

שכנוע והשפעה: כשמדעי הנתונים פוגשים את מדעי החברה

דיוויד בודוף, אורי הרץ ואיתן נצר¹

מבוא

מאמר זה בוחן את הקשר הסימביוטי הקיים בין מדעי הנתונים ובין מדעי החברה בתחום חקר השכנוע. בשנים האחרונות ניכרת התעניינות גוברת בנושא השכנוע, במיוחד בהקשר לפוליטיקה וליחסים בין-לאומיים. במדעי החברה דנים בהיבטים ההתנהגותיים והפסיכולוגיים של התופעה, ובמדעים המדויקים דנים בהיבטים הטכניים יותר שלה. הרקע למאמר זה הוא פרויקט יישומי, שבו משתפים פעולה חוקרים ממדעי החברה עם חברת היי-טק ישראלית. מטרת הפרויקט היא לפתח פתרון המבוסס על מדעי הנתונים, שיאפשר לזהות ולאפיין באופן אוטומטי ניסיונות השפעה ברשת. המאמר ידגיש את ההעשרה וההפריה ההדדית הקיימת בין נקודות המבט של מדעי הנתונים ושל מדעי החברה, וזאת בהקשר של הפרויקט לזיהוי אוטומטי של ניסיונות שכנוע והשפעה. המאמר ידון בדיסציפלינות המדעיות השונות, בסוג הבעיות שמעניינות אותן ובדרך שלהן לפתור ולהבין בעיות אלו, ויתמקד במיוחד בגישות השונות להבנת תופעת השכנוע והדרכים לזיהוי ניסיונות לשכנוע. כדי לפשט את הנאמר במאמר, נציג גרסה מוקצנת של נקודות המבט של מדעי הנתונים ומדעי החברה, וזאת במטרה להבליט את השונות בין שתי הדיסציפלינות. בפועל, יש נקודות דמיון והשקה רבות ביניהן, וכפי שיוצג בסוף המאמר, ישנם שילובים והפריה הדדית בין שתי הדיסציפלינות. ניסיונות ליישם למידת מכונה וטכניקות אחרות של מדעי הנתונים נעשו בקהילה האקדמית כבר בעבר, כחלק מחקר תופעת השכנוע. מדעי הנתונים בתחום זה מגדירים בדרך כלל משימה של זיהוי אוטומטי של ניסיון שכנוע. זוהי משימת "סיווג". משימה זו נתפסת באופן טבעי כבעיית למידה מבוקרת, שבה נתונות דוגמאות שכנוע ידועות,

1 ד"ר דיוויד בודוף וד"ר אורי הרץ, אוניברסיטת חיפה. איתן נצר הוא איש חברת CoreAI.

והמחשב לומד מהן כיצד לזהות באופן אוטומטי מקרי שכנוע נוספים. עם זאת, מדובר במשימה מאתגרת מבחינה טכנולוגית. יתר על כן, הצלחה במשימה זו היא אולי בעלת ממד שימושי, אך היא לא תורמת רבות להבנת תהליך השכנוע או הגורמים לו, השפעותיו וכדומה. דווקא מדעי החברה יכולים להציע תובנות ושיטות משלימות לאלו של מדעי הנתונים, כפי שיפורט להלן.

מדעני הנתונים מתחילים את תהליך המחקר שלהם בהגדרת המשימה "זיהוי שכנוע" ולעומתם, מדעני החברה עוסקים בהגדרת המושג "שכנוע". מדובר במושג מופשט, וכפי שהספרות המחקרית מלמדת, כמעט כל דבר יכול להיות "משכנע" במובן מסוים. לכן, חוקרי מדעי החברה, יותר מאשר חוקרי מדעי הנתונים, רואים צורך חיוני בהגדרות מדויקות של המושג "שכנוע" לפני שהם פונים לעיסוק בנתונים. כדי לענות על צורך זה, יש למדעי החברה שיטות מפורטות להגדרת מושגים אמורפיים. מעבר לעצם הגדרת המושג "שכנוע", המחקר בפסיכולוגיה חברתית מספק מסגרות חשיבה המתייחסות להיבטים שונים של תופעת השכנוע, כגון האסטרטגיות השונות שמיישמים אלה המבקשים לשכנע, התנאים שבמסגרתם המשכנע צפוי ליישם כל אחת מאותן אסטרטגיות, והתנאים שבהם ניסיונות שכנוע צפויים להצליח.

לצד הבדלים אלה בדרכים שבהן מדעי החברה ומדעי הנתונים ניגשים לחקר השכנוע, יש מקום להבהיר את ההבדלים בין שתי האסכולות גם על יסוד המטרות השונות שלהן בניתוח נתונים. להלן, נשתמש במונח "ניבוי" אבל הכוונה גם למשימות "סיווג", שהן דומות זו לזו ומהווית חלק עיקרי של המשימות במדעי הנתונים:

- א. מדען הנתונים מעוניין לנבא, בעוד שהמדען החברתי מעוניין להסביר.²
- ב. מדען הנתונים מעוניין לנבא התנהגות (משתנה נראה), בעוד שהמדען החברתי מעוניין להסביר תופעה או מושג, שלעיתים קרובות הוא חבוי.
- ג. מדען הנתונים מעוניין לנבא ערך של משתנה מבודד, בעוד שהמדען החברתי מעוניין להסביר יחסי גומלין בין המושגים.
- ד. מתוך הבדלים אלה ניתן לגזור מספר הבדלים נוספים:
- ה. מדען הנתונים אינו מעוניין בתיאוריה כשלעצמה, בעוד שמדען החברה זקוק לתיאוריה כדי להסביר תופעות וכבסיס למודלים סיבתיים.
- ו. מדען הנתונים אינו מעוניין בסיבתיות כשלעצמה, אלא אם כן היא עוזרת בניבוי, בעוד שמדען החברה מעוניין מטבעו בסיבתיות ואין לו עניין במודל שאינו סיבתי.
- ז. מדען הנתונים בדרך כלל פחות אובססיבי לגבי הגדרת משתנים, בשונה ממדען החברה שעובד לעיתים קרובות עם מבנים מופשטים וסמויים ונדרש להתחבט בהגדרות ובדרכי מדידה.

2 G. Shmueli, "To Explain or to Predict?", *Statistical Science*, 25(3) (2010): 289-310.

ח. מדען הנתונים, במיוחד באקדמיה, מתמקד לעיתים קרובות בתוצר של מטרה יחידה, לדוגמה, סיווג של מקרים לקטגוריות, בעוד שמדען החברה מעוניין ברשת רחבה של מושגים, ובכלל זה בשאלה איך המושגים שבמחקר שלו מתחברים עם מושגים שנחקרים על ידי אחרים.

מטרתנו היא לבאר כיצד הפרספקטיבות השונות, המשתקפות בהבדלים המעשיים בין שתי האסכולות, משלימות זו את זו. מכיוון שאנו אנשי מדעי החברה, נתמקד בעיקר בתחומים שבהם, כך אנו מאמינים, יהיה לשיטות של מדעי החברה ערך מוסף לעבודתו של מדען הנתונים. התרומה האפשרית של תורת מדעי החברה למדעי הנתונים מורכבת מארבעה תחומים עיקריים:

א. מקור לגורמי ניבוי נוספים.

ב. מקור למודלים סיבתיים למשימות הדורשות סיבתיות.

ג. מקור לשיפור ההגדרות.

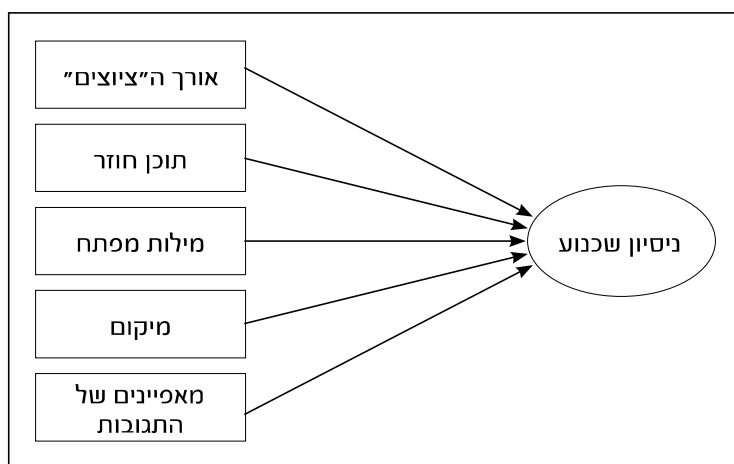
ד. בסיס למיקוד משימות ולסיוע בהגדרת משימות חדשות למדען הנתונים.

מדעי החברה כמקור לגורמי ניבוי

התרומה הברורה ביותר שמדעי החברה יכולים להעניק לאדם הבונה מודל לניבוי היא זיהוי משתני ניבוי אפשריים המבוססים על תיאוריות ממדעי החברה. יחד עם זאת, ישנן מספר דקויות הנובעות מההבדלים שצוינו לעיל. לדוגמה, משימה הבוחנת ניסיון שכנוע במדע הנתונים כוללת בניית מודל שמתייחס ל"ציוצים" ב"טוויטר" כתוצר שהמודל מזהה דרכו ניסיונות לשכנע או להשפיע. ייתכן כי בהיעדר נתונים מוקדמים, התחלת המשימה תכלול תוצרים בסיסיים של "טוויטר", שיתבססו על תוכן המידע ועל מטא-דאטה (מידע על אודות המידע), כמו מספר "ציוצים" עם תוכן דומה ממשמש מסוים, הכללה של מילים מסוימות, מיקום גיאוגרפי של המשתמש וכן הלאה (ראו איור מספר 1).

לעומת זאת, למדען החברה שעוסק בחקר ההשפעה והשכנוע יש נקודת מוצא שונה. למשל, פסיכולוג חברתי מתעניין בהסבר של מערכות היחסים בין מושגים, ולכן הוא יאמץ או יפתח תיאוריות לבחינת המוטיבציה לשכנוע אחרים, כלומר, תיאוריות שמטרתן להסביר מה גורם לאדם לנסות לשכנע אחרים. דוגמה לתיאוריה כזו היא: אדם שיש לו צורך לביסוס מעמדו החברתי יהיה בעל מוטיבציה לשכנע אחרים.³ הרעיון שמאחורי תיאוריה זאת הוא שמעמדו החברתי של האדם עולה כאשר אחרים הולכים

3 U. Hertz, S. Palminteri, S. Brunetti, C. Olesen, C.D. Frith, B. Bahrami, "Neural Computations Underpinning the Strategic Management of Influence in Advice Giving", *Nature Communications*, 8 (1) (2017): 2191, <https://doi.org/10.1038/s41467-017-02314-5>.



איור 1: מבנה בסיסי של מסווג/מנבא, מדע הנתונים

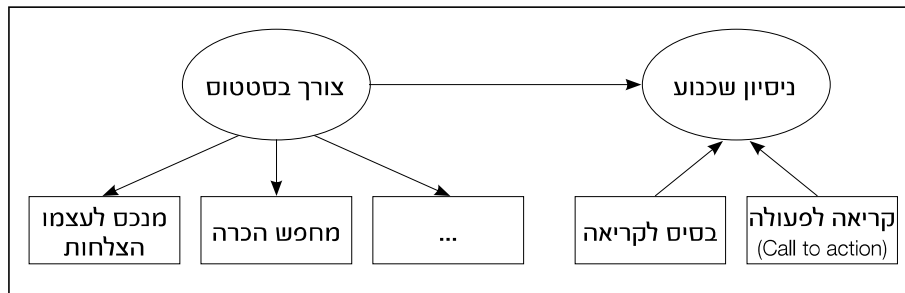
בעקבותיו, ולכן אם יצליח לשכנע אחרים, מעמדו יעלה.⁴ מטרתה של התיאוריה היא להסביר התנהגות, אך נוכל להשתמש בה גם עבור מודל ניבוי/סיווג. כך נוכל לומר כי סביר יותר להניח שאדם שמעוניין בשיפור מעמדו החברתי ינסה לשכנע אחרים. לכן, הצורך של משתמשי "טוויטר" במעמד חברתי יכול לשמש כגורם במודל לזיהוי ניסיונות שכנוע. נראה שברוב המקרים, מדען הנתונים לא היה חושב באופן מיידי (אם בכלל) להכניס גורם כזה למודל, וזאת מכיוון שהוא מעוניין בנתונים ובניבוי ופחות מכך בתיאוריות של מדעי החברה, אשר מסבירים התנהגות.

כאן מתעוררת בעיה, הנובעת מכך שהגורם המכונה "צורך במעמד חברתי" אינו משתנה שניתן למדוד אותו בערכים כמותיים, אלא הוא מושג חבוי בעל אופי פסיכולוגי-חברתי. באופן שגרתי, מדעני החברה חוקרים דרכי חשיבה נסתרות, דוגמת רגשות, עמדות וכוונות, שלא ניתן למדוד אותן באופן ישיר. לכן, הם פיתחו דרכים מפורטות לאמוד את הערך של מושגים חבויים ולהמשיך בהבניית המחקר על מושגים אלה ולא על האמצעים.

כאשר פסיכולוג חברתי מניח ש"צורך בסטטוס" הוא גורם חשוב המשפיע על ניסיון שכנוע, הוא יכול להשתמש במגוון מדדים נצפים כדי לאפיין את המשתנה החבוי "צורך בסטטוס". הוא יכול לחפש התנהגויות ספציפיות, כמו ניכוס של הצלחות לזכותו. את המדדים האלה יכול הפסיכולוג החברתי למצוא בצורה אקטיבית, על ידי חלוקת שאלונים לנבדקים, או על ידי חיפוש תבניות התנהגות מיוחדות. מדדים אלה

4 C. Anderson, J. A. D. Hildreth, L. Howland, "Is the Desire for Status a Fundamental Human Motive? A Review of the Empirical Literature", *Psychological Bulletin*, 141 (3) (2015): 574-601, <https://doi.org/10.1037/a0038781>

מעוגנים בספרות המחקרית, וכל מדד כזה חושף פן כלשהו של המושג החבוי, אם כי לא את כולו. כדי לאפיין את המושג החבוי, איש מדעי החברה צריך לאפיין את הקשר בין מגוון המדדים ובין מושג זה. גישת מדעי החברה להתמודדות עם מושגים סמויים מתוארת באיור 2.

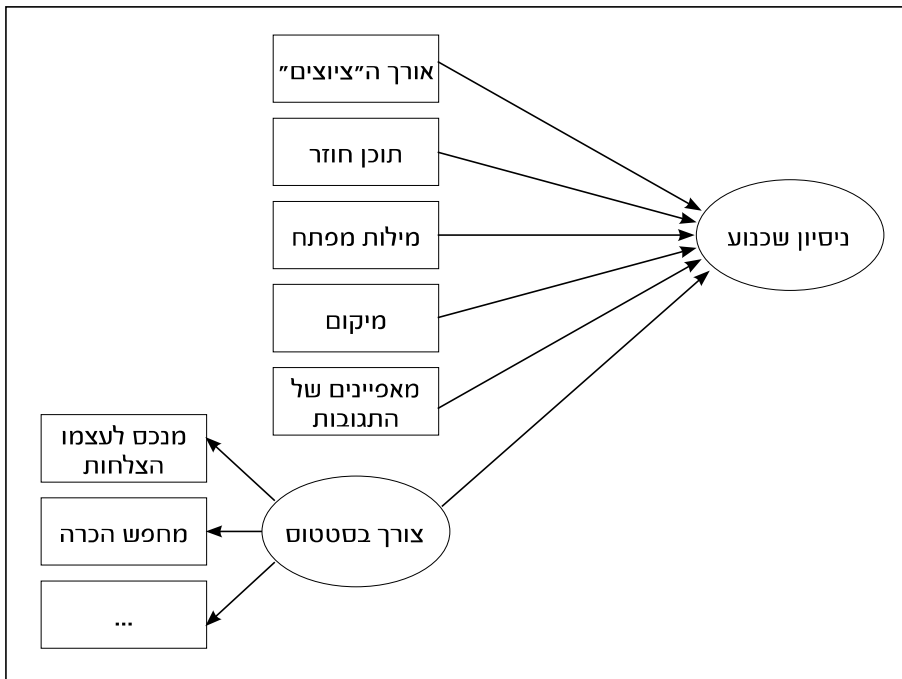


איור 2: דוגמה למודל במדעי החברה

כל עיגול באיור 2 מייצג מושג חבוי וכל מלבן מייצג מדד קונקרטי להתנהגות הניתנת לצפייה. החיצים, שמקורם במושג "צורך בסטטוס" וראשיהם נוגעים במדדים הקשורים, מייצגים את הטענה (ויחס סטטיסטי מסוים) כי אותו מדד נצפה מהווה דרך עקיפה טובה למדידת המושג הסמוי, כלומר, ש"הצורך בסטטוס" (חבוי) משתקף באותם מדדים נצפים. המושג "ניסיון שכנוע" מחובר למדדים הנצפים שלו על ידי חיצים בכיוון ההפוך, מה שמצביע על משמעות וסטטיסטיקה קצת אחרות (הניסיון לשכנע, המשתקף במדדים, מורכב מאותם מדדים). החיצים בין המושגים "ניסיון שכנוע" ו"צורך בסטטוס" ובין המדדים שלהם נקראים "מודל מדידה", כלומר, דרך מוצעת למדוד את המושגים החבויים. מלבד הקישורים הללו, ישנם קישורים גם בין המושגים החבויים עצמם – בין "צורך בסטטוס" ובין "ניסיון שכנוע".

גישה סטטיסטית נפוצה לבחינת מודל שלם, הדומה לזה המוצג באיור 2, נקראת "מודל משוואות מבניות" (Structural Equation Modeling). המודל מפעיל באופן אינטואיטיבי ניתוחי גורמים כדי לתת משקל ל"מודל המדידה", כלומר לקישורים בין מעגלים ובין מלבנים, וזאת בצורה שממקסמת את המודל המבני – הקישורים בין המעגלים.

נחזור לשאלה איך מודל התנהגותי כזה יכול לעזור למודל הניבוי. התיאוריות של מדעי החברה העלו את המושג "צורך בסטטוס" ופיתחו מודל סיבתי, לפיו צורך זה משמש מוטיבציה לעסוק בשכנוע. לכן, אנו רוצים להכניס את המושג "צורך בסטטוס" לתוך מודל הניבוי. מכיוון שמדובר במושג חבוי, יידרש צעד הדומה למתואר באיור 3.

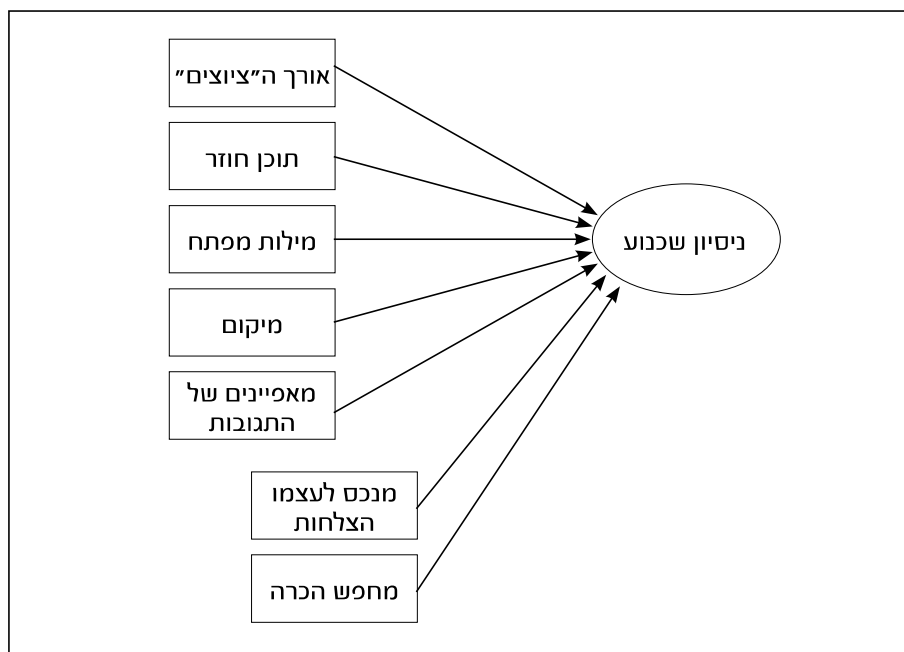


איור 3: שילוב המבנה החבוי לתוך מודל ניבוי

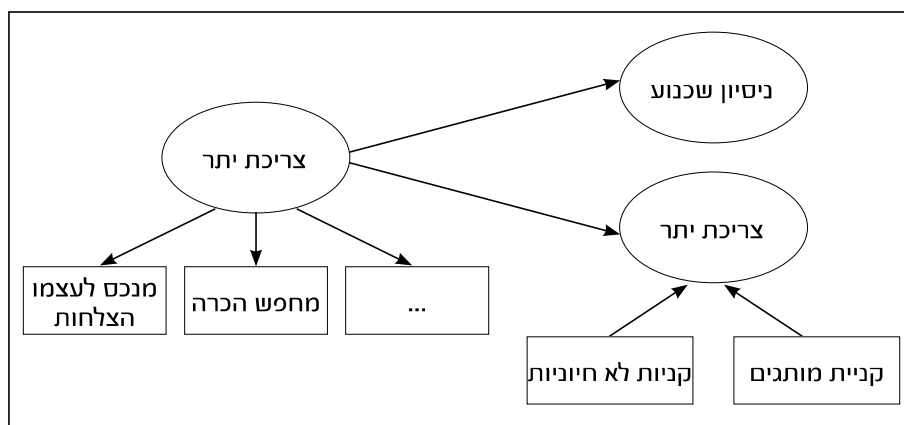
מודל זה יכול להיות בר יישום בהנחה שיש נתונים זמינים עבור המשתנים "לוקח אשראי" ו"מחפש הכרה" (מזיהוי תבניות התנהגות שונות, או ממקורות אקטיביים כמו שאלונים, כפי שפורט קודם לכן). הנתונים לא בהכרח צריכים להגיע מ"טוויטר", כלומר, הם לא צריכים להגיע מאותו המקור של שאר המשתנים.

אפשרות נוספת היא לוותר על המבנה בין המדדים ובין המושג החבוי, ובמקום זאת לכלול ישירות כל מדד בנפרד לתוך מודל ניבוי של מדעי הנתונים, כפי שמוצג באיור 4. עד כה הדברים ברורים מאליהם: תיאוריה סיבתית יכולה לשמש גם כספק של מנבאים אפשריים עבור היעד המוגדר (במקרה זה, זיהוי ניסיון לשכנע), ולא רק כמסגרת להסבר התופעה. אם נתבונן בגורמי הניבוי באיור 4, נראה שהמנבאים שבאים מגישת מדעי הנתונים הם מאפיינים של התופעה אותה רוצים לזהות, כגון אורך ה"ציוצים". לעומת זאת, הגורמים שמקורם במדעי החברה יכולים לייצג סיבות שגורמות לתופעה. בכל מקרה, השימוש במדעי החברה כמקור לגורמים עם יכולות ניבוי נראה פשוט יחסית.

פחות ברור מאליו הוא המקרה של משתנה "מבלבל" (confound), כלומר, מקרה שבו גורם אחד מהווה גורם סיבתי לשתי תוצאות שונות. דוגמה לכך ניתן לראות באיור 5.



איור 4: שילוב ישיר של מדדים נצפים ממדעי החברה



איור 5: מודל עם משתנה "מבלבל"

היעד המקורי היה התוצאה "ניסיון שכנוע". כפי שניתן לראות באיור 5, "ניסיון שכנוע" לא נגרם על ידי "צריכת יתר", אך שניהם נעים באותו הכיוון, מפני שקיימת סיבה משותפת להתרחשותם, קרי "צורך בסטטוס".⁵ מבחינתו של מדען החברה שמנסה להבין

5 Ye Jin, Hongbin Li, Binzhen Wu, "Income Inequality, Consumption and Social-Status Seeking", *Journal of Comparative Economics*, 39 (2010):191-204.

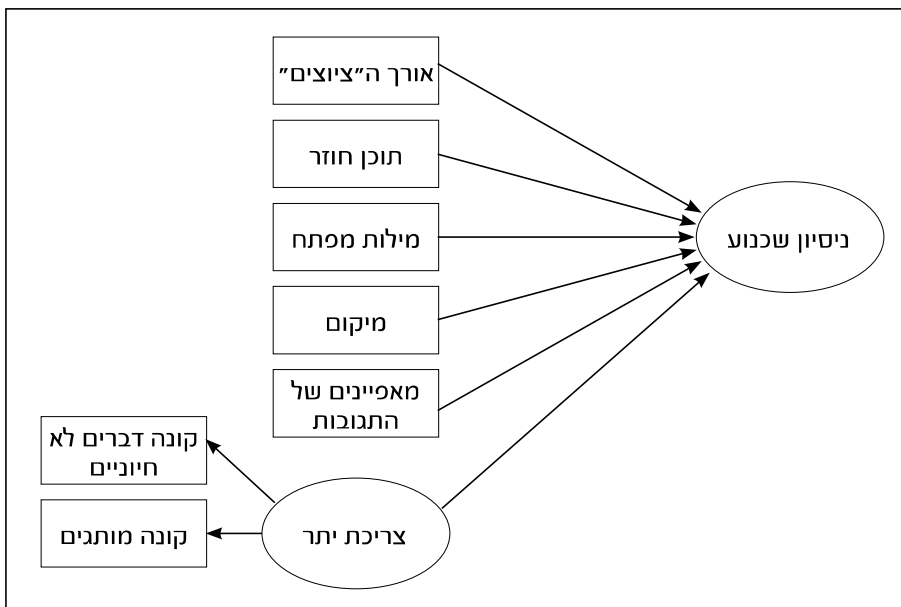
מה גורם לניסיונות שכנוע, מבנה כזה עשוי להטעות את המחקר. הסיבה לכך היא שאם החוקר אינו מבין מראש את המבנה הסיבתי הזה ועובד מול נתונים של שניים מהמושגים, קרי "צריכת יתר" ו"ניסיון שכנוע", הוא עשוי להסיק בטעות שצריכת יתר גורמת לאדם לעסוק בניסיונות לשכנוע, מכיוון שהערכים של שני משתנים אלה אכן נעים יחדיו. אלא שהאמת אינה כזאת, ושני המושגים נעים יחדיו בגלל גורם סיבתי המשותף לשניהם ("צורך בסטטוס"). מסיבה זאת, המושג "צורך בסטטוס" במבנה כזה נקרא במדעי החברה משתנה "מבלבל".

מבחינתו של מדען הנתונים, שמטרתו היא לנבא ולא להסביר, אין בכך שום בעיה. אם דרך העבודה עם הנתונים מתגלה ש"צריכת יתר" נעה יחד עם "ניסיונות שכנוע", אפשר להכניס "צריכת יתר" למודל הניבוי. גם אם ידוע המבנה הסיבתי וידוע ש"צריכת יתר" אינה גורמת לאדם לעסוק ב"ניסיון שכנוע", אלא נגרמת (יחד עם ניסיונות שכנוע) על ידי גורם שלישי שמדידתו אינה זמינה, עדיין אין שום בעיה להכניס "צריכת יתר" למודל. לחילופין, אם אין אפשרות למדוד את המושג הסיבתי המשותף – במקרה זה "צורך בסטטוס" – מומלץ לנסות להכניס למודל הניבוי את המושג השני שנגרם על ידו, כלומר, "צריכת יתר". תוצאה זו מוצגת באיורים 6 ו-7. הקשרים במודל הניבוי הזה אינם קשרים סיבתיים, אלא סטטיסטיים.

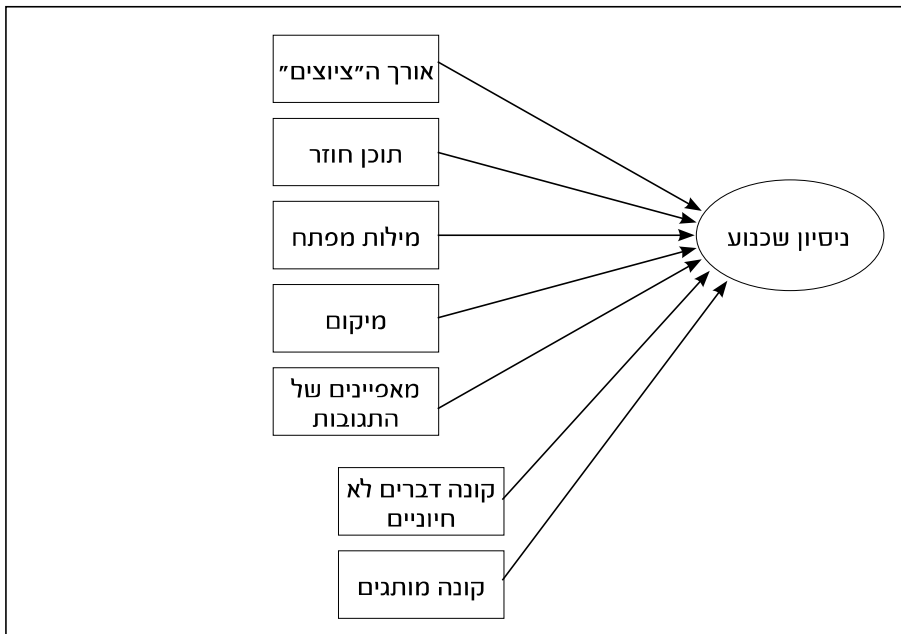
לסיכום, תיאוריות ממדעי החברה מצביעות על גורמים אפשריים שניתן להכניס למודל הניבוי. מדען הנתונים נוטה להכניס למודל הניבוי תכונות שהן אופייניות לתופעה. מודל סיבתי שמקורו במדעי החברה עשוי להצביע על גורמים נוספים. המקרה הפשוט שראינו הוא של גורמים שהם סיבתיים לתופעה עצמה, כגון "צורך בסטטוס" באיור 5. המקרה המורכב יותר הוא זה שיש לו גורם משותף עם התופעה, כגון "צריכת יתר" באיור 6. לפיכך, היכולת של תיאוריות ומודלים ממדעי החברה להצביע על מנבאים פוטנציאליים נראית לנו עשירה ומשמעותית.

מדעי החברה כמקור למודלים סיבתיים למשימות הדורשות סיבתיות

בחלק הקודם של המאמר דנו במודלים סיבתיים כמקור להכנסת גורמים למודל. בחלק זה אנו מתייחסים למודלים סיבתיים כמקור לקביעת המבנה של המודל, וזאת עבור שיטות במדעי הנתונים שיכולות לנצל זאת. כאשר מדובר בהתנהגות דינמית, הסיבתיות מהווה נושא אקוטי עבור מדען הנתונים. לדוגמה, ניסיון שכנוע הוא "תהליך" הכולל הבנה והטמעה, ולא רק "אירוע" הקורה באופן מיידי בעקבות פעולה או משפט בודד. בתהליך זה מתקיים דיון בין שני שחקנים לפחות, כאשר הגורם המשכנע מנסה להביא טיעון טוב ככל האפשר על פי תגובת הגורם אותו הוא מנסה לשכנע. זהו מודל של מערכת עם משוב.



איור 6: שילוב משתנים מתערבים באופן חבוי



איור 7: שילוב המדדים הנצפים מתוך המשתנה המתערב

בעיה דינמית כזאת ניתנת למידול בעזרת "תהליך מרקובי" ו/או ברשת בייסיאנית.⁶ "תהליך מרקובי" הוא מודל מתמטי, שבו המעברים בין המצבים תלויים במצב ובפעולה האחרונים בתהליך. מי שבונה מודל כזה נדרש לקבוע מראש את המבנה שלו, לקבוע אילו מצבים קשורים על ידי קשת ביניהם ואילו לא, ולעיתים גם לקבוע השערה התחלתית של הסתברויות המעבר בין המצבים השונים. מי שקובע מרכיבים אלה במודל כבר עוסק בעצם בבנייה של מודל סיבתי, אבל רק במובן הסטטיסטי והצר של המילה, כלומר, קובע קשר סטטיסטי חד-כיווני בין שני מצבים. לקביעות אלו ניתן לגשת על בסיס אינטואיציה, אבל אפשר לבסס אותן גם על מודל סיבתי במובן המהותי יותר. מדובר בהשערה המתבססת על תיאוריה ממדעי החברה, לפיה גורם אחד, כמו מצב פסיכולוגי פנימי, גורם לדבר אחר לקרות. מודל סיבתי מהסוג הזה מאפשר למדען הנתונים לקבוע מבנה יותר נכון של המודל הסטטיסטי. בכל המקרים הללו, קביעה (נכונה) של קשרים בין מצבים מאפשרת למערכת להגיע לביצועים טובים יותר ו/או ללמוד להגיע לביצועים הטובים ביותר שלה, וזאת על סמך מספר הרבה יותר קטן של נתונים.

בעולם מדעי המחשב, ממד VC הוא מדד כמותי למורכבות המודל, ומספר הדוגמאות שיש לדגום כדי ללמד מודל הוא פונקציה של השגיאה הרצויה, הביטחון הסטטיסטי של התוצאה ומורכבות המודל. ככל שהמודל פשוט יותר, ניתן להשתמש בפחות דאטה ומשאבי חומרה וזמן. כאשר אין לנו ידע מוקדם ואנו מחברים כל צומת לכל צומת אחר, מספר הקשתות שלנו עולה. אולם, כאשר אנו מבינים את הסיבתיות הקיימת בבעיה, מספר הקשתות יורד בצורה דרסטית, כך שניתן להגיע למודל איכותי בעזרת הרבה פחות מידע.

תפקיד זה של המודל הסיבתי רלוונטי למדען הנתונים בהקשר לקטגוריה רחבה של בעיות, אותן פותרים בשיטה של "למידה מחיזוקים" (*reinforcement learning*). שיטה זאת מסתמכת על למידה מתוך ניסוי וטעייה, במסגרת סדרת אינטראקציות עם הסביבה. בעיות מסוג זה מתאפיינות בדינמיות, והשיטה של "למידה מחיזוקים" מבוססת ביסודה על מידול של "תהליך מרקובי" שהוזכר לעיל. מדובר בבעיות שהן מסובכות לפתרון, שכן הן דורשות בדרך כלל מספר רב של דוגמאות או סימולציות. הבנת הסיבתיות מאפשרת את הבניית הקשרים הפנימיים בין מצבי המודל. התנהגות אנושית הינה מערכת מורכבת הכוללת דינמיות רבה ותגובתיות לסביבה. כדי להתאים מודל הנבנה בשיטה של "למידה מחיזוקים" להתנהגות אנושית, יש מקום לשתף פעולה

R. Bellman, "A Markovian Decision Process", *Journal of Mathematics and Mechanics*, 6 (5) (1957): 679-684.

R. S. Sutton, A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction* (Cambridge: MIT Press, 1998).

בין מדען החברה, אשר מבין את הקשרים ואת המעברים בין הפעולות שהאדם נוקט, ובין מדען הנתונים, אשר צריך לבחור מבנה מתאים של מודל.

סוג נוסף של בעיות המחייבות הבנה של סיבתיות הוא זה העוסק ב"התערבות". בבעיות מסוג זה, מטרת המערכת אינה רק לנבא, אלא להמליץ על התערבות שתוביל לתוצאה רצויה. כשמדובר בשכנוע, ניתן להניח שמידת רגישותו של אדם להשפעה ולשכנוע על ידי מסר נורמטיבי תלויה בגורמים שונים, כמו השעה ביום שבה הוא מקבל את ההודעה, מספר המילים בהודעה, מיקומו הגיאוגרפי של שולח המסר, רמת ההשכלה ומידת הבדידות של הנמען ומשתנים נוספים. בחלק מהמשתנים הללו אנו מסוגלים להתערב. בהקשר זה, אחת המשימות שיכולה להיות מוטלת על מדען הנתונים היא "התערבות", כלומר, באילו גורמים כדאי לו להתערב כדי למקסם את הסיכויים שהמסר המשכנע יהיה מוצלח, וכיצד?

בעיות מסוג "התערבות" מחייבות מודל של סיבתיות: מדעי הנתונים מכירים מדדים שמעריכים את עוצמת הגורמים השונים במודל, כמו מדדי information gain, המצביעים על קשר בין הגורם ובין התוצאה. עשויים להיות גורמים עם עוצמה גבוהה אשר אינם נמצאים תחת שליטתנו, או גורמים שהם בשליטתנו אבל אין להם קשר סיבתי עם התוצאה, ולכן אין טעם להתערב בהם. לדוגמה, נחזור לאיוורים 5-7 ונדמין מודל עם מבנה דומה, ואפילו עם משתנים דומים, אלא שהתוצאה (מימין) היא "נתון להשפעה על ידי מסר נורמטיבי". כלומר, במקום מודל שמטרתו היא לזהות "ניסיונות שכנוע", המשימה היא לנבא את הצלחתו של ניסיון מסוים. אפשר שנטיל על מדען הנתונים משימה להמליץ למקבלי ההחלטות באיזו דרך כדאי להתערב כדי למקסם את סיכויי ההצלחה. כעת נניח שמדען הנתונים אינו מודע לכך שהמבנה הסיבתי הוא זה שמופיע באיור 5, אלא מכיר רק את המבנה של איורים 6 ו-7, כלומר יודע שאלה הם גורמים עם יכולת ניבוי. אם מדען זה ישווה בין עוצמות הניבוי של הגורמים השונים וימצא, לדוגמה, שעוצמתו של "קונה מותגים" היא רבה, הוא עשוי להמליץ לגרום לאותו אדם לקנות מותגים עוד לפני שפונים אליו עם מסר נורמטיבי, כדי להעלות את סיכויי ההצלחה של הפנייה. אלא שזו תהיה טעות, כי המודל הסיבתי הוא כמו זה שמופיע באיור 5, וקניית המותגים לא גורמת להצלחת הפנייה; גם הצלחת פניית השכנוע וגם קניית המותגים נגרמות על ידי גורם שלישי.

לסיכום, יש סוגים של בעיות במדעי הנתונים שלגביהם מבנה הקשרים בין הגורמים במודל הינו בעל חשיבות ותועלת רבה. ידע על מבנה סיבתי מהווה בסיס למבנה הקשרים של "מערך מרקובי" או של מודל בייסיאני, שהם השיטות הרווחות לטפל במשימות דינמיות כמו "למידה מחיזוקים". בנוסף, משימות התערבות, שבהן המערכת או המדען נדרשים להמליץ על פעולת התערבות, מחייבות הבנה של הסיבתיות בין

הגורמים. בכל המקרים האלה, מודלים סיבתיים מבוססי תיאוריה, כמו המודלים של מדעי החברה, יכולים לשמש כמקור ידע.

שיפור הגדרות

להלן נפרט כיצד ההתמודדות של מדעי החברה עם הגדרות יכולה לתרום למדעני הנתונים. אחד ההבדלים במטרות שסקרנו במבוא למאמר זה הוא הנטייה של מדעני החברה להתלבט תדיר לגבי הגדרות ומדדים, וזאת לעומת מדעני הנתונים, שהם פחות מוטרדים מהתפלפלויות כאלו. אחת הסיבות לכך היא שמדען הנתונים עוסק לרוב בנתונים קונקרטיים ולא במושגים מופשטים. כאשר עוסקים במשתנים קונקרטיים מדידים, אין ספקות רבים לגבי הגדרתם, כפי שקורה לגבי מושגים חבויים. סיבה נוספת להבדלים נעוצה בשיטות, שרובן ככולן מבוססות על למידה מנתונים. לדוגמה, אחת השיטות הרווחות במדעי הנתונים היא למידת מכונה מבוקרת, שבה מובאות דוגמאות לתופעה שרוצים לזהותה. בשיטה הזאת התוכנה לומדת מדוגמאות. היא אינה זקוקה להגדרה וגם לא לומדת את ההגדרה, אלא לומדת תכונות מזהות. תוכנת למידה מבוקרת שלומדת לזהות פרח איריס בתמונה לא צריכה, ולא לומדת, את ההגדרה של "איריס" (אם היה מדובר במקרים שיש צורך בתיוג ידני של דוגמאות כדי לאפשר את הלמידה המבוקרת מלכתחילה, ניתן היה לחשוב שצריך הגדרה מדויקת כדי להנחות את העוסקים בתיוג הידני. אלא שזה לא המצב; כמו המחשב, גם אנשים לומדים טוב יותר מדוגמאות מאשר מהגדרות). מכיוון שלא מדובר במושגים חבויים ומכיוון ששיטות הלמידה פועלות על פי דוגמאות, במדעי הנתונים יש פחות צורך להתחבט סביב הגדרות, לעומת המצב במדעי החברה.

כשמתחבטים בהגדרות, השאלות הן רבות. למשל, על ההגדרה של המושג "שכנוע" ישאלו החוקרים במדעי החברה את השאלות הבאות: האם שכנוע הוא כמו השפעה? האם ההגדרה מניחה שיש כוונה מאחורי ניסיון השכנוע? האם היא מניחה הצלחה בשכנוע? האם מדובר בשכנוע גם אם השאיפה היא להשפיע רק על הדעה ולא לגרום לפעולה מעשית? וכן הלאה. כשמתלבטים במונחים של מדידה, השאלות הנשאלות הן: אילו נתונים נצפים ייחשבו כמשקפים או כמייצגים ניסיון לשכנוע? האם ניסיון לשכנוע הוא משתנה בינארי או רציף? אם הוא משתנה רציף, האם טיעון ארוך יותר ייחשב לניסיון שכנוע נרחב יותר?

כל השאלות האלו, הנוגעות להגדרה ולמדידה, מתעוררות משום שמדעני החברה מנסים להבין תופעה הנהגית במונחים קונצפטואליים. הגדרת המושג הינה קריטית, במיוחד בהתחשב בכך שהחוקרים במדעי החברה מגבשים במקרים רבים באופן אקטיבי את המדדים המייצרים את הנתונים – אותם מדדים האמורים לשקף את המושגים החבויים. המדדים החדשים נגזרים מתוך ההגדרות ואמורים לתקף או להפריך את

ההגדרות של המושגים החבויים. כאשר המושגים גוזרים את המדדים, ולא המדדים מגדירים את הסיווג, יש חשיבות עצומה להגדרות מדויקות ומוסכמות. לסיכום הדברים עד כאן: התהליך הוא שהחוקר מציע מושג חבוי, כמו "צורך בסטטוס", ומגדיר אותו. מכיוון שמדובר במושג מופשט, ולרוב אף חבוי, החוקר גם נדרש להציע דרכי מדידה שלו, וזאת על ידי משתנים נצפים העולים בקנה אחד עם ההגדרה. אחרי שהוגדרו המושגים והוצעו דרכי המדידה, מגיע שלב איסוף הנתונים. ניתן היה לצפות שבשלב הזה ייפסקו סוף-סוף ההתפלספויות סביב ההגדרות וניתן יהיה לגשת לניתוח הנתונים. אלא שדווקא אחרי שנאספו הנתונים, פוקדים שוב את נושא ההגדרות, מכיוון שבשלב זה ניתן לבחון אותן מול המציאות! זוהי נקודה חשובה: ברגע שיש מדדים נצפים שעולים בקנה אחד עם ההגדרה, ניתן לבחון ולהוכיח, כביכול, את ההגדרה המוצעת בשיטות סטטיסטיות. אחת השיטות לכך היא Confirmatory Factor Analysis – CFA של "מודל המדידה", קרי, הקשרים של המושג האמורפי המוצע עם המשתנים המדדים שלו. כאשר החוקר טוען שהמושג המוצע קיים, שיש לו הגדרה מסוימת וגם דרכי מדידה בהתאם, טיעון זה גורר ציפיות סטטיסטיות אותן יכול לבדוק ה-CFA. ניתוח זה בוחן אם קיימים קשרים סטטיסטיים בין המדדים השונים וביניהם למושג החבוי, כפי שמשתמע מהמבנה שמציע החוקר. אם תוצאת הבחינה היא שלילית, קיימות האפשרויות הבאות: או שהמושג אינו תקף, או שאחד או יותר מהמדדים שהוצעו אינו משקף נאמנה את המושג כפי שהוגדר. בדרך זו בודקים את ההגדרה של המושג על ידי שיטות סטטיסטיות, וכאשר המושג מתקף, מדען החברה יכול להמשיך בבחינת הקשרים הסיבתיים בין מושגים שונים.

אחרי שהבנו את התפקיד המרכזי של הגדרת מושגים במדעי החברה, נשאלת השאלה כיצד הגישות והשיטות של מדעי החברה עשויות להועיל גם למדען הנתונים? לדעתנו, חידוד של הגדרות יכול להועיל בכמה אופנים: השיטות שתוארו לעיל מהוות עבור מדען הנתונים סוג מיוחד של "הנדסת מאפיינים" (feature engineering), כאשר הוא ניצב בפני בעיות שבהן אי אפשר לקיים למידה עמוקה או כשזו טרם הוכיחה את עצמה. כידוע, "הנדסת מאפיינים" היא אחד השלבים הקריטיים בלמידת מכונה, שבמסגרתו מעבדים את הנתונים הגולמיים במטרה לתת להם צורה שתשפר ותייעל את תהליך הלמידה. במקרים רבים, מדען הנתונים יתייעץ עם מומחה מעולם התוכן, ועל סמך התובנות ינסה "להנדס" את המאפיינים (ה"פיצ'רים").

התהליך של קביעת הגדרות במדעי החברה, כפי שתואר לעיל, משמש תפקיד דומה, אבל ייחודי: במקום שיש מומחה מעולם התוכן מצד אחד ומומחה בנתונים מצד שני, יש שיטה מסודרת בתוכם. השיטה בנויה כך שתוכל לסדר נתונים בצורה הגיונית בעולם התוכן. כפי שתיארנו, בתהליך התיקוף מלבנים הגדרות למושגים, ויחד עם זאת, וכחלק מאותו תהליך, מסדרים ("מהנדסים") את הנתונים לפי ההבנות

וההגדרות האלו. שימוש במושגים חבויים המוגדרים היטב מוביל להורדה מושכלת של ממדי הבעיה ולמיקוד תשומת הלב במשתנים רלוונטיים יותר מבחינת התיאוריה. הורדת הנתונים היא תולדה של ארגון המודל לפי מושגים חבויים, שלכל אחד מהם יש משמעות ברורה, יחד עם קשרים סיבתיים ביניהם שמקורם בתיאוריה מסבירה. כדי להתמודד עם בעיות שבהן ניתן להשתמש בלמידה עמוקה, משתמשים פעמים רבות בשיטות כמו הוספת אילוצים על פונקציית המחיר או למידה עצמית מונחית (self-supervised learning), ושמים פחות דגש על "הנדסת מאפיינים". לדעתנו, הבנת תוכן עמוקה בעזרת השיטות שתוארו לעיל תעזור תמיד לניצול מיטבי של הנתונים. בסופו של דבר מתברר כי השיטות שפותחו כדי להגיע להגדרות טובות במדעי החברה מהוות דרך אפשרית ל"הנדסת מאפיינים" גם במדעי הנתונים.

ירידה במספר הממדים, על ידי מעבר ממשתנים נצפים רבים ועצמאיים למספר קטן של מושגים מוגדרים, תורמת רבות ליכולתו של מדען הנתונים להסביר את המודל. אמנם, מטרתו העיקרית של מדען הנתונים היא לנבא ולא בהכרח להבין, אולם יש הקשרים רבים, כולל הקשרים מודיעיניים, בהם המשתמש ירצה להבין, ו/או יצטרך להסביר את הבסיס לניבוי או להמלצה (אם מדובר במשימת התערבות). מודל ניבוי, הבנוי על בסיס מושגים חבויים ספורים וברורים, שמאחוריהם עומדת מערכת שלמה של משתנים בודדים, יהיה הרבה יותר פשוט להבנה.

בהסתכלות מודיעינית, אם המשימה היא להשפיע על אחרים (ולא רק לנטר ניסיונות שכנוע של אחרים), היכולת להגדיר את תכליתו המדויקת של מבצע ההשפעה, וכן לגבש מדדים איכותיים לבחינת הצלחתו, היא סוגיה מורכבת. זאת, בשל הקושי לבדד משתנים, להעריך מהן תוצאותיו הישירות או העקיפות של מבצע ההשפעה ולהפריד בינו ובין התרחשויות שאינן נובעות כלל ממנו. אין ספק שמורכבות זו גוברת כאשר מנהלים מבצע השפעה ארוך טווח ומתמשך. כמו כן, יש הבדל מהותי בין היכולת להשפיע ולמדוד את ההשפעה על אדם בודד או על קבוצה מצומצמת (למשל, מנהיג ומעגל מקבלי ההחלטות הקרוב לו) ובין היכולת להשפיע ולמדוד את ההשפעה בפועל על קבוצה רחבה יותר, כמו פלח מסוים באוכלוסייה.

האתגר של ייחוס תוצאות לגורמים יכול להיות נדון כנושא נפרד, אך החלטנו לכלול אותו במסגרת נושא ההגדרות, מפני שעולה מתוך הדברים שהאתגר החשוב יותר בתנאי שטח הוא למצוא מדידות אפשריות להגדרות, ולא דווקא מדידות מושלמות-אקדמיות. אפילו במקרה זה, החוקר ממדעי החברה יוכל להציע עזרה מסוימת, שהרי גם באקדמיה מתקיימים מחקרים בתנאי שטח, תוך רצון לשמר עד כמה שאפשר את שאר היתרונות האקדמיים, ובכללם ההקפדה על הגדרות. לדוגמה, יש מתודולוגיות של "מקרי בוחן" (case studies), בהם החוקר עוקב אחרי הנעשה ברב-ממדיות רבה, מתוך ניסיון להבין את התופעה ולהגיע ליכולת לייחס תוצאות לגורמים. בנוסף לכך,

יש שיטות המשלבות בין מספר "מקרי בוחן", או בין מספר "מקרי בוחן" מהעבר ובין מקרה בהתהוות, כאשר השיטות השונות משלימות האחת את השנייה, והכל במטרה להגיע ליכולת לייחס תוצאות לגורמיהן.

לסיכום, ההתעסקות בהגדרות ובמדידות יכולה להועיל למדען הנתונים בשני היבטים עיקריים: ראשית, השיטות לליבון ולבחינת ההגדרות מהוות סוג מיוחד של "הנדסת מאפיינים" והורדת ממדים מושכלת; שנית, ההפרדה בין מושג למדידה והיחס ביניהם מוסיפים ליכולתנו להסביר את המודל.

מדעי החברה כגורם לחידוד משימות ולהצעת משימות חדשות

העניין שיש למדען החברה בהגדרות ובממדים למושגים אמורפיים, וכן במודלים סיבתיים, הביא במקרים רבים גם לפיתוח תיאוריות מקיפות לתופעות שונות. ככל שהתיאוריה מתפתחת ומעמיקה את הבנתנו, כך יש ביכולתנו להציע עוד כיוונים למחקר, תוך שימוש במדעי הנתונים. הדבר נכון גם במקרה של חקר השכנוע.

"אסטרטגיית שכנוע" היא שיטה שבה משתמש הגורם המבקש לשכנע כדי לנסות לשנות את העמדה של קהל היעד. אסטרטגיות שכנוע הן נושא למחקר בתחום הפסיכולוגיה החברתית. החוקרים במסגרת זו מנסים להבין את המנגנונים הפסיכולוגיים שבאמצעותם אמונות יכולות להשתנות. את ניסיונות השכנוע ניתן לחלק לשלוש אסטרטגיות כלליות: רציונלית, רגשית וחברתית-נורמטיבית. לאחר מכן ניתן לשאול באופן כללי האם המשכנע פונה לרציונליות של קהל היעד, לרגש שלו או לנורמות החברתיות? שימוש בדרך זו יביא את המודל התיאורטי לשנות את הגדרת הבעיה מסיווג בינארי (יש או אין ניסיון שכנוע) לבעיית סיווג מרובת קטגוריות (איזו שיטת שכנוע הופעלה?). השינוי בהגדרת הבעיה פותח עוד כיווני מחקר: כך, למשל, במצבים עתירי רגש, כגון סכסוך לאומי, ניתן לשער שלשכנוע המבוסס על רגש יהיה סיכוי גבוה יותר לעורר תגובות התנהגותיות מאשר לטיעונים רציונליים. סביר להניח גם שאנשים שונים יתאימו לאסטרטגיות שונות. מודלים תיאורטיים פותחים כיוונים חדשים למחשבה, באופן המסייע לחדד ולהרחיב את אתגרי הניבוי שמדעני הנתונים נדרשים להתמודד איתם.

מה נותן לנו מדע הנתונים בחזרה?

להלן נבחן מקצת הדרכים שבהן משימה מעשית ומנבאת של מדעי הנתונים יכולה לשמש כבסיס לפיתוח תיאוריה במדעי החברה. גם כאן ניעזר במחקר השכנוע כדוגמה. הפרויקט שלנו לוקח תוכן שנוצר על ידי המשתמש כקלט, ומבקש לזהות ולאפיין ניסיונות שכנוע על פי שלושת הסוגים האפשריים שנמנו לעיל. מתווה ההליך הוא פשוט. כדי "לחלץ" פתרון, אנו מתחילים עם גישה פשוטה של מילות מפתח. מילות מפתח

מסוימות נתפסות כמשויכות לאחד משלושת סוגי השכנוע, ללא תלות בהקשר. לדוגמה, הביטוי "דמיינו לעצמכם..." ישויך לרוב עם פנייה לרגש; הביטוי "האם ידעתם ש..." ישויך לרוב לטיעון רציונלי אינפורמטיבי; ואילו הביטוי "רוב האנשים קונים..." ישויך לאסטרטגיה של נורמות. כך, באמצעות מילון מונחים מקודד, אנו אוספים טקסטים המכילים את מילות המפתח או את הביטויים הללו. הטקסטים ייחשבו כדוגמאות אפשריות לכל סוג של שכנוע (ביחס להגדרה שנומקה כמתאימה למטרותינו). דוגמאות אלו יקודדו ידנית (גם כאן ביחס להגדרה הפורמלית ולהנחיות קידוד), כשהמטרה היא לבנות מאגר נתונים מתויג לשם תרגול מסווג. המסווג יקבל כקלט תכונות טקסטואליות ותכונות של מטא-נתונים (כמו מספר סימוני "לייק" וכדומה). מספר קטן של מחקרים נקטו מהלכים אלה, כך שיש לנו בסיס מסוים להשערה מהן התכונות שיהיו מנבאות. עם זאת, המחקרים הקודמים לא עשו הבחנה בין סוגים שונים של פנייה (לרציונל, לרגש, לנורמות), כך שבמקרה שלנו מדובר למעשה במחקר חדש.

בהתבסס על הניסיון שנצבר במשימות דומות ועל הספרות המצומצמת שפורסמה בנושא של "זיהוי שכנוע" אוטומטי, אנו מעריכים שזיהוי של ניסיונות שכנוע וסיווגם לשלוש הקטגוריות לא תהיה משימה קלה. אחת התחבולות של מדעי הנתונים במקרה של תופעות שקשה לזהות, במיוחד בהקשרים שבהם השחקן מעוניין שלא זיהו את מעשיו, היא לחפש את התגובה לאירוע במקום את האירוע עצמו. כאשר מדובר במילות מפתח, המשכנע יכול אמנם להימנע במתכוון משימוש בביטויים שגורים כדי למנוע זיהוי, אבל אין לו שליטה על האופן שבו אנשים יגיבו. מכיוון ששכנוע חותר לשנות מצב תודעתי של קהל היעד, התגובות לניסיון השכנוע צפויות לכלול הצהרות על העמדה הנוכחית של קהל היעד או על תהליך שינוי העמדה. תגובות שעושות שימוש בביטויים כמו "אני מתקשה להאמין..." מסגירות שנעשה ניסיון לשכנע. גם מטא-נתונים, כמו מספר האנשים שהעבירו הודעה לחברים, מסגירים ניסיון לשכנע.

למרות שמטרת מדעי הנתונים היא בעיקר לנבא, מודל הניבוי (הסיווג) יקדם את ההבנה התיאורטית לגבי תהליך השכנוע עבור כל אחד משלושת סוגי השכנוע שאנו חוקרים. מודל הניבוי גם יכוון אותנו לדרכים השונות שבהן הנמענים מגיבים לסוגי הפנייה השונים. התכונות שחושף מודל הניבוי עשויות לשמש בבוא העת כתבניות חדשות לתוצאות שכנוע, וזאת בנוסף למדדים המשמשים כיום בספרות העוסקת בשכנוע. תפקידו של המדען החברתי יהיה לפענח את התוצאות ולהבין את משמעותן בהקשר של המושגים המוגדרים והמדדים המעשיים.

מסקנות

מאמר זה עסק בשאלה מה יכול המחקר במדעי החברה להציע למדעני הנתונים בכלל, ולקהילת המודיעין בפרט. ניתן היה לחשוב ששיתוף פעולה בין שתי קבוצות המדענים

יתבסס על חלוקת עבודה פשוטה, לפיה מדעי החברה מציעים כיווני מחשבה, ומדעי הנתונים מציעים שיטות וביצוע של פתרונות קונקרטיים. ייתכן שבעידן מוקדם יותר תרומתם של חוקרים ממדעי החברה אכן הסתכמה בכיווני מחשבה בלבד. במהלך השנים, עם פיתוחן של שיטות חדשניות ועוצמתיות בתחום מדעי הנתונים, אותן שיטות החלו לשמש גם בתחומים שקשה לאפיין אותם רק על בסיס נתונים, כמו ניבוי של התנהגויות אנושיות מורכבות. במילים אחרות, מדעי הנתונים עוסקים כיום גם בעולם התוכן של מדעי החברה, ובמקביל, מדעי החברה התקדמו ונוספו ופותחו בהם שיטות כמותיות לטיפול ביעדים. כלומר, יש כיום שיטות כמותיות במדעי החברה המתאימות לעולם התוכן של מדעים אלה.

מהסיבה הזאת חשבנו שיהיה זה נכון לפרוס תמונה עדכנית ומפורטת של היחס בין מדעי החברה ובין מדעי הנתונים ושל האפשרויות לשיתוף פעולה ביניהם. התחלנו עם הצגת מספר הבדלים בהנחות ובמטרות בין מדעי החברה למדעי הנתונים, המביאות לתהליכי עבודה שונים מאוד ביניהם ואף לשיטות כמותיות אחרות. עם זאת, הראנו כי הגישות המאפיינות את מדעי החברה יכולות לשמש גם את מי שעוסק בבניית מודלים בסגנון מדעי הנתונים ולהביא לו, בין השאר, שורה של תועלות: מקור לגורמי ניבוי אפשריים; מקור למודלים במקומות שהסיבתיות היא הכרחית אפילו לצורכי ניבוי (כגון, בהקשרים דינמיים); קפדנות ושיטות לחידוד הגדרות של מושגים חבויים – דבר שמהווה שיטה ייחודית ל"הנדסת מאפיינים" וגם מוסיף ליכולת להבין ולהסביר את המודלים הניבויים; מקור לכיווני פיתוח נוספים. במקביל, השיטות של מדעי הנתונים, שהן, כאמור, עוצמתיות ומרשימות, יכולות לקדם בצורה משמעותית את התיאוריות של מדעני החברה.

הכרה של הדיסציפלינות השונות ושל המטרות והתרבות המחקרית שלהן יכולה, אפוא, להוביל להפריה הדדית ולהתקדמות משמעותית במחקר ובפיתוח. אנו מקווים ששתי קהילות המדענים ימשיכו להשקיע בניסיון להעריך כיצד פרויקטים משותפים יוכלו להיות מועילים ומספקים לשני הצדדים.