viewing of live-streaming games: A social cognitive theory perspective. *Computers in Human Behavior*, 108, Article 106327.
- Lou, C., Kiew, S. T. J., Chen, T., Lee, T. Y. M., Ong, J. E. C., & Phua, Z. (2023). Authentically fake? How consumers respond to the influence of virtual influencers. *Journal of Advertising*, 52(4), 540–557.
- Mara, M., & Appel, M. (2015). Effects of lateral head tilt on user perceptions of humanoid and android robots. *Computers in Human Behavior*, 44, 326–334.
- Mara, M., Appel, M., & Gnambs, T. (2022). Human-like robots and the uncanny valley. *Zeitschrift für Psychologie*, 1, 33–46.
- Miao, F., Kozlenkova, I. V., Wang, H., Xie, T., & Palmatier, R. W. (2022). An emerging theory of avatar marketing. *Journal of Marketing*, 86(1), 67–90.
- Sands, S., Ferraro, C., Demsar, V., & Chandler, G. (2022). False idols: Unpacking the opportunities and challenges of falsity in the context of virtual influencers. *Business Horizons*, 65(6), 777–788.
- Spillner, L., & Wenig, N. (2021). Talk to me on my level--linguistic alignment for chatbots. *Proceedings of the 23rd International Conference on Mobile Human-Computer Interaction*, 1–12.
- Uzunoglu, E., & Kip, S. M. (2014). Brand communication through digital influencers: Leveraging blogger engagement. *International Journal of Information Management*, 34(5), 592–602.
- Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S., & Martins, A. (2018). Brave new world: service robots in the frontline. *Journal of Service Management*, 29(5), 907–931.
- Yu, C. E. (2020). Humanlike robots as employees in the hotel industry: Thematic content analysis of online reviews. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 29(1), 22–38.
- Yu, J., Dickinger, A., So, K. K. F., & Egger, R. (2024). Artificial intelligence-generated virtual influencer: examining the effects of emotional display on user engagement. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 76, 103560.