



## איתור רגשות בטקסט ובחינת ההשפעה על פופולריות ברשת חברתית – בהתבסס על סדרת הטלוויזיה האמריקאית "חברים"

רוני רמון-גונן  
ביה"ס למנהל עסקים  
אוניברסיטת בר אילן

בר גלאם  
ביה"ס למנהל עסקים  
אוניברסיטת בר אילן

אילנה פורטר  
ביה"ס למנהל עסקים  
אוניברסיטת בר אילן

### תקציר

4.59 מיליארד אנשים בעולם משתמשים ברשתות חברתיות. יותר ממיליארד רשומות חדשות מועלות מדי יום לאפליקציות פייסבוק (Facebook, Instagram, WhatsApp). לרשתות החברתיות תפקיד מרכזי בתחומי הצריכה והשיווק, פוליטיקה והיבטים חברתיים. הן משפיעות על תהליכי קבלת ההחלטות של המשתמשים, התחושות וההתנהגות. תוכן ברשת חברתית יכול לכלול למשל סרטים, תמונות וטקסטים. לרגש המובע בתוכן הרשומה (הפוסט) ישנה השפעה על הנחשפים. הרגש יכול לגרום למשתמש שנחשף לתוכן לעקוב אחר משתמש אחר, לצפות ביותר תכנים אותם המשתמש מעלה, לבצע שיתוף לרשומה או להביע אהדה (או חוסר אהדה) ובכך להשפיע על מידת הפופולריות של המשתמש. בעבודה זו בחנו את היכולת לזהות את הרגשות המובעים בטקסטים בצורה אוטומטית וכן את הקשר בין מידת הפופולריות לרגש אותו מביעה הדמות. כמקרה בוחן ניתחנו את הטקסטים המובאים בסדרה הפופולרית "חברים" לאורך עשר עונות. מצאנו כי הנשים בסדרה מביעות יותר רגשות באופן כללי ובפרט, יותר רגשות של ציפייה, הנאה, אמון ופחד. הממצאים מראים כי ניתן לזהות רגשות בטקסט בצורה אוטומטית ולבחון את הקשר בין הרגשות השונים המובעים בתוכן למדדי פופולריות שונים.

מילות מפתח: כריית טקסט, עיבוד שפה טבעית, ניתוח רשתות חברתיות, ניתוח רגשות, מדדי פופולריות

## מבוא

הרשתות החברתיות השונות מאפשרות לכל אדם לבטא את עצמו ולהפיץ את הדעות, העמדות והרגשות שלו כלפי מוצרים, חברות, ידוענים. נכון לשנת 2022 קיימים 4.59 מיליארד משתמשים בעולם ברשתות החברתיות (Statista, 2023). כאשר Facebook הינה הרשת החברתית הפופולרית ביותר (Statusbrew, 2023). אחת המטרות של משתמשים ברשת היא למשוך קהל רב יותר כך שיהיו להם יותר עוקבים, יותר צפיות ויותר לייקים. הפופולריות של אדם ברשת החברתית מושפעת ממגוון גורמים כמו מספר הקשרים החברתיים והפופולריות בעולם האמיתי, תכונות האופי של הכותב (Schmidt et al., 2016), האיכות, האופי, צורת הכתיבה והעקביות של התוכן אותו יוצר, רמת המעורבות עם העוקבים, כמו גם גורמים נוספים (Edwards, 2021; Stanimirovic, 2020).

שפה המביעה רגש יכולה להיות כלי רב עוצמה לצבירת פופולריות, אך היא אינה הגורם היחיד המשחק תפקיד בקשר בין הרגש אותו מבטאים לבין השינוי בפופולריות. ישנם גורמים רבים המשפיעים על פופולריות כגון התוכן אותו מפרסמת הישות, הקונטקסט החברתי (כגון תכונות הישות המפרסמת, הסביבה החברתית שלה ואזור ההשפעה), הגישה לתוכן וכן גורמים חיצוניים כדוגמת קישור לתוכן מאתר אחר (Figueiredo et al., 2014; Figueiredo et al., 2016).

פופולריות יכולה להימדד באמצעות מדדים שונים. ברשתות החברתיות המדדים המקובלים משלבים מדדי פופולריות של התכנים אותם מעלים המשתמשים כגון מספר לייקים, מספר צפיות, מספר שיתופים, מספר תגובות וכן מדדים המאפיינים את המשתמש עצמו כגון מספר עוקבים, מספר חברים,

תדירות העלאת תכנים ושילובים שונים של מדדים אלו (Sabate et al., 2014; Zhang et al., 2014). גם מדדי רשת כגון מידת המרכזיות של האדם ברשת והיכולת שלו להוות גורם מקשר או מפיץ מידע יכולים להשפיע על מידת הפופולריות ומידת ההשפעה (Ribeiro et al., 2020; Singh et al., 2020). מדדי מרכזיות ברשתות חברתיות יכולים לספק אינדיקציה מי תופס עמדות קריטיות ברשת. מדדי מרכזיות הושוו לעתים קרובות להובלת דעה, מנהיגות ופופולריות (Valente et al., 2008).

עבודות רבות עוסקות בניתוח הרגשות והעמדות של הלקוחות כלפי מותג מסוים, כלפי ידוענים, שחקנים, סדרות ועוד במטרה לזהות פוסטים חיוביים או שליליים ומגמות שינוי על פני זמן (Chakraborty et al., 2020; Iglesias et al., 2019; Yue et al., 2019; Moreno, 2019). כמו כן, עבודות רבות עוסקות בניתוח רשת חברתית על מנת לזהות חברים המשפיעים יותר מאחרים, בעלי קשרים רבים, חברים המהווים hub ומקשרים בין קהילות שונות, כאלו הגורמים להפצת מידע באופן מהיר יותר וכן שילובים שלהם על מנת להבין את הפופולריות של החבר ברשת ואת "התפקיד" החברתי שלו (Ribeiro et al., 2020). בשנים האחרונות, ענף מחקר מתפתח זה השיג תשומת לב משמעותית הן מהתעשייה והן מהאקדמיה (Peng et al., 2018).

הבנת הרשת מסייעת לגורמים שיווקיים לזהות משתמשים מסוימים היכולים להוות "שגרירים" של מוצר, לספק פרסומות למוצר ובכך לסייע בשיווקו, לקשר בין קהילות ולהוות "מפיצי ידע".

ניתוח הרשת לבדו יכול להעיד על פופולריות של חבר מסוים ברשת ולזהות קהילות וגורמים מקשרים, אך אינו מעיד על הקשר בין הרגש המובע בתכנים אותם מפרסמים והשפעה של הרגש על מדדי הפופולריות שלהם כדוגמת

הרגש אותו מביע האדם יכול להתבטא בצורות שונות ובאמצעים שונים, הרגש יכול להיות בהבעת פנים, נימת דיבור, תמונה שפירסם המשתמש וטקסט שכתב או אמר. בעבודה זו נתמקד ברגש המובע באמצעות ניתוח טקסט.

זיהוי אוטומטי של רגש אינו דבר פשוט. אין הגדרה חד משמעית מתי טקסט מביע רגש מסוים ולעיתים זה אף סובייקטיבי (Munezero et al., 2014). אדם אחד יגיד שהטקסט מביע כעס בעוד אדם אחר לא יחשוב כך. עבור משימות ניתוח שונות כגון ניתוח רמת שביעות רצון של לקוחות או עובדים ההתמקדות היא לרוב בזיהוי רגש חיובי, שלילי או ניטרלי. פישוט המשימה לזיהוי הקוטביות מאפשר להגיע לביצועים טובים יותר של האלגוריתמים הקיימים (Gautam & Yadav, 2014; Wilson et al., 2005). גם משימה זו יכולה להיות מורכבת כאשר טקסט מסוים מביע רגשות מעורבים. למשל ביקורת על מסעדה יכולה להכיל אלמנטים חיוביים ואלמנטים שליליים. לדוגמה, הלקוח היה מרוצה מהטעם של המנה אך לא מהמחיר ולהפך.

ישנם סוגים שונים של רשתות חברתיות עם קהלים שונים, המידע ברשתות משתנה בקצב מהיר, ברשתות מסוימות המידע אינו חופשי להורדה, אנשים מפיצים ידיעות בתדירות שונה ובזמנים שונים, אנשים צופים בזמנים שונים ומגיבים בתדירות שונות.

בעבודה זו נפשט את המורכבות הגדולה ונתמקד בסביבה אחידה יותר ופחות דינמית מרשת חברתית פעילה. נבצע את הניתוח על הטקסטים של הדמויות המרכזיות בסדרה הפופולרית "חברים" לאורך עשר עונות. סדרת הטלוויזיה עוסקת בעיקר בחיי היומיום של שש הדמויות המרכזיות, רוס, רייצ'ל, צ'נדלר, מוניקה, פיבי וגו'אי. ישנן סצנות רבות הנוגעות לשיחות בין שש הדמויות. חלקם גרים באותה דירה, חלקם שכנים קרובים וחלקם הופכים למאהבים מאוחר יותר. כולם חברים קרובים

מספר האזכורים שלהם או מידת המרכזיות שלהם.

Saquete et al. (2022) מצאו כי הודעות עם קוטביות שלילית גבוהה ומטען רגשי גבוה מאוד, במיוחד רגשות שהתעצמו עם מגיפת COVID-19, כמו פחד, עצב, כעס והפתעה נוטים יותר להפוך לויראליים במדיה החברתית.

Abbas et al. (2021) הסיקו שהאסטרטגיות היעילות ביותר ליצור יותר אינטראקציות באינסטגרם הן אלו המעוררות תגובות רגשיות ומעוררות מעורבות של הצופים על ידי שאלת שאלות והכוונת פעולות. Schreiner et al. (2019) במאמרם טענו כי לתוכן רגשי יש פוטנציאל למשוך תשומת לב ולעורר את המעורבות הרצויה. החוקרים מצאו כי בספרות הקיימת יש שימוש לא מאוזן בשיטות המחקר הבוחנות את ההשפעה הרגשית על מחוברות לתוכן בתקשורת במדיה חברתית. לטענתם, ניתוח תוכן וקידוד רגשות הן שיטות המחקר הדומיננטיות בעוד כמעט ואין שימוש בשיטות אחרות, למשל כאלו המסתמכות על מדדים נוירופיזיולוגיים.

מדיה חברתית מציעה הזדמנויות חדשות לארגונים. המדיה החברתית יכולה להשפיע על המשתמשים ועל אופן קבלת ההחלטות שלהם, לפיכך ארגון חייב לנהל את המדיה החברתית, להגדיר אסטרטגיית, תפקידים ותהליכים בתחום זה. חברות שונות מנהלות ומנטרות את הפעילות ברשת החברתית לאורך זמן. הן עוקבות אחר שיחות, משתתפות באופן פעיל ומפרסמות תוכן ואף מודדות באמצעים שונים את מידת ההשפעה של החברים בזמן אמת (Stavrakantonakis et al., 2012; Subbian et al., 2016).

Plutchik (1980) הגדיר שמונה רגשות מרכזיים, שמחה, הנאה, הפתעה, עצב, ציפייה, גועל, כעס, ואמון. רגשות אלו הם בסיס אבולוציוני רחב להבנת תחום הרגש כפי שניתן לראות בבעלי חיים ובבני אדם.

הדמויות לאורך העונות ובחינת הקורלציות בין הרגש למידת הפופולריות כאשר מידת הפופולריות נמדדת באמצעות מספר מדדים הלוקחים בחשבון את כמות האזכורים של הדמות על ידי הדמויות האחרות בסדרה וכמות השורות אותן אומרת.

### נתונים

במחקר זה ניתחנו תסריטים של עשר עונות של הסדרה "חברים". את התסריטים ניתן להוריד מאתר liveinabox (liveinabox, 2004). לאחר צמצום פרקים כפולים נותרו עם 228 פרקים. התמקדנו ב-16 דמויות. שש דמויות ראשיות: Rachel, Ross, Monica, Chandler, Joey, Phoebe. ועשר דמויות משניות: Gunther, Janice, Mike, Judy, Jack, Emma, Ben, Ursula, Richard & Carol (אשר הופיעו לאורך מספר רב של עונות). הנתונים כללו את מספר העונה, מספר הפרק, שם הפרק, שם הדמות והשורה אותה אמרה. מתוך כל שורה מחקנו טקסט בסוגריים שציין הנחיות לשחקנים כיצד לפעול. בסך הכל ניתחנו 60,817 שורות כאשר 50,469 (83%) נאמרו על ידי שש הדמויות הראשיות.

### שיטות

#### בניית הרשת החברתית

כדי לבנות את הרשת החברתית יש להגדיר צמתים וקשתות בגרף. במקרה שלנו הצמתים הם הדמויות והקשתות מתארות את הקשר בין הדמויות, כאשר דמות אחת מזכירה דמות אחרת. המשקל של כל קשת הינו מספר האזכורים. במקרה שלנו יש חשיבות לכיוון הקשת ולכן יצרנו גרף מכוון.

ותמיד נשארים ביחד בדירה של מוניקה ובסנטרל פארק (בית קפה) כדי לשוחח. ננתח את רמת הפופולריות של הדמויות לאורך זמן באמצעות מדדים שונים, את הרגש אותן הדמויות מביעות ונבחן את הקשר בין השניים כמו גם את ההבדלים בין הדמויות הגבריות לנשיות בסדרה.

Zaho (2011) ביצע ניתוח של התסריטים של הסדרה חברים, הוא התמקד בבחינת סגנונות השיחה השונים בין הדוברים, גברים ונשים, על תופעת ההפרעה בשיח (דיבור סימולטני), תדירותה ותפקודה בשיחות חד-מיניות לעומת שיחות המתבצעות ע"י שני המינים בסדרת הטלוויזיה. החוקר מצא כי גברים יוזמים יותר הפרעות מנשים; גברים מפריעים לנשים יותר מאשר נשים מפריעות לגברים; גם גברים וגם נשים נוטים יותר להפריע לנשים ושניהם נוטים יותר להיות מופרעים על ידי גברים. הכותב מציין שלמרות שהטקסטים נכתבו על ידי תסריטאי הם משקפים הלך רוח ושיחות המתקיימות בעולם האמיתי. השימוש בתסריטים כאמצעי למידה על העולם האמיתי נידון גם במאמרים נוספים (Herman, 1998; Kocić et al., 2014).

Zachri et al (2017) גם הם ניתחו את הסדרה חברים. במחקרם, הציגו קורפוס חדש לזיהוי שבעה רגשות שנאסף מדיאלוגים רב-צדדיים בסדרה. כאשר, משימת תיוג הנתונים התבצעה דרך מיקור המונים (crowdsourcing). מטרת החוקרים הייתה לספק ביאור רגשי דרך מספר מודלים של רשתות נוירונים. תוצאות הניסוי הראו כי המודלים המוצעים של החוקרים לחיזוי סוג הרגש עלו על המודלים הקיימים.

הפופולריות של דמות לאורך זמן יכולה להשתנות כתוצאה מגורמים רבים – אירוע מסוים שקרה, שינויים שחלו אצל הדמות, דמות אחרת שצברה פופולריות, תוכן פחות אטרקטיבי, שינויים שחלו ברגש אותו מביעה הדמות כלפי הסביבה ועוד. בעבודה זו נתמקד בבחינת השינויים שחלו ברגשות אותן מביעות

## מדידת פופולריות

כפי שדנו במבוא, פופולריות של דמות ברשת חברתית יכולה להימדד באמצעות מדדים שונים. בעבודה זו נבחן את פופולריות הדמות באמצעות מדד מספר השורות שניתנו לו על ידי כותבי התוכנית ומדדי הרשת הבאים (Tutte & Tutte, 2001):

weighted in-degree – מספר הקשתות הנכנסות לצומת בגרף ממושקל ומכוון. במקרה שלנו, מספר הפעמים בהם הדמויות הזכירו דמות מסוימת.

weighted out-degree – מספר הקשתות היוצאות מצומת בגרף ממושקל ומכוון. במקרה שלנו, מספר הפעמים בהם דמות הזכירה דמויות אחרות.

betweenness centrality – עבור כל צומת בגרף מדד זה משקף את מספר הנתבים הקצרים ביותר העוברים דרך הצומת (Freeman, 1977). ככל שמדד זה גדול יותר הוא משקף שיותר מידע זורם דרך דמות מסוימת ושדמות מסוימת מהווה "גשר" המחבר בין דמויות.

closeness centrality – מדד מרכזיות המשקף את המרחק ההדדי בין דמות לכל שאר הדמויות. ככל שהדמות מרכזית יותר, מדד זה גבוה יותר (Bavelas, 1950).

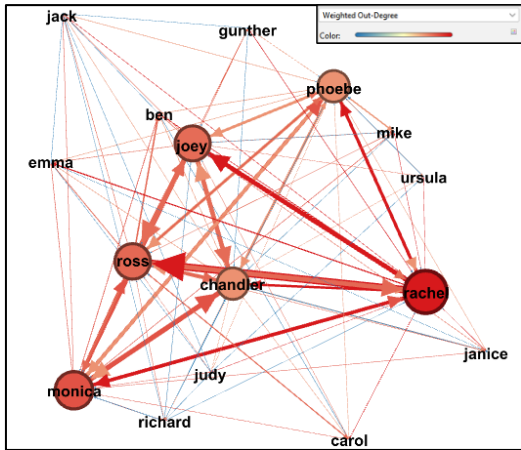
המדדים שבחרנו הינם המדדים הפופולריים ביותר בתחום ובשימוש נרחב (Freeman, 1977, 2002; Freeman et al., 1979; Zhang & Luo, 2017).

## ניתוח רגשות

בעבודה זו התמקדנו בשמונת הרגשות המקובלים בספרות, joy, anger, sadness, surprise, anticipation, disgust, fear, trust. ישנן שתי שיטות מרכזיות לחשב רגש בטקסט, שיטות מבוססות לקסיקונים וחוקים ושיטות מבוססות אלגוריתמי סיווג. בעבודה זו נשתמש בשיטה המשלבת לקסיקונים וחוקים.

חישוב הרגש בוצע באמצעות פונקציית emotion בספריית sentimentr (Rinker), פונקציה זו עושה שימוש בלקסיקון nrc (Mohammad & Turney, 2013) שהינו לקסיקון פופולרי המכיל 13,872 מילים באנגלית המבטאות רגש. התיוג נעשה באופן ידני על ידי מיקור המונים. ספריית sentimentr מוסיפה חוקים המסייעים לזהות מצבי שלילה הסותרים את הרגש (negation). למשל I enjoy לעומת I don't enjoy. הפונקציה מקבלת כקלט קטעי טקסט ולא נדרש לבצע עיבוד מקדים לטקסט פרט לניקיונות מינימליים כגון הסרת הטקסט בסוגריים המכיל הנחיות. הלקסיקון מכיל מילים בהטיות שונות (למשל הטיות המבטאות זמנים שונים כגון עבר או הווה) אך לא את כל ההטיות האפשריות של מילה. לאור זאת נבחנו שני ניתוחים אחד הכולל נירמול של הנתונים לצורת הבסיס (lemmatization) והשני ללא נירמול. מהות התוצאות היתה דומה ולכן הוצגו רק תוצאות הניתוח ללא הנירמול. הפונקציה עוברת על כל משפט ומחפשת מונחים המופיעים בלקסיקון ומביעים רגש. הפונקציה מחפשת בסביבה הקרובה למילה מילים המביעות שלילה (negation) ובמידה ומוצאת מסווגת אותם לקבוצת רגשות נפרדת עם הסיומת negated. למשל ישנה קבוצה המבטאת הנאה (joy) וישנה קבוצה המבטאת חוסר הנאה (negated joy). בעבודה זו התמקדנו בשמונת הרגשות המרכזיים ולא כללנו בניתוח את קבוצות השלילה.

בכל משפט זוהו מספר המונחים המבטאים רגש מסוים. עבור כל דמות בכל עונה חושב מדד רגש מנורמל לכל אחד משמונת הרגשות. מדד הרגש מבטא את אחוז המונחים המבטאים רגש מסוים מתוך סך המונחים אותם אמרה הדמות.



תרשים 1 - הרשת החברתית לפי weighted out degree.

### פופולריות הדמויות

כאמור, השתמשנו במספר מדדי פופולריות לבחינת הפופולריות של הדמויות. המדד הראשון בו השתמשנו הינו מספר השורות אותן קיבלה דמות לומר מכותבי הסדרה. תרשים 2 מציג את פופולריות הדמויות לפי מדד זה לאורך עשר העונות. ניתן לראות שרייציל ורוס הינן הדמויות בעלות מספר השורות הגבוה ביותר. כמו כן ניתן לזהות בבירור מיהם שש הדמויות הראשיות בסדרה.

### שינויים בפופולריות לאורך זמן

פופולריות של דמות משתנה עם הזמן וגם בסדרה מתרחשים אירועים שונים הגורמים לדמות אחת לבלוט יותר מדמויות אחרות. בתרשים 3 ניתן לראות את הפופולריות של הדמויות על פני העונות השונות לפי מדד מספר השורות. ניתן לראות שרוס מוביל בארבע עונות, בעוד רייציל וצינדלר בשלוש עונות כל אחת.

### רגשות הדמויות

תרשים 4 מתאר את מדד הרגשות בצורה מקובצת בכלל העונות. ניתן לראות שציפייה (anticipation) זהו הרגש המוביל וכן רגשות חיוביים כגון הנאה (joy) ואמון (trust), זה מסתדר עם אופי הסדרה שהינה קומדיית

### בחינת הקשר בין הבעת רגשות לפופולריות

לאחר חישוב מדדי הפופולריות ומדדי הרגש לכל דמות בכל עונה בוצע חישוב קורלציית פירסון על מנת לבחון את הקשר בין הבעת רגש מסוים למידת הפופולריות של שחקן. הקורלציה חושבה בין כל רגש (8 רגשות) לכל מדד פופולריות (5 מדדים).

### כלים

איסוף הנתונים, הכנה לניתוח, ניתוח רגשות ומבחנים סטטיסטיים בוצעו באמצעות R (R Development Core Team, 2022). יצירת הרשת וחישוב מדדי הרשת בוצעו בתוכנת Gephi (Bastian et al., 2009).

### תוצאות ודיון

#### הרשת החברתית

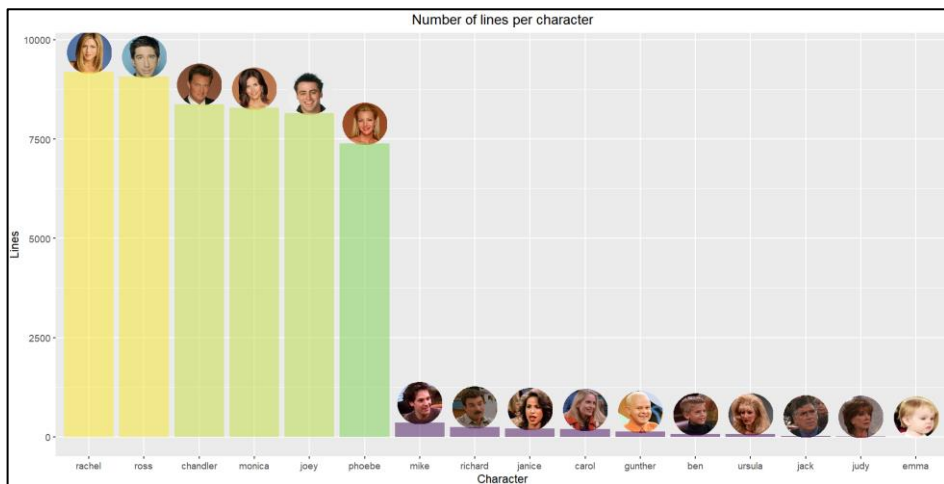
הרשת החברתית מתארת את הקשרים בין 16 השחקנים המרכזיים בסדרה. גודל הצומת מתאר את מדד המרכזיות (weighted in-degree, weighted out-degree), עובי החץ מתאר את מספר הפעמים בו דמות מסוימת הזכירה דמות אחרת. ניתן לראות בתרשים 1 שרייציל הזכירה הכי הרבה פעמים את רוס ובאופן כללי היא הדמות שמזכירה הכי הרבה דמויות אחרות. מספר הקשתות היוצאות מדמות הינו מדד ה out-degree, במקרה שלנו יש חשיבות למשקל על הקשת (מספר האזכורים) ולכן השתמשנו במדד ה weighted out-degree. הדמות שעליה מדברים הכי הרבה היא רוס וזה מתבטא בכמות הקשתות הנכנסות ובמשקל שלהן באמצעות מדד weighted in-degree.

בוחנים את שש הדמויות יחדיו ניתן לראות כי קיימת קורלציה שלילית נמוכה בין מדדים שונים לממד weighted in-degree דבר המחזק את הממצאים שהתקבלו אצל רייצ'ל. תרשים 5 מציג כדוגמא את השינויים שחלו במהלך העונות השונות בממד הכעס (anger) אל מול מדד ה weighted in-degree אצל רייצ'ל. אצל חמש הדמויות האחרות לא נמצאה קורלציה מובהקת בין הרגשות השונים לממד weighted in-degree פרט למוניקה שאצלה בנתונים הלא מנורמלים נמצא קשר הפוך לרמת הפחד ( $r = -0.69, p = 0.027$ ) ואצל צ'נדלר בנתונים המנורמלים נמצאה קורלציה חיובית לרמת ההנאה והציפיה ( $r = 0.76, p = 0.0103$ ;  $r = 0.69, p = 0.0258$ ).

מצבים רומנטית. דבר נוסף שעולה מניתוח הרגש הוא שהדמויות הנשיות מבטאות יותר רגשות, בעיקר יותר רגשות של ציפייה, הנאה ופחד.

### קורלציה בין הרגש ורמת הפופולריות

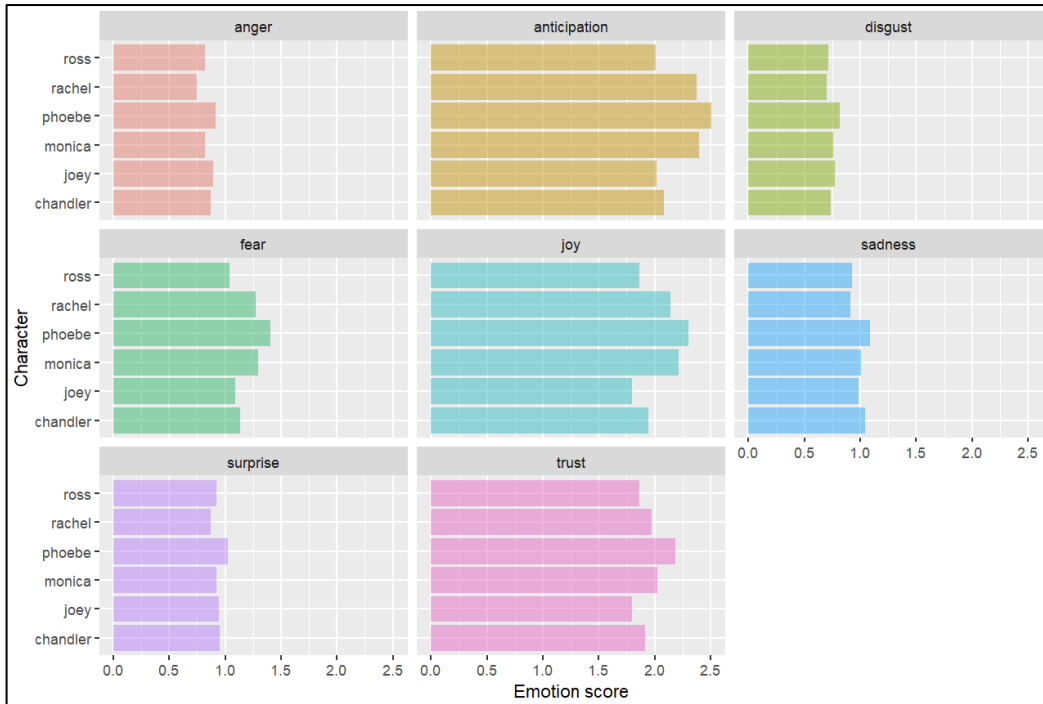
אחת ממטרות העבודה היתה לנסות לאתר קשר בין ביטויי הרגש למידת הפופולריות. לאחר בחינת המדדים השונים עבור הדמויות המרכזיות התוצאה הבולטת ביותר שהתקבלה היא עבור רייצ'ל. כפי שמוצג בטבלה 1 קיימת קורלציה מובהקת בין מדדי ה anger, sadness, disgust ו fear לבין מדד ה weighted in-degree המבטא את כמות האיזכורים של הדמות על ידי דמויות אחרות. בעוד כאשר



תרשים 2 – פופולריות הדמות לפי מספר שורות לאורך עשר העונות.



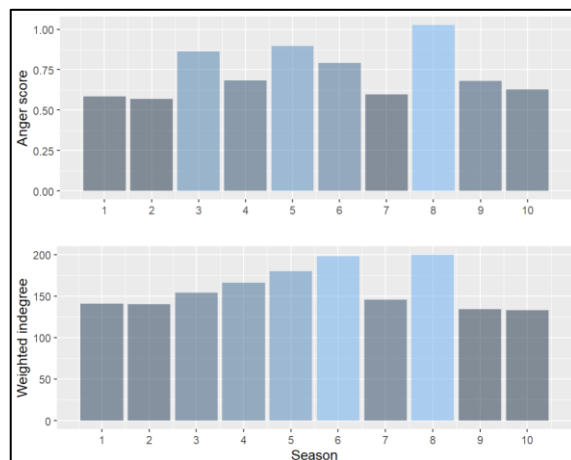
תרשים 3 – הדמות הפופולרית ביותר בכל עונה לפי מדד מספר השורות.



תרשים 4 – ניתוח רגשות של שש הדמויות המרכזיות בכל העונות.

	<b>Pearson correlation (r) (Rachel)</b>	<b>p-value (Rachel)</b>	<b>Pearson correlation (r) (all)</b>	<b>p-value (all)</b>
<b>anger</b>	0.794	0.006	0.132	0.315
<b>disgust</b>	0.784	0.007	-0.049	0.710
<b>sadness</b>	0.760	0.011	-0.071	0.589
<b>fear</b>	0.696	0.025	-0.292	0.023
<b>anticipation</b>	-0.127	0.727	-0.367	0.004
<b>surprise</b>	-0.257	0.473	-0.076	0.566
<b>joy</b>	-0.399	0.253	-0.364	0.004
<b>trust</b>	-0.479	0.161	-0.326	0.011

טבלה 1 – קורלציות פירסון בין הרגשות השונים למדד weighted in-degree אצל רייצ'ל אל מול שש הדמויות המרכזיות יחדיו. מודגשים הקשרים המובהקים ( $p < 0.05$ ).



תרשים 5 – שינוי במדד הכעס ומדד Weighted in degree לאורך העונות אצל רייצ'ל. מדד הכעס מצביע על מידת הכעס אותו הדמות מביעה ומדד Weighted in-degree מצביע על מספר האזכורים של הדמות על ידי דמויות אחרות.



### סיכום ומסקנות

בעבודה זו ניתחנו את הרגש אותו מביעה דמות בסדרה "חברים" ובחנו את מידת הפופולריות של הדמות לאורך עשר עונות באמצעות מדדים שונים. בדקנו האם ישנה קורלציה בין רגשות שונים אותם מביעה הדמות למדדי פופולריות כגון כמות הפעמים שדמויות אחרות מזכירות אותה, מידת המרכזיות שלה ברשת, מספר השורות אותן אומרת, וכמות הפעמים בהן היא מזכירה דמויות אחרות. באמצעות ניתוח זה ניתן לראות האם הבעת רגש כעס או עצבות גורם לדמויות אחרות לדבר עליה יותר. כמו במקרה של רייצ'ל. האם הבעת רגש של שמחה או לחלופין רגש של עצב או כעס גורמים לה להיות פופולרית יותר או פחות. ראינו שישנן דמויות אצלן קיימת קורלציה כמו רייצ'ל ודמויות אצלן לא קיים קשר כזה. בנוסף ראינו שנשים מביעות יותר רגשות מהגברים בסדרה, בעיקר ציפייה, הנאה, אמון ופחד.

עבודה זו עוסקת בתוכנית טלוויזיה, והטקסטים נכתבו על ידי תסריטאי ויש לקחת זאת בחשבון, אולם כפי שראינו בסקירת הספרות תסריטים פעמים רבות מבוססים על אירועים המתרחשים במציאות ולא פעם בוצעו ניתוחים על תסריטים על מנת לבחון תופעות מסוימות. בדומה למה שראינו בעבודה זאת, ניתן להשתמש בשיטות דומות בכדי לנתח את הרגש המובע בתכנים אותם יוצרים ברשתות חברתיות בעולם האמיתי ולכמת את הקשר בין הרגש המובע לכמות האזכורים של היוצר או למדדים אחרים כמו, כמות שיתופים, צפיות, תגובות או לייקים ברשתות החברתיות. עבודה זו מנתחת טקסטים, במחקר המשך ניתן לבחון את הרגשות המובעים גם בתמונות וסרטונים. בעבודה זו ניתחנו הבעת רגש כללית של דמות מסוימת. לא ניתחנו את היחסים או הבעת הרגש כלפי דמות מסוימת. מחקר המשך יכול לעסוק בשאלה זו ולתת תובנות לגבי רמת האהדה שאדם חש כלפי אדם אחר.

## רשימה ביבליוגרפית

- Abbas, M. J., Khalil, L. S., Haikal, A., Dash, M. E., Dongmo, G., & Okoroha, K. R. (2021). Eliciting emotion and action increases social media engagement: An analysis of influential orthopaedic surgeons. *Arthroscopy, Sports Medicine, and Rehabilitation*, 3(5), e1301-e1308.
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. Proceedings of the international AAAI conference on web and social media,
- Bavelas, A. (1950). Communication patterns in task-oriented groups. *The journal of the acoustical society of America*, 22(6), 725-730.
- Chakraborty, K., Bhattacharyya, S., & Bag, R. (2020). A survey of sentiment analysis from social media data. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 7(2), 450-464.
- Edwards, K. (2021). *How to increase engagement on Facebook: Tips, tools, and tactics*. Kontentino. <https://www.kontentino.com/blog/how-to-increase-engagement-on-facebook/>
- Figueiredo, F., Almeida, J. M., Gonçalves, M. A., & Benevenuto, F. (2014). On the dynamics of social media popularity: A YouTube case study. *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, 14(4), 1-23.
- Figueiredo, F., Almeida, J. M., Gonçalves, M. A., & Benevenuto, F. (2016). Trendlearner: Early prediction of popularity trends of user generated content. *Information Sciences*, 349, 172-187.
- Freeman, L. C. (1977). A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, 35-41.
- Freeman, L. C. (2002). Centrality in social networks: Conceptual clarification. *Social network: critical concepts in sociology*. Londres: Routledge, 1, 238-263.
- Freeman, L. C., Roeder, D., & Mulholland, R. R. (1979). Centrality in social networks: II. Experimental results. *Social networks*, 2(2), 119-141.
- Gautam, G., & Yadav, D. (2014). Sentiment analysis of twitter data using machine learning approaches and semantic analysis. 2014 Seventh international conference on contemporary computing (IC3),
- Herman, V. (1998). *Dramatic discourse: Dialogue as interaction in plays*. Psychology Press.
- Iglesias, C. A., & Moreno, A. (2019). Sentiment analysis for social media. In (Vol. 9, pp. 5037): MDPI.
- Kocić, A. V., Stamenković, D. M., & Tasić, M. B. (2014). Gender differences reflected in friends' conversation-discourse analysis of dialogues from the tv series coupling. *Komunikacija i kultura online*, 5, 52-64.
- livesinabox. (2004). *Crazy for friends*. <http://livesinabox.com/friends/scripts.shtml>
- Mohammad, S., & Turney, P. (2013). Nrc emotion lexicon, national research council of canada. *Technical Report, Tech. Rep.*
- Munezero, M., Montero, C. S., Sutinen, E., & Pajunen, J. (2014). Are they different? Affect, feeling, emotion, sentiment, and opinion detection in text. *IEEE transactions on affective computing*, 5(2), 101-111.
- Peng, S., Zhou, Y., Cao, L., Yu, S., Niu, J., & Jia, W. (2018). Influence analysis in social networks: A survey. *Journal of Network and Computer Applications*, 106, 17-32.
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. In *Theories of emotion* (pp. 3-33). Elsevier.
- R Development Core Team. (2022). *R: A language and environment for statistical computing*. In R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Ribeiro, A. C., Azevedo, B., Oliveira e Sá, J., & Baptista, A. A. (2020). How to measure influence in social networks? Research Challenges in Information Science: 14th International Conference, RCIS 2020, Limassol, Cyprus, September 23–25, 2020, Proceedings 14,
- Rinker, T. Package 'sentimentr'. 2019. In.

- Sabate, F., Berbegal-Mirabent, J., Cañabate, A., & Lebherz, P. R. (2014). Factors influencing popularity of branded content in Facebook fan pages. *European management journal*, 32(6), 1001-1011.
- Saquete, E., Zubcoff, J., Gutiérrez, Y., Martínez-Barco, P., & Fernández, J. (2022). Why are some social-media contents more popular than others? Opinion and association rules mining applied to virality patterns discovery. *Expert Systems with Applications*, 197, 116676.
- Schmidt, R., Möhring, M., Härting, R.-C., Reichstein, C., & Keller, B. (2016). Influencing factors increasing popularity on Facebook—Empirical insights from European users. *Business Information Systems: 19th International Conference, BIS 2016, Leipzig, Germany, July, 6-8, 2016, Proceedings 19*.
- Schreiner, M., & Riedl, R. (2019). Effect of emotion on content engagement in social media communication: A short review of current methods and a call for neurophysiological methods. *Information Systems and Neuroscience: NeuroIS Retreat 2018*, 195-202.
- Singh, A., Singh, R. R., & Iyengar, S. (2020). Node-weighted centrality: a new way of centrality hybridization. *Computational Social Networks*, 7(1), 1-33.
- Stanimirovic, U. (2020). *Best content types to drive engagement on Facebook*. Brid.TV. <https://www.brid.tv/best-content-types-to-drive-engagement-on-facebook/#>
- Statista. (2023). *Number of social media users worldwide from 2017 to 2027*. <https://www-statista-com.eu1.proxy.openathens.net/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/?locale=en>
- Statusbrew. (2023). *100+ social media statistics you need to know in 2023 [All Networks]*. <https://statusbrew.com/insights/social-media-statistics/#facebook-statistics>
- Stavrakantonakis, I., Gagiou, A.-E., Kasper, H., Toma, I., & Thalhammer, A. (2012). An approach for evaluation of social media monitoring tools. *Common Value Management*, 52(1), 52-64.
- Subbian, K., Aggarwal, C. C., & Srivastava, J. (2016). Querying and tracking influencers in social streams. *Proceedings of the ninth ACM international conference on Web search and data mining*.
- Tutte, W. T., & Tutte, W. T. (2001). *Graph theory* (Vol. 21). Cambridge university press.
- Valente, T. W., Coronges, K., Lakon, C., & Costenbader, E. (2008). How correlated are network centrality measures? *Connections (Toronto, Ont.)*, 28(1), 16.
- Wilson, T., Wiebe, J., & Hoffmann, P. (2005). Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. *Proceedings of human language technology conference and conference on empirical methods in natural language processing*.
- Yue, L., Chen, W., Li, X., Zuo, W., & Yin, M. (2019). A survey of sentiment analysis in social media. *Knowledge and Information Systems*, 60, 617-663.
- Zahiri, S. M., & Choi, J. D. (2017). Emotion detection on tv show transcripts with sequence-based convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1708.04299*.
- Zhang, J., & Luo, Y. (2017). Degree centrality, betweenness centrality, and closeness centrality in social network. *2017 2nd international conference on modelling, simulation and applied mathematics (MSAM2017)*.
- Zhang, L., Peng, T.-Q., Zhang, Y.-P., Wang, X.-H., & Zhu, J. J. (2014). Content or context: Which matters more in information processing on microblogging sites. *Computers in Human Behavior*, 31, 242-249.
- Zhao, F. (2011). An analysis of gender differences in interruption based on the American tv series Friends. In.