

ההשפעה הצפויה של הבינה המלאכותית היוצרת על פערי השכר בישראל

מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס

אנא צטטו מחקר זה כך:

Debowy, M., Epstein, G. S., & Weiss, A. (2026). The Expected Impact of Generative Artificial Intelligence on Wage Gaps in Israel. Taub Center for Social Policy Studies in Israel.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.18266423>

נייר מדיניות מס' 03.2026

ירושלים, שבט תשפ"ו, פברואר 2026

ההשפעה הצפויה של הבינה המלאכותית היוצרת על פערי השכר בישראל

מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין, אבי וייס

מבוא

כלי בינה מלאכותית יוצרת (Generative Artificial Intelligence) מתפתחים ומוטמעים בכלכלה הישראלית, וקיימות תחזיות מרחיקות לכת לגבי השפעתם האפשרית על התעסוקה, הפריון והצמיחה (שחף, 2025; שטיינהרט, 2025). חוקרים שונים גיבשו טווח אומדנים רחב מאוד להשפעת הטכנולוגיה על התפוקה ועל שכר העובדים, ומספר עבודות (הבולטת בהן של Acemoglu, 2025) עסקו בשוקי עבודה הטרונגיים כמו שוק העבודה הישראלי, שבו עובדים מקבוצות אוכלוסייה שונות נוטים לעבוד במקצועות שבהם החשיפה לבינה מלאכותית שונה מאוד זו מזו.

מאמר זה מתמקד בהשפעתה הצפויה של הטכנולוגיה על פערי השכר בישראל, תוך התבססות על המתודולוגיה של Acemoglu (2025) שבחן את השפעות הטכנולוגיה על פערי השכר בארה"ב. אנו משתמשים במתודולוגיה זו – לצד נתוני תעסוקה ושכר מסקרי הכנסות משקי הבית של הלמ"ס – כדי לגבש אומדנים על השפעותיה הצפויות של הבינה המלאכותית היוצרת על רמת השכר הכללית ועל פערי השכר במשק. היתרונות המובהקים ביותר בשיטתו של Acemoglu (2025) הם נגישותה והישענותה על נתונים קיימים (בניגוד למודלים אחרים הדורשים אפילו יותר הנחות מבניות כדי לגבש מסקנות), לצד ביסוס כושר הניבוי שלה באשר להתפתחויות טכנולוגיות בעבר. עם זאת, הגישה שלו נשענת על הנחות חזקות, כגון הנחות קבועות לגבי רמת הטכנולוגיה והטמעתה, וההנחה שקיימת יציבות מבנית במיפוי בין משימות,

* מיכאל דבאוי, חוקר במרכז טאוב לחקר המדיניות החברתית בישראל ודוקטורנט במחלקה לכלכלה, אוניברסיטת בן-גוריון בנגב; פרופ' גיל אפשטיין, חוקר ראשי וראש תוכנית מדיניות הכלכלה במרכז טאוב והמחלקה לכלכלה באוניברסיטת בר-אילן; פרופ' אבי וייס, נשיא מרכז טאוב והמחלקה לכלכלה באוניברסיטת בר-אילן.

מיומנויות ושכר לאורך זמן. הנחות אלו מאפשרות אומדן נקי ובר-השוואה, אך גם מצמצמות מורכבות דינמית שעשויה להיות קריטית בהקשר של טכנולוגיות מתפתחות במהירות, כמו בינה מלאכותית.

מהמודל עולה כי רמת השכר הכללית בישראל תעלה ב-1.55% עקב הבינה המלאכותית היוצרת; אם נפרש מספר זה כתחזית להשפעה המצרפית על פני עשור כפי שעושה (Acemoglu (2025), מדובר בתוספת צנועה (לשם השוואה, נציין כי בעשור 2014–2024 עלה שכר השכירים הריאלי ב-2.7% בממוצע בשנה). השפעתה הצפויה של הטכנולוגיה על פערי השכר מורכבת יותר: פער השכר המגדרי צפוי להתרחב בכחי נקודת אחוז עד נקודת אחוז, בעוד פער השכר היהודי-ערבי צפוי להצטמצם במספר נקודות אחוז. פערי השכר בין מסיימי תיכון ללא-מסיימי תיכון ובין בעלי תואר ראשון למסיימי תיכון צפויים להצטמצם, בעוד פער השכר בין בעלי תארים מתקדמים לבעלי תואר ראשון צפוי להתרחב. על אף העלייה ברמת השכר הכללית, השכר הממוצע של מספר קבוצות עובדים בישראל צפוי לרדת.

השלכות אלו על פערי השכר קשיחות מבחינה איכותנית, כך שגם אם ההשפעה על רמת השכר הכללית תהיה שונה מאומדננו השמרני, כיווני הפערים שהטכנולוגיה יוצרת יישארו על כנם. אדרבא, ככל שההשפעה על רמת השכר תהיה גדולה יותר בפועל כך גם התרחבותם (או הצטמצמותם) של הפערים שנלווה לה. על כן נייר זה מתמקד בראש ובראשונה בחיזוי השפעת הטכנולוגיה על פערי השכר, כאשר כימות ההשפעה על רמת השכר הכללית הוא צעד נלווה.

המשך מאמר זה מסודר כך: ראשית נזכיר את הספרות הכלכלית בנושא השפעת הבינה המלאכותית על השכר ופערי השכר, בדגש על עבודתו של (Acemoglu (2025) שעליה אנו מתבססים. לאחר מכן נציג את אומדננו להשפעת הטכנולוגיה על רמת השכר הכללית בישראל בחלוף עשור. בהמשך נסביר את האומדנים להחלפת העובדים, ואת התוצאה הסופית לאחר שעובדים מוחלפים יתחרו בעובדים שלא הוחלפו והשפיעו כך גם על השכר במקצועות שלא הושפעו ישירות מהטכנולוגיה. לבסוף נסכם את ממצאינו ונציג תובנות שונות מהמודל.

רקע

סוגיית השפעתה ההיפותטית של טכנולוגיית הבינה המלאכותית על שכר העובדים האנושיים נידונה במחקר העולמי, עם טווח רחב מאוד של תחזיות המשקף את הציפיות השונות לגבי יכולות הטכנולוגיה לשתבשיל. במסגרת ניתוח מקיף על השפעתה הפוטנציאלית של הטכנולוגיה על הכלכלה כולה, (Aghion et al. (2019) דנו בשתי הדרכים המרכזיות בהן זו אמורה להשפיע על השכר: החלפת עובדים אנושיים ופגיעה בביקוש אליהם מחד גיסא והעלאת פריון העובדים הנותרים מאידך גיסא. לשילוב שני מנגנונים אלו מספר השלכות החוזרות גם במחקרים עדכניים יותר: השפעה ממוצעת לא ברורה עקב השפעתם המנוגדת של ההחלפה והגדלת הפריון, הרחבת פערים (או יצירת פערים חדשים) עקב תערובת שונה של המנגנונים בקרב מקצועות שונים, והגדלת התשואה להון לצד הקטנת נתח השכר בתפוקה.

(Korinek & Suh (2024) הציעו תרחישים אפשריים להתפשטות מואצת של הבינה המלאכותית, והתמקדו בתרחישים בהם תתאפשר אוטומציה מוחלטת של כל המטלות שבני אנוש מבצעים (או כמעט כל המטלות)

בטווח זמן כזה או אחר. מתוצאותיהם עלו מספר מסקנות מעניינות: ראשית, כל עוד ישנן מספיק מטלות שהבינה המלאכותית לא תוכל לבצע, שכר העובדים האנושיים ימשיך לעלות בטווח הארוך (ואף בטווח הקצר אם האוטומציה הדרגתית דיה). שנית (ולחלופין), כאשר הבינה המלאכותית מסוגלת לבצע מספיק מטלות במקום עובדים אנושיים,¹ דינו של השכר האנושי לקרוס במוקדם או במאוחר. שלישית, שלבי התהליך במסגרתו האוטומציה משפיעה על השכר תלוי בשני גורמים מתחרים: קצב האוטומציה של המטלות האנושיות וקצב צבירת ההון – כאשר השכר האנושי גדל בתקופות בהן צבירת ההון מספיקה להשיג את האוטומציה וקטן כאשר היא מפגרת אחריה.

Acemoglu (2025) התמקד בתרחישים שמרניים יותר המתבססים על יכולותיהם של כלי בינה מלאכותית יוצרת קיימים. ניתוחו על השפעת הטכנולוגיה על השכר מתבסס על המסגרת האמפירית שגיבשו Acemoglu & Restrepo (2022) לבחינת השפעת האוטומציה על פערי השכר טרם עידן הבינה המלאכותית. מסגרת זו נשענת גם היא על ערוצי ההחלפה והגדלת הפריון שנידונו קודם לכן, לצד מיקוד מוגבר בהטרוגניות של שוק העבודה ובהיקפים השונים בהם עובדים מקבוצות שונות חשופים להחלפה והגדלת פריון עקב שינויים טכנולוגיים. תובנה משמעותית העולה מעבודות אלו היא שהשפעות הטכנולוגיה על פערי השכר יכולות להיות גדולות לאין שיעור מהשפעותיה הכלכליות האחרות, כך שגם אם תחזיות הקצה יתבדו והבינה המלאכותית היוצרת תשפיע על התפוקה והצמיחה "רק" כמו גלי אוטומציה קודמים – השפעותיה על פערי השכר עלולות להיות דרמטיים בכל זאת. אף על פי כן, בבדיקתו הכמותית טען Acemoglu (2025) שהשפעת הטכנולוגיה על הכלכלה צפויה להיות קטנה (גם אם לא זניחה), ועקב פיזור רחב יחסית של החשיפה אליה בקרב משלחי יד שונים, השפעותיה על פערי השכר צפויים להיות צנועים יותר מהשפעותיהם של גלי אוטומציה קודמים. כפי שהוסבר במבוא, אנו משחזרים את אמידתו הכמותית של Acemoglu (2025) תוך שימוש בנתונים ישראלים לבחינת ההשפעה על שוק העבודה הישראלי. פירוט נרחב של המתודולוגיה והמודל מדווח בנספח ב.

נתונים והגדרות

אומדנים לשכר הממוצע של עובדות ועובדים מקבוצות שונות חושבו על בסיס סקרי הכנסות והוצאות משקי בית של הלמ"ס, הכוללים כ-48,600 נסקרים ונסקרות עובדים בשנים 2018–2022.² נתונים על סך הערך המוסף הגולמי והתמורה למשרות (בכלל המשק ולפי ענף) נלקחו מפרסומי הלמ"ס: סקר ענפי הכלכלה בשנים 2018–2021 וחשבונות המגזר הממשלתי לאותן שנים. את משלחי היד החשופים אנו מגדירים בדומה ל-Acemoglu (2024) על פי מדד האוטומציה של Eloundou et al. (2024),³ המגבש אומדן לסיכון ההחלפה של משלח יד על פי נפח המטלות הטיפוסיות למשלח היד שאותן סביר שהבינה

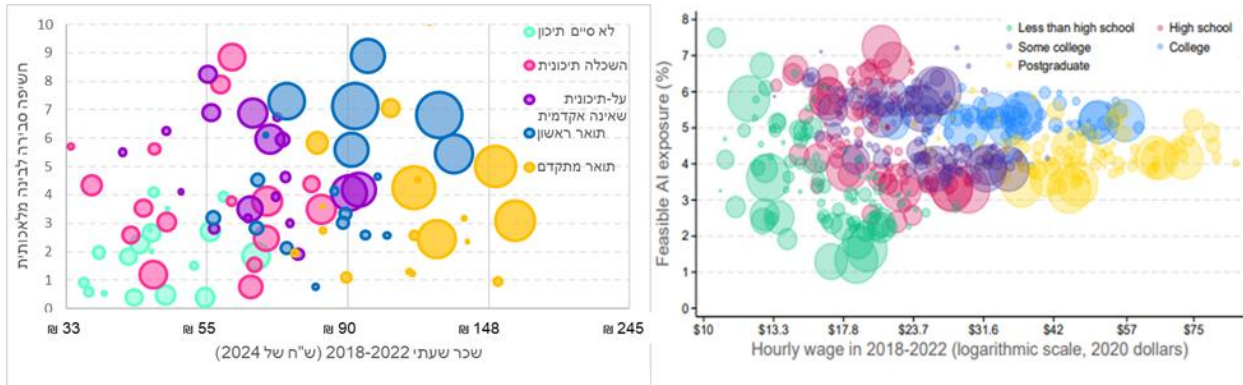
¹ סף המטלות שאחריו מושגת "אוטומציה מלאה" תלוי בהגדרת המטלות ומאפיינים נוספים של המודל; באומדניהם הכמותיים של Korine & Shuh (2024) מדובר על כ-83% מהמטלות.

² התפלגויות משלחי היד של הקבוצות מתוך אותו מסד נתונים אומתו עם אומדנים מתוך סקרי כוח אדם בתקופות המקבילות, הנשענות על מדגם גדול יותר. היחס בין שכר לחשיפה לבינה מלאכותית אומת עם נתוני שכירים מינהליים.

³ מדובר במדד מקביל למדד E1 שהוצג בדבאוי ואחרים (2025). לפירוט נוסף על מדדי החשיפה של Eloundou et al. (2024) והתאמתם לנתוני תעסוקה ישראליים, ראו דבאוי ואחרים (2025).

המלאכותיות מסוגלת לבצע או תוכל לבצע בעתיד. משלחי יד בעלי ציון אוטומציה של 0.5 או יותר מסווגים כמשלחי יד חשופים,⁴ ושיעור השכר המצטבר במשלחי יד אלו מהווה את הבסיס למרבית חישובינו, כפי שנבחר בהמשך. אנו מחלקים את העובדים לקבוצות הנבדלות במגזר, מגדר, השכלה וגיל.

תרשים 1. חשיפה לבינה מלאכותית בקרב קבוצות עובדים שונים, ישראל וארה"ב, 2022–2018



הערות: חשיפה "סבירה" מוגדרת כחשיפה מהוננת לפי ישימות ההטמעה של כלי בינה מלאכותית בתוך עשור (23% על פי הנחות המודל, ראו בהמשך). כל בועה מייצגת קבוצה המוגדרת על פי מגדר, השכלה, גיל ומגזר (ישראל) או מוצא וסטטוס הגירה (ארה"ב). הנתונים בארה"ב עשירים יותר ומאפשרים פילוח לקבוצות רבות ומדויקות יותר.

מקור: מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס, מרכז טאוב | נתונים: הלמ"ס

ההשפעה על רמת השכר הכללית

השלב הראשון בחיזוי השלכות השכר של טכנולוגיית הבינה המלאכותית היוצרת הוא אמידת ההשפעה המצרפית על רמת השכר במשק, הנובעת מהעלייה הצפויה בפריון העבודה עקב הטמעת הטכנולוגיה. עלייה זו בפריון העבודה נובעת הן מהעלייה בפריון הכולל (שתגביר את התפוקה של ההון והעובדים גם יחד) והן מההשקעה העודפת הצפויה עקב הגדלת התפוקה של ההון (שתגביר את תפוקת העובדים). נתחיל באמידת העלייה בפריון הכולל.

את העלייה בפריון הכולל אנו מחשבים כמכפלה של שלושה מרכיבים: נתח התוצר החשוף להטמעת בינה מלאכותית, ישימות ההטמעה בתוך עשור, והחיסכון הצפוי בעלויות ייצור עקב ההטמעה. ברור כי בשלב זה טווח האומדנים רחב מאוד עבור כל אחד מהמרכיבים הללו; במסגרת מאמר זה אין אנו נותנים את הדעת על האומדנים השונים, אלא מתמקדים באלו בהם נעשה שימוש במחקרים מקבילים על פערי השכר בכדי לקבל תוצאות בנות השוואה, ובפרט משתדלים להצמד לעבודתו של Acemoglu (2025).

אנו מגדירים את נתח התוצר החשוף לבינה מלאכותית כסך השכר של המקצועות החשופים מתוך סך השכר במשק. נתח זה עומד על כ-24%, שיעור גבוה במעט מהשיעור של 20% שנמדד עבור ארה"ב ב-

⁴ רשימת משלחי היד בסכנת החלפה מופיעה בלוח נ'1 בנספח א.

Acemoglu (2024). בנוגע לשימויות ההטמעה – המכתיבה, בסופו של דבר, את היקף ההטמעה בפועל בקרב המקצועות החשופים לבינה מלאכותית – אנו מניחים כי היא עומדת על כ-23% בעשור הקרוב, הנחה שנלקחה במדויק מ-Acemoglu (2025)⁵. כלומר, כ-5.5% מהתוצר הנוכחי של המשק ייוצר בידי בינה מלאכותית בתוך כעשור, על פי המודל.

אשר לחיסכון הצפוי מהטמעת הטכנולוגיה, או עד כמה עלויות הייצור ירדו לאחר החלפת עובדים אנושיים בבינה מלאכותית, אנו מאמצים את אומדן הבסיס של Acemoglu (2024), העומד על 27% מעלויות העבודה – כ-17% מהערך המוסף – כאומדן הבסיס שלנו.⁶ יחד עם האומדנים עבור שני המרכיבים האחרים, העלייה המצרפית בפריון הכולל צפויה להיות כ-0.9% – עלייה גבוהה במעט מ-0.7% שנאמדו עבור ארה"ב ב-Acemoglu (2024)⁷.

כפי שצוין קודם לכן, העלייה בפריון העבודה תהיה גדולה מהעלייה בפריון הכולל בשל ההשקעה המוגדלת בהון (הנובעת בתורה מאותו גידול בפריון הכולל). בהתאם ל-Acemoglu (2024), אנו מניחים כי יתקיים יחס ישיר בין העלייה בפריון הכולל לעלייה הסופית בפריון העבודה, כך שזו תעמוד על 1.55% – אומדן צנוע, אם כי גבוה במעט מעלייה של 1.16% שאמד Acemoglu (2024) עבור ארה"ב.⁸ בהמשך נתייחס למשמעות של אומדן זה ונבחן את השלכותיהם של אומדנים אחרים עבור כלל המרכיבים של העלייה הצפויה בפריון העבודה.

לבסוף, השפעת העלייה בפריון העבודה על רמת השכר הכללית תלויה בגמישות התחלופה של המטלות השונות, הקובעת עד כמה יצרנים מסוגלים להסיט משאבים בין מטלות שונות בייצור המוצר או השירות הסופי. אנו מניחים בהקשר זה כי המטלות השונות הן משלימות בתהליך הייצור, ועל כן ירידה במחיר המטלות בהן תוטמע הבינה המלאכותית תעלה את הביקוש למטלות שעובדים אנושיים ימשיכו לבצע. בפרט, אנו מאמצים את הנחותיו של Acemoglu (2024) לגבי מבנה הביקוש וערכה המדויק של גמישות התחלופה בין מטלות.⁹ בפועל, משמעותן של הנחות אלו היא שהשפעת הטכנולוגיה על השכר גדולה יותר מהשפעתה על הפריון (ועל החלפת העובדים, כפי שנציג בהמשך).

⁵ אומדן זה של 23% מגיע במקור מ-Svanberg et al. (2024), שבחנו את הסוגיה עבור הטכנולוגיה הצרה של עיבוד תמונה. Acemoglu (2024) משליך מאומדן זה עבור הבינה המלאכותית כולה, ובעקבותיו גם אנחנו.

⁶ אומדן זה מתבסס על עבודותיהם של Noy & Zhang (2023) ו-Brynjolfson et al. (2025). הבחנו את החיסכון הכלכלי בהטמעת הטכנולוגיה באופן ממוקד. יש לציין כי שיעור החיסכון הסופי שאנו מחשבים, 17%, גבוה מזה ש-Acemoglu (2024) חישב עבור ארה"ב (15.4%) עקב שיעור גבוה יותר של עלויות עבודה מתוך הערך המוסף.

⁷ אנו מתייחסים לאומדן הבסיס של Acemoglu (2024) שאינו מבדיל בין "מטלות קשות" ל"מטלות קלות".

⁸ Acemoglu (2024) מחשב את השפעת הבינה המלאכותית על התמ"ג (והפריון לעובד) כך:

$$\text{GDP gains over the next 10 years} = \text{TFP gains over the next 10 years} / (1 - \text{capital share})$$

יש לציין כי בעוד הפער בהשפעת הבינה המלאכותית על הפריון הכולל בישראל לעומת ארה"ב הוא כ-35%, הפער בהשפעה על התמ"ג (ופריון העבודה) הוא כ-33% בלבד, וזאת עקב בסיס הון רחב יותר מלכתחילה בארה"ב המגדיל את אפקט ההשקעות על התמ"ג.

⁹ Acemoglu (2024) מתבסס על המודל של Acemoglu & Restrepo (2022), על פיו מוצרים ושירותים מיוצרים במסגרת פונקציית CES של מטלות שונות (כאשר עבודה אנושית והון הם תחליפים מושלמים בעבור כל מטלה) בעלת גמישות תחלופה σ . אומדנים עבור σ , בו אנו משתמשים גם במסגרת עבודה זו, הוא $\sigma=0.5$; אומדן זה מגיע במקור מ-Humlum (2022).

השפעה ישירה על פערי שכר: החלפת עובדים

השלב השני בחיזוי השלכות השכר של טכנולוגיית הבינה המלאכותית היוצרת הוא אמידת ההשפעה הישירה על שכרם של עובדים מקבוצות אוכלוסייה שונות. במסגרת מחקר זה אנו מתמקדים בעובדים שמוחלפים על ידי בינה מלאכותית במטלות שונות, ומתעלמים משני ערוצים נוספים דרכם הטכנולוגיה צפויה להשפיע על שכר העובדים: שיפור בביצוע מטלות מסוימות בעזרת בינה מלאכותית (השלמה או "augmentation") ויצירת מטלות חדשות. אין בידינו כלים להבחין בין פוטנציאל ההחלפה או ההשלמה של עובדים, וודאי שלא לחזות אילו מטלות חדשות יתווספו לכלכלה בעקבות הטכנולוגיה. בעוד בגלים קודמים של אוטומציה טכנולוגית השפעתם של שני ערוצים אלו על השכר הייתה קטנה בהשוואה להשפעה של החלפת העובדים (Acemoglu et al., 2025),¹⁰ לא ניתן לקבוע אם כך יהיו הדברים עם הבינה המלאכותית היוצרת, סוגיה שנשוב אליה בסיכום. בכל מקרה, במסגרת עבודה זו אנו מתייחסים אך ורק לפוטנציאל להחלפת עובדים אנושיים בדומה ל-Acemoglu (2024).

בעבור כל קבוצת עובדים, אנו מניחים כי היקף החלפתם במטלות על ידי הבינה המלאכותית שווה ערך לסך השכר של העוסקים במקצועות החשופים כפול היקף ההטמעה המשוער (23%) מתוך סך השכר של הקבוצה (להלן "חשיפה לבינה מלאכותית").¹¹ כמוזכר בעמוד הקודם, השפעת החלפת העובדים על השכר תלויה בגמישות התחלופה בין מטלות (העומדת על פי הנחתנו על 0.5). העמודה הראשונה של לוח 1 מציגה את ההשפעה הישירה של הבינה המלאכותית – המוגדרת כסכום ההשפעה על רמת השכר הכללית והשפעת ההחלפה על הקבוצה – עבור עובדות ועובדים מקבוצות שונות. מהתוצאות ניתן ללמוד מספר פרטים לגבי ההשפעה הישירה הצפויה. ראשית, בעוד זו צפויה להיטיב עם שכרם של גברים, שכרן של נשים ייפגע. שנית, בחתך מגזרי, השכר הממוצע צפוי לעלות בכל המגזרים, ובמיוחד במגזר הערבי. שלישית, שכרם של העובדים הפחות משכילים (אלו שלא סיימו תיכון) והמשכילים ביותר (בעלי תארים מתקדמים) צפוי לעלות, בעוד זה של יתר העובדים צפוי להיפגע.

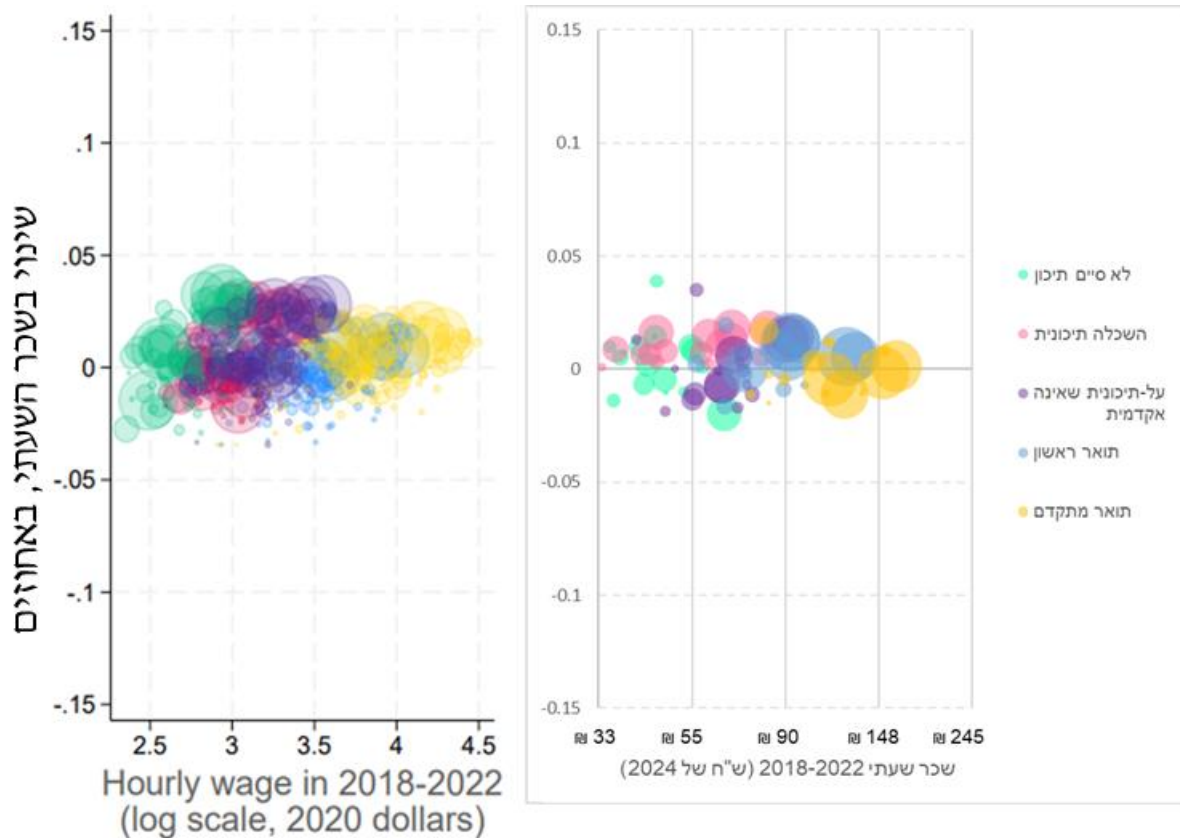
אומדנים אלו להשפעה הישירה (הנובעים ישירות מהחשיפה לבינה מלאכותית) מעניינים לכשעצמם, אך אינם מהווים את אומדננו הסופי. בפועל, שוק העבודה יגיב להחלפת העובדים – הן מצד הביקוש לעובדים מקבוצות שונות והן מצד ההיצע של קבוצות אלו – כאשר תגובה זו צפויה לִמְתֵן את ההשפעה המלאה של הבינה המלאכותית על פערי השכר. עתה נדון בהשפעה המלאה תחת הנחות לגבי תגובת שוק העבודה ושינוי המשקל החדש שיווצר בעקבותיה.

¹⁰ בנייתוח הכמותי שערכו, (Acemoglu et al. (2025) הראו כי בעוד החלפת עובדים מסבירה מעל ל-40% מהשינויים בפערי השכר בארה"ב בין 1980 ל-2016, מטלות חדשות מסבירות כ-20% וטכנולוגיה משלימת-עובדים פחות מ-7%.

¹¹ בעבודות אחרות כגון דבאוי ואחרים (2024) אנו מתייחסים לשיעור החשיפה לבינה מלאכותית כשיעור המועסקים במקצועות חשופים. במאמר זה הגדרת החשיפה דומה, אך נשענת על שקילה לפי שכר לצד הנחה לגבי קצב ההטמעה של הטכנולוגיה.

השפעה מלאה על פערי שכר: שיווי משקל

תרשים 2. ההשפעה המלאה של בינה מלאכותית על השכר בקרב עובדים מקבוצות שונות, ישראל וארה"ב, 2018–2022



הערות: כל בועה מייצגת קבוצה המוגדרת על פי מגדר, השכלה, גיל ומגור (ישראל) או מוצא וסטטוס הגירה (ארה"ב). הנתונים בארה"ב עשירים יותר ומאפשרים פילוח לקבוצות רבות ומדויקות יותר.

מקור: מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס, מרכז טאוב | נתונים: הלמ"ס

השפעתה המלאה של טכנולוגיית הבינה המלאכותית היוצרת על פערי השכר תלויה גם בתגובת שוק העבודה – מעסיקים ומועסקים כאחד – להשפעות הישירות שתועדו עד כה. מצד המעסיקים, הביקוש היחסי לעובדים צפוי להשתנות בהתאם לשיעור החשיפה היחסי בכל ענף, ובכך להשפיע על הרכבו הענפי של שוק העבודה. מצד המועסקים, קבוצות עובדים המתמחות במשלחי יד מוחלפים צפויות להסיט את תעסוקתן בהדרגה לתחומים אחרים, ובכך להתחרות כנגד קבוצות אחרות ולדחוק את השכר מטה.¹² את השינוי הצפוי בביקוש לעובדים בין ענפים שונים אנו מחשבים בשיטה דומה ל-Acemoglu (2024), ובדומה לו האפקט הנאמד בהקשר זה זניח.¹³ את התפשטות האפקט בין קבוצות עובדים אנו מחשבים על בסיס

¹² כמובן שקיימת גם תחרות פנימית בכל קבוצה בין עובדים שונים, כך שכל קבוצה "בולעת" חלק מההשפעה התחרותית שלה על שיווי המשקל.

¹³ אנו מגדירים חמישה ענפים בחישוב זה: היי-טק, ייצור ותשתיות, שירותים עתירי ידע, שירותים שאינם עתירי ידע, ושירותים ציבוריים. השינוי הזניח בביקושים הענפיים לעובדים נובע משני אפקטים מנוגדים של החלפת העובדים: ירידה בביקוש לעובדים

הדמיון בין הקבוצות במקצועות העובדים (מקצוע בהקשר זה הוא צירוף משלח יד וענף) והבדלי הגודל בין הקבוצות מבחינת סך השכר, תחת ההנחה שכל קבוצה נושאת בכ-45% מההשפעה הישירה של הטכנולוגיה על רמת השכר שלה, כאשר יתר האפקט מתפזר לקבוצות אחרות דרך תחרות (מספר זה מגיע מאומדניהם של [Acemoglu & Restreppo 2022] שבהם נעשה שימוש ב-[Acemoglu 2024]). לפירוט נוסף על חישוב מרכיבי שיווי המשקל המלא ראו נספח ב.

מחקרי עבר הראו כי פיזור ההשפעה הישירה דרך תחרות בין קבוצות עובדים הוא אפיק מרכזי דרכו הטכנולוגיה משפיעה על שוק העבודה (Acemoglu & Restreppo, 2022), וגם במחקר זה עולה כי ההשפעה המלאה על פערי השכר תהיה שונה בתכלית מההשפעה הישירה. העמודה האמצעית בלוח 1 מציגה את ההשפעה המלאה עבור עובדות ועובדים מקבוצות שונות.

ניתן להבחין כי כלל ההשפעות המלאות המוצגות דומות בכיווןן להשפעות הישירות, אם כי גודלן (במונחים מוחלטים) קטן יותר, והפיזור בין קבוצות קטן יותר גם הוא. עם זאת, פערי ההשפעה בין קבוצות נותרים משמעותיים מאוד ביחס להשפעה המצרפית, וכלל הממצאים הבולטים שפורטו קודם לכן באשר להשפעה הישירה שרירים גם בנוגע להשפעה העקיפה. ממצאים אלו תלויים כמובן בהנחות המבניות שתוארו בפסקה הקודמת (וביתר המאמר), ונתונים למגבלות נוספות כגון אומדן החשיפה לבינה מלאכותית והקושי הבסיסי לחזות את ההתקדמות הטכנולוגית. בסיכום ממצאינו נתייחס להנחות ומגבלות אלו.

לוח 1. ההשפעה הצפויה של בינה מלאכותית יוצרת על השכר הממוצע, קבוצות עובדים

שונות

שיעור בכוח העבודה	השפעה צפויה מלאה על השכר	השפעה צפויה ישירה על השכר	
100%	0.0155	0.0155	סך הכול
לפי מגדר			
52%	0.034	0.045	גברים
48%	-0.001	-0.018	נשים
לפי מגזר			
71%	0.007	0.011	יהודים לא-חרדים ואחרים
18%	0.026	0.032	ערבים
11%	0.011	0.013	חרדים
לפי השכלה			
9%	0.18	0.19	ללא השכלה תיכונית

בענפים אלה (עקב ההחלפה) מצד אחד, ועלייה בביקוש הכולל לעובדים עקב התרחבות הענף (עקב ההתייעלות) מצד שני. לסיכום ממצאים לפי ענפים ראו לוח נ'2 בנספח א.

40%	-0.00	-0.02	השכלה תיכונית
13%	-0.02	-0.06	תעודה על-תיכונית שאינה אקדמית ¹⁴
23%	-0.03	-0.07	תואר ראשון
15%	0.13	0.14	תואר שני או שלישי

הערה: הנתון המוצג לכל קטגוריה הוא ממוצע שקול של ההשפעות הצפויות של כלל הקבוצות באותה קטגוריה; לדוגמה, האומדנים עבור "גברים" הם ממוצע האומדנים עבור קבוצות שונות של גברים (הנבדלות במגזר, גיל והשכלה).

מקור: מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס, מרכז טאוב | נתונים: הלמ"ס

סיכום

כמוזכר במבוא, יישום המתודולוגיה של Acemoglu (2025) לנתונים הישראליים מצביע על עלייה צנועה בשכר המצרפי, הנובעת ברובה מהנחותינו לגבי נתח התוצר החשוף להטמעת בינה מלאכותית, ישימות ההטמעה בתוך עשור, והחיסכון הצפוי בעלויות ייצור עקב ההטמעה. היות ונייר זה ממוקד בפערי השכר ולא ברמתו הכוללת, לא נעמיק בסוגיה זו, אך נבהיר כי לו ההשפעה בפועל תהיה משמעותית יותר (כפי שחוזים לדוגמה Korinek & Suh, 2024) – השינויים בפערי השכר יהיו זהים בכיוונם אך גדולים יותר באופן פרופורציוני. אנו כן בוחנים את רגישות הממצאים להנחותינו לגבי גמישות התחלופה בין מטלות ופוטנציאל התחרות בין קבוצות שונות של עובדים; סיכום של תוצאות נבחרות תחת הנחות חלופיות לגורמים אלו מוצג בלוח נ'3 בנספח א, וכעת נציג מספר מסקנות המתקבלות באופן עקבי תחת כל החלופות שנבחנו.

לבינה המלאכותית היוצרת צפויה להיות השפעה מורכבת על פערי השכר בשוק העבודה הישראלי. פער השכר המגדרי, שעמד על כ-23% לשעה (ברוטו) בשנים 2018–2022, צפוי להתרחב בכחצי נקודת אחוז עד נקודת אחוז. לעומת זאת, פער השכר היהודי-ערבי (45%) צפוי להצטמצם בכ-1–2.5 נקודות אחוז.¹⁵ במישור ההשכלה, פרמיות ההשכלה על סיום תיכון ותואר ראשון צפויות להצטמצם (בכ-1–2.5 ו-0.5–1 נקודות אחוז, בהתאמה). בהסתכלות רחבה יותר, הגם שהשכר הממוצע יעלה, שכרן הממוצע של מספר קבוצות עובדים צפוי לרדת; אלו היוו 29%–30% מכוח העבודה בשנים 2018–2022.

תחזית זו נטולת התייחסות ליכולתה של הטכנולוגיה להשפיע על שכר העובדים דרך שיפור ביצועיהם ויצירת מטלות חדשות, שצפויות להשפיע גם הן. אין בידינו לבחון גורמים אלו, אך מזכיר שוב כי במחקרי עבר נמצא כי הם משמעותיים פחות בניבוי פערי השכר מאשר החלפת עובדים. בכל מקרה, ממדיה הכמותיים של התחזית שלנו מתבססים על אומדן גס, והיא יעילה בעיקר כקריאת כיוון כללית. בסיכומנו של דבר, בהשלכת שיטתו של Acemoglu (2025) על נתוני תעסוקה ישראלים נמצאו תוצאות דומות מאוד

¹⁴ כולל עובדות ועובדים בעלי "תעודה אחרת", שמהווים כ-2% מכוח העבודה.

¹⁵ בהקשר היהודי-ערבי יש להדגיש שוב כי אנו מתמקדים בטכנולוגיות בינה מלאכותית יוצרת (Gen-AI) ולא בכלי בינה מלאכותית אחרים, כגון רכבים אוטונומיים או רובוטים תעשייתיים. לכלים אלו שיעורי חיסכון ועלויות הטמעה שונים בתכלית, והם מאיימים על עובדים ערבים בשיעור גבוה בהרבה מעל עובדים יהודים. להרחבה ראו את המדד של Webb (2020) בדבאוי ואחרים (2024).

לאילו שמצא עבור ארה"ב (תרשים 2). תוצאות אלו מצביעות על עלייה צנועה ברמת השכר הכללית, והשפעה מורכבת על פערי השכר, הכוללת צמצום פערי שכר מגזריים, התרחבות פערי שכר מגדריים, וקיטוב פערי השכר בין קבוצות השכלה. תוצאות אלו מצביעות על הנחיצות בקידום אפשרויות הכשרה ולמידה איכותיות, השקעה במערך ההכשרות המקצועיות וטיוב מסלולי הלימוד האקדמיים על מנת לאפשר לעובדות ועובדים ישראלים להתחרות בהצלחה בשוק העבודה בעידן הבינה המלאכותית.

מקורות

דבאוי, מ', וינטר, י', אפשטיין, ג', וייס, א', ובכר-נתנאל, א' (2025). [מגמות בתעסוקה ובינה מלאכותית בשוק העבודה הישראלי](#). מרכז טאוב לחקר המדיניות החברתית בישראל ומכון מוזאיק למדיניות בינה מלאכותית.

דבאוי, מ', אפשטיין, ג', בנטל, ב', וייס, א', ווינרב, א' (2024). [בינה מלאכותית ושוק העבודה הישראלי](#). מרכז טאוב לחקר המדיניות החברתית בישראל.

שחף, ט' (2025, 28 באפריל). [הבינה המלאכותית כבר בשוק העבודה: "תרחישי בלהות של רבבות מובטלים בן לילה"](#). *Ynet*.

שטיינהרט, ח' (2025, 16 באוגוסט). [ה-AI פוגשת את הכלכלה: פותרת את בעיית החוב אך יוצרת משבר תעסוקה](#). גלובס.

Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13–58.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2022). Tasks, automation, and the rise in US wage inequality. *Econometrica*, 90(5), 1973–2016.

Acemoglu, D., Kong, F., & Restrepo, P. (2025). Tasks at work: Comparative advantage, technology and labor demand. *Handbook of Labor Economics*, 6, 1–114.

Aghion, P., Jones, B., and Jones, C. (2019). Artificial intelligence and economic growth. In Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 237–290). NBER and University of Chicago Press.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). [Generative AI at work](#). *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942.

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 384(6702), 1306–1308.

Humlum, A. (2022). *Robot adoption and labor market dynamics*. Rockwool Foundation Research Unit.

Korinek, A., & Suh, D. (2024). [Scenarios for the Transition to AGI](#) (Working Paper No. 32255). NBER.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192.

Svanberg, M., Li, W., Fleming, M., Goehring, B., & Thompson, N. (2024). Beyond AI exposure: which tasks are cost-effective to automate with computer vision?. MIT Working Paper. Available at SSRN 4700751.

Webb, M. (2020). [The impact of artificial intelligence on the labor market](#). Stanford University.

נספח א. לוחות נוספים

לוח נ'1. רשימת משלחי היד החשופים

מנהלים פיננסיים (1211), מנהלי משאבי אנוש (1212), מנהלים בתחומי שירות אחרים לנמ"א (1439), מעצבים גרפיים ומעצבי מולטימדיה (2166), רואי חשבון (2411), יועצים פיננסיים ויועצי השקעות (2412), מנתחים פיננסיים (2413), מבקרי פנים (2414), יועצי ניהול ויועצים ארגוניים (2421), בעלי משלח יד בתחום ניהול מדיניות (2422), בעלי משלח יד בתחומי כוח אדם וקריירה (2423), בעלי משלח יד בתחום הכשרת סגל עובדים ופיתוחם (2424), יועצים בתחום הפרסום והשיווק (2431), בעלי משלח יד בתחום המכירות של מוצרים רפואיים וטכניים) פרט לענפי טכנולוגיות המידע, (2433) (ICT) - מפתחי תכנה (2512), מתכנתי יישומים (2514), מפתחי תכנה ומנתחי יישומים לנמ"א (2519), מנהלים ומעצבים של מסדי נתונים (2521), מנהלי מערכות (2522), בעלי משלח יד בתחום מסדי הנתונים ובתחום הרשתות לנמ"א (2529), סופרים ומחברים דומים (2641), עיתונאים (2642), מתרגמים, מתורגמנים ובלשנים (2643), סרטטים (3118), סוכנים וסוחרים בתחום ניירות הערך והפיננסים (3311), יועצי אשראי והלוואות (3312), מנהלי חשבונות ובעלי משלח יד דומה (3313), שמאים ומעריכי נזק (3315), סוכני ביטוח (3321), סוכני מכירות בתחום המסחר הכללי (3322), קניינים (3323), מתווכי סחר (3324), יבואנים (3325), סוכני שחרור ושילוח של טובין (3331), סוכני שירותים עסקיים לנמ"א (3339), מזכירות משפטיות (3342), מזכירות מינהליות ומזכירות מנהלים (3343), מזכירות רפואיות (3344), פקידי ממשלה לענייני מסים ובלו (3352), פקידי ממשלה לענייני הטבות סוציאליות (3353), פקידי רישוי ממשלתי (3354), הנדסאי וטכנאי תמיכה במשתמשים בענפי טכנולוגיות המידע, (3512) (ICT) הנדסאי וטכנאי רשתות ומערכות מחשבים (3513), הנדסאי וטכנאי מרשתת (אינטרנט) ומרשתת פנים (אינטראנט) (3514), פקידי משרד כלליים (4110), עובדי מזכירות (כללי) (4120), כספרים בבנקים ופקידים בתחומים דומים (4211), גובי חובות ועובדים בתחומים דומים (4214), סוכני נסיעות ופקידים לענייני נסיעות (4221), פקידים במרכזי מידע ללקוחות (4222), מפעילי מרכזיות טלפון (4223), פקידי קבלה בבתי מלון (4224), פקידי קבלה (כללי) (4226), פקידים בתחומי הסטטיסטיקה, הפיננסים והביטוח (4312), פקידי שכר (4313), פקידי תובלה (4323), פקידים לענייני צוות העובדים (4416), פקידים כלליים ועובדי משרד לנמ"א (4419), קופאים ומוכרי כרטיסים (5230), נציגי מכירות בטלפון (5244).

לוח נ'2. ענפי הכלכלה

ענף	משקל מתוך סך הערך המוסף	נתח השכר בערך המוסף של הענף	שיעור חשיפה לבינה מלאכותית	השפעה צפויה על הביקוש לעובדים
ייצור ותשתיות	18%	53%	0.14	-0.029
היי-טק	19%	69%	0.52	0.046
שירותים עתירי ידע	21%	49%	0.48	0.013
שירותים שאינם עתירי ידע	24%	62%	0.26	-0.006
שירותים ציבוריים	19%	72%	0.13	-0.024

מקור: מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס, מרכז טאוב | נתונים: הלמ"ס

לוח נ'3. ממצאים שונים, על פי הנחות חלופיות

	השפעה ישירה			השפעה מלאה				κ
	-			1	1	2	1	
	0.7	0.3	0.5	0.7	0.3	0.5	0.5	σ
	(7)	(6)	(5)	(4)	(3)	(2)	(1)	
השפעה על השכר הממוצע	0.0185	0.0086	0.0155	0.0185	0.0086	0.0155	0.0155	
סטיית תקן של ההשפעה על השכר	0.0145	0.0369	0.0212	0.0090	0.0221	0.0174	0.0128	
אחוז מועסקים בקבוצות בהן השכר הממוצע יורד	29%	30%	28%	30%	30%	29%	29%	
פער השכר השעתי 2022-2018	42%	45%	42%	44%	45%	43%	42%	אחוז שעות עבודה בקבוצות בהן השכר הממוצע יורד
23%	0.011	0.022	0.014	0.005	0.010	0.007	0.006	השפעה על פער שכר שעתי מגדרי

45%	-0.018	-0.051	-0.028	-0.008	-0.024	-0.013	-0.013	השפעה על פער שכר שעתי יהודי-ערבי
27%	-0.002	-0.009	-0.004	0.001	-0.003	-0.000	-0.000	השפעה על פער שכר שעתי יהודי-לא-חרדי-חרדי
12%	-0.019	-0.047	-0.027	-0.009	-0.023	-0.014	-0.013	השפעה על פער שכר בין מסיימי תיכון ללא מסיימי תיכון
79%	-0.009	-0.028	-0.014	-0.004	-0.013	-0.007	-0.006	השפעה על פער שכר בין בעלי תואר ראשון למסיימי תיכון
31%	0.017	0.044	0.025	0.008	0.019	0.011	0.011	השפעה על פער שכר בין בעלי תואר מתקדם לבעלי תואר ראשון

הערה: הלוח מציג תוצאות שונות לניתוח תחת הנחות חלופיות למודל. פרמטר σ מבטא את גמישות התחלופה בין מטלות שונות, בעוד פרמטר α מבטא את פוטנציאל התחרות בין עובדים מקבוצות שונות. לפירוט נוסף על משמעות הפרמטרים ראו נספח ב. עבור השורות המתארות את השפעת הבינה המלאכותית על פערי השכר, הנתון המוצג הוא ההשפעה על הפער באחוזים, ובעמודה השמאלית ביותר מוצג הפער (באחוזים) בממוצע לאורך שנות המדגם. הכפלת הנתון בכל תא עם זה שבעמודה השמאלית ביותר תיתן את השפעת הבינה המלאכותית על פער השכר בנקודות אחוז.

מקור: מיכאל דבאוי, גיל אפשטיין ואבי וייס, מרכז טאוב | נתונים: הלמ"ס

נספח ב. פירוט המתודולוגיה והמודל

נספח זה נועד להבהרת המתודולוגיה שבה נעשה שימוש במאמר. הוא מנוסח כמבוא או תקציר למודל המטלות של (Acemoglu & Restrepo (2022). להרחבה והעמקה ראו (Acemoglu et al. (2025). לפירוט התוצאות והנתונים ראו את גוף המאמר ואת נספח א.

המודל נשען על ייצור כלכלי שבו התשומות ה-"ישירות" הן מטלות שונות (המאגדות יחד למוצר או שירות סופי), בעוד עבודה אנושית או הון יצרני הן תשומות תחליפיות בכל מטלה. נפתח באינטואיציה של המודל במסגרת "הומוגנית", בה כל העובדים זהים בכישוריהם וכל ענפי הכלכלה זהים בתהליך הייצור שלהם, ולאחר מכן נוסיף רבדים נוספים: ענפי כלכלה שונים, קבוצות עובדים שונות, ותחרות בין עובדים מקבוצות שונות על אותן מטלות.

קבוצה אחת של עובדים וענף כלכלי אחד

כנקודת התחלה, המודל מדמה את תהליך הייצור של מוצר או שירות סופי Y כאוסף של N מטלות (לכל מטלה y אינדקס z), כאשר השלמת כל מטלה $y(z)$ יכולה להתבצע על ידי עובד אנושי ביעילות $A_L(z)$ או על ידי מכונה (הון) ביעילות $A_K(z)$:

$$\left\{ \begin{array}{l} Y = \left(\int_0^N y(z)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} dz \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \\ y(z) = A_L(z) \cdot l(z) + A_K(z) \cdot k(z) \end{array} \right\}$$

המטלות נאספות תחת אגרגטור CES עם גמישות תחלופה σ (שמקובל להניח שקטנה מ-1), בעוד בתוך כל מטלה גורמי הייצור הם תחליפים מושלמים; כלומר, כל מטלה z תבוצע בלעדית על ידי עובדים אנושיים או הון בהתאם ליעילות והעלות של שתי האפשרויות.

במודל כזה, ותחת הנחה של תחרותיות, רמת השכר נקבעת בהתאם לתפוקה הכוללת ולערך המטלות שמבצעים עובדים אנושיים. נגדיר את סל המטלות שמבצעים עובדים אנושיים כמטלות I עד N (כאשר מטלות 0 עד $I-1$ מבוצעות על ידי הון). השכר w הוא:

$$w = \left(\frac{Y}{L} \right)^{\frac{1}{\sigma}} \left(\int_I^N A_L(z)^{\sigma-1} dz \right)^{\frac{1}{\sigma}}$$

ממשוואת השכר ניתן ללמוד על השפעת האוטומציה על השכר. בלוגריתמים:

$$d \ln w = \frac{1}{\sigma} \cdot (d \ln y - d \ln \Gamma^{auto})$$

במשוואה זו w הוא השכר הממוצע, y היא התפוקה, Γ^{auto} הוא ערכן המצרפי של המטלות שעובדים אנושיים ביצעו קודם לשינוי הטכנולוגי ולא יבצעו עוד אחריו,¹⁶ σ -עודנה גמישות התחלופה בין מטלות שונות בתהליך הייצור. משוואה זו מבטאת את שתי ההשפעות הישירות המתחרות של תהליכי אוטומציה: הגדלת השכר עקב הגדלת הפריון ($d \ln y$) והקטנתו עקב החלפת עובדים במכונות ($d \ln \Gamma^{auto}$). סך ההשפעה הישירה תלוי בגודל היחסי של כל אחת מההשפעות הללו.

¹⁶ אם נגדיר את השינוי הטכנולוגי כהסטת מטלה I מבני אנוש למכונות, $d \ln \Gamma^{auto} = \frac{A_L(I)^{\sigma-1}}{\int_I^N A_L(z)^{\sigma-1} dz}$.

מספר ענפי כלכלי

שילוב ענפי כלכלה במודל מתבטא בהוספת רובד לתהליך הייצור, בו המוצרים והשירותים הסופיים של כל ענף Y_s מקובצים לתוצר סופי Y עם גמישות תחלופה קבועה η .¹⁷ בהתאם ל-Acemoglu (2025), אנו מניחים כי השינוי היחסי ברמת המחירים בכל ענף שווה לחיסכון בעלויות עקב תהליך האוטומציה, כך שהשפעה המצרפית על פני הענפים היא:

$$d\ln\zeta = \sum_s w_s \cdot d\ln p_s$$

באשר w_s הוא רמת השכר הממוצעת בענף s קודם לזעזוע, ו- $d\ln p_s$ הוא השינוי במחירו של המוצר הענפי (הדוחק את השכר בענף מעלה או מטה). מרכיב שני זה נאמד במסגרת מערכת המשוואות הבאה:

$$\left\{ \begin{array}{l} d\ln p_s = d\ln w_s - d\ln \Gamma_s^{auto} \cdot \pi_s \\ \sum_s Y_s \cdot d\ln p_s = 0 \end{array} \right\}$$

באשר π הוא שיעור החיסכון של הטכנולוגיה ביחס לעובדים שאותם היא החליפה, כך שהמשוואה הראשונה מציגה את הירידה במחיר התוצר הענפי כתוצאה מהעלייה בפריון, הנובעת בתורה משיעור העובדים אותם ניתן להחליף ושיעור החיסכון שהחלפה זו מולידה. המשוואה השנייה מנרמלת את רמת המחירים באופן שהשינוי המתקבל הינו ביחס לממוצע למשק.

את מרכיב השינוי הענפי ζ ניתן להכניס למשוואת השכר הראשית, בצירוף גמישות הביקוש הבין-ענפית η . כעת המשוואה כוללת שלושה מרכיבים: העלייה בפריון, החלפת העובדים, והשינוי בהרכב ענפי הכלכלה:

$$d\ln w_g = \frac{1}{\sigma} d\ln y + \frac{\sigma - \eta}{\sigma} d\ln \zeta - \frac{1}{\sigma} d\ln \Gamma^{auto}$$

אמפירית, אנו מגדירים חמישה ענפי כלכלה בלבד (זאת עקב הצורך לגבש אומדנים לשכר על פי קבוצת עובדים וענף, ראו בהמשך), וממצאיהם מפורטים בלוח נ'2 בנספח א. מבחירה זו עולה כי גמישות התחלופה צריכה להיות נמוכה מאוד, אם כי אנו נצמדים לערך $\eta = 0.5$ של Acemoglu (2025). יש לשים לב כי האומדנים המקובלים עבור σ ו- η רומזים כי הביטוי $(\sigma - \eta)$ מקבל ערך קטן מאוד במציאות, כיוול המקטין את האפקט הצנוע מלכתחילה של ζ .

$$Y = \left(\int_0^S Y_s^{\frac{\eta-1}{\eta}} \right)^{\frac{\eta}{\eta-1}} = \left(\int_0^S \left(\int_0^{N_s} y_s(z)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} dz \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1} \frac{\eta-1}{\eta}} \right)^{\frac{\eta}{\eta-1}} \quad 17$$

מספר קבוצות עובדים

נוסיף את חלוקת העובדים ל-G קבוצות, כאשר לכל קבוצה יתרון יחסי בקבוצה שונה של מטלות. בהתאם לכך, כל קבוצת עובדים תחווה השפעה שונה של אפקט ההחלפה ואפקט השינוי הענפי (אפקט הפריון נותר אחיד במשק בהתאם להנחות המודל).

עם זאת, כעת הקבוצות השונות מתחרות זו בזו בשוק עבודה משותף. על כן, החלפת עובדים מקבוצה אחת משפיעה על עובדים מקבוצה אחרת, שכן הראשונים מתחרים באחרונים על משרותיהם ודוחקים את השכר מטה. כדי לקחת בחשבון את ההשפעה של כל הקבוצות במשק על קבוצה נתונה, משוואת החישוב הופכת למשוואה וקטורית המנוסחת באופן הבא:

$$dlnw_g = \Theta_g \cdot \left(\frac{1}{\sigma} dlny + \frac{1}{\sigma} dln\zeta - \frac{1}{\sigma} dln\Gamma^{auto} \right)$$

באשר w_g הוא השכר הממוצע של עובדים מקבוצה g , $dlny$ הוא השינוי בתוצר הכולל (כאמור אחיד), ζ הוא וקטור של שינויים ענפיים הנובעים מהשינוי הטכנולוגי, ו- Γ^{auto} הוא וקטור של החלפת העובדים הישירה. לבסוף, Θ_g הוא וקטור המבטא את האדווה הצפויה על קבוצה g מכל אחת מהקבוצות האחרות. הכפלת Θ_g בסכום הוקטורים האחרים שוות ערך לסכימה שקולה של האפקטים הישירים על כל קבוצה, כאשר המשקל של כל קבוצה תלוי בפוטנציאל השפעתה על קבוצה g . פוטנציאל זה נלקח ממטריצת ההתפשטות (propagation matrix), המבטאת את הקשר בין קבוצות עובדים בהתאם לסוגי המטלות בהן הם מתמחים.

מטריצת ההתפשטות (Propagation Matrix)

כאמור, מטריצת ההתפשטות נועדה לאמידת האדוות ("ripple effects") – ההשפעה של החלפת עובדים מקבוצה אחת על הקבוצות האחרות לאחר שאלו פונים לתעסוקה במטלות אחרות ומתחרים בעובדים המבצעים אותן.

בעבודתו על השפעת הבינה המלאכותית בארה"ב, Acemoglu (2025) נשען על מטריצת התפשטות שנאמדה במסגרת Acemoglu & Restrepo (2022) על בסיס החלפת עובדים על ידי מכונות בין 1980 ל-2016; כפי שהמחבר ציין בעבודתו, אין הכרח שהשפעות הבינה המלאכותית יהיו מקבילות לאוטומציה קודמת בהקשר זה (או בהקשר אחר), אך כן מדובר באומדן אמפירי לתהליך אותו מטריצת ההתפשטות נועדה לכמת. במסגרת עבודה זו אין לנו כמובן אומדן מקביל לקבוצות עובדים במשק הישראלי.

החלופה שאנו מאמצים כדי לאמוד את מטריצת ההתפשטות נשענת על שני עקרונות פשוטים: ראשית, למטריצה ערך אלכסוני אחיד, כך שכל קבוצה נושאת בשיעור זהה של ההשפעה הישירה שלה, וערך זה הוא 45% (בהתאם לאומדנים העקביים במסגרת Acemoglu & Restrepo [2022] ו-Acemoglu et al. [2025]). שנית, יתר ההשפעה הישירה מתפזרת בין הקבוצות בהתאם לגודלן היחסי ולדמיונן

¹⁸ במשוואה זו $dlny$ הוא וקטור באורך g (כמו שאר הביטויים), אך כל g הערכים זהים.

בהתפלגות מקצועית (כאשר מקצוע מוגדר כצירוף של משלח יד וענף).¹⁹ בפרט אנו מניחים כי השפעת קבוצה g על קבוצה g' מוגדרת כדלקמן:²⁰

$$\frac{\partial \ln w_{g'}}{\partial \ln \Gamma_g^{auto}} = (1 - \theta) \cdot \left(\frac{w_g}{w_{g'}} \right) + \left(\frac{1}{1 + \left(\frac{1}{d_{gg'}} - 1 \right)^{-\kappa}} \right)$$

באשר θ הוא שיעור ההשפעה העצמית (0.45 על פי הנחתנו), $w_g/w_{g'}$ הוא היחס בין גודל הקבוצות (מבחינת שכר), $d_{gg'}$ הוא המרחק בין הקבוצות מבחינת התפלגות המקצועות, ו- κ הוא פרמטר "החלקה" לחישוב המרחק (1 בהנחות הבסיס, אם כי אנו בוחנים תרחיש בו פרמטר זה מקבל את הערך 2).

¹⁹ אנו מתבססים על Acemoglu et al. (2025), שבחנו מספר ממדים לדמיון בין קבוצות, והסיקו כי הדמיון בהתפלגות המקצועית מספיק לכיול מטריצת ההתפשטות. אנו מבחינים בין כ-230 "מקצועות", המוגדרים כצירוף של אחד מ-46 משלחי יד ואחד מ-5 ענפים.

²⁰ גרסה זו להשפעת קבוצה g על קבוצה g' היא מקרה פרטי של הנוסחה הכללית יותר שמופיעה ב-Acemoglu & Restrepo (2022) ו-Acemoglu et al. (2025), הדומה לגרסה בה נעשה שימוש ב-Acemoglu (2025).