

## ניכוי עונתיות בסדרות כלכליות בתדירות שבועית

### טים גינקר

#### תקציר

בעשורים האחרונים חל גידול משמעותי במספר האינדקטורים הכלכליים שזמינים בתדירות גבוהה. אינדקטורים אלה עשויים להפחית מחוסר הוודאות ובכך לסייע בתהליך קבלת ההחלטות עבור קובעי המדיניות, במיוחד בתקופות של שינויים מהירים הדורשים קבלת החלטות במצב של אי-ודאות מוגברת. כדי להסיק על מהות השינוי בנתונים אלה נדרש תחילה לבצע ניכוי עונתיות. אולם ניכוי עונתיות בנתונים בתדירות גבוהה משלב אתגרים רבים בשל המאפיינים הייחודיים שלא מאפשרים את יישומן של שיטות סטנדרטיות שמקובלות בלשכות הסטטיסטיות ברחבי העולם, כגון X-13 ARIMA. נייר זה מציג את העבודה המתמשכת בבנק ישראל בפיתוחם של מתודולוגיה ושל כלים סטטיסטיים לניכוי עונתיות בנתונים בתדירות שבועית. השימוש בכלים של קוד פתוח שפותחו בבנק מודגם על בסיס האינדקטורים לפעילות כלכלית ריאלית ולשוק העבודה בישראל.

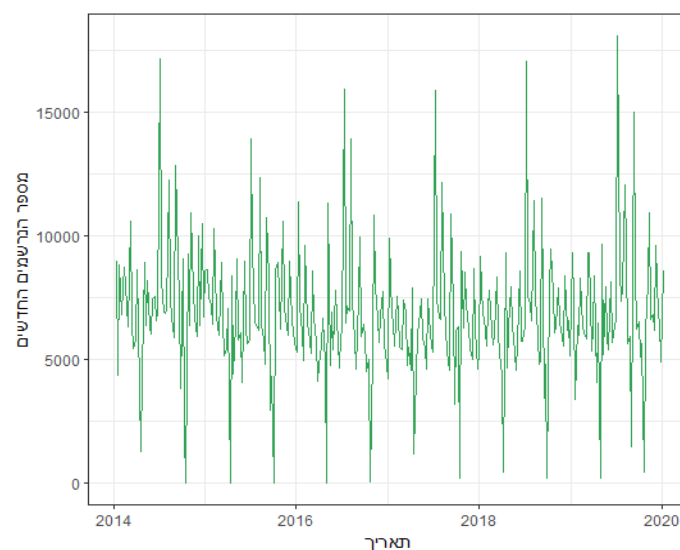
## 1. מבוא

ליכולתם של קובעי המדיניות לעקוב אחר השינויים במגמות ולאחר נקודות מפנה בפעילות הכלכלית יש חשיבות עליונה, במיוחד בתקופות של שינויים מהירים שדורשים קבלת החלטות במצבים של אי-ודאות מוגברת. בעשורים האחרונים, הודות להתפתחויות המהירות בטכנולוגיות המידע, חל גידול משמעותי במספרם של האינדיקטורים הכלכליים שזמינים בתדירות גבוהה (כגון, שבועית או יומית), שעשויים להפחית מאי-הוודאות ולסייע בכך בתהליך קבלת ההחלטות. עם זאת, השימוש באינדיקטורים אלה הופך למורכב יותר, כאשר הם כוללים לא רק את רכיבי המגמה והאי סדירות, אלא גם השפעות עונתיות. השפעות אלה לא מבטאות התפתחות מהותית בסדרה הנצפית, אלא שינויים טכניים שנבעים מגורמים כגון לוח שנה (ימי חג, ימי פעילות, וכד') והשפעות אחרות עם עיתוי, כיוון ועוצמה, שנשארים קבועים יחסית על פני זמן (כגון, תנאי מזג אוויר, סטודנטים שמחפשים עבודה בחופשה בין סמסטרים, וכד'). כפי שמודגם בהמשך, לא ניתן להסיק על מהות השינויים באינדיקטורים הכלכליים, מבלי לנכות את הרכיב העונתי שעשוי להיות משמעותי מאוד ואף לשלוט בהתנהגותה של סדרת נתונים.

נייר עבודה זה מציג את הפעילות המתמשכת בבנק ישראל בפיתוחם של מתודולוגיה ושל כלים סטטיסטיים לניכוי עונתיות בסדרות נתונים בתדירות שבועית. השימוש בכלים של קוד פתוח שפותחו בבנק יודגם על בסיס האינדיקטורים לפעילות כלכלית ריאלית ולשוק העבודה בישראל.

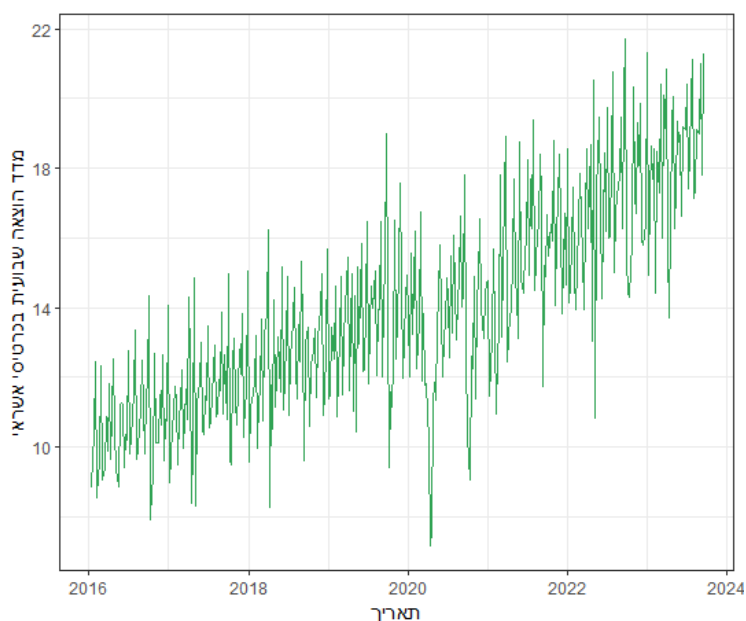
הדוגמה הראשונה תציג ניכוי עונתיות במספר הנרשמים החדשים בשבוע בשירות התעסוקה הישראלי. מדובר בנתון מנהלי שזמין בפיקור של פחות משבוע ושעשוי לספק אינדיקציה מקדימה למצב האבטלה במשק. באיור 1 להלן מוצג מספר הנרשמים בשירות התעסוקה הישראלי. איור זה ממחיש היטב את הקושי בניתוח ההתפתחויות בסדרה ללא הניכוי ההשפעות של העונתיות. כך, למשל, ניתן להבחין בשתי ירידות חדות מאוד במספר הנרשמים, שחוזרות על עצמן מדי שנה. ירידות אלה לא משקפות שינוי מהותי במצב האבטלה במשק, אלא את השפעתם של חגים נעים בלבד. בנוסף, אנו עדים לשלוש עליות חדות במספר הנרשמים החדשים בכל שנה שקשורות לעובדים תקופתיים. הסדרה מאופיינת גם במחזוריות תוך-חודשית חזקה, אשר מסווה עוד יותר את מהות השינויים בה.

איור 1 - מספר הנרשמים בשירות התעסוקה הישראלי.



הדוגמה השנייה מתייחסת לנתוני הרכישות בכרטיסי אשראי, שעשויים לספק אינדיקציה מקדימה לשינויים בצריכה הפרטית. יתרה מזו, בשונה מנתונים של חשבונאות לאומית שמתפרסמים בפיגור של כשישה שבועות, הנתון היומי והשבועי של הרכישות בכל קשת כרטיסי האשראי זמינים בזמן אמת. באיור 2 להלן מוצגים נתוני הרכישות השבועיות בכרטיסי האשראי וכפי שנראה בהמשך נייר העבודה, קיימים בסדרה זו מחזורים עונתיים והשפעות שנובעות מימי פעילות ומימי חג שיש לנכותם לפני הניתוח של הנתונים.

איור 2 - רכישות בכרטיסי אשראי



## 1.1 אתגרים בניכוי נתונים עם תדירות גבוהה

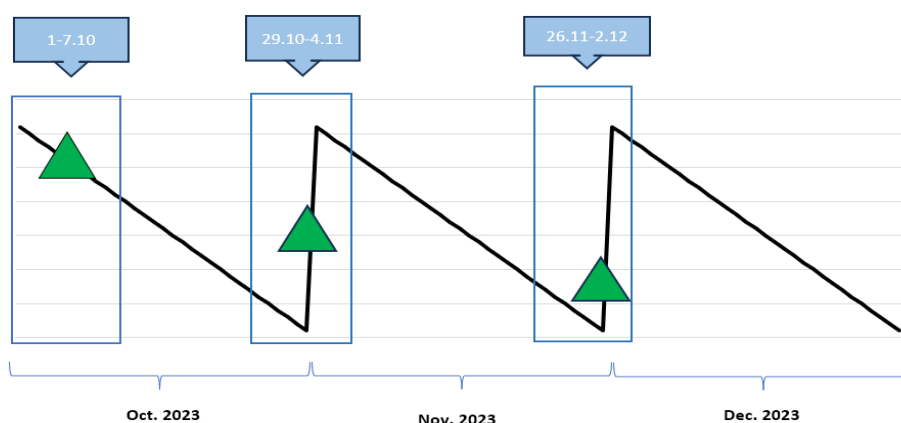
ניכוי עונתיות בנתונים בתדירות גבוהה משלב אתגרים רבים בשל המאפיינים הייחודיים שלא מאפשרים את יישומן של שיטות סטנדרטיות שמקובלות בלשכות הסטטיסטיות ברחבי העולם, כגון X-13 ARIMA. באופן כללי, בנוסף לאמידה של גורמי התאמה מראש<sup>1</sup> וטיפול בתצפיות חריגות, רוב השיטות לניכוי עונתיות כוללות שני שלבים עיקריים. כך נעשית בשלב הראשון אמידה ונטרול של רכיב המגמה ובשלב השני נאמדים גורמי העונתיות בעזרת החלקה של תתי-הסדרות במחזור העונתי<sup>2</sup>. לדוגמה, בנתונים חודשיים, לאחר הנטרול של המגמה, מחשבים לצורך האמידה של גורמי העונתיות ממוצע (משוקלל) של כל חודש בנפרד.

השיטה לניכוי שתוארה לעיל לרוב אינה ניתנת ליישום על סדרות בתדירות שבועית בגלל שאורך המחזור עלול להשתנות מתקופה לתקופה, ריבוי של מחזורים עונתיים ותזוזה של מיקום השבוע בתוך החודש. כך, מספר השבועות בשנה נע בין 52 ל-53. בנוסף, נתונים שבועיים יכולים לכלול מספר מחזורים עונתיים, כגון המחזור התוך חודשי והמחזור התוך שנתי. נדגים את נתוני התעסוקה שהוצגו באיור 1. נניח לרגע שמספר השבועות היה זהה בכל

<sup>1</sup> בגורמי התאמה מראש כלולות השפעה של חגים עבריים שעיתוין אינו קבוע בלוח השנה הלועזי וכן השפעת ימי פעילות ועבודה.  
<sup>2</sup> נניח שהמחזור העונתי כולל  $n$  תצפיות. למשל, בנתונים חודשיים, ה- $n$  במחזור עונתי שנתי הוא 12. אנו מגדירים את הסדרות של התצפיות שנמצאות במיקום מסוים במחזור העונתי בתור "תתי-סדרות המחזור" (cycle-subseries). למשל, בנתונים חודשיים, תת-הסדרה הראשונה של המחזור העונתי תכלול את כל חודשי הינואר, השנייה את כל חודשי הפברואר, וכן הלאה.

שנה, כמו גם מספר השבועות בחודש, כך שניתן היה להפעיל את ההחלקה על תתי-סדרות, כלומר, לחשב ממוצע של מספר הנרשמים לפי מיקום השבוע בחודש (נניח, ממוצע של השבוע הראשון עד הרביעי בכל חודש) וכן ממוצע של הנרשמים לפי מספר השבועות בשנה. חישוב זה היה נותן תוצאה מוטית בשל ההימצאות של השבועות בתוך החודש בחלק שונה במחזור השנתי. ועוד, חלק מהשבועות עשויים אף ליפול על העליות החדות ששייכות למחזור השנתי שראינו קודם לכן, מה שממחיש את גודל ההטיה האפשרית. אתגר נוסף הוא שמיקום השבועות בתוך המחזור החודשי אינו קבוע. לצורך ההמחשה נתבונן בדוגמה באיור 3 שמתייחסת לשלושת החודשים האחרונים של שנת 2023. יצרנו סדרה יומית דטרמיניסטית (קו שחור) עם רמה קבועה ומחזור עונתי תוך-חודשי, כך שהסדרה מקבלת ערכים גבוהים בתחילת החודש והיא יורדת בהדרגה בצורה ליניארית. לפני שנמשיך בדוגמה, חשוב לציין שבגלל שהעליות והירידות הן רק טכניות, היינו מצפים משיטה טובה לניכוי עונתיות שתבטל את המחזוריות התוך-חודשית ותחזיר לנו קו ליניארי אופקי. כעת נבדוק מהן התכונות של הסדרה כאשר היא נצפית בתדירות שבועית (כמו, למשל, נתוני שרות התעסוקה שראינו קודם לכן) וכלל האגרציה הוא כזה שכל תצפית מייצגת את הערך היומי הממוצע על פני שבוע. ללא הגבלת הכלליות, נתמקד בשבועות הראשונים בכל חודש. ניתן לראות מהחלק שכלוא במלבן השחור השמאלי, שהשבוע הראשון של אוקטובר ייצג את הממוצע של תחילת המחזור התוך-חודשי שמסומן על ידי משולש ירוק. לעומת זאת, השבוע הראשון של נובמבר שנמצא בין התאריכים 29 באוקטובר ל-4 בנובמבר, ייצג אגרציה של קטע שונה מהמחזור התוך-חודשי וכך גם בהמשך השבוע הראשון של דצמבר. כתוצאה מכך, בשל המיקום השונה במחזור החודשי, אין משמעות לשימוש בשיטות שמבוססות על ההחלקה של תתי-הסדרות במחזור, שמניחות למעשה את אותה השפעה עונתית בשבוע הראשון בכל חודש. ראוי לציין שאותה התזוזה קורית גם במחזור התוך-שנתי (אם הוא קיים בסדרה).

איור 3 – דוגמה לתזוזת המחזור התוך-חודשי בחלון השבועי



## 1.2 סקירת שיטות וספרות

למרות שהניסיונות הראשונים לנכות עונתיות בסדרות שבועיות החלו עוד בתחילת המאה הקודמת (Crum, 1927), נותרת הספרות בתחום זה מצומצמת יחסית. באופן דומה, התוכנות הסטטיסטיות לניכוי עונתיות שבועי הן פחות מפותחות ופחות נגישות בהשוואה לכלים שמיועדים לסדרות חודשיות או רבעוניות.

נכון להיום יש מספר כלים סטטיסטיים לניכוי עונתיות בסדרות שבועיות שנמצאים בשלבי פיתוח שונים. דוגמה אחת היא תוכנת MoveReg, שפותחה בלשכת התעסוקה של ארה"ב (U.S. Bureau of Labor). התוכנה ניתנת להפעלה באמצעות כלים סטטיסטיים Eviews ו-SAS והמתודולוגיה שלה מפורטת היטב ב-Cleveland et al. (2014). לצד זה אין כמעט כלים של קוד פתוח וגם המבטיחים מבניהם, כגון חבילת R Ecce Signum (ראו McElroy and Livsey, 2022), נמצאים עדיין בשלבי הפיתוח.

לצד המתודולוגיות שתוארו לעיל, יש מספר שיטות נוספות שמשמשות לעתים לניכוי עונתיות בסדרות שבועיות. שיטות אלה הוצעו לראשונה על ידי Cleveland et al. (1990) והן מבוססות על פרוק מגמה-עונתיות בעזרת רגרסיה לוקאלית (באנגלית: Seasonal-trend decomposition using Loess או בקיצור STL). לאחרונה, Bandara et al. (2021) הרחיבו את שיטת STL לפרוק מגמה-עונתיות מרובה (באנגלית: Multiple Seasonal-Trend decomposition using Loess או בקיצור MSTL) שמאפשרת פירוק של סדרות עם מספר מחזורים עונתיים שכוללים זה בזה. חשוב לציין ששתי השיטות מבוססות על ההחלקה של תתי-הסדרות של המחזור, מה שלא מתאים לסדרות שבועיות בשל המגבלות שתוארו לעיל. בנוסף ניכר חוסר היכולת של שתי השיטות להכניס גורמי התאמה מראש (למשל של ימי חג וימי פעילות). מגבלות אלה, בדגש על האחרונה, עשויות כנראה להסביר מדוע השיטות לא אומצו בלשכות הסטטיסטיות ברחבי העולם.

יש מספר עבודות שמציעות להשתמש במודלים שמיועדים לחיזוי, כגון Prophet שפותח על ידי Taylor and Letham (2018) או TBATS שהוצע על ידי De Livera et al. (2011). אולם הממצאים בספרות מצביעים על כך שרמת הדיוק של הפירוק שנעשה על ידי השיטות לחיזוי אינה מספקת וזה כנראה בשל פונקציית מטרה שונה והישענות על תצפיות העבר בלבד לצורך חישוב גורמי המגמה והעונתיות (Bandara et al., 2021).

המשך נייר העבודה כדלקמן: בפרק השני מתוארת מתודולוגיה לניכוי עונתיות בנתונים שבועיים; בפרק השלישי מובאות כמה דוגמאות לשימוש בחבילת R שפותחה בבנק ישראל ושנקראת <sup>3</sup>boiwsa לניכוי בסדרות של מספר הנרשמים השבועי בשרות התעסוקה ומדד רכישות שבועי בכרטיסי אשראי; הפרק הרביעי מסכם את התוצאות של נייר העבודה, הצעות לשיפור וכיווני המשך לעתיד.

---

<sup>3</sup> החבילה זמינה להתקנה מ-CRAN, ראו <https://cran.r-project.org/package=boiwsa> לפרטים נוספים.

## 2. מתודולוגיה

פרק זה מציג את המתודולוגיה שלנו לניכוי עונתיות בנתונים בתדירות שבועית אשר מומשה בחבילת boiwsa. השיטה המיושמת מבוססת על המודל של (Cleveland et al., 2014), למעט כמה הבדלים שנועדו לתת למשתמש גמישות רבה יותר ולהקל על השימוש בכלי לניכוי אוטומטי.

אנו מניחים שהסדרה הנצפית,  $y_t$ , ניתנת לפירוק הבא:

$$y_t = T_t + S_t + H_t + O_t + I_t, \quad (1)$$

כאשר  $T_t, S_t, H_t, O_t$ , ו- $I_t$  מייצגים: רכיבי מגמה; עונתיות; גורמי התאמה מראש (כגון עבור ימי חג וימי עבודה); תצפיות חריגות; ורכיב הרעש; בהתאמה<sup>4</sup>.

הרכיב העונתי ממודל על משתנים טריגונומטריים באופן הבא:

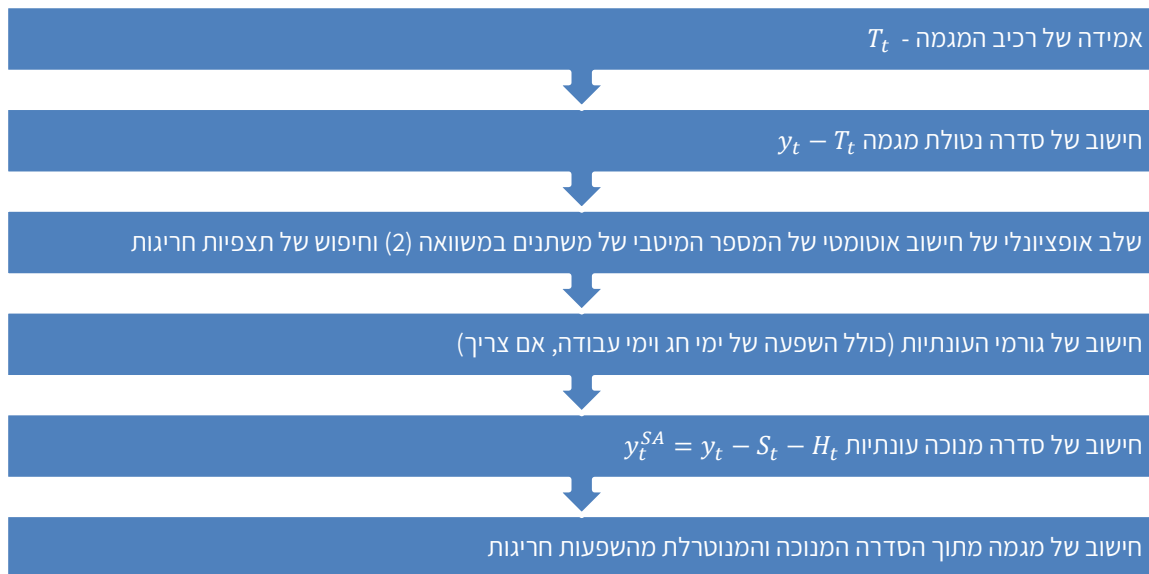
$$S_t = \sum_{k=1}^K \left( \alpha_k^y \sin\left(\frac{2\pi k D_t^y}{n_t^y}\right) + \beta_k^y \cos\left(\frac{2\pi k D_t^y}{n_t^y}\right) \right) + \sum_{l=1}^L \left( \alpha_l^m \sin\left(\frac{2\pi l D_t^m}{n_t^m}\right) + \beta_l^m \cos\left(\frac{2\pi l D_t^m}{n_t^m}\right) \right), \quad (2)$$

כאשר  $D_t^y$  ו- $D_t^m$  מייצגים את היום בשנה ואת היום בחודש של תצפית ה- $t$ , ו- $n_t^y$  ו- $n_t^m$  מייצגים את מספר הימים בחודש ובשנה המתאימים. לכן מאפשר המודל אמידה של שני מחזורים עונתיים, המחזור התוך-שנתי והתוך-חודשי, בהתאמה. כדי לאפשר לרכיב העונתיות להשתנות עם הזמן, המקדמים במשוואה (2) נאמדים בעזרת ואריאציה של Discount Weighted Regression (Harrison and Johnston, 1984). לפרטים נוספים על יישום השיטה בחבילת boiwsa ראה (Ginker, 2023).

בדומה לשיטת X-11 (Ladiray and Quenneville, 2001), הפרוצדורה שלנו מתבססת על תהליך חזרתי של חילוף מרכיבי השונים כפי שמפורט בתרשים להלן:

<sup>4</sup> נציין שבמקרה הנוכחי, בדומה לעבודות אחרות בתחום, אנו מניחים ש- $t$  מתייחס ליום האחרון בשבוע.

## תרשים 1 - השלבים בתהליך ניכוי העונתיות



התהליך המתואר לעיל חוזר פעמיים, כאשר בהרצה השנייה, במקום לאמוד את המגמה מחדש, אנו משתמשים באומדן המגמה מהסוף של ההרצה הראשונה.

### 3. יישום אמפירי

בפרק זה נביא שתי דוגמאות לניכוי עונתיות בנתונים שזמינים בתדירות שבועית. בנוסף נדון בכמה היבטים יישומיים שקשורים למאפיינים הייחודיים של הסדרות ולדרכי הטיפול בהם. הדוגמה הראשונה תציג ניכוי עונתיות במספר הנרשמים החדשים השבועי בשירות התעסוקה הישראלי והדוגמה השנייה תעסוק בנתוני הרכישות השבועיות בכרטיסי אשראי.

#### 3.1 ניכוי עונתיות במספר הנרשמים החדשים בשירות התעסוקה הישראלי

הדוגמה הראשונה שלנו מבוססת על מספר הנרשמים החדשים בשירות התעסוקה הישראלי שמוצגים באיור 1. הנתונים מתייחסים לתקופה שבין השנים 2014 ו-2020. הסדרה מאופיינת בשני מחזורי עונתיות שכלולים זה בזה, כמו גם השפעה לא-סטנדרטית של חגים נעים ושל השפעה של ימי עבודה.

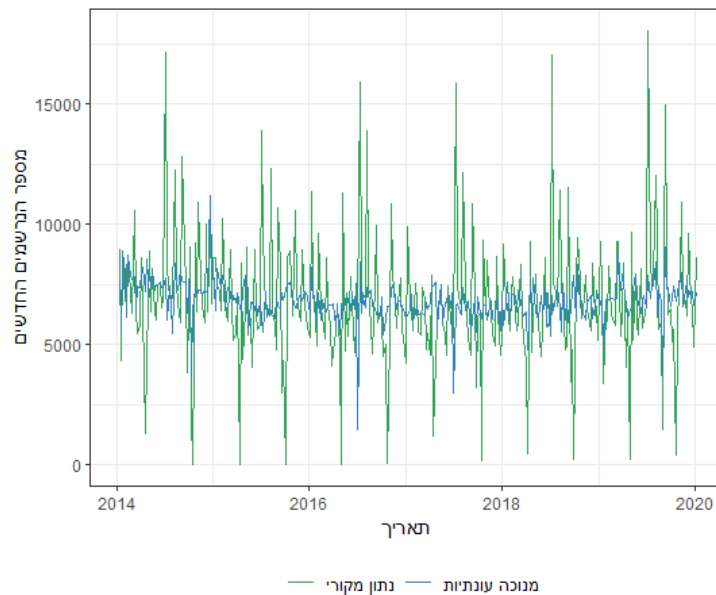
כל אזרח המעוניין לממש את זכאותו לקצבאות בשל חוסר עבודה חייב לבצע רישום בשירות התעסוקה. מסיבה זו צפוי הרישום להתבצע בסמוך למועד הפסקת העבודה. בהינתן שרוב חוזי העסקה מסתיימים לפי חודש קלנדרלי, אנו צופים לראות פניות רבות יותר בתחילת החודש, מה שיתבטא במחזור עונתי תוך-חודשי. בנוסף, ניכר מאיור 1 שיש כמה שיאים שחוזרים על עצמם מדי שנה, כאשר האחרון מתרחש לקראת סוף אוגוסט. שיאים אלה קשורים לעובדים תקופתיים והם עומדים בבסיס המחזור התוך-שנתי.

בנוסף, ניתן לראות שיש בכל שנה שבועות שבהם מספר הנרשמים בשירות התעסוקה יורד כמעט לאפס. ירידות אלה קשורות להשפעה של שני חגים נעים (ראש השנה ופסח). במקרה זה גורמי התאמה מראש לחגים נעים לא

מיוצרים ברוב תוכנות סטטיסטיות בדרך המקובלות (ראו נוסחת פסחה בטבלה 2 של Findley et al. (1998), כי אין התחלקות בהשפעה בין שבועות, אלא נפילה וקפיצה בשבועות הסמוכים. לכן נוכו השפעות אלה בעזרת משתני דמי ממורכזים גלובלית (ניתן לשחזר את המשתנים על ידי הפונקציה `boiwsa::my_rosh`). בנוסף לחגים נעים, אנו צופים גם להשפעה של מספר ימי עבודה בשבוע, שיתבטא בירידה במספר הנרשמים בשבועות עם פחות ימי עבודה מלאים. השפעות אלה מנוכות בעזרת משתני התאמה מראש ייחודיים ומחושבות על ידי פונקציה `boiwsa::simple_td`. לפירוט של יישום התהליך בחבילת `boiwsa` ראו Ginker (2023).

כפי שעולה מניתוח חזותי של איור 4, ניכר התהליך בהצלחה את שני מחזורי העונתיות בשילוב עם ההשפעה של חגים נעים. למרות זאת ניכרת הירידה החדה בסדרה המנוכה, שמתחילה להופיע החל משנת 2016. ירידה זו חוזרת על עצמה גם בשנים הבאות עם העוצמה שהולכת ופוחתת.

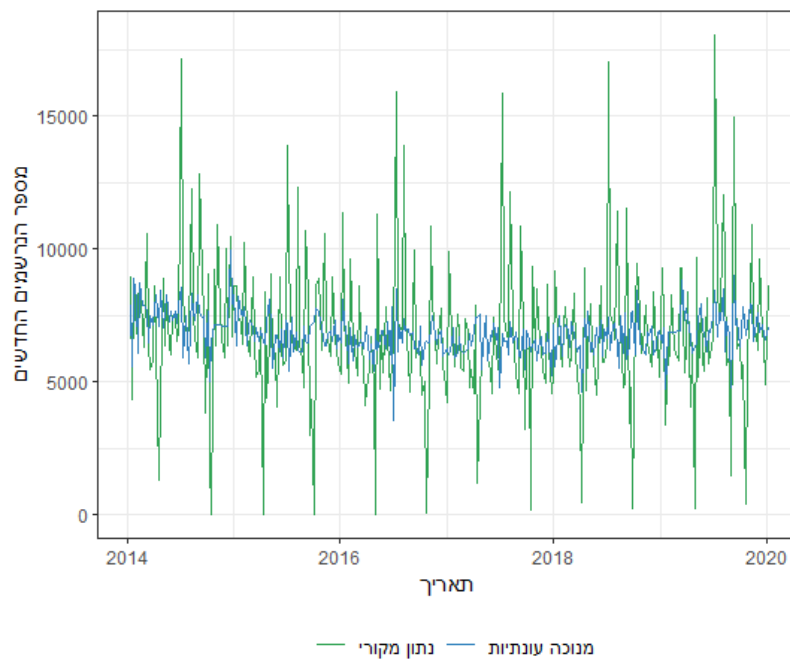
איור 4 - מספר הנרשמים בשירות התעסוקה הישראלי לעומת הסדרה המנוכה (בכחול).



כפי הוזכר לעיל, ככל שהנתונים נצפים בתדירות גבוהה יותר, כך עולה בדרך כלל התנודתיות שלהם. מאפיין זה מקשה על זיהוי של תצפיות חריגות ועשוי להביא לעיוות של גורמי העונתיות הנאמדים, הן במצב של זיהוי שגוי של תצפית כחריגה והן כאשר התצפית החריגה לא מטופלת כראוי. ההשפעה של עיוות זה תלך ותיחלש בשל המבנה הלוקאלי של המודל, כפי שעולה מאיור 4. ביישום זה התבסס הניכוי על התהליך האוטומטי של החבילה לבחירת המודל המתאים וזיהוי תצפיות חריגות (שמומש בעזרת הפונקציה `boiwsa::find_outliers`), כאשר הזיהוי מבוסס על ערכי הסף שהוצעו ב-Findley et al. (1998) לנתונים חודשיים וייתכן שאינם שמרניים מספיק לנתונים בתדירות גבוהה יותר. כפי שניתן לראות מאיור 5, הבעיה נפתרת על ידי העלאת הסף של ה-t הסטטיסטי עבור המשתנים של תצפיות חריגות (לפרטים נוספים על הגדרת ערכי הסף, ראו את התייעוד של החבילה). ראוי לציין שלהעלאת הסף עלול להיות מחיר של אי-זיהוי של תצפיות חריגות. בכך מדגישה הדוגמה את החשיבות של המעקב על ידי מומחי התוכן לאחר הניכוי וכן התערבות שיפוטית, במקרה הצורך.

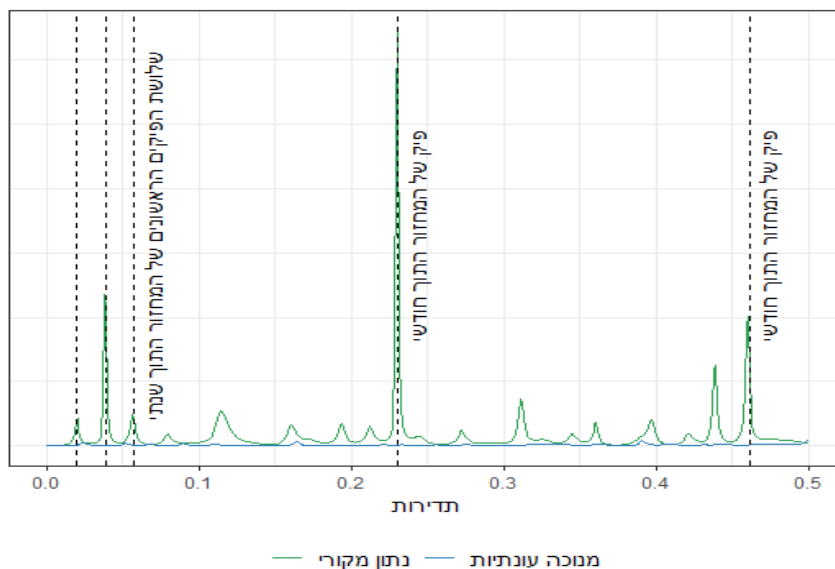


איור 5 - מספר הנרשמים בשירות התעסוקה הישראלי לעומת הסדרה המנוכה (בכחול).



לאחר הניכוי של רכיב המגמה<sup>5</sup>, ניתן לבחון את טיב הניכוי על ידי ההשוואה של הספקטרום של הסדרה המקורית לזה של הסדרה המנוכה (הפרוצדורה נעשית בעזרת פונקציית `boiwsa::plot_spec`). כדי להקל על הניתוח, סימנו בתרשים שמיוצר בחבילה את הפיקים הראשונים ששייכים למחזור התוך-חודשי והתוך-שנתי. כפי שעולה מאיור 6 ובהתאם להשערה הראשונית שלנו, הסדרה מאופיינת בשני מחזורי העונתיות שנוכו בהצלחה על ידי הפרוצדורה.

איור 6 - ספקטרום של מספר הנרשמים בשירות התעסוקה הישראלי



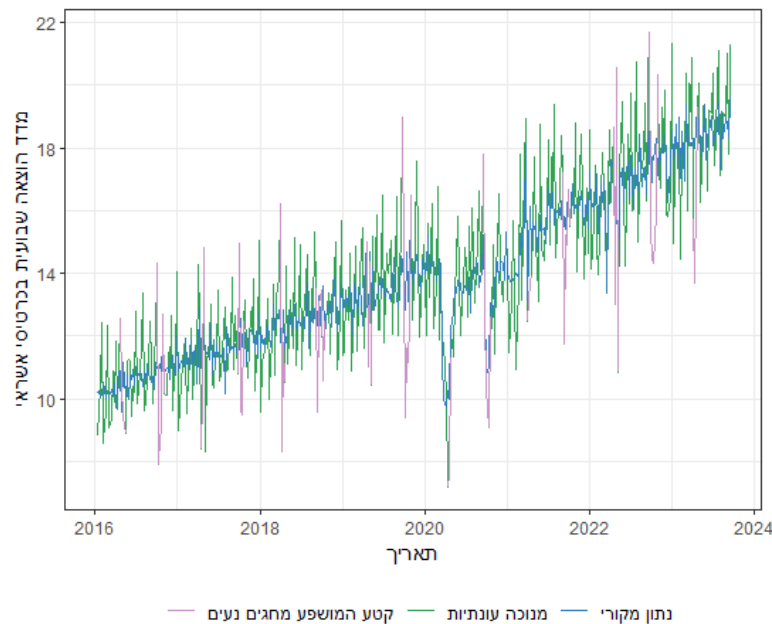
<sup>5</sup> בניית ספקטרום מקובל להסיר את רכיב המגמה לפני הניתוח, כדי שהוא לא יסתיר את הפיקים שקשורים לרכיב העונתי. אם לא נעשה זאת, נראה בסדרות שמאופיינות ברכיב מגמה חזק בעיקר שיא גבוה בראשית הצירים ונתקשה לזהות את שאר.  
<sup>6</sup> ספקטרום של סדרה משמש כדי לתאר את ההשתנות של הסדרה כפונקציה של מחזורים בתדירויות שונות. כך, ערכים גבוהים בצורה ניכרת בתדירויות שסומנו בתרשים עשויים להעיד על קיומו של מחזור עונתי, והיעדרם בסדרה המנוכה מעיד על הצלחת הפרוצדורה של ניכוי.

## 3.2 ניכוי בנתוני הרכישות בכרטיסי אשראי

הדוגמה השנייה שלנו מבוססת על נתוני מדד רכישות שבועיים בכרטיסי אשראי. הנתון זמין בתדירות יומית ומדווח לציבור על ידי בנק ישראל<sup>7</sup>. לצורך היישום הזה המרנו את הסדרה הלא-מנוכה לתדירות שבועית על ידי סכימה. הנתונים מתייחסים לתקופה שבין ה-9 בינואר 2016 ל-16 בספטמבר 2023 שהינו מועד החיבור של נייר עבודה זה. בדומה לנתונים מהדוגמה הקודמת, אנו צופים לשילוב של מספר מחזורי עונתיות וגם להשפעה של ימי חג ושל ימי עבודה. כך עשויים גורמים כמו מועדי העברת משכורות לחשבונות הבנק והרגלי קנייה לייצר מחזור עונתי תוך-חודשי. בנוסף ייתכנו השפעות של ימי עבודה ושל חגים נעים, ומחזוריות תוך-שנתית שנובעת מהבדלים עונתיים בהרגלי הרכישה במהלך השנה.

איור 7 מציג את הסדרה המקורית (בירוק), כאשר החלק שמושפע מחגים נעים מודגש בסגול, לצד הסדרה המנוכה (בכחול). ביישום זה יוצרו גורמי התאמה מראש של חגים נעים לפי הנוסחה של פסחה (ראו נוסחת פסחה בטבלה 2 של Findley et al. (1998) בעזרת פונקציית `boiwsa::genhol`, שמותאמת לנתונים שבועיים. עוד כוללת החבילה קובץ עם תאריכי החגים וקובץ שמכיל את הסיווג של כל יום כיום עבודה מלא, חלקי או חג (ראו `boiwsa::dates_il`). כפי שניתן לראות מהתרשים, ניכטה הפרוצדורה באופן מוצלח את ההשפעה של חגים נעים. גם המשתנה של ימי העבודה יצא מובהק והשפעתו נוכחה מהסדרה.

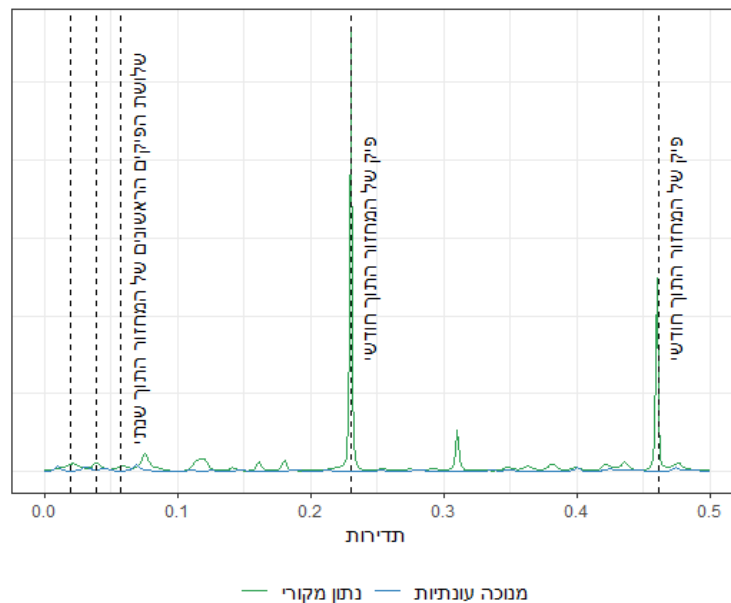
איור 7 – מדד רכישות בכרטיסי אשראי לעומת הסדרה המנוכה (בכחול).



<sup>7</sup> ראו <https://edge.boi.gov.il/#?locale=he>

בנוסף, מניתוח הספקטרום באיור 8, ניתן לראות שכל הפיקים העונתיים נוכו, כאשר המשמעותיים מביניהם שייכים למחזוריות תוך-חודשית.

איור 8 – ספקטרום של נתוני רכישות בכרטיסי אשראי



## 5. סיכום

בנייר עבודה זה הצגנו את העבודה המתמשכת בבנק ישראל בפיתוח מתודולוגיה וכלים סטטיסטיים לניכוי עונתיות בנתונים בתדירות שבועית. אחד מכיווני ההמשך הוא לבחון שיטות נוספות לחילוף המגמה ולמבנה המקומי של הרגרסיה. כך, למשל, קצב העדכון בגרסה הנוכחית של גורמי העונתיות התוך-חודשיים והתוך-שנתיים הינו זזה, מה שעשוי להיות מגביל ביישומים מסוימים ובהרחבת השימוש בשיטה לנתונים בתדירות גבוהה יותר. ניתן להגמיש את השיטה על ידי קביעת קצבים שונים. בנוסף אנו מתכוונים להרחיב את התפקודיות של חבילת *boiwsa*, לרבות את האפשרות שתוכל לבצע ניכוי לפי שיטות נוספות.

## 6. רשימת מקורות

Bandara, K., Hyndman, R. J. and C. Bergmeir (2021). MSTL: A seasonal-trend decomposition algorithm for time series with multiple seasonal patterns. arXiv preprint arXiv:2107.13462 .

Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E. and I. Terpenning (1990). STL: A seasonal trend decomposition. *Journal of Official Statistics* 6(1), 3–73.

Cleveland, W. P., Evans, T. D. and S. Scott (2014). Weekly Seasonal Adjustment - A Locally weighted regression approach. Economic working papers, Bureau of Labor Statistics.

Crum, W. L. (1927). Weekly fluctuations in outside bank debits. *Review of Economics and Statistics* 9(1), 30–36.

- De Livera, A. M., Hyndman, R. J. and R. D. Snyder (2011). Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing. *Journal of the American statistical association* 106(496), 1513–1527.
- Findley, D. F., Monsell, B. C., Bell, W. R., Otto, M. C. and B. C. Chen (1998). New capabilities and methods of the X-12-arma seasonal-adjustment program. *Journal of Business & Economic Statistics* 16(2), 127–152.
- Ginker, T. (2023). Seasonal Adjustment of Weekly Data by Discounted Least Squares in R. *SSRN Electronic Journal*.
- Harrison, P. J. and F. R. Johnston (1984). Discount weighted regression. *Journal of the Operational Research Society* 35(10), 923–932.
- Ladiray, D. and B. Quenneville (2001). Seasonal adjustment with the X-11 method. Springer New York, NY.
- McElroy, T. S. and J.A. Livsey (2022). Ecce Signum: An R Package for multivariate signal extraction and time series analysis. arXiv preprint arXiv:2201.02148 .
- Taylor, S. J. and B. Letham (2018). Forecasting at scale. *American Statistician* 72(1), 37–45.