

הפקולטה לניהול ע״ש גילפורד גלייזר

הצעת תוכנית המחקר בלימודי דוקטורט - Ph.D.

*יישומי למידת מכונה לחיזוי העדפות צרכניות: גישה מונחית נתונים במערכות להזמנת טיסה*

*Machine-learning applications for predicting consumer preferences: A data-driven approach in flight reservation systems*

מאת: עומר עייש



מנחה המחקר: פרופ׳ אמיר שני

חתימת מנחה המחקר: \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

חתימת יו״ר ועדת מוסמכים: \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

אלול, תשפ״ד ספטמבר, 2024

תוכן עניינים

|  |  |
| --- | --- |
| **1. מבוא ..................................................................................................................** | **1** |
| **2. סקירת ספרות ופיתוח השערות המחקר ......................................................................** | **3** |
| 2.1 תועלת AI נתפסת ........................................................................................................ | 4 |
| 2.1.1 תפקידם של יישומי בינה מלאכותית כלפי צרכנים .................................................... | 4 |
| 2.1.2 יישומי בינה מלאכותית בתעשייה ובמחקר .............................................................. | 5 |
| 2.2 אתגרי השימוש ביישומי בינה מלאכותית ........................................................................ | 6 |
| 2.2.1 ניהול אחראי במערכי Big-Data ............................................................................. | 6 |
| 2.2.2 יישום אבטחה ופרטיות נתונים ...............................................................................  2.2.3 אמון הצרכנים במערכת מונחית נתונים ................................................................... | 7  8 |
| 2.4 למידת מכונה במערכות מונחות נתונים ...........................................................................  2.4.1 למידת מכונה קלאסית ..........................................................................................  2.4.2 מודלים של למידת מכונה .......................................................................................  2.5 מערכות מונחות נתונים להזמנת טיסה ...........................................................................  2.5.1 מודל קבלת הטכנולוגיה .........................................................................................  2.5.2 גורמי השפעה טכנולוגיים במערכות להזמנת טיסה ................................................... | 9  9  10  11  11  11 |
| **3. שיטות ................................................................................................................** | **13** |
| 3.1 מערך המחקר .............................................................................................................. | 13 |
| 3.1.1 מאפייני מערך הניסוי ............................................................................................ | 13 |
| 3.1.2 מאפייני המדידה .................................................................................................. | 14 |
| 3.1.3 הקצאת המשתתפים ............................................................................................. | 14 |
| 3.1.4 עיצוב כלי המחקר ................................................................................................. | 15 |
| 3.1.4.1 פיתוח תוכנה ................................................................................................. | 15 |
| 3.1.4.2 מבנה כלי המחקר .......................................................................................... | 15 |
| 3.1.4.3 מערכת הניסוי ומודל הלמידה ......................................................................... | 16 |
| 3.1.5 שיטת המדידה ......................................................................................................  3.1.5.1 דיוק החיזוי של העדפות צרכנים ......................................................................  3.1.5.2 בחינת תפיסות צרכנים באשר לשימוש במערכת ................................................ | 17  18  18 |
| 3.1.6 איסוף הנתונים ..................................................................................................... | 19 |
| 3.1.6.1 אוכלוסיית המחקר ........................................................................................  3.1.6.2 שיטת הדגימה ............................................................................................... | 19  19 |
| **4. תרומתו הצפויה של המחקר .....................................................................................** | **20** |
| 4.1 השלכות תיאורטית ...................................................................................................... | 20 |
| 4.2 השלכות מתודולוגית .................................................................................................... | 20 |
| 4.3 השלכות יישומיות ........................................................................................................ | 20 |
| **ביבליוגרפיה ............................................................................................................** | **21** |
| **נספחים ..................................................................................................................** | **28** |
| נספח 01. סקיצת כלי המחקר: מערכת הניסוי; גירסה עברית ................................................. | 28 |
| נספח 02. סקיצת כלי המחקר: טיוטת משוב; גירסה עברית .................................................... | 35 |
| נספח 03. מדדי טיב התאמה ................................................................................................  נספח 04. טופס הסכמה מדעת להשתתפות במחקר ................................................................ | 36  37 |

**רשימת טבלאות**

|  |  |
| --- | --- |
| טבלה 01: עיקרי מהלך הניסוי ................................................................................................ | 17 |

**רשימת איורים**

|  |  |
| --- | --- |
| איור 01: דיאגרמת ון לצורות חיתוך פופולאריות בין קבוצות שונות בעולם הנתונים ..................... | 3 |
| איור 02: צורתו הכללית של אלגוריתם Self-Training ............................................................. | 16 |

**1. מבוא**

מדעי הנתונים והתנהגות צרכנים הם תחומים המקיימים יחסי גומלין ביניהם, ובעשור האחרון, הפך הקשר ביניהם הפך להדוק יותר. השילוב בין מערכי נתוני-עתק ולמידת מכונה מספק כלים טכנולוגיים חדשים המעניקים לעסקים ולצרכנים ערך מוסף משמעותי (Duan, Edwards, & Dwivedi, 2019). למידת-מכונה, המסווגת כקבוצה ייחודית תחת בינה-מלאכותית (Artificial Intelligence – “AI”), פרצה לתודעתם של חוקרים ומדענים באמצע המאה ה-20, בניסיון להבין באופן מושגי את פעולת המוח האנושי (MacCulloch & Pitts, 1943). אחת התרומות היישומיות החשובות של למידת-מכונה היא יכולתה להפיק תובנות רבות-ערך ממערכי נתונים עצומים ומורכבים. מאחר שמידע דיגיטלי צומח בצורה אקספוננציאלית, טכניקת ניתוח נתונים מסורתית עלולה שלא לגלות דפוסים משמעותיים או מגמות החבויות בנתונים הרבים (Sagiroglu, Seref, & Sinanc, 2013). לעומת זאת, ביכולתה של למידת המכונה להניב מסקנות לגבי קיומם של קשרים בין משתנים אשר עלולים לחמוק מהאינטואיציה האנושית, ועל כן, חשיבותה במשימות ניהול נתונים היא רבה. בעולם דינאמי ומהיר שבו הצרכנים חשופים להיצף-מידע והעדפותיהם משתנות ללא הרף, חשיבותה של משימת ניהול הנתונים והפיכתם למידע בעל ערך היא גבוהה מתמיד. ההחלטות שמקבלים צרכנים מונעות מחשיבה רציונאלית, אך גם מגירויים שונים, וכאשר מדובר בתהליך המתבצע במערכת ממוחשבת, החשיפה לגירויים גבוהה אף יותר (Steenkamp & Baumgartner, 1992). אמנם, מערכות ממוחשבות המשמשות להזמנת מוצר או שירות על ידי צרכנים אינן מהוות חידוש. יחד עם זאת, התועלת המופקת מהמידע הזמין בהן מהווה בסיס לחידושים טכנולוגיים רבים (Oussous et al., 2018). גוף הידע הרחב בתחומי מדעי הנתונים והתנהגות צרכנים בתיירות מעיד על תשומת הלב המחקרית הרבה המופנית אליהם, והודות להשגת חידושים טכנולוגיים משמעותיים בשילוב בין התחומים, נראה כי נושאים תיאורטיים חדשים שטרם הוצבו תחת הזרקור עשויים לשמש כר פורה למחקר.

המחקר המוצע מבקש לבחון את יעילותה של מערכת הזמנת טיסה מונחית נתונים המופעלת על ידי אלגוריתמים של למידת מכונה, בהשוואה למערכת הזמנת טיסה שאינה מונחית נתונים. באופן מעשי, מטרת מערכת איסוף הנתונים היא לחזות את העדפות הצרכן בפרמטרים שונים בהזמנת טיסה, ובאמצעות ניסוי מעבדה מבוקר,למדוד את הפער בין העדפות חזויות להעדפות בפועל. בנוסף, הרקע התיאורטי הרחב העוסק בהיבטים צרכניים של בינה מלאכותית חושף אתגרי אתיקה רבים, מורכבויות בטיפוח אמון צרכני וחששות מצד הצרכן מפני הפרות פרטיות – אלמנטים המדגישים את המורכבות שבתכנון תהליך ההזמנה במערכת ממוחשבת (Gonçalves et al., 2023; Du & Xie, 2021; Bostrom & Yudkovsky, 2018; Etzioni & Etzioni, 2017). לפיכך, בעוד שחיזוי מדויק של נתונים מהווה משימה מרכזית במחקר, ישנה חשיבות תיאורטית רבה גם להתייחסות לאתגרים האתיים הנלווים לכך. מתוך הכרה באתגרים אלו, המחקר מבקש להתעמק במודל למידה מפוקחת-למחצה (“Semi-supervised learning model”) במטרה להגדיל את דיוק החיזוי בהתבסס על מדגם ״אימון״ מצומצם (n=500) יחסית לאלו שיכולים מערכי נתוני-עתק לספק. הבנת ההשפעות של מודלים חישוביים אלו על תפיסות והתנהגות הצרכנים נושאת השלכות תיאורטיות, מתודולוגיות ויישומיות משמעותיות, ומשכך, סביר שהמחקר יוכל להדגיש את חשיבותן.

לאור האמור לעיל, מבקש החיבור שלהלן לעמוד על שאלות המחקר הבאות:

1. באיזו מידה מסוגלת מערכת מונחית נתונים לחזות במדויק את העדפות הצרכנים בפרמטרים הנוגעים להזמנת טיסה, תוך שימוש במודל של למידה מפוקחת למחצה?
2. באיזה אופן משפיעה רמת המידע שמספקים הצרכנים על יכולת החיזוי של העדפותיהם במערכת מונחית נתונים, תוך שימוש במודל של למידה מפוקחת למחצה?
3. באיזו מידה קיימים הבדלים בתפיסת אתגרי השימוש ביישומי AI בין צרכנים המשתמשים במערכת מונחית נתונים לבין אלו המשתמשים במערכת שאינה מונחית נתונים?
4. באיזו מידה קיימים הבדלים בתפיסת התועלת שביישומי AI בין צרכנים המשתמשים במערכת מונחית נתונים לבין אלו המשתמשים במערכת שאינה מונחית נתונים?

בחינת השאלות לעיל תסייע למחקר המוצע להשיג את המטרות הבאות בהתאמה:

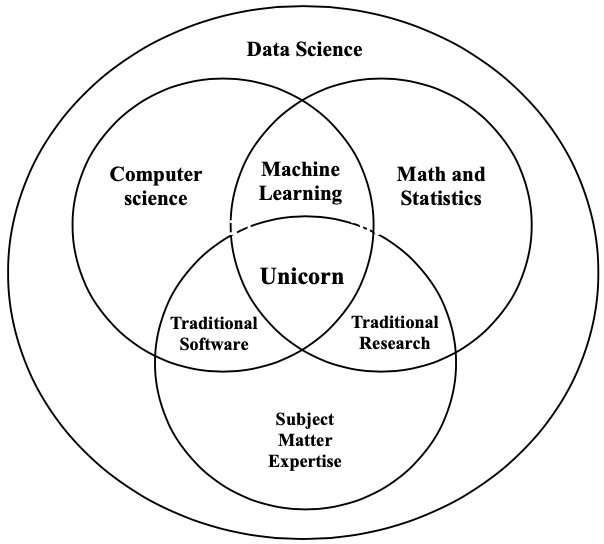
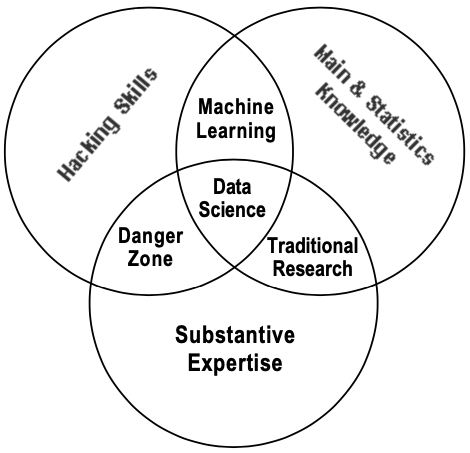
1. בחינת הדיוק בחיזוי העדפות צרכנים במערכת מונחית נתונים המבוססת על אלגוריתמים של למידת מכונה - מטרה זו נועדה להעריך את יכולת המערכת לחזות במדויק את העדפות הצרכנים בפרמטרים הקשורים להזמנת טיסה, תוך שימוש במודל של למידה מפוקחת-למחצה. הדיוק בחיזוי מהווה אלמנט משמעותי בקשר בין הצרכן לבין המערכת, ובפרט, עשוי לספק מסגרת הבנה מעמיקה יותר באשר להיבטים תיאורטיים הנוגעים למערכות תומכות החלטה.
2. ניתוח ההשפעה של רמת המידע שמספקים הצרכנים על יכולת החיזוי של העדפותיהם - מטרה זו מבקשת לבחון את הקשר בין כמות ואיכות המידע המסופק על ידי הצרכנים לבין רמת הדיוק של החיזוי במערכת מונחית נתוניםף וזאת במטרה להבין עד כמה יכול מידע מוגבל לשמש את המערכת לחיזוי העדפות מדויקות, וכיצד ניתן להגדיל את הדיוק במקרים שבהם המידע חלקי או מועט. מטרה זו אף עשויה להרחיב את גוף הידע התיאורטי בנושאי שיטות מחקר ואלגוריתמיקה, ועל ידי כך, לסייע למפתחי אלגוריתמים של למידת-מכונה.
3. השוואת תפיסתם של צרכנים את אתגרי השימוש ביישומי AI בין מערכת מונחית נתונים לבין מערכת שאינה מונחית נתונים - מטרה זו נועדה לבחון את ההבדלים בדפוסי התנהגות צרכנים במערכות טכנולוגיות שונות, תוך התמקדות בשינויים בתפיסת הניהול האחראי של מערך הנתונים, בשמירה על פרטיות המשתמשים ובאמון הצרכנים במערכת. השוואה זו עשויה להדגיש את היתרונות והחסרונות של שימוש במערכות מבוססות בינה מלאכותית לעומת מערכות מסורתיות.
4. השוואת תפיסתם של צרכנים את התועלת שביישומי AI בין מערכת מונחית נתונים לבין מערכת שאינה מונחית נתונים - מטרה זו נועדה לבחון את יכולת אבחנתם של הצרכנים ביישומי בינה מלאכותית הנמצאים במערכת להזמנת טיסה, ואת מידת התועלת שלכאורה הופקה מהם במהלך תהליך ההזמנה.

מטרות המחקר המפורטות לעיל מבוססות על שילוב בין טכנולוגיות חיזוי מתקדמות לבין היבטים התנהגותיים של הצרכן המודרני. תוך שימוש במודל למידה מפוקחת-למחצה, המחקר שואף לא רק להגדיל את הדיוק בחיזוי העדפות הצרכנים, אלא גם להבין כיצד גורמים כמו כמות המידע הנמסרת משפיעים על ביצועי המערכת ועל תפיסות הצרכן. כמו כן, המחקר עוסק בשאלות הנוגעות לאמון ושביעות רצון צרכנים, ובכך, מעבר לתרומה תיאורטית ראויה, מנסה המחקר להציע תרומה מתודולוגית ויישומית שתאפשר למערכות מונחות נתונים להביא תועלת רבה יותר הן לעסקים והן לצרכנים.

**2. סקירת ספרות ופיתוח השערות המחקר**

בעידן הדיגיטלי כיום, חוללה התפתחותם המואצת של מדעי הנתונים מהפכה בהיבטים שונים של העשייה האנושית. הודות לסביבה טכנולוגית זמינה ולתוכנות מחשב שונות המשרתות פעילויות שגרתיות של אוכלוסיות רבות בעולם, מערכי נתוני-עתק כוללים כמויות עצומות של נתונים זמינים, ומאפשרים לחברות רבות בתעשייה ליצור תועלת הן עבור בעלי מניות והן עבור הצרכן. התחומים הרבים המשויכים למדעי הנתונים הם כוח מרכזי בהפקת תובנות ממערכי נתוני עתק מורכבים שכאלו. באופן ייחודי יותר, התקשרותם של מדעי הנתונים לאלגוריתמים מתמטיים מתוחכמים ולמידע זמין מוכיחה יכולת יוצאת דופן לעיבוד ושימוש בנתונים בתחומים רבים (Brady, 2019).

מזה זמן רב קיימת הכרה בחשיבותם של מדעי הנתונים כדיסציפלינה אוטונומית וכמושג, אך רק במהלך המאה ה-21 החל מושג זה למשוך תשומת לב ניכרת בקרב הקהילות האקדמיות והמקצועיות בעולם. יחד עם זאת, הרקע התיאורטי הנרחב סביבו מצביע עד כה על קושי להגדירו במדויק, וזאת לצד ניסיונות מקוריים להסבירו באופן בהיר. מחד גיסא, לפני יותר מעשור, טענו החוקרים Provost & Fawcett (2013) כי הגדרת המושג ״מדעי הנתונים״ במדויק הינה משימה מאתגרת למדי. אחת הסיבות לכך, לטענתם, היא היותם של מדעי הנתונים שזורים באופן סבוך עם מושגים אחרים ממוקדים יותר ובעלי חשיבות גוברת, כגון ״נתוני-עתק״ ו-״קבלת החלטות מונחות נתונים״. על כן, הגבול בין מדעי הנתונים ככלל לבין תחום ייחודי יותר כמו ״נתוני-עתק״ עלול להיות מטושטש. לפיכך, במחקרם, הודגש כי על הגדרת המושג ״מדעי הנתונים״ להיות דינאמית ולהיעשות בהתאם לתחום הספציפי שבו היא מופיעה. מאידך גיסא, בהמשיכם דיון זה, טענו החוקרים Maslianko & Sielskyi (2021), כי למרות חוסר הבהירות שבהגדרת מושג זה, ניתן לתארו ולהסבירו באופן ברור על ידי הקפדה על קריטריוני ההגדרה הבאים: 1) העמקה במילות המפתח המשמשות את הגדרתו הבסיסית; 2) הבנת השיטות והמודלים הכלליים שעליהם מבוסס המושג ואשר עמם חולק הוא שטח מדעי משותף; ו- 3) הבנת מטרתה התיאורטית של ההגדרה הבסיסית והיקפה. קריטריונים שיטתיים אלו נועדו לסייע בהבנת מסגרתו רבת-התחומים של עולם הנתונים, ולשפר את האופן שבו הוא מוגדר.



*איור 01. דיאגרמת-ון המציגה צורות ״חיתוך״ פופולאריות בין קבוצות שונות בעולם הנתונים. מימין, הצורה המוצעת על ידי יועץ הנתונים והסופר האמריקאי דרו קונווי; משמאל, הצורה המוצעת על ידי מפתח הבינה המלאכותית והבלוגר סטיבן גרינגר Taylor, 2017)).*

עולם הנתונים הרחב, על תחומיו הרבים, מומחש בצורות שונות בספרות המחקרית. צורת המחשה ידועה ומוכרת היא ״דיאגרמת-ון״ אשר פיתח המתמטיקאי והפילוסוף הבריטי המשפיע ג׳ון ון, ושבאמצעותה מקובל להציג פעולות ״איחוד״ ו-״חיתוך״ בין קבוצות. דיאגרמת-ון ידועה כצורת המחשה המציגה בבהירות תחומים וקבוצות במדעי הנתונים (Ho et al., 2020). צורות ההמחשה הפופולאריות (איור 01) מציגות את מדעי הנתונים כתחום ייחודי מוגדר, המהווה שטח מדעי משותף לתחומים ״מתמטיקה ושיטות סטטיסטיות״, ״פיצוח קוד-תוכנה״ ו-״מומחיות ממשית״. נוסף על כך, מדעי הנתונים מוצגים כעולם רחב הכולל בתוכו מגוון תחומים מעולמות השיטות הכמותיות ומדעי המחשב. כיום, אין עדיין הסכמה מחקרית חד-משמעית באשר לצורה הנכונה והמתאימה ביותר, ועל כן הוגדר הדבר כ-״מערכה מתמשכת של דיאגרמות עולם הנתונים״ (Taylor, 2017). התחומים העיקריים המתוארים לעיל והמופיעים בצורות שונות של עולם הנתונים הרחב מהווים את אבני הבניין של עולם ייחודי ומרתק בשם ״בינה מלאכותית״. כתת-תחום של מדעי המחשב, מתמקדת הבינה המלאכותית בתכנון תוכנות מחשב ומכונות המסוגלות לבצע משימות שבני אדם טובים בהן באופן טבעי, לרבות משימות מורכבות כגון הבנת תבניות וזיהוי תמונות (Raschka, Patterson, & Nolet, 2020).

***2.1 תועלת AI נתפסת***

בינה מלאכותית מהווה מזה זמן רב מקור לסקרנות בקרב קהילות רבות של חוקרים אקדמיים, יזמים ובעלי עניין אחרים. לפני יותר משלושה עשורים, הגדיר החוקר האמריקאי הפרופסור ג׳יימס פצר, בספרו “Artificial Intelligence: Its Scope and Limits”, מהי בינה מלאכותית וכיצד היא נבדלת מזו האנושית. ״מלאכותיות״, לדבריו, קשורה למקורותיה והיווצרותה של הבינה. להבדיל מבינה אנושית אשר הינה תוצאה של השפעה טבעית (בעיקר ביולוגית או אבולוציונית), הבינה המלאכותית הינה תוצאה של המצאה אנושית ומהווה תכונה בודדת או מקבץ תכונות שתוכננו ועוצבו על ידי בני אדם כדי להיות חלק ממכונה (Fetzer, 1990). ג׳יימס פצר התבסס, בין היתר, על נתוני מחקר מוקדם יותר, אשר הציע להדגים את יכולותיה של הבינה המלאכותית באמצעות ניסוי קוגניטיבי מבוקר שבו ישתתפו בני אנוש ומכונה ״חכמה״. על פי הערכת תוצאות אפשריות שעשויות היו להתקבל בניסוי שכזה, עלתה המסקנה החשובה כי בינה מלאכותית ״אמיתית״ הינה יכולת המכונה לתמרן את האדם שכנגדהבאופן שיקשה עליו להתמודד מולה במשימה מסוימת, לא פחות מאשר אם היה מתמודד מול בן אנוש. מערך ניסוי זה ידוע גם במונחים ״משחק החיקוי״ או ״מבחן טיורינג״ (Turing, 1950). מחקר מוקדם אחר דן ביחסי הגומלין שבין בינה מלאכותית לפסיכולוגיה, והסביר את האופן שבו בינה מלאכותית ופסיכולוגיה גם יחד משתמשות בכלים תיאורטיים על מנת להתחקות אחר אופן עיבוד המידע האנושי. אמנם, מובן כי בינה מלאכותית היא אינה פסיכולוגיה. יחד עם זאת, שני התחומים שזורים האחד בשני ולשניהם כושר הפריה הדדית (Nilsson, 1982).

*2.1.1 תפקידם של יישומי בינה מלאכותית כלפי צרכנים*

מחקרים מוקדמים כגון אלו שהוצגו לעיל ממחישים את מגמת ההתפתחות שעבר חקר הבינה המלאכותית לאורך שנים ומאפשרים הצצה מרתקת אל העבר הרחוק. במאמרו הידוע “Mind” משנת 1950, ציין המתמטיקאי הבריטי הידוע אלן טיורינג (הוגה ״מבחן טיורינג״ המוזכר לעיל) רשימת בקשות אפשריות הדורשות מיומנויות מורכבות שונות ממכונה ״בעלת עור אנושי״ כדבריו (Turing, 1950). בקשות ממכונה המבוססת טכנולוגיית בינה מלאכותית הוצתו בדמיונם של ממציאים וחוקרים ידועים כבר לפני שנים רבות והפכו לחזון המתממש כיום בדמות שילובה של הבינה המלאכותית במגוון תחומים רחב. שילוב שכזה מאפשר למשתמש להיחשף לסט-מיומנויות של מכונות הפועלות בתחום ספציפי (למשל: מערכת זיהוי-פנים המוטמעת בממשק המשתמש של רשת “Facebook”), או בתחומים כלליים (למשל: כלי הבינה המלאכותית הגנרטיבית “Mistral” ו- “ChatGPT”), ומפיקות עבור הצרכן תועלת רבה. חלק נוסף בחזון זה הוא נגישות טכנולוגיית הבינה המלאכותית למשתמש, המאפשרת להסתייע בה גם בסביבת המחשוב הביתית והמקצועית, לשימושים מגוונים. מחקרים רבים עוסקים בסוגיית התועלת אשר מסבה בינה מלאכותית לצרכנים. מחקר מוקדם מראה כי תועלת נתפסת קשורה קשר אדוק לקבלת הצרכן את הטכנולוגיה, והגדיר אותה כמידת אמונו של אדם בכך ששימוש במערכת מסוימת ישפר את ביצועיו (Davis, 1986). Nagy & Hajdú (2021) המחישו כיצד תועלת הנתפסת משימוש בבינה מלאכותית במערכת קניות מקוונות מהווה גורם מנבא ל-״קבלת הצרכן״ (Consumer acceptance), ומצאו כי התועלת אף חשובה מקלות השימוש במערכת. מחקר נוסף, העוסק בעזרי קול הנתמכים בבינה מלאכותית (כדוגמת “Siri” של חברת Apple), הצביע אף הוא על חשיבותה הרבה של תועלת נתפסת והדגיש את תפקידה מול הצרכן (Malodia et al., 2021). התפתחות הטכנולוגיה לאורך השנים אימצה שינויים רבים בתחום החדשנות בבינה מלאכותית, חלקם רבי-תועלת לצרכן. יחד עם זאת, התפתחות זו לא תמיד הניבה מערכת יחסים חיובית בין התועלת הנתפסת לבין נאמנותו של הצרכן או כוונתו לבצע רכישה חוזרת (Malhan, Mewafarosh, & Agnihotri, 2023). על כן, ניתן להניח כי הקשר בין התועלת הנתפסת להתנהגות צרכנים הינו דבר מורכב.

*2.1.2 יישומי בינה מלאכותית בתעשייה ובמחקר*

מעבר להיותה תחום מרתק, הבינה המלאכותית מהווה כיום אמצעי להשגת יעדים מקצועיים רבים ועל כן נבחנה התקשרותה לנושאי מחקר מגוונים בפריזמות שונות: Gupta et al. (2023), למשל, בחנו במחקרם את השפעתה החיובית של הבינה המלאכותית על יעדי פיתוח בר קיימא, ואיששו את הקשר ביניהם; Haug & Drazen (2023) המחישו את חשיבותה של הבינה המלאכותית בשילובה בתחום הרפואה הקלינית, ואת הניסיונות השונים לעשות כן לאורך השנים. במחקרם, הם דנו בטיעונים שעלו במחקרים מוקדמים אחרים בנושא (למשל: Brodman et al., 1960; Schwartz, 1970) אשר הצביעו על כך שמכונה יכולה לבצע בעצמה אבחנות רפואיות וכי עד לשנת 2000 למחשבים יהיה תפקיד חדש ומשמעותי במדעי הרפואה. במבט לאחור, מובן כי בעשורים מוקדמים אלו, פיתוחים טכנולוגיים בוסריים בשילובכוח מחשוב חלש יחסית, לא יכלו עדיין להניב את התוצאות הרצויות בזירה מורכבת שכזו. מחקרים מוקדמים אלו ואחרים חשפו למעשה את חוסר-ההצלחה של שילוב הבינה המלאכותית בתחום הרפואה הקלינית עד לתחילת שנות ה-80. לעומת זאת, נכון לעשור השלישי של שנות ה-2000, ממלאה הבינה המלאכותית תפקיד ממשי ברפואה הקלינית ומבצעת משימות אבחון רבות המשפרות את איכות הטיפול, ממש כפי שחזו חוקרים לפי שנים רבות. עם זאת, חשוב לזכור כי ״הבינה המלאכותית אינה מחליפה את אנשי המקצוע בתחום הרפואה אלא מאפשרת להם לבצע את עבודתם טוב יותר״ (Haug & Drazen, 2023, p.1208).

שימושים יישומיים של בינה מלאכותית מודגשים רבות במחקרים חדשים גם בתחומי הניהול השונים: Pereira et al. (2023) סקרו את ההזדמנויות והאתגרים העשויים לנבוע משילובה של בינה מלאכותית בניהול משאבי אנוש, על ידי הצלבת נתוני 60 מאמרים שונים שעסקו בשילוב בינה מלאכותית במקום העבודה והשפעתה על כושר התפוקה. במחקרם עלה כי פונקציות שונות של בינה מלאכותית עשוית לסייע בניהול משאבי אנוש טוב יותר. למשל, באיתור יעיל של מועמדים מתאימים לתפקיד נתון, או בחישוב נוסחת התשלום המאזנת באופן אופטימאלי בין ביצועים לתגמול; Bhima et al. (2023) בחנו את תפקידה של הבינה המלאכותית בשיפור מערכות מידע ליעילות ארגונית. ממצאי מחקרם הצביעו על הנחיצות שבהכשרת כוח האדם והגברת המודעות הארגונית לסביבת בינה מלאכותית, וזאת בכדי להפיק ממנה את מירב התועלת. בדומה למסקנתם החשובה של Haug & Drazen (2023) באשר להיותה של הבינה המלאכותית ״אמצעי״ ולא ״תחליף״, גם החוקרים Giraud et al. (2023) גרסו כי כישורים מקצועיים של מנהלים בארגונים עשויים להשתפר כתוצאה מאינטראקציה עם מערכות בינה מלאכותית, אך רק מעטים מהכישורים הללו יוחלפו על ידה לחלוטין (איסוף מידע וקבלת החלטות פשוטה) או יישארו ללא שינוי מהותי (מנהיגות ודמיון). מחקר אחר, שעסק בניהול שירות לקוחות מקוון על ידי בינה מלאכותית, הצביע על עמדות הצרכנים כחלוקות באשר למעורבותם של ״סוכני בינה מלאכותית״ במקום אלו האנושיים. בעוד שצרכנים מסוימים העריכו את יתרונותיה של טכנולוגיית הבינה המלאכותית בשירות הלקוחות, צרכנים אחרים טענו כי היא בעלת חיסרון ניכר לעומת שירות ומענה אנושיים. לטענת החוקרים, עמדות חלוקות אלה מקורן בהבדלים בין מאפייני הצרכנים שהשתתפו במדגם. פרט להבדלים סוציו-דמוגרפיים, הבדל נוסף טמון במידת החשיבות שייחסו צרכנים לבינה מלאכותית ביחס ליתרונותיה וחסרונותיה עבורם בפרט ולשירות לקוחות בכלל (Li et al., 2020). צרכנים רבים מוצאים בבינה המלאכותית ערך מוסף רב ועל כן חשיבותה עבורם גוברת, אך במקביל, ערך זה חשוף לאתגרים חברתיים ואינדיבידואלים רבים (Puntoni et al., 2021).

הרקע התיאורטי המתאר את שילובה של הבינה המלאכותית בתחומים מגוונים ואת השפעתה על הצרכנים מצביע על חשיבותה הרבה, אך הצלחתו תלוי גם בהתפתחות סביבתה הטכנולוגית. אם בעבר הרחוק מאגרי נתונים מקוונים היו לרוב ״בלתי-נגישים״, כיום, אנו חווים תופעה של ״היצף-מידע״ (Information Overload) המתבטא בדרכים שונות ובערוצים רבים. להבדיל מבני-אנוש אשר עשויים לתפוס את המידע בצורה שונה איש מרעהו (Chavan, 2018), בינה מלאכותית מאפשרת למכונות שונות לעבד ולנתח כמויות מידע גדולות יותר בצורה דומה יחסית. לפיכך, נגישותם של נתונים רבים בצורות שונות מסייעת לשילובה המוצלח של בינה מלאכותית בתחומים מגוונים, ועל כן התפתחותם של מדעי הנתונים כמערכי נתוני-עתק מהווה גורם מעצב בסביבתה של הבינה המלאכותית (Zhou et al., 2017). אולם, למרות החשיבות הרבה שבכך, נגישות נתונים רבים למערכות מקוונות הינה מקור לאתגרים צרכניים משמעותיים, ועל כן מהווה השימוש האפשרי בהן נושא מורכב למדי (Khanan et al., 2019).

***2.2 אתגרי השימוש ביישומי בינה מלאכותית***

*2.2.1 ניהול אחראי במערכי Big-Data*

״נתוני-עתק״ או בשמם הלועזי ״Big-Data״, מספקים הזדמנויות חדשות לחברה המודרנית ואתגרים למדעני נתונים. מחד גיסא, מערך נתוני עתק טומן בחובו ״הבטחה״ להשגת אוכלוסייה הטרוגנית ופלחי שוק רבים שמורכב לזהותם במערכי נתונים בקנה מידה קטן יותר. מאידך גיסא, גודל המדגם האדיר ורב-הממדיות הגבוה מציגים אתגרים חישוביים סטטיסטיים ייחודיים (Fan, Han, & Liu, 2014). אמנם זוכה תחום ״נתוני-עתק״ לתשומת לב רבה מהקהילה האקדמית ברחבי העולם כתחום מחקר, אך הדהוד זה מדגיש במקביל גם את מורכבותו הרבה של ניהול הנתונים. הטרנספורמציה הדיגיטלית המתקיימת בעולם היא זו האחראית לכמויות הנתונים הגדולות שנוצרו ואוחסנו, ובכל שנה, מתמשכת מגמת התרחבות מערכי הנתונים. לכן, מיטוב שיטות עיבודן הוא אתגר ממשי. דוגמא לכך טמונה בהיבטים הנדרשים בהתייחסות בעת ניהול מערך נתוני-עתק טיפוסי, ואשר פורסמו במחקרם של Yaqoob et al. (2016): 1) ארכיטקטורת אחסון המתייחסת לאופן שבו הנתונים מאוחסנים בסביבת המחשוב; 2) הפצה מחשובית המתייחסת לכמות מחשבים המחוברים לרשת אחת ואשר חולקים רכיבי תוכנה משותפים; 3) טכנולוגיית אחסון המתייחסת למיקום שבו הנתונים מוחזקים בצורה אלקטרומגנטית או אופטית; 4) טכנולוגיית אנליטיקה המתייחסת לניתוח חישובי שיטתי של הפיכת הנתונים למידע (זהו בעצם תהליך קבלת החלטות מונחה-נתונים); ו- 5) חווית המשתמש המתייחסת לאיכות הכוללת של ״מפגש״ המשתמש עם המערכת הרלוונטית שאיתה הוא עובד, בבחינת היבטים חווייתיים מעשיים המדגימים אינטראקציית אדם-מכונה.

בניגוד למערכי נתונים מסורתיים, מערכי נתוני-עתק מתייחס למערכות נתונים אשר הולכות וגדלות וכוללות פורמטים הטרוגניים: 1) נתונים מובנים – המורכבים בעיקר מערכים כמותיים שניתן לסווגם ולסדרם בטבלאות או בכל מודל נתונים דומה; 2) נתונים מובנים למחצה – המורכבים מתכונות ארגוניות מסוימות המאפשרות לסווגם, אך יחד עם זאת, כוללים גם מידע אשר לא ניתן לתיוג, כגון תוכן הודעת דואר אלקטרוני; ו- 3) נתונים לא מובנים – המורכבים בעיקר ממידע איכותני כגון טקסט, וידאו, ושמע, שלא ניתן לסיווג במודל נתונים (Oussous et al., 2018). רוב מדעני הנתונים והמומחים בתחום מאפיינים את נתוני העתק על ידי שלושת הפרמטרים הבאים (הנקראים גם “3Vs”): 1) נפח (“Volume”) – נפחם של נתוני העתק הוא עצום ונמדד ביחידות ״זתה-בייט״ (1021), ונפח הנתונים המקוונים הזמינים בעולם צומח במהירות מסחררת בכל שנה שחולפת (Kune et al., 2016); 2) מהירות (“Velocity”) – קצב ייצור הנתונים מהיר מאד ויש לעבדם במהירות דומה בכדי להפיק מידע שימושי ותובנות רלוונטיות בזמן קצר; ו- 3) מגוון (“Variety”): הנתונים הרבים נוצרים ממקורות שונים בפורמטים מרובים ועל כן המגוון הקיים במערך נתוני-עתק בודד הינו עצום (Oussous et al., 2018; Furht et al., 2016). כאמור, שילובה המוצלח של בינה מלאכותית בתחומי ידע שונים תלוי גם בסביבתה. על כן, ניתוח נתוני עתק על ידי יישומי בינה מלאכותית ממחיש את התרומה הייחודית שניתן להפיק כתוצאה משילוב בין שני התחומים. במחקר שנערך בשנת 2019 ושילב בין מערכי נתוני-עתק ובינה מלאכותית לצורכי קבלת החלטות, ציינו החוקרים מספר הצעות: הראשונה שבהן הייתה ״התפתחות תיאורטית״ הממליצה להגדיר מחדש מושגים בתחום הבינה מלאכותית בכדי להתאימם טוב יותר לתקופה הטכנולוגית הנוכחית. הצעתם השנייה ממליצה לפתח מדדים ייעודיים לבחינת יתרונותיה והשפעתה של הבינה המלאכותית ביחס למקרי בוחן שונים. הצעתם השלישית המליצה לפתח מסגרת מושגית טובה יותר בנושא קבלת החלטות מונחית נתונים, וזאת כדי להבין כיצד משפיעות מערכות בינה מלאכותית על ביצועים אישיים וארגוניים. בנוסף, הוצעה מסגרת מעשית לשיפור ״אינטראקציית אדם-טכנולוגיה״, שלפיה מערכות בינה מלאכותית תעוצבנה באופן אשר יקל על האינטראקציה האנושית עימן, ותלמדנה את העדפות המשתמשים בכפוף להסכמתם לכך. לבסוף, הציעו החוקרים ליישם בינה מלאכותית בכפוף להכרת הסינרגיה הנדרשת בינה לבין מערכי נתוני-עתק, לרגישות הפרטיות הנדרשת בעת חשיפתה לנתוני-עתק ולהבנת השפעת התרבות האישית והארגונית על מוכנות ליישום בינה מלאכותית בתהליכים חשובים בארגון ומחוצה לו (Duan, Edwards, & Dwivedi, 2019). מחקר זה ממחיש את הרגישות הרבה שבניהול מערכי נתונים המונעים על ידי בינה מלאכותית.

*2.2.2 יישום אבטחה ופרטיות נתונים*

בשני העשורים האחרונים, נראה כי פרטיות המשתמשים בממשקים דיגיטליים היא אתגר שסביבו מתחולל שיח ער. אתגר זה חל על תחומים וענפים רבים, והוא מהווה נושא קריטי למפתחי ומשתמשי מערכות מבוססות בינה מלאכותית (Bostrom & Yudkovsky, 2018). סתירה ברורה מתקיימת בין החשש מפרטיות נתונים לבין השימוש הרחב בהם. הספרות המחקרית מגדירה את המונח ״פרטיות״ כזכות לקבל שליטה מסוימת על האופן שבו מידע אישי נאסף ועל השימוש בו. באופן ספציפי יותר, פרטיות נתונים מוגדרת כיכולת של אדם או קבוצה למנוע מנתונים אישיים להגיע לידיהם של אנשים בלתי רצויים (Jain, Gyanchandani, & Khare, 2016). חשיפה אפשרית של הצרכנים לבעיות פרטיות זוכה בספרות המחקרית לתהודה שלילית רבה, אך גם לפתרונות יישומיים. למשל, Puri & Haritha (2016)המחישו במחקרם כיצד חששות פרטיות המשתמשים מתגברות עם ביצוע פעולות חילוץ, איסוף ושיתוף נתונים בלתי מורשים. ממצאיהם הצביעו על האחריות הרבה שיש לארגונים המנהלים מערכי נתוני-עתק ועל כך שארגונים רבים אינם יכולים להתמודד כשורה עם אחריות זו, ועל כן מסקנתם הייתה שעל חברות וארגונים לבצע מיקור חוץ ולשכור את שירותיו של גוף חיצוני שינהל את הנתונים תחת אבטחה מחשובית נאותה. Sofia-Comas & Domingo-Ferrer (2016) הגדירו את ההיבטים הקיימים בנושא פרטיות הנתונים, והם: 1) הסכמת הפרט למתן גישה לנתונים; 2) אפשרות הפרט להגביל את המטרה שלשמה נאספים הנתונים; 3) שקיפות מלאה כלפי הפרט בעת הענקת זכויות גישה לנתונים לצד שלישי; ו- 4) מתן אפשרות לעריכת הנתונים מחדש על ידי הפרט. החוקרים טענו כי אנונימיזציה נראית ככלי הטוב ביותר לצמצום קונפליקטים הקשורים בפרטיות נתונים, והמחישו כיצד מתמודדים מודלי פרטיות המשמשים לאנונימיזציה עם סוגיית הפרטיות במערכי נתוני-עתק. יחד עם זאת, ולמרות חששות פרטיות הנתונים, מערכי נתוני-עתק הם אבן דרך בעידן המדע שמביאים להשפעה עמוקה על החברה האנושית, כך שכמעט כל חלק בחברה מצפה לשפר את עצמו באמצעותם (Yu, 2016). כך, מחקרים רבים מבהירים את חשיבותם של מערכי נתוני העתק ואת עובדת היותם חלק בלתי נפרד מעולמנו. המורכבות שבניהולם, בפרט כאשר משולבת בהם בינה מלאכותית, מעלה תהיות באשר ליכולת הממשית להתמודד עם אתגרים שונים, החל מהימנעות משגיאות סטטיסטיות, דרך הקפדה על ניהול פרטיות המשתמשים, וכלה בהתמודדות עם סוגיות מורכבות כמו קבלת החלטות מונחות נתונים. הספרות המחקרית שנסקרה לעיל מראה כי פתרונות יישומיים רבים עומדים בפתחן של בעיות הפרטיות, ורובם מסבים לצרכן תועלת ניכרת ומגבירים את חשיבותה של הבינה המלאכותית במלאכה שלשמה נועדה. דבר זה מתאפשר מתוך הנחה כי תפיסת תועלת וחשיבות גוברת על תפיסת סיכון (Cheng, 2022).

*2.2.3 אמון הצרכנים במערכת מונחית נתונים*

מכוניות אוטונומיות ללא נהג, כלי נשק אשר ״בוחרים״ את מטרתם, מנתחים רובוטיים, ומערכות חומרה ותוכנה המסייעות לקשישים וילדים, הן רק קצה הקרחון של יכולותיה הטכנולוגיות של הבינה המלאכותית כיום ,ובפרט כאשר היא ניזונה מנתוני-עתק זמינים מכל סוג. מכאן עולה השאלה ״האם ביכולתה של קבלת החלטות אוטונומית שכזו לקחת בחשבון השלכות פוטנציאליות?״. שאלה זו חושפת את אתגר האמון המורכב במערכות המבוססות אלגוריתמים של בינה מלאכותית (Etzioni & Etzioni, 2017). אמנם, יישום נכון של תכונות הבינה המלאכותית עשוי לתרום לפריחה אנושית (Stahl et al., 2021), אך למרות זאת, נראה כי רבות הן סוגיות אמון המשתמשים בנושא בינה מלאכותית. במאמרם של Du & Xie (2021), העוסק באתיקה של בינה מלאכותית בשווקים צרכניים, סקרו החוקרים סוגיות אתיות מרכזיות שזיהו במהלך המחקר, והן: 1) הטיות בינה מלאכותית; 2) עיצוב אתי; 3) פרטיות צרכנים; 4) אבטחת סייבר; 5) אוטונומיה ורווחה של הפרט; ו- 6) אבטלה. לדברי החוקרים, הדרכה למנהלים העוסקת בסוגיית הפרטיות עשויה להקל על התמודדותם עם השלכות אמון שונות אשר נובעות משימוש חיובי או שלילי של הצרכנים בכלי הבינה המלאכותית.

במחקרם של Gonçalves et al. (2023), בחנו החוקרים את הפתרון האפשרי להשלכות הללו מנקודת מבטו של הצרכן. החוקרים טענו כי דווקא אמון גובר מצד הצרכן בכלי בינה מלאכותית שונים עשוי להתעלם מסוגיות האתיקה שאליהן חשופים כלים אלו. בנוסף, פירטו החוקרים כי הגורמים 'סיכון נתפס', 'אמון נתפס' ו'גישה צרכנית';ממלאים חלק מהותי בקבלת הצרכנים את נוכחותה של הבינה המלאכותית. לפיכך, הוצע כי יש לאפשר מקום רחב יותר לשיקולי הצרכנים ולאמון שהם רוחשים במערכת, וכך בעקיפין, ייטלו הם חלק באחריות להשלכות המוזכרות לעיל, מכיוון שהם בוחנים באופן אינדיבידואלי ועל כף המאזניים את הסיכון האפשרי בשימוש בטכנולוגיה הנתונה. על פי הספרות המחקרית, נראה כי אמון מצד הצרכנים המשתמשים בכלים מבוססי בינה מלאכותית הינו גורם חשוב המניע את המשתמש לשיתוף פעולה ולניצול האפשרויות בממשק הנתון. כאמור, אמון מהווה מרכיב בשרשרת המובילה לקבלת הצרכנים (Nagy, S., & Hajdú, 2021). שיתוף פעולה גובר של הצרכן במערכת מקורו בתפיסת סיכון נמוכה באשר לבעיות פרטיות (Emami-Naeini, 2021), שיתוף פעולה זה נחוץ למערכות מונחות נתונים כיוון שתהליכי השיפור והלמידה תלויים בכמות ואיכות המידע המוזרם אליה על ידי הצרכנים המשתמשים בה.

***2.4  למידת מכונה במערכות מונחות נתונים***

*2.4.1 למידת מכונה קלאסית*

אמנם הרעיון בבסיסה של למידת מכונה (Machine Learning – “ML”) אינו מהווה חידוש, אך אלגוריתמיקה ייחודית בתחום בהחלט כן (Morales & Escalante, 2022). מסיבה זו, לימוד מכונה מהווה עדיין עדכון טכנולוגי מרתק בעל אופק התפתחותי נרחב. השאלה ״כיצד לבנות מחשבים המשתפרים באופן אוטומטי באמצעות ניסיון?״ נשאלה כבר כמעט לפני עשור על ידי החוקרים Jordan & Mitchell (2015) בפתיח מאמרם. שאלה זו בוחנת למעשה את ההנחה המרכזית שבבסיסה של טכנולוגיית למידה אוטונומית, והיא: שיפור והתאמה אוטומטיים באמצעות ניסיון הנרכש מפעולות חוזרות. באמצע המאה ה-20, הופיעה למידת המכונה כקבוצה ייחודית תחת בינה מלאכותית, וסיפקה כיוון חדש לעיצובה על ידי שאיבת השראה מהבנה מושגית של אופן פעולת המח האנושי (McCulloch & Pitts, 1943). למידת מכונה שזורה באופן אדוק עם מחקר הבינה המלאכותית, ובאופן ספציפי, נתפסת כתחום מדעי המתמקד בחקר ותכנון אלגוריתמים ממוחשבים המסוגלים לבצע משימות ללא צורך בתכנות מפורש (Raschka, Patterson, & Nolet, 2020). האפשרות הטכנולוגית ללמידת מערכת את האדם העומד מולה, המוזכרת בתרומה המחקרית החשובה במאמרם של Duan, Edwards, & Dwivedi (2019), מהווה סט של תכונות טכנולוגיות שביכולתן להתאים באופן אוטונומי את פלט תוכנת המחשב לאדם המשתמש בה.

למידת מכונה היא אחד התחומים הטכניים בעלי שיעורי הצמיחה הגבוהים ביותר שנראו בעשורים האחרונים. ניתן לייחס צמיחה זו, בין היתר, לפיתוח מואץ של אלגוריתמים המתבססים על זמינות נתונים מקוונים ומערכי נתוני-עתק (Sagiroglu, Seref, & Sinanc, 2013). למידת המכונה התקדמה בצורה דרמטית בעשורים האחרונים, מסקרנות מעבדתית – לשימוש מעשי מסחרי נרחב, תוך הובלת שינוי פרדיגמטי משמעותי בגישות חישוביות. בתחום הבינה המלאכותית, התגלתה למידת מכונה כשיטה המועדפת לפיתוח תוכנה מעשית לראיה ממוחשבת, זיהוי דיבור ועיבוד שפה טבעית. עבור מפתחי מערכות בינה מלאכותית, בסיטואציה משתנה נתונה, פשוט יותר ״לאמן״ מערכת להתנהגויות ותגובות אוטונומיות מאשר לתכנתה באופן ידני. השפעתה של למידת המכונה מורגשת במגוון תעשיות העוסקות בנושאים עתירי נתונים, כגון: שירותי צרכנים, אבחון תקלות במערכות מורכבות ורחבות, ואף בקרה על רשתות לוגיסטיות. למידת המכונה משפיעה גם במדעים אמפיריים כגון ביולוגיה, קוסמולוגיה ומדעי החברה, שכן פותחו שיטות למידת מכונה לצורכי ניתוח נתונים הזורמים למערכת בתבניות שונות (Jordan & Mitchell, 2015). בשנים האחרונות, ניתן להבדיל בעיקר בין למידת מכונה קלאסית (Classical Machine Learning) אשר פותחה מתוך מחשבה בעיקר על נתונים מובנים הכוללים ערכים כמותיים ברורים ומסודרים במערך מסוים כמו טבלה או מטריצה, ובין למידה עמוקה (Deep Learning) שאטרקטיבית במיוחד לעבודה עם מערכי נתונים גדולים ובלתי-מובנים (למשל טקסט ותמונות) (Raschka, Patterson, & Nolet, 2020). למרות מידת הפופולאריות הרבה של טכניקות הלמידה העמוקה, חושף הרקע התיאורטי הרחב בתחום כי למידת מכונה קלאסית היא נושא מדובר בספרות המחקרית ונפוץ בתעשיות מגוונות.

*2.4.2 מודלים של למידת מכונה*

בהתבסס על האופן שבו שיטות למידת מכונה מעריכות את איכותן של מפות השערות שונות, ניתן להבחין בארבעה מודלים עיקריים של למידה: 1) למידה מפוקחת (“Supervised learning”); 2) למידה לא מפוקחת (“Unsupervised learning”); 3) למידה מפוקחת-למחצה (“Semi-supervised learning”); ו- 4) למידת חיזוקים (“Reinforcement learning”). כל אחד מהמודלים שלעיל מאפשר ביצוע אופטימיזציה בתהליך הלמידה, אך בכדי להבין את משמעותם, יש לאפיין ראשית את המשימות הנדרשות לביצוע (Jiang, Gradus, & Rossellini, 2020). למידה מפוקחת משמשת בעיקר למשימות שונות של חיזוי, מתוך מטרה לחזות או לסווג תוצאה ספציפית של נושא מסוים. למידה מפוקחת מתבססת בעיקר על נתונים מתויגים ומסווגים, קרי, שיטות הלמידה במודל זה מאפשרות את איתורם של גורמים מנבאי-תוצאה, על ידי ״תג״ המזהה את הנתון הנבחן. מחקרם של Lee, Lesser, & Stuart (2010), המחיש כיצד שיטות של ״עצי סיווג״, ״עצי רגרסיה״, ו-״יערות אקראיים״, שימשו לבחינת יעילותו של טיפול תוך הקשה על גורמים סיבתיים שונים.

מודל הלמידה המפוקחת פועל באופן אופטימאלי כאשר מערך הנתונים מסודר ברשומות נושאיות או בתגים המסווגים כל נתון ונתון לפי קטגוריות (Shetty et al., 2022). מנגד, מודל למידה לא מפוקחת שימושי במיוחד למשימות תיאוריות, ומכוון לבחון ולמצוא קשרים במבנה הנתונים. מטרת מודל זה היא זיהוי ממדים, רכיבים, אשכולות או מסלולים, בבסיס מבנה הנתונים. מודל למידה לא מפוקחת מעבד נתונים ללא תיוג או סיווג, ואינו מקבל משוב מסביבתו. לפיכך, תהליך הלמידה מתבצע על ידי איגוד הנתונים לאשכולות והפחתת ממדיות (Ghahramani, 2003). בעוד שמודל למידה מפוקחת דורש כמות עצומה של נתונים בכדי ״לאמן״ את המערכת ולסווג את נתוני המבחן, מודל למידה לא מפוקחת אינו דורש נתונים מתויגים. לכן, אמנם אין צורך לאמן את המערכת, אך היכולת לקבץ נתונים ״לא ידועים״ בצורה מדויקת פחותה משמעותית. על מנת להתגבר על חסרונות אלו, מוצע מודל הלמידה המפוקחת-למחצה, לפיו די בכמות קטנה של נתונים מתויגים בכדי לאמן את המערכת ולתייג את הנתונים הלא ידועים המוזנים למערכת במקביל (Reddy, Viswanath, & Reddy, 2018). מודל זה מתחלק לשני סוגי למידה: 1) סיווג ו-2) קיבוץ. שני הסוגים עוסקים בפעולות שהוצגו במודלים הקודמים, אך כעת פעולות אלה מבוצעות על גבי נתונים ״מתויגים״ ו-״לא-מתויגים״ (לא ידועים) בו זמנית. יישומים של מודל הלמידה המפוקחת-למחצה נבחנו בעבר במחקרים שונים והתמקדו בסיווג טקסט, סיווג רשת תנועה וזיהוי אדם בתמונות (ראה למשל:Xu et al., 2015; Erman et al., 2007;Balcan et al., 2005).

מודל למידת חיזוקים כפי שהגדירוSutton & Barto (1999), הינו מיזוג של תיאוריות מתחומים שונים בפסיכולוגיה, הנדסה, וכלכלה. ״היתוך״ זה העניק לחוקרי בינה מלאכותית את הרעיון לאלגוריתמים ממוחשבים אשר לומדים מדיניות הממקסמת את התשואה (״תגמול״) לטווח הארוך. מודל זה הינו בהשראת עקרונות הפסיכולוגיה ההתנהגותית, והוא מגלם גישה ייחודית ללמידה באמצעות אינטראקציה עם הסביבה. תהליך של ניסוי וטעייה המונחה על ידי משוב משמש את גורמי (״סוכני״) למידת החיזוק לשכלול אסטרטגיית הלמידה, וזאת בכדי למקסם את התגמול המצטבר. תכנון אלגוריתמי של למידת חיזוקים משלב בין פעולות חקרניות המובילות לידע מדויק יותר של פונקציית הערך, לבין פעולות מכוונות מטרה המשתמשות בפונקציית הערך בכדי ליצור פעולות שמעניקות תגמול. מודל זה מבוסס על פונקציות הסתברות ועל הגדלת הסיכוי להפיק תגמול עבור הפעולות השונות המשמשות את התהליך. המודל מבחין בין קבוצות אלגוריתמים שונות המובדלות ביניהן באופן בו מחושב התגמול ובכמות הרצפים הנדרשת לצורך קביעת המדיניות שתביא לתגמול זה (Shakaya, Pillai, & Chakrabarty, 2023). מודלים מגוונים אלו מהווים את המצע החישובי בבסיס יישומים רבים, ומבשרים על עידן המאופיין במערכות אדפטיביות המסוגלות להבנה הקשרית ומעורבות אישית. בנוסף, חשוב כי פעולות חיזוי מבוססות למידת מכונה תיתפסנה כתוצר יעיל של יישומי הבינה המלאכותית, לצורך השגת שיתוף פעולה והערכה מצד הצרכן (Cabiddu, 2022). על כן מוצעות ההשערות הבאות:

*H1: קיים הבדל מובהק בתפיסת תועלת יישומי AI בין צרכנים המשתמשים במערכת מונחית נתונים לבין אלו המשתמשים במערכת שאינה מונחית נתונים.*

*H2: קיים הבדל מובהק בתפיסת אתגרי השימוש ביישומי AI בין צרכנים המשתמשים במערכת מונחית נתונים לבין אלו המשתמשים במערכת שאינה מונחית נתונים.*

***2.5 מערכות מונחות נתונים להזמנת טיסה***

*2.5.1 מודל קבלת הטכנולוגיה*

המודלים העומדים בבסיס למידת המכונה הינם אבני היסוד של ממשקים טכנולוגיים רבים והם מסייעים בחיזוי דפוסי התנהגות צרכנים (Orogun, & Onyekwelu, 2019). שילוב טכנולוגיה בחיים המקצועיים, בקורסים אקדמיים או בשגרת היום היא אתגר עבור רבים (Blau, Shamir-Inbal, & Avdiel, 2020). אוריינות טכנולוגית, מוגדרת בספרות העכשווית כסט כישורים הנדרשים לניווט בערוצי מידע מורכבים (Tinmaz et al., 2022; Eshet, 2004). המונח ״קבלת צרכנים״ מתייחס לנכונות ולאישור הצרכנים כלפי מוצר, שירות, או פתרון. הוא כולל גורמים שונים כמו שביעות רצון, רמת פונקציונאליות, מחיר והצעת ערך מוצעת. Davis (1986), פיתח את המודל הנודע “TAM”(Technology Acceptance Model) ותיארו כמשתנים המשפיעים על החלטת הצרכן לאמץ טכנולוגיה. המשתנים העיקריים במודל זה כללו את הפריטים הבאים: 1) התועלת הנתפסת; 2) קלות-השימוש הנתפסת; 3) גישה במהלך שימוש; ו- 4) שימוש בפועל. במהלך השנים, התווספו למודל זה משתנים נוספים כגון: 1) הנאה נתפסת; 2) אמון; 3) שביעות רצון; ו- 4) כוונת שימוש חוזר (Jang & Noh, 2011; Kim, Choi, & Han, 2009), חלקם הופיעו בסקירה זו.

למודל ה-TAM הוצעו התאמות שונות במהלך השנים, בכדי לבחון את נכונות הצרכנים לאמץ טכנולוגיה. החוקרים Galib, Hammoum & Steiger (2018), בחנו את יכולת הניבוי של המודל על כוונת הצרכן להשתתף בתוכנית ניהול קשרי לקוחות חברתיים. למודל המקורי התווספו המשתנים: 1) סיכון נתפס; 2) שביעות רצון המשתמש; ו- 3) הנאה נתפסת. ממצאי המחקר הצביעו על כך שהמודל המורחב שהוצע אינו מספק, וכי מעבר למשתנה ״סיכון נתפס״, לא נמצאו קשרים מובהקים בין יתר המשתנים לבין כוונת הצרכנים. מחקר אחר ניתח את התנהגות הצרכנים סביב עסקי מסחר אלקטרוני (“E-Commerce”) ובעקבות כך התווספו למודל המקורי המשתנים הבאים: 1) איכות המידע; 2) איכות השירות; 3) טכנולוגיה מודרנית; ו- 4) איכות המערכת. ממצאי המחקר זיהו את המשתנים החדשים כגורמי השפעה מובהקים על ״תועלת נתפסת״ ו-״קלות השימוש הנתפסת״, וכך חידד המחקר את חשיבותה של טכנולוגיה מודרנית לצד מדדי איכות המידע, השירות והמערכת (Fedorko, Bacik, & Gavurova, 2018).

*2.5.2 גורמי השפעה טכנולוגיים במערכות להזמנת טיסה*

כלכלות שוק הפכפכות, התפתחות טכנולוגית מהירה ושינויים בצורכי ודרישות הצרכנים, הינם חלק מהגורמים להיותו של ההניהול בענף התעופה אתגר מתמשך בעולם הדינאמי של היום. בארגון חברות התעופה הבינלאומי יאט״א International Air Transport Association) - IATA) (2018) טוענים כי השינויים הרבים שהתרחשו בענף בשלושת העשורים האחרונים השפיעו על הנוסעים לטובה, ואף חוזים כי לאור התפתחותה המואצת של הטכנולוגיה, יתרחשו במהלך שלושת העשורים הבאים שינויים דרמטיים בהרבה. גורמי ההשפעה הטכנולוגיים במערכות להזמנת טיסה נחשבים לאחד האלמנטים המרכזיים בעיצוב דפוסי התנהגות הצרכנים בתיירות. בעשורים האחרונים, שינה השימוש הגובר במערכות מקוונות להזמנת טיסה את הדרך שבה צרכנים מקבלים החלטות, מבצעים רכישות ומקיימים אינטראקציות עם שירותי התעופה. מחקר של Yang & Park (2019), בחן כיצד יחס לשינוי, אוריינות ניידת ואישיות הצרכן (״מודל מנטלי״ – כלשון החוקרים), משפיעים על התועלת הנתפסת ועל קלות השימוש בשירותי יישומים ניידים של חברות תעופה. ממצאי המחקר הצביעו על כך שמבין שלושת הגורמים שצוינו לעיל, לאישיות הצרכן יש ההשפעה החזקה ביותר על התועלת הנתפסת ועל קלות השימוש בשירותים. בנוסף, חשף המחקר כי תפיסות אלה משפיעות באופן ישיר על קבלת הטכנולוגיה. מחקר נוסף בחן את יעילותם של ממשקים דיגיטליים שדרכם ניתן לבצע ביעילות את שירותי הרישום לטיסה. המחקר התבסס אף הוא על מודל ה-TAM, ושיער כי התועלת הנתפסת מנבאת את כוונת הצרכנים לאמץ את הטכנולוגיה. ממצאי המחקר איששו זאת, ומסקנת החוקר הייתה כי ככל שהיתרונות שבטכנולוגיה רבים יותר, כך הערכת הצרכנים מתחזקת משמעותית (Lien et al., 2021).

בעוד שמערכות הזמנת הטיסה המסורתיות מתמקדות בעיקר בפרמטרים סטנדרטיים כמו תאריכי טיסה ומחירים מבלי לשקלל בצורה אופטימלית העדפות מורכבות יותר של הצרכן (Otieno, 2015; Morosan, 2014), מחקרים מהשנים האחרונות מצביעים על כך שהתקדמות טכנולוגית הביאה לעלייה בשימוש ביישומי למידת מכונה לשיפור חוויית המשתמש במערכות אלו ובאופן שבו למידת מכונה משפיעה על היכולת להתאים הצעות והמלצות לצרכנים בזמן אמת. בימינו, מערכות הזמנת טיסה מתקדמות מצליחות לשלב בין ממשקים נוחים ושירותים מותאמים אישית, דבר המשפר את היעילות הנתפסת שלהן (Gonçalves et al., 2023). עם זאת, יכולות החיזוי של מערכות אלה עדיין לא מתבססות על ניתוח עמוק של נתוני הצרכנים בזמן אמת. כתוצאה מכך, למידת מכונה נחשבת לגורם טכנולוגי מרכזי בעל פוטנציאל משמעותי לשיפור מערכות הזמנת טיסות. מערכת מתקדמת מונחית נתונים צפויה לא רק להציע מגוון טיסות רחב, אלא גם לספק המלצות מדויקות המבוססות על נתונים אישיים כמו דפוסי רכישה קודמים והעדפות עבר של קבוצות צרכנים דומות. בשל ההתקדמות המואצת בטכנולוגיות ניהול נתונים ולמידת מכונה, החסרים הקיימים כיום מדגישים את הפער בין מערכות ההזמנה המסורתיות לבין אלו המונחות-נתונים, שהן לא רק פונקציונליות, אלא גם מותאמות אישית במלואן. למרות שמערכות הזמנת טיסה מסוגלות להתמודד עם כמויות נתונים רבות, נראה כי בהשוואה לענפי הקמעונאות או הבידור, ענף התעופה המסחרית אינו ממצה עדיין את הפוטנציאל הטכנולוגי העומד לרשותו (Gautam et al., 2021). על כן, מוצעות ההשערות הבאות:

*H3: ככל שרמת המידע שמספקים הצרכנים גבוהה יותר, כך ישתפר באופן מובהק דיוק החיזוי של העדפות הצרכנים במערכת מונחית נתונים המשתמשת במודל של למידה מפוקחת למחצה.*

*H4: שימוש במערכות מונחות נתונים להזמנת טיסה ישפר באופן מובהק את דיוק החיזוי של העדפות הצרכנים בהשוואה לשימוש במערכות שאינן מונחות נתונים.*

**3. שיטות**

סקירת הספרות ממחישה את הגיוון הנושאי המובא לידי ביטוי במחקר מוצע זה, ואת היותו אינטר-דיסציפלינרי. המחקר מאמץ טכניקות למידת מכונה כגישת עבודה מתחום מדעי הנתונים, ובוחן סוגיית התנהגות צרכנים בתחום התעופה המסחרית. מאחר שחיזוי העדפות צרכנים באמצעות מערכי נתונים היא משימה מורכבת, ניתן לשפרה באמצעות טכניקות שונות של למידה המתרגמת את הפעולות והתגובות המתרחשות במח אנושי למשוואות מתמטיות (Stoicescu, 2016). השילוב בין תחומי מדעי המחשב ומדעי הנתוניםלבין ניהול הינו שילוב רב-משתני המצריך תכנון של תהליך המדידה כך שיביא לידי ביטוי ניכר את הדיסציפלינות השונות. על כן, פותח מודל רעיוני רב-ממדי הכולל משתנים בעלי תוקף, והמאפשר מדידה שתתבסס על מדגם בעל ייצוגיות גבוהה. מודל רעיוני זה מהווה את תבנית הנתונים שתשמש את כלל המדידות שתתבצענה במחקר.

במחקר המוצע תיערכנה מספר מדידות בהפרשי זמן קבועים ביניהן כפי שיפורט בסעיפים הבאים. החוקר שואף להגדיל את הסיכוי לייצוג סטטיסטי על ידי מדגם רחב של משתתפים, ואף לצמצם ככל האפשר את הסיכוי להטיה בניתוח הממצאים. בחינת מטרות המחקר מצביעה על הצורך בכלי מחקר הניתן להפצה רחבה באמצעים מקוונים, ומדידת המשתנים באופן אובייקטיבי ככל הניתן. על כן, ייערך המחקר בגישה הפוזיטיביסטית שלאורה נבחרו שיטות מחקר כמותיות המאפשרות את מדידת הנתונים וניתוחם, וזאת באמצעות שיטות סטטיסטיות מגוונות. ניתוח מערכת היחסים בין המשתנים המרכזיים במחקר יתבצע באמצעות מבחני רגרסיה לינארית מרובת משתנים ובאמצעות מבחני שונות, בעוד שפיתוח כלי המחקר יתבצע על ידי כתיבת קוד פתוח ויתבסס בעיקר על ניתוח מטריצות מתאמים ועל ניתוחי רגרסיה לינארית.

***3.1 מערך המחקר***

במחקר המוצע ייערך שימוש במערך הניסויי, מתוך הנחה כי ביצוע המדידה במסגרת ניסוי מבוקר תסייע למדוד באופן מיטבי את השפעתו של מהלך התערבות יזום. הספרות המחקרית העוסקת במערכי ניסוי חושפת את מורכבותו הייחודית של מערך זה. חלק ניכר ממורכבות זו בא לידי ביטוי בגורמים העלולים לפגוע בתוקפו של המחקר. על כן, מערך הניסוי המתוכנן לצורכי מחקר זה, כמפורט להלן, מנסה להתגבר על בעיות תוקף אפשריות שונות ואף לאפשר שליטה טובה יותר בתהליך המדידה.

*3.1.1 מאפייני מערך הניסוי*

במסגרת הניסוי, יתבקשו המשתתפים להזמין טיסה באופן מדומה בתהליך ממוחשב שיתבצע בתוכנת מחשב מונחית נתונים, ואשר תפותח על ידי החוקר לצורכי הניסוי (ראה סעיף 3.1.4 ״עיצוב כלי המחקר״). מאחר שלא עומדת לרשות החוקר גישה למידע ונתוני-עתק אמיתיים שמקורם בחברות התעופה השונות, איסוף הנתונים יתבצע על ידי ניסוי מעבדה מבוקר המדמה ככל האפשר את תנאי ניסוי השדה. אמנם, ניסוי שאינו עונה להגדרת ״ניסוי שדה״ חשוף לאיום משמעותי על תוקפו החיצוני, שכן תנאי המעבדה המלאכותיים והמבוקרים בניסוי שכזה אינם תואמים לרוב למצב השטח ולגורמים הבלתי-נשלטים אשר עשויים להשפיע על המשתתף ושאינם נלקחים בחשבון במחקר. אולם, בניסוי המוצע, יוכלו כלל המשתתפים לבצע את תהליך הזמנת הטיסה המדומה מכל מיקום גיאוגרפי, ומכל אמצעי המחובר למרשתת אשר דרכו ניתן יהיה להתחבר למערכת הממוחשבת, בדומה לתהליך הזמנת טיסה במערכת המשויכת לחברת תעופה אמיתית. באופן זה יחולו על ניסוי המעבדה תנאי ״שדה״ מדומים, דבר אשר יסייע להתמודד עם איומי התוקף החיצוני. תנאים אלו, המדמים את תנאי מערך ״הניסוי האקראי״, יאפשרו להקיש על קיומם של קשרים סיבתיים (Hernán et al., 2016). תהליך הניסוי יכלול כניסה למערכת הממוחשבת וביצוע רצף פעולות במסגרת הזמנת הטיסה, לרבות האפשרות להוסיף שירותי ערך מוסף, לצפות בסיכום ההזמנה ולבצע אישור סופי.

בראשית התהליך, ייחשף המשתתף ל-״בימת הניסוי״ אשר תכלול פתיח רקע קצר שיופיע בכלי המחקר (ראה נספח 01). חשיבותו של פתיח הרקע כחלק ממערך הניסוי גבוהה, כיוון שהוא עשוי להגביר מחויבות למענה ולסייע במניעת ״נשירה״ בקרב המשתתפים במהלך הניסוי. בנוסף, הוא יסייע בהקטנת הסיכוי שהמשתתפים בניסוי יבינו את מטרתו באופן מפורש, ועל ידי כך ימנע הטיות שונות בעת המענה (Beith-Marom, 2013). לפיכך, תוכנן פתיח הרקע בהתאם לארבעת אמות המידה הידועות הבאות: 1) הגיוניות – כדי להצדיק את נחיצות הניסוי; 2) פשטות – כדי להקטין את הסיכוי לטעויות בקרב המשתתפים; 3) השפעה – כדי לפתח בקרב המשתתפים רמת עניין גבוהה בנושא הניסוי; ו- 4) חזרה לנקודת ההתחלה – כדי לשמור על מצבם הנפשי-חברתי של המשתתפים במהלך הניסוי (Carlsmith, Ellsworth, & Aronson, 1976). במהלך הניסוי, יוכלו המשתתפים לראות במסכי ההזמנה השונים את סך התקציב הכספי שהשקיעו בטיסה כולל עלויות שירותי הערך המוסף, מתוך נקודת הנחה כי הדבר יסייע בתפיסת הסיטואציה כמציאותית יותר. מערך ניסוי זה שואף להביא למצב שדפוסי התנהגותו הצרכנית של המשתתפים בניסוי יהיו דומים יחסית לדפוסי התנהגותם הצרכנית בעת ביצוע הזמנת טיסה אמיתית. לאחר תהליך ההזמנה, יידרשו המשתתפים להשיב על מספר שאלות נוספות במערכת הממוחשבת הנוגעות לתהליך הניסוי ואשר תשמשנה לצורכי מדידת משתני המחקר. בנוסף, נלקחו בחשבון היבטים אתיים שונים של הניסוי כלפי המשתתפים בו, ועל כן קיבל המחקר המוצע אישור לביצוע מהועדה לאישור מחקרים בהשתתפות בני-אדם.

*3.1.2 מאפייני המדידה*

בדומה למערכי ניסוי אחרים – המדידות השונות במהלך מחקר זה תסווגנה בצורה מספרית. המדידה הראשונה תוגדר כ-״מצב האפס״, המייצג מדידה כללית ללא מהלך התערבות יזום. מטרתה של מדידה זו היא לאסוף נתונים לצורכי ״לימוד ואימון״ המערכת הממוחשבת (ראה נספח 01). ״אימון״ מערכת ממוחשבת טיפוסית בתנאי שדה אמיתיים מתבסס לרוב על מערך נתוני-עתק או על כל מערך נתונים דומה העולה על 1000 תצפיות, ועל כן לאור היקף המשתתפים המוגבל יחסית בניסוי מעבדה זה, על היקף הדגימה במצב האפס להיות רחב ככל האפשר כדי לאמן את המערכת במידה מספקת (Hopkins, 2023).

בעוד שאיסוף הנתונים במצב האפס ישמש בעיקר לאימון המערכת, המדידות הבאות תשמשנה לצורכי ניתוח נתונים והפקת ממצאים. כמו כן, לצורך שמירה על תוקף המחקר, הן תהיינה זהות במאפייניהן ככל הניתן. השוואת התוצאות העיקרית תתבצע בין שתי קבוצות משתתפים באותה המדידה כן בין המדידות השונות (ראה סעיף 3.1.3 ״הקצאת המשתתפים״). במסגרת הניסוי תיערכנה שלוש מדידות שונות (כולל מדידת מצב האפס) תוך שמירה על מרווחי זמן של כשבועיים ימים בין אחת לשנייה, בכדי להשיג את היתרונות הבאים: 1) מעקב אחר השינויים בין המדידות; ו- 2) בחינת יעילותו של תהליך ההתערבות לעומת מצב האפס. שלוש המדידות תאפשרנה את איסוף הנתונים לצורכי אימון המערכת, את תהליך המדידה במסגרת הניסוי העיקרי ואף עריכת ניסוי חוזר כדי לבחון את יציבותן של התוצאות ואת השיפור בתהליך הלמידה. לא מן הנמנע כי במידת הצורך תערכנה מדידות נוספות, בכפוף לצרכי החוקר וללוח הזמנים המוקצה למחקר.

*3.1.3 הקצאת המשתתפים*

על מנת להפיק מידע מדעי ולספק לחוקר את היכולת להגיע למסקנה סיבתית, נדרשת לפחות השוואה פורמאלית אחת (Campbell, 2017). על כן, כדי להבחין בין משתתפים שייחשפו לתהליך ההזמנה שלאחר למידת מכונה (כמהלך התערבות) לבין אלו שלא, אוכלוסיית הדגימה בכל מדידה תכלול קבוצת ״ניסוי״ וקבוצת ״בקרה״. קבוצת הבקרה לא תיחשף להתערבות החוקר, ותשמש ״יחידת השוואה״. לפיכך, יתאפשר לחוקר לבחון בכל מדידה מחדש את הנתונים המייצגים את מצב האפס, ולהשוות אליהם את נתוני קבוצת הניסוי (Beith-Marom, 2013). כאמור לעיל בסעיף 3.1.2 ״מאפייני המדידה״, מדידת מצב האפס תחל תנאים שווים לכלל המשתתפים במחקר, ועל כן, הקצאת המשתתפים לקבוצות ניסוי ובקרה תבוצע רק החל מהמדידה השנייה.

כדי להימנע בפגיעה בתוקפו הפנימי של המחקר, הקצאת המשתתפים תתבצע לפי עיקרון האקראיות, שעל פיו יש להקצות את המשתתפים לקבוצות שונות בצורה אקראית לחלוטין (Edgington, 1985). בנוסף, ניתן להניח כי עלולים להתרחש בכל עת אירועים בלתי-צפויים ובעלי השפעה על המשתתפים בניסוי, אשר מקורם כלל אינו קשור למחקר. התרחשות שכזו בפרק הזמן שעשוי לחלוף בין הקצאת המשתתף הראשון והאחרון במדידה בודדת, הינה מצב סביר ואפשרי. על כן, בכל מדידה, תתבצע הקצאת המשתתפים לקבוצות בפרק זמן קצר ככל האפשר במטרה להקטין את הסיכוי להשפעה שכזו. במדידת מצב האפס יוקצו 500 משתתפים שיהוו 500 תצפיות אימון עבור מערכת הניסוי (ראה סעיף 3.1.4.3 ״מערכת הניסוי״), מדידה זו תאפשר למודל למידת המכונה לזהות קשרים בין המשתנים השונים ולנבא באמצעותם את העדפות הצרכן. למדידה השנייה והשלישית יוקצו 500 משתתפים נוספים (250 משתתפים לכל מדידה) אשר יחשפו למערכת הניסוי לאחר ״אימון״, וכך ניתן יהיה למדוד את מגמת השיפור בדיוק החיזוי ופרמטרים שונים נוספים הנוגעים לתפיסתם כצרכנים המשתמשים במערכת זו. הקצאת המשתתפים במדידה השנייה והשלישית תחלק באופן שווה ואקראי לחלוטין את 250 המשתתפים במדידה בודדת לקבוצת ניסוי וקבוצת בקרה.

*3.1.4 עיצוב כלי המחקר*

*3.1.4.1 פיתוח תוכנה*

לצורך עריכת הניסויי הנדרש כמתואר לעיל ולצורך מדידת המשתנים, יפתח החוקר תוכנת מחשב שתשמש כלי מחקרי ייחודי המבוסס על קוד פתוח מסוג ״פייתון״ Python)) - שפת תוכנה פופולארית בקרב מדעני נתונים ומפתחי תוכנה (Robinson, 2017). בשונה משפת התוכנה “R” המיועדת בעיקר לצורכי ניתוחים סטטיסטיים, שפת הפייתון מופיעה במגוון רחב הרבה יותר של יישומים, ובפרט ביישומי למידת מכונה (Hao & Ho, 2019). במחקר המוצע, ספריית הקוד “Scikit-learn” הנפוצה תשמש כמקור עיקרי לתכנון תהליך הלמידה. ספריה זו משמשת להנדסת תכונות, הנדסת מודלים, והערכת מודלים ״מאומנים״ של למידת מכונה קלאסית במערכי נתונים מצומצמים (n<1000), ועל כן נראה כי הינה מתאימה לצורכי פיתוח התוכנה. גרסת הקוד הקיימת כיום הינה גרסה x.3 הנחשבת לעדכנית והמתקדמת ביותר, ועל כן הפיתוח ייערך באמצעותה. בדיקת גרסת הביטא תתבצע כחלק מקדים משלב הפיילוט (ראה סעיף 3.1.6.2 ״שיטת הדגימה״).

*3.1.4.2 מבנה כלי המחקר*

כאמור, כלי המחקר ישמש את המחקר המוצע לעריכת ניסוי ומדידת משתנים, ועל כן לעיצובו ותכנונו באופן המשרת את מטרות המחקר חשיבות רבה. כלי המחקר כולל שלושה חלקים עיקריים: 1) פתיח – הכולל תיאור רקע לחשיבות הניסוי, ושאלות אפיון קצר; 2) מערכת להזמנת טיסה באופן מדומה, המכונה גם ״מערכת הניסוי״ (ראה נספח 01) – מערכת זו מאפשרת לבצע תהליך מלא של הזמנת טיסה תוך ביצוע פעולות בסדר דומה ככל הניתן לאלה המתבצעות בתהליך הזמנה אמיתי במערכות הזמנה של חברות תעופה מוכרות בארץ ובעולם (Air-France; British Airways; El-Al ); ו-3) שאלון מובנה (״סקר יציאה״) המהווה את חלקו האחרון של כלי המחקר. בשאלון זה, יידרש המשתתף להשיב על מספר שאלות על ידי דירוג מידתי בסולם ליקרט שנע בין 1 ל-7. שאלות הליבה בשאלון זה תאפשרנה למדוד תפיסות צרכניות בהתאם למשתנים שתוארו בפרק קודם והמוצעים במחקר, בהתחשב בכך שהתייחסותו של המשתתף תינתן לאחר אינטראקציה עם מערכת הניסוי. השימוש בסולם ליקרט בן שבע אפשרויות הדירוג עשוי לסייע למשתתפים להפחית שימוש שלא לצורך בערכי הקיצון בסולם ועל ידי כך לדייק את תשובותיהם. כלי המחקר הינו דיגיטלי וממוחשב והגישה אליו תהיה מקוונת, ולפיכך ניתן יהיה להשתתף בניסוי מכל מקום בעולם באמצעות שימוש במכשירי מדידה שונים (מחשב אישי; מחשב לוח; טלפון חכם) בעלי קישורית ויכולת חיבור למרשתת.

*3.1.4.3 מערכת הניסוי ומודל הלמידה*

מבנה כלי המחקר, נועד לאפשר את רצף השלבים: אפיון, אינטראקציה, ומדידה. שלב האינטראקציה הינו השלב המרכזי בניסוי, אשר כאמור מדמה תנאי מחקר אקראי ככל האפשר בכדי שלא לפגוע בתוקפו החיצוני של המחקר. פיתוח המערכת בקוד הפייתון מאפשר למערכת הממוחשבת לבצע תהליך של למידת מכונה, כך שלאחר מדידת מצב האפס ואימון המערכת, מהלך ההתערבות יבוצע באופן אוטונומי בנקודת הזמן הנקבעת מראש על ידי החוקר וללא התערבותו הישירה. טבלה 01. מציגה את עיקרי מהלך הניסוי תוך שימוש במודל למידה מפוקחת-למחצה. אלגוריתמים של למידה מפוקחת-למחצה מתמקדים בעיקר בבחינת נתונים שרק חלקם הקטן מתויג מראש בתווית המשמשת לפיתוח מודל הלמידה, בעוד שחלקם האחר מתויג תוך כדי התהליך עצמו. האלגוריתם שנבחר ליישום והמוצג באיור 02. נקרא "Self-training"', ובתהליך האימון הוא מוזן בנתונים מתויגים בלבד. על פי זיהוי מערכת הקשרים בין הנתונים, מתבצע תהליך למידה שבו ״מוצמדות״ תוויות לנתונים שאינם מתויגים, ובמהלך הלמידה נמדדות תוויות אלה מספר פעמים כדי לאשש שהן אכן התוויות המתאימות (Mahesh, 2018). הבחירה באלגוריתם זה נובעת מהתאמתו לסוג הנתונים שיוזנו במערכת הניסוי ולכמות המידע המצומצמת יחסית שיתבקשו המשתתפים לספק בטרם תציג המערכת את חיזוי העדפותיהם הצרכניות. מאפייניו נבחנו בספרות המחקרית ועל ידי כך ניתן להדגיש את יתרונותיו העיקריים והתאמתו למחקר המוצע כלהלן:

1. שכלול התוויות הזמניות נערך בהדרגה ותוך כדי תהליך המדידה, כך שתווית שאינה מתאימה נפסלת ומוחלפת בתווית אחרת. מאפיין זה מאפשר לכמות המידע ״המנבא״ שמוזרם למערכת להיות מצומצמת יחסית.
2. אופיו המתמטי של האלגוריתם מתאים לתהליכים לינאריים ועל כן סולמות המדידה לשאלות שתופענה בשלב האפיון בניסוי הינם כמותיים מסוג ״רווח״ או/ו ״יחס-מנה״, כך שניתן יהיה לבצע פעולות סיווג לינאריות ולזהות בפשטות מערכת קשרים לינאריים.
3. האלגוריתם מניח התפלגות נורמאלית באופן טבעי (״פעמון גאוס״) ודוחה בצורה אוטומטית דגימות בעלות רמת סמך נמוכה תוך שיפור הדיוק בכל איטרציה חדשה.

A math symbols on a white background

Description automatically generated

*איור 01. צורתו הכללית של אלגוריתם Self-Training לבעיית ״מינימום סיכון אמפירי״ Oymak & Gulcu, 2020)).*

טבלה 01. עיקרי מהלך הניסוי

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| מספר וסוג המדידה | מדגם (N) | תהליך חישובי | פלט עיקרי למשתתף (ראה נספחים 01; 02) |
| **-** מצב האפס (אימון)**M0** | n=500 | תיוג וסיווג; התפלגות; בחינת מטריצת קשרים; אמידה סטטיסטית; הוספת תוויות זמניות (פסאודו); מבחני קורלציה, רגרסיה, ושונות לנתוני סקר היציאה | מסך האפיון ומענה על שאלות הניבוי הראשונות:   1. מגדר וקבוצת גיל (דור) 2. תדירות טיסות שנתית (הרגלים) 3. מטרת הטיסה (הרגלים) 4. יעד הטיסה (משך/טווח הטיסה) 5. תאריך מבוקש (עונתיות) 6. הרכב הנוסעים (צורך) 7. מידע אודות הטיסה האחרונה (ניסיון)   מסך ההזמנה העיקרי – בחירה ידנית (פריטים):   1. שעת המראה הלוך וחזור (3) 2. מאפייני כבודה הלוך וחזור (3) 3. מאפייני מושב הלוך וחזור (3) 4. מאפייני שירותי קרקע הלוך וחזור (3) 5. מאפייני מזון ומשקאות הלוך וחזור (3) 6. מאפייני חבילת בידור הלוך וחזור (3)   סקר יציאה ודירוג היגדים בנושא (פריטים):   1. תועלת AI נתפסת (6) 2. אתגרי AI נתפסים (6) 3. שביעות רצון מהשימוש במערכת (4) |
| **-** מדידה ראשונה**M1** | n=250 | מבחני טיב-התאמת הנתונים שנתקבלו בפועל לעומת נתוני האימון; אמידה סטטיסטית; השוואה בין נתוני קבוצת הניסוי לקבוצת הבקרה; הסרה חלקית של תוויות זמניות; מבחני קורלציה, רגרסיה, ושונות לנתוני סקר היציאה, בכדי להגדיל את כמות הגורמים המנבאים שמהווים חלק בלתי נפרד מתהליך ההזמנה. | מסך האפיון ומענה על השאלות (זהה ל-M0)  מסך ההזמנה העיקרי – חיזוי כלל ההעדפות בצורה אוטומטית ואפשרות לעדכון שינוי (פריטים):   1. שעת המראה הלוך וחזור (1) 2. מאפייני כבודה הלוך וחזור (1) 3. מאפייני מושב הלוך וחזור (1) 4. מאפייני שירותי קרקע הלוך וחזור (1) 5. מאפייני מזון ומשקאות הלוך וחזור (1) 6. מאפייני חבילת בידור הלוך וחזור (1)   סקר יציאה ודירוג היגדים בנושא (זהה ל-M0) |
| **M2 -** מדידה שניה  **סיכום** | n=250  -- | מבחני טיב-התאמת הנתונים שנתקבלו בפועל לעומת נתוני האימון; אמידה סטטיסטית; השוואה בין נתוני קבוצת הניסוי לקבוצת הבקרה; השוואה בין נתוני מדידה M1 לנתוני מדידה M2; הסרה חלקית של תוויות זמניות; מבחני קורלציה, רגרסיה, ושונות לנתוני סקר היציאה, בכדי להגדיל את כמות הגורמים המנבאים שמהווים חלק בלתי נפרד מתהליך ההזמנה.  סיכום ההפרשים בין שלושת המדידות ובין קבוצת ניסוי לקבוצת הבקרה בפרמטרים:   1. סך ההמלצות ששונו ידנית (מדידת הדיוק) 2. סך השדרוגים בתשלום שאושרו על ידי המשתתף 3. סך ההבדל בין ממוצעי ההיגדים בכל קטגוריה בסקר היציאה | מסך האפיון ומענה על השאלות (זהה ל-M0)  מסך ההזמנה העיקרי – חיזוי כלל ההעדפות בצורה אוטומטית ואפשרות לעדכון שינוי (זהה ל-M1)  סקר יציאה ודירוג היגדים בנושא (זהה ל-M0)  -- |

*3.1.5 שיטת המדידה*

מערך הניסוי בנוי משלוש מדידות שונות אשר פרט למדידת מצב האפס, בכל אחת מהמדידות הבאות ישנה קבוצת ניסוי וקבוצת בקרה. בהתאם למטרותיו של המחקר, תתמקד שיטת המדידה בשני היבטים מרכזיים: 1) מדידת דיוק החיזוי של העדפות הצרכנים; 2) מדידת תפיסות הצרכנים באשר לשימוש במערכת.

*3.1.5.1 דיוק החיזוי של העדפות הצרכנים*

בעוד שבמדידת מצב האפס שנועד לצורכי אימון המערכת, יאפשרו כלל השדות במסך ההזמנה העיקרי למשתתף להזין את העדפותיו, במדידות הבאות לאחר מכן תציע המערכת למשתתף העדפות באופן אוטומטי, על פי פרמטרים חזויים המתבססים על כלל המידע שהוזן בשלב האימון ואף בהתאם לזהות הפרמטרים המנבאים בכל הזמנה ספציפית. למשתתף תינתן אפשרות לשנות כל פרמטר אשר הוצע באופן אוטומטי על ידי המערכת מבין שלושה פריטים אפשריים שאחד מהם ייחשב כשדרוג המוסיף לסך התשלום בהזמנה.

לשם בחינת אחוז דיוק החיזוי של העדפות הצרכנים, תבחן מערכת הניסוי בכל מדידה בנפרד את סך הפרמטרים שהוצעו למשתתף באופן אוטומטי במסך ההזמנה העיקרי (Σa1…3,b1…3, …. n), ואת סך הפרמטרים שאישר שאכן מתאימים להעדפותיו הצרכניות. חישוב היחס בין כלל הפרמטרים שאושרו לבין סך הפרמטרים שהוצעו יהווה את אחוז דיוק החיזוי ( X=). בנוסף, לצורכי שיפור דיוק הגורמים המנבאים, תבחן המערכת את סך הפריטים ששודרגו בתוספת תשלום מתוך סך הפרטים שהוצעו לשדרוג באופן אוטומטי על ידי המערכת, ותחשב את היחס באופן זהה לחישוב שלעיל כדי להציג את אחוז הדיוק בהמלצות לשדרוגים. דיוק החיזוי ייבחן אף בין מדידה M1 למדידה M2 ובדרך זו ניתן יהיה להקיש על שיפור הדיוק בתנאי שמתקיים הביטוי הבא: XM2-XM1 > 0.

*3.1.5.2 בחינת תפיסות הצרכנים באשר לשימוש במערכת*

לבחינת תפיסות הצרכנים באשר לשימוש במערכת מונחית נתונים ישנה חשיבות רבה למחקר זה, שכן נלקחות בחשבון השלכות שונות שיש לשימוש במערכת שכזו על הפרט. לכן, בחינה זו בין המדידות השונות עשויה להצביע על קו מגמה שיסייע רבות להבנת השפעתה של המערכת על תפיסת השלכות אלה תוך השוואת התוצאות לעיקרי הספרות המחקרית בנושא. במחקר המוצע, עיקרי תפיסת הצרכנים מסווגים לשני משתנים:

1. תועלת AI נתפסת: משתנה זה מייצג את מידת תועלת יישומי הבינה המלאכותית מזווית הראיה הצרכנית. משתנה זה ייבחן בסקר היציאה ומדידתו תתבצע באופן השוואתי לקבוצת הבקרה כדי לבחון האם בקרב משתתפי קבוצת הניסוי אכן התועלת נתפסה כממשית לעומת קבוצת הבקרה אשר משתתפיה פעלו בסביבה שאינה מונחית נתונים ועל כן הם אינם אמורים לתפוס אותה כ-תועלת AI״.
2. אתגרי AI נתפסים: הספרות המחקרית בנושאים שונים של בינה מלאכותית חושפת אתגרים רבים ועל כן סביר יהיה להניח כי לפעולות המתבצעות בסביבה מונחית נתונים תהיינה השלכות על הצרכן המשתמש. במחקר המוצע, מתמקדים אתגרי השימוש ביישומי בינה מלאכותית בעיקר בניהול האחראי של מערכי נתוני עתק, בשמירה על פרוטוקולי אבטחה ופרטיות המשתמש, ובאמון הצרכנים במערכות מונחות נתונים. על כן, ייבחנו משתנים אלו בסקר היציאה ומדידתם תתבצע באופן השוואתי לקבוצת הבקרה אך גם בין המדידות השונות, בכדי לבחון את הפער ביניהן.

*3.1.6 איסוף הנתונים*

*3.1.6.1 אוכלוסיית המחקר*

אוכלוסיית המחקר הרצויה נדרשת לענות על מספר קריטריונים בסיסיים המאפשרים את סינונם הראשוני של המועמדים על פי מידת הרלוונטיות של המחקר המוצע עבורם. ראשית, על אוכלוסיית המחקר לכלול גברים ונשים מעל לגיל 18, וזאת כיוון שהמחקר רלוונטי לגברים ונשים כאחד. בנוסף, על אוכלוסיית המחקר נדרש לדעת קרוא וכתוב בעברית ו/או אנגלית. כלי המחקר על שלושת חלקיו השונים נוסח בשפה העברית לצורכי הצעת מחקר זו, אך ינוסח גם בשפה האנגלית. הבחירה בניסוח הכולל גם את השפה האנגלית תאפשר גם לאוכלוסיית דוברי אנגלית להשתתף במחקר וכן את הפצתו במיקום גיאוגרפי נוסף בעולם.

על מנת להשתתף במחקר, על המועמדים לאשר כי נסעו במחלקת תיירים בטיסה מסחרית סדירה ליעד תיירותי ברחבי העולם לפחות פעם אחת במהלך השנתיים האחרונות. בהתאם לתקציב שאותו השקיעו בטיסתם האחרונה, יידרשו המשתתפים בניסוי להתייחס לתקציב המיועד להזמנה במערכת הממוחשבת. תיחום השנתיים האחרונות כפרק הזמן הרלוונטי לקריטריון זה נובע משינויים תכופים המתרחשים בעולם התעופה המסחרית. בנוסף, תיחום זה עשוי לצמצם את הטיית הזיכרון, מתוך הנחה כי המשתתפים במחקר יזכרו טוב יותר מאפייני הזמנת טיסה כאשר זו התרחשה בשנים האחרונות ולא בעבר הרחוק.

*3.1.6.2 שיטת הדגימה*

היות והמחקר המוצע בוחן תהליך ניסויי החוזר על עצמו, מצריך הדבר ביצוע מדידות חוזרות על אוכלוסייה אקראית ככל האפשר. לאור העובדה שמסגרת הדגימה האפשרית היא חסויה ובבעלות פרטית (מסד נתוני לקוחות של חברת תעופה שתשמש למקרה הבוחן), הוחלט לבחור באחת משיטות הדגימה שאינן הסתברותיות. שיטת הדגימה הספציפית שנבחרה למחקר זה מכונה ״דגימת מכסה״ (Quota sampling). שיטת דגימה זו מבוססת על בחירת משתתפים באופן אקראי תוך הגדרת קריטריון שיפוטי אחד או יותר, שיגביל את כמות המשתתפים העונה על קריטריון זה (מכסה). השיטה דומה לדגימה ההסתברותית האקראית והינה בעלת מאפיינים המאפשרים לשמור על רמת אקראיות גבוהה לצד שליטה יחסית בהטרוגניות המדגם (Moser, 1952). בנוסף, הספרות המחקרית לאורך השנים מראה כי ההבדל בין גברים לנשים בדפוסי התנהגות צרכנים הוא בגדר קונצנזוס (Faqih, 2016; Babin et al., 2013; Mortimer & Clarke, 2011; Noble et al., 2006). על כן שואף המחקר המוצע להגביל את מידת ההומוגניות המגדרית על ידי הגדרת כל אחד מערכי הקריטריון: ״זכר״; ״נקבה״; ו- ״אחר״, למכסה מקסימאלית של 70% מסך המדגם בכל מדידה. איסוף הנתונים בפועל יתבצע באמצעות פאנל “M-TURK” המאפשר לאסוף מספר תצפיות גבוה בפרק זמן קצר יחסית, וכך מסייע הדבר להגביר את תוקפו החיצוני של המחקר ולצמצם את משך הזמן הנדרש להקצאת המשתתפים בניסוי בודד (ראה סעיף 3.1.3 ״הקצאת המשתתפים״). טרם איסוף הנתונים המלא ייערך מחקר-מקדים (“Pretest”) במטרה לבחון את יעילות המערכת בפרמטרים: 1) משך הזמן שאורך ניסוי מלא לרבות סקר היציאה; 2) בהירות הניסוי; 3) תוקף כלי המחקר; 4) מהימנות פנימית בין ההיגדים שבכל משתנה בסקר היציאה. כדי להניח התפלגות נורמאלית, תוגבל תפוצת המחקר המקדים ל-30 משתתפים אשר יעמדו בקשר רציף עם החוקר בכל שלבי הניסוי, ובתומו ישלימו משוב.

**4. תרומתו הצפויה של המחקר**

*4.1 השלכות תיאורטיות*

באמצעות בחינה ביקורתית-השוואתית של מערכת מונחית נתונים, צפוי מחקר זה לספק תובנות תיאורטיות חשובות בנוגע לתפיסות והעדפות הצרכנים בענף התיירות, תוך ניתוח מעמיק של האופן שבו אלגוריתמים של למידת מכונה מתמודדים עם מידע מוגבל או חלקי במודל למידה מפוקחת-למחצה. המחקר מציג גישה חדשנית אשר לא רק מתבססת על השימוש בלמידת מכונה, אלא גם בוחנת את האפקטיביות של שימוש בכמויות מוגבלות של נתונים לצורך חיזוי העדפות הצרכנים במערכות הזמנת טיסה. לפיכך, תורם המחקר להרחבת גוף הידע הקיים בתחום, המשלב בין עיבוד מידע דיגיטלי, כלים מבוססי בינה מלאכותית והבנת ההתנהגות הצרכנית בהקשרים מסחריים.

הספרות המחקרית מראה כי אלגוריתמים שונים של למידת מכונה נדונים לרוב במסגרת סקירות רוחביות, וזאת מבלי להיכנס לניתוח השוואתי מעמיק על בסיס מקרה בוחן ספציפי. פער זה בא לידי ביטוי בכך שקיימת מידה מועטה של הבנה באשר ליתרונות והחסרונות של כל אלגוריתם במצבי מידע חלקיים או מוגבלים. המחקר הנוכחי נועד לגשר על פער זה באמצעות השוואה בין שתי קבוצות מחקר – קבוצת ניסוי שתשתמש במערכת מונחית נתונים, וקבוצת ביקורת שתשתמש במערכת שאינה מונחית נתונים – במטרה להבין את השפעת הטכנולוגיה על דפוסי קבלת ההחלטות והעדפות הצרכנים. השוואה זו תבוצע לאורך מספר מדידות כדי לזהות מגמות ושינויים בהעדפות ותפיסות הצרכנים לגבי המערכות השונות. על ידי כך, המחקר מדגים את הפוטנציאל של למידת מכונה להתמודד עם אתגרי האתיקה, הניהול והפרטיות, הנלווים ליישום מערכות חכמות בתחום הצרכנות הדיגיטלית.

*4.2 השלכות מתודולוגיות*

ברמה המתודולוגית, המחקר מציע גישה ניסויית מבוססת מדידה כמותית והשוואתית בין מערכות מונחות נתונים למערכות שאינן מונחות נתונים. פיתוח כלי איסוף נתונים והשימוש בניסוי מעבדה מבוקר מאפשרים לבחון בצורה מדויקת ומדידה את ביצועי החיזוי והאינטראקציות בין הצרכנים לבין המערכת. כמו כן, הסתמכות על מדגם מצומצם יחסית בשילוב עם טכניקות למידה מפוקחת-למחצה עשויה להוות חידוש מתודולוגי חשוב, שכן היא שמה דגש על האפשרות להפיק תובנות משמעותיות ממערכי נתונים קטנים יחסית באמצעות שיטות חישוביות מתקדמות.

*4.3 השלכות יישומיות*

התרומה היישומית של המחקר ניכרת בפיתוח מערכות הזמנת טיסה אשר יעניקו לצרכנים חווית משתמש משופרת ותהליכי קבלת החלטות מותאמים אישית. בנוסף, המחקר מציע תובנות מעשיות באשר לאתגרי הפרטיות והאמון, אשר עשויות לסייע לעסקים לתכנן מערכות טכנולוגיות המשפרות את חוויית המשתמש תוך הפחתת החשש מפני הפרות פרטיות. פיתוח מערכת מונחית-נתונים שתיושם במחקר זה משקף שאיפה להציע מערכת תומכת-החלטה לשימוש עסקי. במטרה לדמות העדפות צרכנים, לתכנן תהליכי הזמנה ממוחשבים בענפי הפנאי ולשמש כלי עזר למנהלים המעוניינים לבצע חקרי שוק באמצעות ניסוי מבוקר. כמו כן, עשויה מערכת זו להוות בסיס למערכות ממוחשבות מסועפות יותר שנמצאות בשימוש מסחרי. התובנות שתופקנה תשמשנה לייצור ערך מוחשי עבור עסקים וצרכנים כאחד. ניתן להניח כי אימוץ תובנות שכאלה עשוי להגביר בידול תחרותי ולהניע צמיחת חדשנות בארגון המאמץ. מעבר לכך, מפתחי ומתכנתי אלגוריתמים יוכלו להפיק מידע רב על אודות דיוקים נדרשים באלגוריתמים של למידת מכונה מפוקחת-למחצה, ועל ידי כך, לשפר מערכות מונחות נתונים שנמצאות כיום בשימוש בתחומים שונים.

**ביבליוגרפיה**

Adkins, L., & Lury, C. (2009). Introduction: What is the empirical?. *European Journal of Social Theory*, *12*(1), 5-20.‏

Allwood, C. M. (2012). The distinction between qualitative and quantitative research methods is problematic. *Quality & Quantity*, *46*, 1417-1429.‏

Ayash, O. (2022). Consumer behavior in tourism destination: The impact of flight experience. Ben-Gurion University of the Negev.

Babin, B. J., Griffin, M., Borges, A., & Boles, J. S. (2013). Negative emotions, value and relationships: differences between women and men. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *20*(5), 471-478.‏

Balcan, M. F., Blum, A., Choi, P. P., Lafferty, J., Pantano, B., Rwebangira, M. R., & Zhu, X. (2005, August). Person identification in webcam images: An application of semi-supervised learning. In *ICML 2005 Workshop on Learning with Partially Classified Training Data* (Vol. 2, No. 6).

Bhima, B., Zahra, A. R. A., Nurtino, T., & Firli, M. Z. (2023). Enhancing organizational efficiency through the integration of artificial intelligence in management information systems. *APTISI Transactions on Management*, *7*(3), 282-289.‏

Beith-Marom, R. (2013). Guiding principles and research styles. *Research Methods in the Social Sciences*, *7*, 7-262.‏

Bostrom, N., & Yudkowsky, E. (2018). The ethics of artificial intelligence. In *Artificial intelligence safety and security* (pp. 57-69). Chapman and Hall/CRC.‏

Brady, H. E. (2019). The challenge of big data and data science. *Annual Review of Political Science*, *22*, 297-323.‏

Brodman, K., van Woerkom, A. J., Erdmann Jr, A. J., & Goldstein, L. S. (1960). Interpretation of Symptoms with a Data-Processing Machine. *Journal of Occupational and Environmental Medicine*, *2*(5), 252.‏

Cabiddu, F., Moi, L., Patriotta, G., & Allen, D. G. (2022). Why do users trust algorithms? A review and conceptualization of initial trust and trust over time. *European management journal*, *40*(5), 685-706.

Campbell, D. T. (2017). Factors relevant to the validity of experiments in social settings. *Sociological methods*, 243-263.‏

Carlsmith, J. M., Ellsworth, P. C., & Aronson, E. (1976). Methods of research in social psychology. Reading, MA: Addison Wesley.

Chavan. C. R. (2018). The Task of Digital and Social Media Promotion in Consumer Behavior. *Journal of Management Research, 6*, 114-120.

Chaudhary, K., Alam, M., Al-Rakhami, M. S., & Gumaei, A. (2021). Machine learning-based mathematical modelling for prediction of social media consumer behavior using big data analytics. *Journal of Big Data*, *8*(1), 73.‏

Chen, Y., Prentice, C., Weaven, S., & Hisao, A. (2022). The influence of customer trust and artificial intelligence on customer engagement and loyalty–The case of the home-sharing industry. *Frontiers in Psychology*, *13*, 912339.‏

Cheng, X., Su, L., Luo, X., Benitez, J., & Cai, S. (2022). The good, the bad, and the ugly: Impact of analytics and artificial intelligence-enabled personal information collection on privacy and participation in ridesharing. *European Journal of Information Systems*, *31*(3), 339-363.

Davis, F. D. (1985). *A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems: Theory and results* (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).‏‏

Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data–evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, *48*, 63-71.‏

Du, S., & Xie, C. (2021). Paradoxes of artificial intelligence in consumer markets: Ethical challenges and opportunities. *Journal of Business Research*, *129*, 961-974.‏

Edgington, E. S. (1985). Random assignment and experimental research. *Educational Administration Quarterly*, *21*(3), 235-246.‏

Emami-Naeini, P., Dheenadhayalan, J., Agarwal, Y., & Cranor, L. F. (2021, May). Which privacy and security attributes most impact consumers’ risk perception and willingness to purchase IoT devices?. In *2021 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)* (pp. 519-536). IEEE.‏

Eshet, Y. (2004). Digital literacy: A conceptual framework for survival skills in the digital era. *Journal of educational multimedia and hypermedia*, *13*(1), 93-106.‏

Eshet, Y. (2012). A Revised Model for Digital Literacy: Thinking in the Digital Era. *Issues in informing science & information technology*, *9*(31), 267-276.‏

Etzioni, A., & Etzioni, O. (2017). Incorporating ethics into artificial intelligence. *The Journal of Ethics*, *21*, 403-418.‏

Erman, J., Mahanti, A., Arlitt, M., Cohen, I., & Williamson, C. (2007). Offline/realtime traffic classification using semi-supervised learning. *Performance Evaluation*, *64*(9-12), 1194-1213.‏

Fan, J., Han, F., & Liu, H. (2014). Challenges of big data analysis. *National science review*, *1*(2), 293-314.

Faqih, K. M. (2016). An empirical analysis of factors predicting the behavioral intention to adopt Internet shopping technology among non-shoppers in a developing country context: Does gender matter?. *Journal of retailing and consumer services*, *30*, 140-164.‏

Fedorko, I., Bacik, R., & Gavurova, B. (2018). Technology acceptance model in e-commerce segment. *Management & Marketing*, *13*(4), 1242-1256.‏

Fetzer, J. H., & Fetzer, J. H. (1990). *What is artificial intelligence?* (pp. 3-27). Springer Netherlands.‏

Furht, B., Villanustre, F., Furht, B., & Villanustre, F. (2016). Introduction to big data. *Big data technologies and applications*, 3-11.‏

Galib, M. H., Hammou, K. A., & Steiger, J. (2018). Predicting consumer behavior: An extension of technology acceptance model. *International Journal of Marketing Studies*, *10*(3), 73-90.‏

Ghahramani, Z. (2003). Unsupervised learning. In *Summer school on machine learning* (pp. 72-112). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.‏

Giraud, L., Zaher, A., Hernandez, S., & Akram, A. A. (2023). The impacts of artificial intelligence on managerial skills. *Journal of Decision Systems*, *32*(3), 566-599.‏

Gonçalves, A. R., Pinto, D. C., Rita, P., & Pires, T. (2023). Artificial Intelligence and Its Ethical Implications for Marketing. *Emerging Science Journal*, *7*(2), 313-327.

Gupta, B. B., Gaurav, A., Panigrahi, P. K., & Arya, V. (2023). Analysis of artificial intelligence-based technologies and approaches on sustainable entrepreneurship. *Technological Forecasting and Social Change*, *186*, 122152.‏

Haug, C. J., & Drazen, J. M. (2023). Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023. *New England Journal of Medicine*, *388*(13), 1201-1208.‏

Hao, J., & Ho, T. K. (2019). Machine learning made easy: a review of scikit-learn package in python programming language. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, *44*(3), 348-361.‏

Hernán, M. A., Sauer, B. C., Hernández-Díaz, S., Platt, R., & Shrier, I. (2016). Specifying a target trial prevents immortal time bias and other self-inflicted injuries in observational analyses. *Journal of clinical epidemiology*, *79*, 70-75.‏

Ho, S. Y., Tan, S., Sze, C. C., Wong, L., & Goh, W. W. B. (2021). What can Venn diagrams teach us about doing data science better?. *International Journal of Data Science and Analytics*, *11*(1), 1-10.‏

Hopkins, A., Hohman, F., Zappella, L., Cuadros, X. S., & Moritz, D. (2023). Designing data: Proactive data collection and iteration for machine learning. *arXiv preprint arXiv:2301.10319*.‏

Hwang, J., & Hyun, S. S. (2017). First-class airline travelers’ tendency to seek uniqueness: how does it influence their purchase of expensive tickets?. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, *34*(7), 935-947.‏

Iata. (2018). ‘Future of airline industry 2035’. [https://www.iata.org/policy/Documents/iata-fut ure-airline-industry.pdf](https://www.iata.org/policy/Documents/iata-fut%20ure-airline-industry.pdf)

Jain, P., Gyanchandani, M., & Khare, N. (2016). Big data privacy: a technological perspective and review. *Journal of Big Data*, *3*, 1-25.‏

Jang, H. Y., & Noh, M. J. (2011). Customer acceptance of IPTV service quality. *International Journal of Information Management*, *31*(6), 582-592.

Jiang, T., Gradus, J. L., & Rosellini, A. J. (2020). Supervised machine learning: a brief primer. *Behavior therapy*, *51*(5), 675-687.‏

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, *349*(6245), 255-260.‏

Khanan, A., Abdullah, S., Mohamed, A. H. H., Mehmood, A., & Ariffin, K. A. Z. (2019). Big data security and privacy concerns: a review. In *Smart Technologies and Innovation for a Sustainable Future: Proceedings of the 1st American University in the Emirates International Research Conference—Dubai, UAE 2017*(pp. 55-61). Springer International Publishing.‏

Khuat, T. T., Kedziora, D. J., & Gabrys, B. (2022). The roles and modes of human interactions with automated machine learning systems. *arXiv preprint arXiv:2205.04139*.‏

Kim, B., Choi, M., & Han, I. (2009). User behaviors toward mobile data services: The role of perceived fee and prior experience. *Expert Systems with Applications*, *36*(4), 8528-8536.‏

Kune, R., Konugurthi, P. K., Agarwal, A., Chillarige, R.R., & Buyya, R. (2016). The anatomy of big data computing. *Software: Practice and Experience*, *46*(1), 79-105.

Lee, B. K., Lessler, J., & Stuart, E. A. (2010). Improving propensity score weighting using machine learning. *Statistics in medicine*, *29*(3), 337-346.

LEE, J. Y., & Al Khaldi, N. (2020). Exploring the ethical implications of new media technologies: A survey of online platform users’ digital literacy and its effects on digital trust and privacy awareness. In *70th Annual International Communication Association Conference (ICA 2020): Open Communications*.‏

Li, C., Pan, R., Xin, H., & Deng, Z. (2020, June). Research on artificial intelligence customer service on consumer attitude and its impact during online shopping. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1575, No. 1, p. 012192). IOP Publishing.‏

Lien, C. H., Hsu, M. K., Shang, J. Z., & Wang, S. W. (2021). Self-service technology adoption by air passengers: a case study of fast air travel services in Taiwan. *The Service Industries Journal*, *41*(9-10), 671-695.‏

Malhan, S., Mewafarosh, R., & Agnihotri, S. (2023). The Role of Artificial Intelligence Constructs of Perceived Usefulness and Perceived Ease-Of-Use Towards Satisfaction and Trust, Which Influence Consumers' Loyalty and Repurchase Intention of Sports Shoes in India. *International Journal of Computer Information Systems & Industrial Management Applications*, *15*.‏

Malodia, S., Islam, N., Kaur, P., & Dhir, A. (2021). Why do people use Artificial Intelligence (AI)-enabled voice assistants?. *IEEE Transactions on Engineering Management*, *71*, 491-505.‏

Maslianko, P., & Sielskyi, Y. (2021). Data Science—definition and structural representation. *System research and information technologies*, (1), 61-78.‏

Mahesh, B. (2018). Machine learning algorithms-A review self flowing generator view project machine learning algorithms-A review view project Batta Mahesh independent researcher machine learning algorithms-A review. *International Journal of Science and Research*.‏

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, *5*, 115-133.‏

Morales, E. F., & Escalante, H. J. (2022). A brief introduction to supervised, unsupervised, and reinforcement learning. In *Biosignal processing and classification using computational learning and intelligence* (pp. 111-129). Academic Press.‏

Morosan, C. (2014). Toward an integrated model of adoption of mobile phones for purchasing ancillary services in air travel. *International journal of contemporary hospitality management*, *26*(2), 246-271.‏

Mortimer, G., & Clarke, P. (2011). Supermarket consumers and gender differences relating to their perceived importance levels of store characteristics. *Journal of retailing and consumer services*, *18*(6), 575-585.‏

Moser, C. A. (1952). Quota sampling. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, *115*(3), 411-423.‏

Nagy, S., & Hajdú, N. (2021). Consumer acceptance of the use of artificial intelligence in online shopping: Evidence from Hungary. *Amfiteatru Economic*, *23*(56), 155-173.‏

Nilsson, N. J. (1982). *Principles of artificial intelligence*. Springer Science & Business Media.‏

Noble, S. M., Griffith, D. A., & Adjei, M. T. (2006). Drivers of local merchant loyalty: Understanding the influence of gender and shopping motives. *Journal of retailing*, *82*(3), 177-188.‏

Orogun, A., & Onyekwelu, B. (2019). Predicting consumer behaviour in digital market: a machine learning approach.‏

Oussous, A., Benjelloun, F. Z., Lahcen, A. A., & Belfkih, S. (2018). Big Data technologies: A survey. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, *30*(4), 431-448.

Otieno, E. O. (2015). *Investigating factors affecting utilization of computer application systems in service sector based on technological acceptance model: case study of Kenya airways limited* (Doctoral dissertation, University of Nairobi).‏

Oymak, S., & Gulcu, T. C. (2020). Statistical and algorithmic insights for semi-supervised learning with self-training. *arXiv preprint arXiv:2006.11006*.‏

Pereira, V., Hadjielias, E., Christofi, M., & Vrontis, D. (2023). A systematic literature review on the impact of artificial intelligence on workplace outcomes: A multi-process perspective. *Human Resource Management Review*, *33*(1), 100857.‏

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big data*, *1*(1), 51-59.‏

Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective. *Journal of Marketing*, *85*(1), 131-151.‏

Puri, G. D., & Haritha, D. (2016). Survey big data analytics, applications and privacy concerns. *Indian Journal of Science and Technology*.‏

Raschka, S., Patterson, J., & Nolet, C. (2020). Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence. *Information*, *11*(4), 193.

Reddy, Y. C. A. P., Viswanath, P., & Reddy, B. E. (2018). Semi-supervised learning: A brief review. *Int. J. Eng. Technol*, *7*(1.8), 81.‏

Robinson, S. (2017). The best machine learning libraries in python. *Stack Abuse*.‏

Sagiroglu, S., & Sinanc, D. (2013, May). Big data: A review. In *2013 international conference on collaboration technologies and systems (CTS)* (pp. 42-47). IEEE.‏

Schwartz, W. B. (1970). Medicine and the computer: the promise and problems of change. In *Use and impact of computers in clinical medicine* (pp. 321-335). New York, NY: Springer New York.‏

Shakya, A. K., Pillai, G., & Chakrabarty, S. (2023). Reinforcement learning algorithms: A brief survey. *Expert Systems with Applications*, 120495.‏

Shetty, S. H., Shetty, S., Singh, C., & Rao, A. (2022). Supervised machine learning: algorithms and applications. *Fundamentals and methods of machine and deep learning: algorithms, tools and applications*, 1-16.‏

Soria-Comas, J., & Domingo-Ferrer, J. (2016). Big data privacy: challenges to privacy principles and models. *Data science and engineering*, *1*(1), 21-28.‏

Stahl, B. C., Andreou, A., Brey, P., Hatzakis, T., Kirichenko, A., Macnish, K., ... & Wright, D. (2021). Artificial intelligence for human flourishing–Beyond principles for machine learning. *Journal of Business Research*, *124*, 374-388.

Steenkamp, J. B. E., & Baumgartner, H. (1992). The role of optimum stimulation level in exploratory consumer behavior. *Journal of consumer research*, *19*(3), 434-448.‏

Stoicescu, C. (2016). Big Data, the perfect instrument to study today’s consumer behavior. *Database Syst. J*, *6*, 28-42.‏

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1999). Reinforcement learning. *Journal of Cognitive Neuroscience*, *11*(1), 126-134.‏

Taylor, D. (2016). Battle of the data science Venn diagrams. *KDNuggets News*.‏

Tinmaz, H., Lee, Y. T., Fanea-Ivanovici, M., & Baber, H. (2022). A systematic review on digital literacy. *Smart Learning Environments*, *9*(1), 21.‏

Turing, A. M. (1950). Mind. *Mind*, *59*(236), 433-460.‏

Xu, X., Li, W., Xu, D., & Tsang, I. W. (2015). Co-labeling for multi-view weakly labeled learning. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, *38*(6), 1113-1125.‏

Yang, H. S., & Park, J. W. (2019). A study of the acceptance and resistance of airline mobile application services: with an emphasis on user characteristics. *International Journal of Mobile Communications*, *17*(1), 24-43.‏

Yaqoob, I., Hashem, I. A. T., Gani, A., Mokhtar, S., Ahmed, E., Anuar, N. B., & Vasilakos, A. V. (2016). Big data: From beginning to future. *International Journal of Information Management*, *36*(6), 1231-1247.

Yu, S. (2016). Big privacy: Challenges and opportunities of privacy study in the age of big data. *IEEE access*, *4*, 2751-2763.‏

Zhou, L., Pan, S., Wang, J., & Vasilakos, A. V. (2017). Machine learning on big data: Opportunities and challenges. *Neurocomputing*, *237*, 350-361.‏

**נספחים**

**נספח 01 – סקיצת כלי המחקר: מערכת הניסוי; גירסה עברית**

**מסך 00:**

**שלום רב, שמי עומר עייש ואני סטודנט ללימודי דוקטורט (Ph.D.) בפקולטה לניהול ע״ש גילפורד גלייזר באוניברסיטת בן גוריון בנגב.**

**במסגרת עבודת הדוקטורט שלי, הנני עורך מחקר בנושא ״חיזוי העדפות צרכניות במערכות להזמנת טיסה״, למחקר זה יש חשיבות רבה. איסוף הנתונים במחקר נערך באמצעות ניסוי קצר שמטרתו לבחון את תפיסותיך והעדפותיך הצרכניות; בתום הניסוי תתבקש להשיב על סקר קצר.**

**ההשתתפות במחקר זה מיועדת לגברים ונשים מעל גיל 18, שטסו בטיסה מסחרית במחלקת תיירים ליעד תיירותי ברחבי העולם לפחות פעם אחת במהלך השנתיים האחרונות. לצורכי התהליך, הנך מתבקש להשתמש במכשיר האלקטרוני שבו הנך צופה כרגע בהודעה זו. משך הזמן הנדרש להשלמת התהליך כולו הוא כ-12 דקות.**

**תודה על שיתוף הפעולה!**

**מסך 01:**

משתתף יקר,

התהליך נערך בצורה אנונימית לחלוטין תוך שמירה מוחלטת על כבודך ופרטיותך, אך בכל שלב ומכל סיבה שהיא אם תהיה חפץ לעצור – תוכל לעשות זאת וללחוץ על הלחצן ״יציאה״.

בלחיצה על לחצן ״אישור״ הנך מאשר כי ניתן להתחיל בתהליך.

*{לחצנים שיופיעו במסך: ״אישור״; ״יציאה״}*

**מסך 02:**

הבא ונתחיל!

מאז ומתמיד האמנתי כי טכנולוגיה חכמה היא אמצעי שיאפשר לנו נוחות רבה. אני סבור שלרובנו הזמנת טיסה בכל דרך שהיא, היא דבר נעים ואפילו מרגש; אך לעיתים תהליך ההזמנה שבו אנו נדרשים לעבור שלבים רבים, הוא תהליך טכני שרובנו היה מעדיף לאפשר לטכנולוגיה לשפר.

אנא עקוב אחר ההוראות הבאות:

במשך הדקות הקרובות, תתבקש להזמין טיסה בתוכנת מחשב המדמה מערכת הזמנות של חברת תעופה. לצורך מהימנות התהליך, **במהלך ההזמנה אנא הפעל שיקולים אמיתיים שהנך מפעיל בדרך כלל בעת הזמנת טיסה**.

מסכי המערכת אינם מעוצבים גראפית ולכן נבקשך להתמקד בעיקר ביעילות תהליך ההזמנה ולבצע אותה באופן הנח לך ביותר.

אני מעריך מאד את תרומתך למחקר ומודה לך על כך!

עומר

בכדי להמשיך אנא לחץ ״המשך״

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״}*

**מסך 03:**

לצורך דיוק הנתונים במסגרת הניסוי, אנא השב על השאלות הבאות:

1. המגדר שלי: [*גבר/אישה/אחר – הזנה ידנית*]
2. הגיל שלי: [18-120 – *הזנה ידנית*]
3. תדירות הטיסות השנתית הממוצעת שלי: [0-1/2-3/4-5/6-7/8-12 – הזנה ידנית]
4. מטרת הטיסה הנוכחית: [פנאי/עסקים/אחר – *הזנה ידנית*]
5. הרכב בטיסה הנוכחית: [0-10 – הזנה ידנית]

תודה! בכדי להתחיל בהזמנה אנא לחץ ״המשך״

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״}*

**מסך 04:**

הערת חוקר: במסך זה יופיע סך מחיר ההזמנה אשר בשלב הראשון יהיה זהה למחיר אותו העריך המשתתף ששילם בטיסתו האחרונה, בנוסף: שם היעד, מספר נוסעים, ומחלקת נסיעה, יוזנו אוטומאטית והמשתתף יידרש לאשר בלבד.

אני רוצה לטוס ל- [ *x; הזנה ידנית (6 יעדים בנקודות שונות בעולם)* ]

הגעה: [ *בחירת תאריך מטבלה – ידני ]; חזרה: [ בחירת תאריך מטבלה – ידני* ]

מספר נוסעים: [ *x; הזנה ידנית* ]

מחלקת הנסיעה: [ *תיירים; הזנה אוטומאטית* ]

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״}*

**מסך 05:**

*טיסת הלוך (מהמוצא ליעד)*

אנא בחר שעת המראה ונחיתה: [ *בחירה מרשימה – ידני* ]

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״}*

**מסך 06:**

*טיסת חזור (מהיעד למוצא)*

אנא בחר שעת המראה ונחיתה: [ *בחירה מרשימה – ידני* ]

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״}*

**מסך 07:**

*כבודה*

\*כבודה הלוך\* אנא בחר כבודה רצויה: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך ההגעה יופיע אוטומאטית

\*כבודה חזור\* אנא בחר כבודה רצויה: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך החזרה יופיע אוטומאטית

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 08:**

מושב

\*בחירת מושב הלוך\* אנא בחר מושב רצוי: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך ההגעה יופיע אוטומאטית

\*בחירת מושב חזור\* אנא בחר מושב רצוי: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך החזרה יופיע אוטומאטית

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 09:**

שירותי קרקע

\*שירותי קרקע הלוך\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך ההגעה יופיע אוטומאטית

\*שירותי קרקע חזור\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך החזרה יופיע אוטומאטית

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 10:**

מזון ומשקאות

\*מזון ומשקאות הלוך\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך ההגעה יופיע אוטומאטית

\*מזון ומשקאות חזור\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך החזרה יופיע אוטומאטית

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 11:**

בידור

\*חבילת בידור הלוך\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך ההגעה יופיע אוטומאטית

\*חבילת בידור חזור\* אנא בחר: [ *בחירה מרשימה – ידני* ] תאריך החזרה יופיע אוטומאטית

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות בשלושה מחירים שונים; אפשרות x: ללא תוספת מחיר; אפשרות y: תוספת מחיר מתונה\*; אפשרות z: תוספת מחיר גבוהה\*.

\*מחיר התוספת יחושב כנגזרת % ממחיר ההזמנה הכולל, לפי ממוצע % עלות תוספת זו ב-3 מחברות התעופה הבאות: (אל-על, אייר-פראנס; בריטיש איירווייז).

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 12:**

פרטי הנוסע

אנא הזן את שם הנוסע בעברית כפי שמופיע בדרכון (אנא הזן שם בדוי): [ *הזנה ידנית* ]

אנא הזן מספר תעודת זהות (אנא הזן מספר אקראי): [*הזנה ידנית*]

אנא הזן את מספר הדרכון (אנא הזן מספר אקראי): [ *הזנה ידנית* ]

אנא הזן את תאריך הלידה (אנא הזן תאריך בדוי): [ *הזנה ידנית* ]

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 13:**

סיכום

כמעט וסיימנו!

סך לתשלום: [*מחיר משוקלל יוזן אוטומאטית בשקלים חדשים/בדולרים*]

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״עבור לתשלום״; ״יציאה״}*

**מסך 14:**

תשלום

סך לתשלום: [*מחיר משוקלל יוזן אוטומאטית בשקלים חדשים/בדולרים*]

איך תרצה לשלם? [*בחירה מרשימה – ידני*]\*

פלט הרשימה יכלול: 3 אפשרויות; אפשרות x: בתשלום אחד; אפשרות y: בעסקת תשלומים; אפשרות z: בעסקת קרדיט.

סך לתשלום בודד: [*סכום - הזנה אוטומאטית*] ב- [*מספר תשלומים - הזנה אוטומאטית*];

הערת חוקר: מטרתו של מסך זה הינה לדמות את תנאי הניסוי המבוקרים לתנאי ״שדה״ מציאותיים ככל האפשר. על כן על המשתתף לראות את מסך התשלום את ביצוע פעולת התשלום כמדמה אישור סופי להזמנתו.

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״המשך״; ״יציאה״*}

**מסך 15:**

תשלום

סך לתשלום: [*מחיר משוקלל יוזן אוטומאטית בשקלים חדשים/בדולרים*]

מספר כרטיס אשראי: [*הזנה אוטומאטית*]

תוקף: [*הזנה אוטומאטית*]

3 ספרות ביטחון: [*הזנה אוטומאטית*]

הערת חוקר: מטרתו של מסך זה הינה לדמות את תנאי הניסוי המבוקרים לתנאי ״שדה״ מציאותיים ככל האפשר. על כן על המשתתף לראות את מסך התשלום את ביצוע פעולת התשלום כמדמה אישור סופי להזמנתו.

{*לחצנים שיופיעו במסך: ״אישור״; ״יציאה״*}

**מסך 16:**

הערת חוקר: הופעת מסך זה תושהה בכ-3 שניות בכדי לדמות מצב שבו מתבצעת טרנזקציית אשראי ופעולת אישור ממוחשבת.

העסקה אושרה!

הזמנתך נקלטה ואישור הזמנה יועבר לרשותך תוך 48 שעות .

תודה!

{לחצנים שיופיעו במסך: ״עבור למשוב״ }

**נספח 02 – סקיצת כלי המחקר: טיוטת משוב; גירסה עברית**

הערת חוקר: ההיגדים המופיעים בטבלה שלהלן, יופיעו במסך גלילה רציף, במסך זה יתאפשר להעניק ציון 7-1 המבטא את מידת ההסכמה עם כל היגד, כאשר ״1״ – ״לא מסכים כלל״, ו- ״7״ – ״מסכים מאד״.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| המשתנה/הגורם | פריטים/אינדיקטורים | פריט |
| **תועלת AI נתפסת**  **( Perceived benefit)**  **אתגרי AI נתפסים**  **(Perceived challenges)**  **הערכת המערכת**  **(System assessment)** | *כלי הבינה המלאכותית במערכת זו שיפרו את יכולתי לקבל החלטות טובות*  *כלי הבינה המלאכותית במערכת זו אפשרו להתאים טוב יותר את הטיסה עבורי*  *כלי הבינה המלאכותית במערכת זו אפשרו לי לנהל טוב יותר את תהליך ההזמנה*  *לכלי הבינה המלאכותית במערכת זו יש חשיבות גבוהה בעיני*  *כלי הבינה המלאכותית במערכת זו אפשרו לי להגיע ביעילות להצעה הטובה ביותר*  *כלי הבינה המלאכותית במערכת זו נחוצים לצורך תפעול ידידותי למשתמש*  *במהלך ההזמנה הרגשתי כי המערכת שמרה על הפרטיות שלי*  *במהלך ההזמנה הרגשתי כי הנתונים שלי מאובטחים כשורה*  *המערכת התאימה לי את מאפייני ההזמנה הטובים ביותר עבורי*  *המערכת התאימה לי באופן מיטבי שדרוגים הנחוצים לי*  *המערכת ״קראה״ נכונה את העדפותיי*  *המערכת הציגה בשקיפות רבה את נתוני ההזמנה*  *תהליך ההזמנה במערכת היה קצר*  *תהליך ההזמנה במערכת היה נח*  *אני מרוצה מהשימוש במערכת*  *אחזור בעתיד לבצע במערכת הזמנות נוספות* | Q1a  Q1b  Q1c  Q1d  Q1e  Q1f  Q2a  Q2b  Q2c  Q2b  Q2d  Q2e  Q3a  Q3b  Q3c  Q3d |

**משתתף יקר, לפניך מספר שאלות אודות הרקע האישי שלך, אנא בחר בתשובה המתאימה לך ביותר:**

1. מהו המצב המשפחתי שלך? רווק / נשוי / אחר
2. מהי השכלתך? תיכונית / תיכונית בבגרות מלאה / לימודי תעודה / אקדמאית / אחר
3. כיצד היית מגדיר את גובה שכרך (ברוטו) ביחס לממוצע במשק בארצך? הרבה מעל הממוצע / מעט מעל הממוצע / ממוצע / מעט מתחת לממוצע / הרבה מתחת לממוצע

**משתתף יקר, ניסוי זה נועד לבחון כיצד כלי בינה מלאכותית מסייעים לך כצרכן לפעול במערכת ממוחשבת להזמנת טיסה. המערכת הממוחשבת משתנה מניסוי לניסוי וכלי הבינה המלאכותית ״לומדים״ את העדפות המשתמשים ומתאימים את המערכת טוב יותר.**

**כל זאת כמובן תוך שמירה מוחלטת על אנונימיות ועל כבודך ופרטיותך.**

לכל הערה או שאלה, ניתן לפנות אלי באופן ישיר:

כתובת מייל: [Ayasho@post.bgu.ac.il](mailto:Ayasho@post.bgu.ac.il)

טלפון נייד: 972-523025551+

**תודה מקרב לב על השתתפותך!**

**עומר עייש**

**נספח 03 – מדדי טיב התאמה**

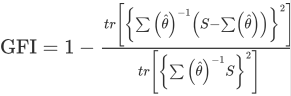
להלן תיאור המדדים העיקריים שנבחרו לצורכי מחקר זה ואשר יהוו בסיס לכלי המחקר:

**CMIN (2χ)** – מדד חי בריבוע, אשר ככל שערכו קרוב ל-0 הוא מראה אי-מובהקות (P>.05) בין המודל המבני הנתון לבין מודל המטרה הרעיוני וזהו המצב הרצוי ביותר במדד זה. למרות זאת, גם תוצאה מובהקת (P<.05) תתקבל, על אף שיקוף אי-התאמה מסוימת. לכן, על מנת לבחון התאמה לפרטים, יש להשתמש במדדים נוספים.

מדד **NFI** – Normed fit index, מדד התאמה הבוחן יחס, מצביע על התאמה טובה כאשר NFI>0.95



מדד **GFI** – Goodness of fit index, מדד התאמה הבוחן יחס, מצביע על התאמה טובה כאשר GFI>0.95



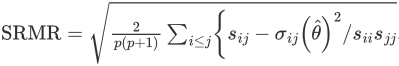
מדד **CFI** – Comparative fit index, מדד התאמה הבוחן יחס, מצביע על התאמה טובה כאשר CFI>0.95



מדד **RMSEA** – Root mean square error of approximation, מדד התאמה הבוחן מידת-טעות, על מדד זה להיות נמוך RMSEA<.08



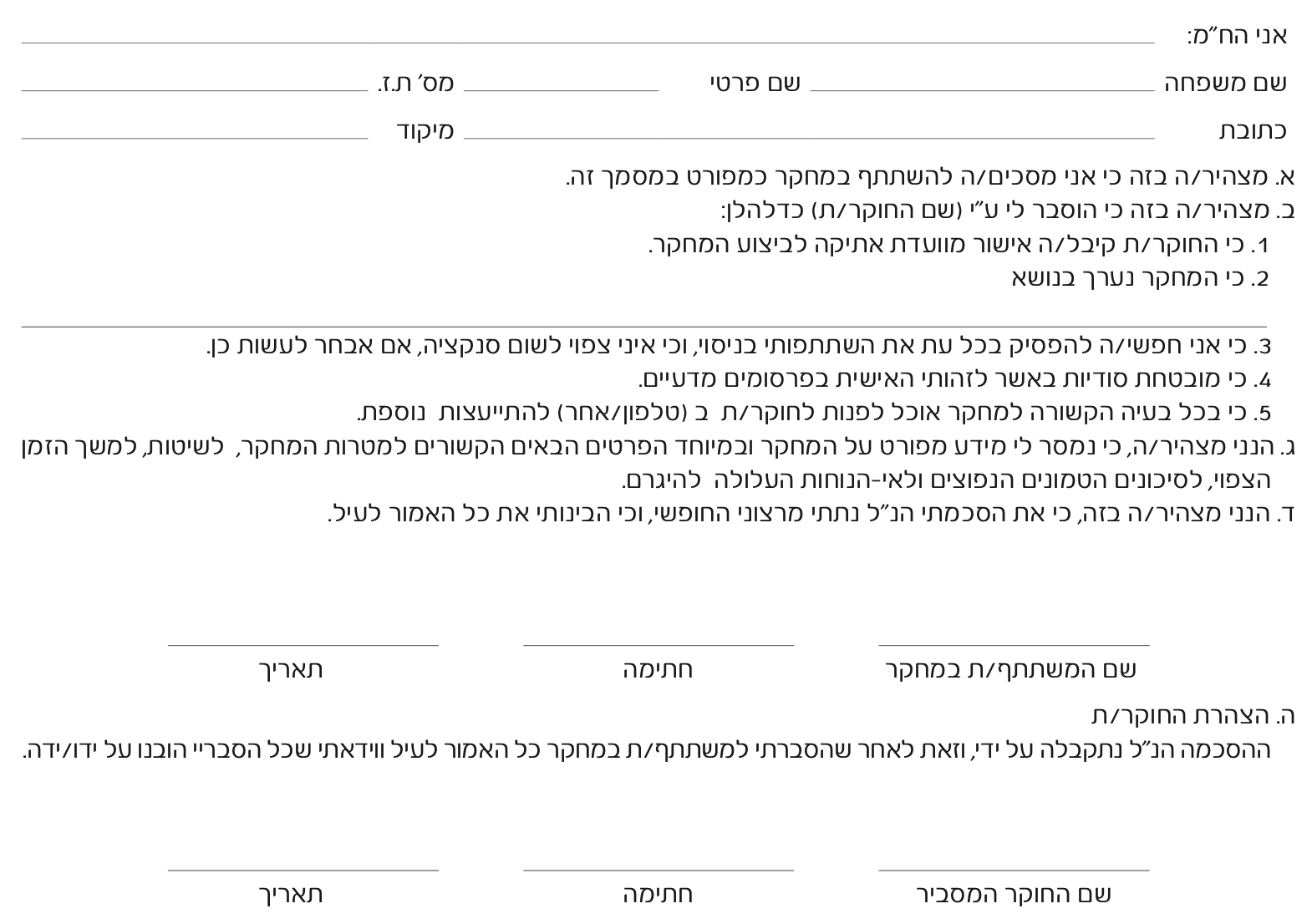
מדד **SRMR** – Standardized root mean square residual, מדד התאמה הבוחן מידת-טעות, גם על מדד זה להיות נמוך SRMR<.08



**נספח 04 – טופס הסכמה מדעת להשתתפות במחקר**



טופס הסכמה מדעת להשתתפות במחקר

****