

דוח סופי

פרויקט גמר



בבנייה של מערכת ניהול מלאי

חכמה מבוססת למידה מכונה

מנהל אקדמי : מר אברהם מודרזון

מגיש : עדל קאלוטי , ת.ז : 212339188

מוסד אקדמי : עזריאלי מכללה אקדמית להנדסה

המחלקה להנדסת תעשייה וניהול



הצהרה

העבודה נעשתה על ידי הסטודנט עאלן קאלוטי,

בנהchipiyet מרים אברהם מורדוֹך,

עזריאלי מכללה אקדמית להנדסה ירושלים,

המחלקה להנדסת תעשייה וניהול.

החיבור מציג את עבודתנו האישית

ומהווה חלק מהדרישות לקבלת תואר ראשון בהנדסה.

כל טקסט ו/או תוצאה המבוססים על עבודות מחקר אחרות,

מתועדים בציון המקור המדעי.

תקציר

הפרויקט עוסק בפיתוח מערכת מתקדמת לניהול מלאי, המבוססת על תוכנת Excel ומשלבת מודלים אוטומטיים ומתקדמים טכנולוגית לחיזוי ביקוש. מטרת המערכת היא לצמצם את זמני חוסרי המלאי, להגדיל את רמת השירות ללקוח, ולשפר את תהליכי קבלת החלטות בניהול מלאי בשטח. המערכת שילבה בין מודל (EOQ), מודל Continuous Review ומודלים סטטיסטיים מתקדמים כגון (Random Forest), במטרה לשפר את איכות התחזיות ולאפשר הzmanות מדוקינות ונכונות בהתאם לדפוסי הביקוש בפועל של המוצרים.

המערכת נבחנה באמצעות סימולציה שכלה לעלota מ-1,000,000 תחזיות עבור 800 מוצרים. הניסוי כלל השוואת בין שלושת המודלים הקלاسيים לבין המודל החדש שפותח בפרויקט, והתקבלו תובנות משמעותיות לגבי ההתאמאה של כל מודל לסוג מוצר אחר. לדוגמה, מודל Continuous Review התאים למוצרים בסיסיים בעלי יציבות יחסית, אך הציג חוסרים תנכפים במוצרים חריגים. לעומת זאת, המודל החדש שהתבסס על אלגוריתם Random Forest הצליח לזהות מגמות חריגות ולהזות עליה חריגה בביטחון מוגבר מוגברת תוצאה שהביאה לצמצום משמעותי של חוסרי מלאי ועלות אחיזת מלאי.

ýchodiot hprkut nbua mhsilob shvn mtodlogia chisobit matkdmot bvn hnna mrcatit sl hsbbah uskot. hprkut l rk cziga thzot tbohot yotar ala gms nbntah bzora haapshrt yishom psot chnoot, lla crk bidyd koudt bthcnot. hspst mshtnim ggn sofi shbu, mgmots hrigot, wunot hnna shifra at hdyk bmidah nckrt. hsilob um mrcat hzmanot bpoal (Excel) aijsr trgoms thzot lpoala mmshit wlizrt tahlk otomti hzmnha msfkim.

השלב החשוב ביותר בפרויקט היה שלבי היישום המלא בשטח. המערכת הוטמעה במחלקות חומרני היקוי בסניף קשת טעמים וنبדקה לאורך חודשיים וחצי: חדש לספרת מלאי ואיסוף מידע, חדש וחצי לבדיקת התחזיות והzmanות בפועל לפי המודל. היישום אפשר לבצע התאמאות למציאות היומיומית בchnerot – החל מהתנהגות סוכנים, דרך זמינות הספקים ועד למבצעים חריגים. התוצאות היו חד משמעיות: צמצום משמעותי בימי מלאי אפס, ירידת של מאות שקלים בעלות החוסרים, שיפור בדיקת התחזית, וצמצום בכמות הzmanot mol spkim.

muver ltuolot msfrut, hprkut trma gms lsipor biuyilot htpulit sl mchlkha. Sidor hzmanot lpi thzot kbuba vnitoh yomi sl hikush bpoal mol thzot, apshro htama toba yotar sl mali vltcnu chcm lror zmn. hprkut gms tomcah bchhalot niholiut utidiot, amatzut nitor shofr sl stiot chzoi, wmaapshrt gmishot rba muver bn modlim lpi sog mocr.

hprkut mdgim at fotencial sl shilob binya malacotit, aksl vyirom bshetach ccll msmeouti lsipor tahlkim argonim. bamtzut fitoch drgti, nitorh bikush mdik vyirom amiti – nozcr clli slm, psot hfeula mbosst mdzim brorim, snitn lshcpol vlrhchba brshrot nosfot. mordl msfk ptnron gmis, mdik vnitn htama lsinoyim shok – wmaapshrt muver mnhol riaktivi lnihol praktyi sl mali.

תוכן עניינים

1.	מבוא	6
2.	מטרות הפרויקט	7
2.1.	מטרות מומקדות	7
2.2.	מצדים ויעדים	8
3.	סקר ספרות	9
3.1.	מבוא לסקר הספרות	9
3.2.	Economic Order Quantity (EOQ)	10
3.3.	מודל (Q,R) Continuous Review	11
3.4.	למידת מכונה וסוגיה	12
3.5.	רגסיה לינארית	13
3.6.	Random Forest	14
4.	מתודולוגיה (שיטת SDLC)	15
5.	חקר מצב קיים	17
5.1.	חker מערכות המתחרים	17
5.2.	סימולציה לשיטות קיימות	18
5.3.	ניתוח תוצאות הסימולציה	20
6.	תוצאות	23
6.1.	בנייה המודל החדש - גרסה ראשונית (Pilot Phase)	23
6.2.	תוצאות ראשונות למודל החדש	24
6.3.	ניתוח תוצאות הסימולציה עם המודל החדש	24
6.4.	בנייה המודל החדש - גרסה 2	26
6.5.	תוצאות מעבר בין גרסה 1 ל- גרסה 2 של המודל	27
7.	בנייה המערכת	28
8.	יישום הפרויקט	32
8.1.	סבירת יישום הפרויקט	32
8.2.	איך זהינו הבעיה בשטח?	33
8.3.	תהליך איסוף נתונים + יישום המודל	33
8.4.	תוצאות מדדי ההצלחה הכלומטיים	34
9.	מסקנות והמלצות	35
10.	בעיות בעבודה	37
11.	הצעה לפרויקט המשך	38
12.	מקורות	39
13.	נספחים	40

תוכנית עניינים לוגרפים, טבלאות, תמונות:

15.....	.1. אובייקט 1 שלבי שיטת SDLC
17.....	.2. אובייקט 2 טבלת השוואת עליות כוללת
18.....	.3. אובייקט 3 סימולציה רמות מלאי
18.....	.4. אובייקט 4 טבלת תוכאות הסימולציה
19.....	.5. אובייקט 5 מודד ביצוע KPI לсимולציה
20.....	.6. אובייקט 6 טבלת נתוני סימולציות
20.....	.7. אובייקט 7 גרפ' מספר ההזמנות שבוצעו בכל מודל
21.....	.8. אובייקט 8 גרפ' מספר האירועים והימים בהם המלאי אוזל לחלוטין
21.....	.9. אובייקט 9 גרפ' עליות ניהול מלאי בשלושת המודלים
22.....	.10. אובייקט 10 גרפ' העלות הכלולית
24.....	.11. אובייקט 11 טבלת נתוני סימולציות מודלים כולל המודל החדש
24.....	.12. אובייקט 12 גרפ' מספר ההזמנות של ארבעה מודלים
25.....	.13. אובייקט 13 גרפ' מספר אירועי וימי אפס מלאי
25.....	.14. אובייקט 14 גרפ' הרכב העליות של ארבעת המודלים
26.....	.15. אובייקט 15 טבלת נתוני ביקוש יומי
27.....	.16. אובייקט 16 מודיע דיווק גרסה ראשונה
27.....	.17. אובייקט 17 מודיע דיווק גרסה שנייה
28.....	.18. אובייקט 18 מערכת ניהול מלאי גלון ראשי
28.....	.19. אובייקט 19 מערכת ניהול מלאי גלון מלאי במחסן
30.....	.20. אובייקט 20 השוואת בין תחזיות קבועה
30.....	.21. אובייקט 21 השוואת תחזיות בסיסית חכמה
31.....	.22. אובייקט 22 תחזית משולבת מתודות ML
32.....	.23. אובייקט 23 מקום היישום בפועל
33.....	.24. אובייקט 24 אירועים של מלאי אפס
34.....	.25. אובייקט 25 תוכאות מודיע ההצלחה הכמותיים

מבוא

ניהול מלאי הוא תחום מרכזי וקריטי בפעולות התפעולית של ארגונים קמעונאים, המשפיע ישירות על יכולתם לספק מוצרים לקוותיהם באופן מדויק, רציף ויעיל. תחום זה מתמודד עם אתגרים כמו חוסר ודאות בביטחון, חסרים במלאי, עלויות הזמן ואחסון, הצורך בתחזיות מדויקות והיכולת לקבל החלטות מיידיות על בסיס מידע חלק. הפרויקט הנוכחי התמקד בפיתוח מערכת מתקדמת לניהול מלאי, המבוססת על כלים חישוביים מתקדמים ומודלים סטטיסטיים, מתוך מטרה להציג פתרון חכם ואפקטיבי לבניית ניהול המלאי הקלאסית.

הבעיה המרכזית שהובילה את הפרויקט הייתה חוסר הוודאות והקושי בניהול מלאי בתחום שבם הביקוש משתנה תמיד, ויונה מגבלה של שטח אחסון, זמינות מוצרים ותנודות בשירות האספקה. האתגרים המרכזים כללו צורך במערכת שתדע להגביל לשינויים בשטח בזמן אמת, תוך שמירה על רמות שירות גבוהות ללקוח וועלות נמוכה. לשם כך, נבחנו מספר מודלים קיימים לניהול מלאי כמו (Continuous Review), (EOQ) ו (Newsvendor) אך נמצא כי יש צורך בגישה חכמה וдинמית יותר המשלבת כלים חיזויים ולמידת מכונה, המאפשרת התאמת תנודות חריגות ושינויים פתאומיים.

המערכת שפותחה בפרויקט שילבה בין מתודולוגיה מסורתית לניהול מלאי לבין יכולות של אלגוריתמים מתקדמים, ובראשם (Random Forest) לצורך שיפור תחזיות הביקוש והתאמתן לרמות השירות בפועל. המערכת בונה על פלטפורמה פשוטה ונגישה באקסל, ומספקת פתרון שלם הכלול תחזית, חישוב כמויות להזמנה, ותרגומים ישיר להמלצות פועלה מול ספקים. בכך, נוצר כלי המאפשר חיזוי מושכל, ייעול תהליכי ההזמנה וקבלת החלטות מבוססת נתונים גם בסביבת שטח שאינה דיגיטלית במלואה.

הפרויקט כלל שלב יישום ממשוני שנערך בסניין "קשת טעמים", במחלקת חומרי הניקוי. במהלך תקופה של כחודשיים וחצי, נאספו נתונים בייקוש בפועל, בוצעו תחזיות על בסיס המודל, והוזמו מוצרים בפועל מול סוכנים בהתאם לתחזיות. הממצאים שהתקבלו מהשתח הדגימו ירידה חזקה בימי מלאי אפס, צמצום בכמות ההזמנות, ושיפור ברמת ההתאמה בין התחזית לצריכה האמיתית בפועל. יישום זה אפשר לבחון את המערכת לא רק כתיאוריה מתקדמת, אלא ככלי פרקטטי ויעיל שפועל בסביבת שוק אמיתית ומורכבת.

צד היישום הממשי, נערכו ניתוחים סטטיסטיים מקיפים שהשו בין ביצועי המודל החכם לבין מודלים מסורתיים. המודל החדש הציג ביצועים עדיפים בכל מדדי התחזית(R^2 , MAE, RMSE), והואichi את יכולתו לזהות דפוסים חריגים ולשפר את הדיקוק החזוי לאורך זמן. השילוב בין אלגוריתם Random Forest, הניתוחים הכמותיים וממשק אקסל פשוט, הפך את המערכת למתאימה במיוחד לנסיבות קמעונאיות מבוזרות, שאינן مستמכות על מערכות ERP מורכבות.

הדו"ח שלפניכם מציג את כל שלבי הפיתוח, הבדיקה, היישום והערכתה של המערכת המוצעת. מטרתו להציג את התרומה של המודל החכם לניהול מלאי בשטח, את היתרונות לעומת הגישות הקיימות, ואת היכולת להרחיב את השימוש במודל לחניות נוספות. המסקנה המרכזית שעולה היא כי השילוב בין כלים מתקדמים ויישום פשוט הוא המפתח לשיפור תפעולי אמיתי.

מטרות הפרויקט

מטרות מומקדות

1) מקסום זמינות המוצרים:

הפרתת המשמעותית של ימי חוסר במלאי באמצעות דיקוק בנקודות ההזמנה מחדש (ROP), מה שמאפשר לצמצם פגיעה בשביות רצון הלכוחות ולמנוע אובדן הכנסות, שמירה על רמות מלאי מספקות להבטחת זמינות גבוהה ללקוחות תוך מניעת מצב חוסר הפוגעים בתדמית הארגון.

2) צמצום עלויות מלאי וחוסרים:

אייזון בין עלויות אחזקת המלאי, עלויות ההזמנה ועלויות החוסרים באמצעות שימוש באופטימיזציה של הנסיבות המזומנים (EOQ), על מנת למזער את ההוצאות הכלולות של הארגון, שימוש במודל חייזי מבוסס Random Forest להפחית עלויות עקב דיקוק גבוה יותר בתחזיות ביקוש וזמן אספקה, המוביל לתכנון מלאי מדויק יותר ומניעת בזבוז משאבים מיוטרים.

3) ייעול תהליכי קבלת החלטות:

שילוב מודל למידת מכונה Random Forest המספק תחזיות מדויקות יותר ופשט את תהליכי קבלת החלטות הניהוליות, על ידי צמצום טוויות והורדת אי הودאות בתהליכי, פיתוח ממשק מבוסס Excel המאפשר ניטור, מדידה והערכתה של ביצועי המלאי בזמן אמיתי, המספק למנהלים כלים ברורים ונגישים לקבלת החלטות יעילה ומושכלת.

4) שיפור רציפות האספקה:

קבעת מדיניות הזמנה אופטימלית המבוססת על סימולציות סטטיסטיות רחבות-היקף, המאפשרות הבנה עמוקה של ההשפעה של שינוי בפרמטרים שונים על ביצועי המלאי, מזעור תנודות זמני השבתה באמצעות מודלים המשלבים נתוני עבר בזמן אמיתי עם תחזיות ממודלים סטטיסטיים ולמידת מכונה, ובכך הבטחת זרימה רציפה ויציבה של סחורות.

5) שדרוג מערכת ניהול המבוססת Excel :

אוטומציה של תהליכי ניתוח והפקת דוחות ביצועים תקופתיים, המאפשרת לצוותים התפעולים להתמקד בפעולות אסטרטגיות ובשיפור ביצועי המלאי, התאמת המערכת לקליטת נתונים ועדכנים אוטומטיים לצורך תגובה מהירה ויעילה לתנאים משתנים בשוק, ובכך מאפשרת לארגון להיות גמיש וזריז יותר בקבלת החלטות ובהתקומות עם שינויים פתאומיים.

6) שיפור דיקוק התחזיות:

שיפור יכולת החיזוי של ביקושים עתידיים באמצעות שילוב אלגוריתמים מתתקדים למידת מכונה, בדגש על(Random Forest) במטרה להקטין את הפער בין הביקוש החזוי לביקוש בפועל. באמצעות מתודולוגיות חיזוי מבוססות נתונים, ניתן לדיקק את התחזיות ולהתאים לתנודתיות בשוק, לעונתיות, ולדפוסי רכישה משתנים. דיקוק תחזיות גבוהה יותר מאפשר תכנון מלאי מדויק, צמצום חוסרים והפחיתת עלויות – ובכך תורם לביצועים תפעוליים ואסטרטגיים טובים יותר של הארגון.



מצדים ויעדים

הפרויקט מתמקד בפיתוח מערכת מתקדמת לניהול מלאי במטרה למקסם את זמינות המוצרים, להפחית עלויות וליעיל את קבלת החלטות. להלן מדייח הצלחה המרכזיים שנבחרו לשמש בסיס להערכת הביצועים של המערכת:

1) רמת זמינות מלאי:

- ✓ **יעד:** השגת זמינות מוצרים בשיעור של לפחות 95%.
- ✓ **mdiיחה:** אחזו הימים מותוך כולל תקופת המדייח שהבאים לא היה חוסר במלאי.

2) מספר אירועי חוסר מלאי:

- ✓ **יעד:** הפחתת מספר אירועי החוסר במלאי ב-50% לפחות במצב הנוכחי.
- ✓ **mdiיחה:** מנית מספר הפעמים שהבאים היה חוסר מלאי בכל תקופה נתונה (חודש/רביעון).

3) עלות כוללת לניהול מלאי:

- ✓ **יעד:** מצום הוצאות הכלולות לניהול מלאי (הכוללת עלות הזמנות, אחיזת מלאי ועלויות חוסר) ב-5% לפחות.

- ✓ **mdiיחה:** סיכום כולל העליות הכרוכות בניהול המלאי והשוואה מול עלויות במצב הקיים.

4) תדריות הזמנות:

- ✓ **יעד:** קביעת מספר אופטימלי של הזמנות להפחית עלויות התפעול והלוגיסטיקה.
- ✓ **mdiיחה:** ספירת מספר הזמנות הכלול בכל תקופה, תוך כוונה לשמור על איזון בין עלות הזמנות לעלות אחיזת מלאי.

5) הפחתת זמן חוסר מלאי:

- ✓ **יעד:** הקטנת משך הזמן הכלול (בימים) שבו המלאי אפס ב-40% לפחות.
- ✓ **mdiיחה:** סיכום ימי החוסר לאורך תקופת המדייח.

6) דיקוק התחזית(R^2):

- ✓ **יעד:** שיפור מקדם ההסביר R^2 של המודל לרמה של מעל 0.9, כך שהתחזית תסביר בצורה גבוהה את הביקוש בפועל.

- ✓ **mdiיחה:** חישוב ערך R^2 עבור תחזיות המודל בהשוואה לנתוני הביקוש בפועל לאורך תקופת המדייח.

סקר ספרות

מבוא לסקר הספרות

סקר הספרות בפרויקט זה נועד לסקור את התיאוריות, המודלים והשיטות המרכזיות בתחום ניהול המלאי, תוך דגש מיוחד על שיטות מתקדמות הכוללות מודלים מתמטיים וטכנולוגיות למידת מכונה. מטרת סקר הספרות היא להציג באופן ברור ומקיף את הבסיס המדעי והתיאורטי עליו נשען הפרויקט, ולהבין את היתרונות והחסרונות של השיטות הקיימות בתחום זה.

הסקר יתחל בהצגת מודל Economic Order Quantity (EOQ) שהוא אחד המודלים הקלاسيים והנפוצים ביותר בניהול מלאי. יוסברו ההנחהות העומדות בסיס המודל, המשוואות המרכזיות, והמצביים בהם השימוש במודל מתאים במיוחד. לאחר מכן, יוצג מודל (Q,R) Continuous Review המתאים יותר לשיבובות בהן קיימת אי-ודאות גבוהה בביטחון ובזמן האספקה.

בהמשך הסקר ייבחנו שיטות למידת מכונה, עם דגש מיוחד על אלגוריתם Random Forest הידוע ביכולתו להתמודד עם נתונים מורכבים וקשרים לא ליניאריים. סקר הספרות יתאר כיצד שיטות אלו מסייעות לשפר את דיקט התחזיות בניהול מלאי, ומדווח הן הפכו לפתרון מועדף במקרים רבים בהשוואה לשיטות מסורתניות יותר.

לסיכום, סקר הספרות יספק את התשתית התיאורטית הנדרשת להבנת החלטות שהתקבלו במסגרת הפרויקט, וכן יסייע בהערכת הבחירה במודלים ובטכנולוגיות שנבחרו לפיתוח המודל החדש לניהול מלאי מתקדם.

מודל (EOQ) Economic Order Quantity

מודל- (EOQ) פותח לראשונה על ידי פורד האריס בשנת 1913, ומטרתו העיקרית היא לקבוע את הכמות האופטימלית שיש להזמין במטרה למזער את סך העלות של הזמנות ואחזקת המלאי. המודל מחייב שמיושם הוא יציב וקבוע, ומני האספקה ידועים מראש ללא כל סתיות או שינויים משמעותיים. בכך, המודל מתאים במיוחד לתעשייה שבחן המוצרים והצרכים הם בעלי ביקוש קבוע לאורך זמן.¹

הנחות הבסיסיות של מודל EOQ כוללות ביקוש שנתי קבוע וידוע מראש, ומני אספקה יציבים ללא אי-ודאות, עלויות קבועות ומוגדרות מראש לכל הזמן, וכן עלות אחיזת מלאי שנתית קבועה לכל יחידה המאוחסנת במחסן. בשל פשוטות הנחות, מודל זה זוכה לשימוש נרחב במערכות ניהול מלאי של חברות שונות בתעשייה ובמסחר.

המשמעות המרכזית של מודל EOQ מחושבת לפי השורש הריבועי של היחס בין הכפלת כמות הביקוש השנתי (D) בעלות הזמן הקבועה, (S) לבין עלות האחזקה השנתית של יחידה אחת (H) המשוואה היא:

$$EOQ = \sqrt{\frac{2DS}{H}}$$

כאשר הביקוש הוא שנתי, הוצאות הקבועה להזמנה ידועה מראש, ועלות האחזקה נקבעת לפי תנאי האחסון ועלויות התפעול של החברה.²

המודל EOQ הוא מודל דטרמיניסטי שאינו מתחשב באירועים או שינויים אקראיים בביקוש או בזמן האספקה. לפיכך, השימוש במודל זה מתאים במיוחד למערכות יציבות בהן השונות והאי-ודאות מזעריות, כגון תהליכי ייצור המוניים או מוצריהם בעלי ידוע ויציב לאורך זמן.

נקודות הזמן החדש (ROP) במודל EOQ מחושבת על ידי הכפלת הביקוש היומי ממוצע בזמן האספקה.-column, $R = d \times L$, כאשר d מייצג את הביקוש היומי הממוצע, L את זמן האספקה. הנוסחה פשוטה זו מאפשרת לעסקים להימנע ממצב חוסר במלאי על ידי הזמן הנוכחי.

הפשטות של מודל EOQ והקלות בשימוש בו הופכת אותו לפופולרי מאוד בקרב עסקים ותעשייה שונים, במיוחד בתחוםים שבהם קיימת יכולת חייזר טובה והביקוש הוא יציב. דוגמאות לכך הן בתעשייה ייצור סדרתי או בעסקים עם ביקוש קבוע, בהם קל יותר להעריך באופן מדויק את הכמות והעלויות³.

למרות הפופולריות, אחת הביקורות העיקריות על מודל EOQ היא התעלמות מאי-ודאות, עובדה שمبرילת את היישום שלו במצבים משתנה. לכן מומלץ לשלב את המודל עם שיטות מתקדמות יותר, כגון מודלי R, Q או NewsVendor, וכן עם טכניקות ניבוי ביקוש מתקדמות כגון למידת מכונה, כדי לשפר את הדיקוק והאפקטיביות של המערכת הכוללת ניהול מלאי.

¹ Harris, 1913, p. 48

² Silver, Pyke & Thomas, 2016, p. 231

³ Nahmias & Olsen, 2015, p. 213

מודל(R,Q) (Continuous Review)

מודל(R,Q) הידוע גם כמודל(Q,R) הוא שיטה נפוצה בניהול מלאי שנועדה להתמודד עם אי וDAOות בביטחון ובזמן האספקה. המודל מנטר את רמות המלאי באופן רציף, ובכך מאפשר הזמנה מחדש ברגע שהמלאי מגע לנקודת שנקבעה מראש (Reorder Point - R). המודל מבטיח אספקה שוטפת ומונעת חוסרים.

המודל מבוסס על שני פרמטרים עיקריים: כמות הזמנה האופטימלית (Q) ונקודת הזמנה חדש (R) כמות הזמנה (Q) מחושבת בדרך כלל באמצעות מודל EOQ הבסיסי, ואילו נקודת הזמנה חדש (R) מבוססת על הביקוש הממוצע וזמן האספקה הממוצע, בשילוב של מלאי ביטחון הנועד לכיסות שינויים בביטחון וזמן אספקה משתנים.⁴

המשוואה לחישוב נקודת הזמנה חדש (R) במודל זה היא:

$$ROP = d^*L + z * \sigma_{dL}$$

כאשר d הוא הביקוש היומי ממוצע L , הוא זמן האספקה הממוצע z , והוא מקדם הביטחון (לפי רמת השירות הנדרשת), ולפָס היא סטיית התקן של הביקוש לאורץ זמן האספקה.

מלאי הביטחון מהוווה גורם מרכזי במודל Continuous Review מכיוון שהוא מאפשר להתמודד עם אי וDAOות. גובה מלאי הביטחון נקבע לפי רמת השירות הרצואה, המוחשבת בדרך כלל לפי התפלגות נורמלית של הביקוש וזמן האספקה. ככל שהארגון מעוניין ברמת שירות גבוהה יותר, מלאי הביטחון שיידרש יהיה גבוה יותר.⁵

היתרון המרכזי של מודל (R,Q) הוא יכולתו להבטיח זמינות גבוהה של מוצרים ולהקטין משמעותית את הסיכון לחוסרים. עם זאת, החיסרון העיקרי של מודל זה הוא עלויות האחזקה הגבוהה יחסית שנובעות מהחזקת מלאי ביטחון ממשמעותי.

מודל Continuous Review מתאים במיוחד למוצרים בעלי ביקוש משתנה וAKERAI, כמו גם במצבים שבהם זמן האספקה אינו ידוע במדויק. מודל זה נפוץ בתחוםי קמעונאות ומוסרים תעשייתיים בהם החוסר יכול לגרום לאובדן לקוחות או נזק תפעולי ממשמעותי.⁶

במודל זה, רמת השירות הרצואה (Service Level) מוגדרת באופן כמותי באמצעות ההסתברות לא-חוסר מלאי במחזור הזמן היחיד. מידה זו מאפשרת לארגוני להגדיר במדויק עד כמה הם מוכנים להשקיע מלאי ביטחון כדי למנוע חוסרים.

ארגוני המשתמשים במודל (R,Q) מבצעים לרוב ניתוחי רגישות כדי להעריך את ההשפעה של שינויים בפרמטרים כגון הביקוש, זמן האספקה ורמת השירות. ניתוח רגישות מסייע באופטימיזציה של המודל ובהתאמתו למציאות המשתנה של השוק.⁷

⁴ Nahmias & Olsen, 2015, p. 245

⁵ Chopra & Meindl, 2019, p. 312

⁶ Shapiro, 2007, p. 138

⁷ Chopra & Meindl, 2019, p. 320

למידת מכונה וסוגיה

למידת מכונה (Machine Learning - ML) היא תחום במדעי המחשב המאפשר למערכות ללמידה מตוך נתונים, לזהות דפוסים, ולבצע תחזיות ללא תכננות מפורש מראש. שיטות למידת מכונה מאפשרות להתמודד עם נתונים מורכבים ולהתאים עצמן לשינויים נתונים, מה שהופך אותן למתאימות במיוחד לניהול מלאי ולתחזיות ביקוש.

ניתן לסוג את למידת המכונה לשלווה סוגים עיקריים : למידה מפוקחת (Supervised Learning) , למידה לא מפוקחת (Unsupervised Learning) , ולמידה חייזק (Reinforcement Learning) , כל אחת מהשיטות מתאימה לסוגים שונים של בעיות עסקיות נתונים.⁸

בלמידה מפוקחת המודל לומד מנתונים מתויגים, כאשר לכל דוגמה מוגדרת תוצאה ידועה מראש. שיטה זו מתאימה במיוחד לניבוי ביקושים, סיווג מוצרים והחלטות אחרות בניהול מלאי. דוגמאות נפוצות הן רגסיה לינארית ורשתות עצביות .

מודל הרגרסיה הילינארית (Linear Regression) הוא מודל פשוט ויעיל לניבוי משתנה אחד על בסיס משתנים בלתי תלויים. משוואת המודל מוגדרת באופן הבא $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots$ כאשר Y זה המשתנה תלוי X , הם המשתנים הבלתי תלויים, β הם המקדים שהמודל מעריך.⁹

שיטת למידה לא מפוקחת (Unsupervised Learning) מיועדת לניתוח מבני של נתונים ללא תיוג או ללא תוצאה מוגדרת מראש. שיטות אלה כוללות אלגוריתמי קיבוץ כגון K-means המשמשים לקיבוץ מוצרים או לקוחות לפי דפוסים של ביקוש והתנהגות .

שימוש בשיטות למידת מכונה מאפשר להתמודד ביעילות עם אי ודות, קשרים מורכבים בין משתנים, נתונים רבים ובłęטי סדרורים. שיטות כדוגמת עצי החלטה (Decision Trees) ויער אקראי (Random Forest) מצטיינות בזיהוי קשרים לא לינאריים ועמידות בפני נתונים חריגים .

מחקריהם רבים הדגשו את היתרונות של שימוש במודלים מתתקדים כדוגמת רשתות עצביות عمוקות Deep Neural Networks לניבוי ביקוש. מודלים אלו מתמודדים היטב עם נתונים מורכבים, מוחאים תבניות עמוקות, ומציגים תוצאות טובות במיוחד בניתוח ביקוש לא לינאריים ומשתנים.¹⁰

לסיכום, שילוב למידת מכונה במערכות ניהול מלאי מספק כלי רב עצמה לניבוי מדויק והתמודדות עם מצבים מורכבים ואי ודות בשוק. יישום מוצלח של מודלים אלה מחייב הבנה عمוקה של סוגי הנתונים, מודלים שונים, וההתאמתם המדויקת לצרכי הארגון.¹¹

⁸ Russell & Norvig, 2020, p. 698

⁹ James et al., 2013, p. 61

¹⁰ Goodfellow, Bengio & Courville, 2016, p. 165

¹¹ Russell & Norvig, 2020, p. 720

רגסירה לינארית

רגסירה לינארית היא אחת השיטות הבסיסיות והנפוצות ביותר בניתוח סטטיסטי ובחיזוי. המודל מאפשר לתאר את הקשר הלינארי בין משתנה תלוי אחד או יותר למשתנה בלתי תלוי, ומיושם באופן רחב בתחוםים רבים כולל כלכלה, ניהול, ומדעי הנתונים.

הנחה הבסיס של רגסירה לינארית היא כי הקשר בין המשתנים הוא לינארי, ולכן ניתן לבטא את הקשר בעזרת קוו ישר. המשווה היסודי של רגסירה לינארית פשוטה מוגדרת כך:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \epsilon$$

כאשר Y הוא המשתנה תלוי X , המשתנה הבלתי תלוי β , הוא החותך β , והוא מקדם השיפוע, ו- ϵ -הוא טעות אקראית.¹²

המודל הלינארי מניח מספר הנחות סטטיסטיות הכוללות נורמליות של טעויות, הומוסקડסטיות (שווין שוניות), אי-תלות בין טעויות, והיעדר רב-קובולינריות חמורה בין המשתנים הבלטיים תלויים.

אימוטה מודל הרגסירה מתבצע באמצעות מדדים סטטיסטיים שונים כדוגמת R^2 המספק מידע על שיעור השונות במשתנה התלוי המושבר על ידי המודל. ערך גובה של R^2 מעיד על איכות טוביה יותר של המודל בהתאם לנתחונים.¹³

השימוש ברגסירה לינארית הוא נפוץ במיוחד בתחוםי ניהול והכלכלה, לণיבוי ביקוש, חיזוי מכירות, וניתוח מגמות בשוקים. מודל זה מספק פתרונות ברורים וקליטים לניהול מלאי ולהחלטות תפעוליות.

עם זאת, הרגסירה הלינארית רגישה מאוד לנתחונים חריגים (Outliers) ולכן יש לבצע אבחון זהיר של הנתחונים ולהשתמש בשיטות חזקות יותר או בטכניקות לניהול ערכים חריגים כאשר הם קיימים בנתחונים.¹⁴

ערכים חריגים (Outliers) הם תכיפות שנמצאות למרחק רב משאר הנתחונים ונגרומות מטעויות מדידה, טעויות הקלדה או אירועים נדירים. זיהוי חריגים נעשה באמצעות סטטיסטית תקן, תיבות וסרגלים, גרפים מפוזרים (Boxplot) ומדדים סטטיסטיים. הטיפול בהם כולל הסרה, טרנספורמציה, שימוש במודלים רובסטיים, אמפוטציה, נורמליזציה וזיהוי מוקד באמצעות אלגוריתמים. חשוב לבדוק בזהירות את הנתחונים כדי להימנע מהשפעה שלילית על מודלים כמו רגסירה לינארית, הרגישה לערכים חריגים.

לרגסירה לינארית קיימות גם מוגבלות משמעותית כאשר הקשרים בין המשתנים אינם לינאריים. במקרים כאלו, השימוש במודלים אחרים כגון רגסירה פולינומיאלית, עצי החלטה או רשתות עצביות עשוי לספק תוצאות מדויקות יותר.

כדי להבטיח את הדיווק והיעילות של מודל הרגסירה הלינארית לאורך זמן, יש לבצע ניטור רציף של ביצועי המודל, התאמות ועדכונים של המודל בהתאם לנתחונים חדשים, ולשלב ניתוח רגישות להערכת ההשפעה של שינויים בנתחונים ובפרמטרים על התוצאות.¹⁵

¹² Montgomery et al., 2012, p. 14

¹³ Montgomery et al., 2012, p. 42

¹⁴ Kutner et al., 2005, p. 98

¹⁵ James et al., 2013, p. 75

סקור ספרותי Random Forest

(עיר אקראי) היא שיטת למידת מכונה מתקדמת המבוססת על שילוב מספר גדול של עצי החלטה, שמטרתה לשפר את דיוק הניבוי ולמנוע בעיות של התאמת יתר (Overfitting). השיטה הוצאה לראשונה על ידי בריאמן בשנת 2001 והוא נפוצה מאוד בתחוםים רבים כמו ניהול מלאי, חיזוי ביקושים, וסיווג נתוניים.¹⁶

האלגוריתם של Random Forest בונה מספר רב של עצי החלטה, שככל אחד מהם מאומן על קבוצת נתונים שונה, המתקבלת מדגימה אקראית (Bootstrap sample). כל עץ החלטה מנבא באופן עצמאי, והתחזית הסופית מתקובלת באמצעות ממוצע תוצאות העצים לרגרסיה או לפי הצבעת רוב עבור סיווג.¹⁷

יתרונות משמעותיים של Random Forest הוא יכולתו להתמודד היטב במקרים רבים עם נתונים לא-Linearesים ומורכבים. בשל השימוש בעצים רבים, השיטה יכולה לגלוות קשרים עמוקים וסמיוניים בין משתנים, תוך התחמזהות מצוינת עם נתונים חריגים.¹⁸

אחד המאפיינים המרכזיים של Random Forest הוא השימוש בבחירה משתנים אקראית בעת בניית כל עץ. האלגוריתם בוחר רק חלק קטן מהמשתנים הזמינים בכל שלב של פיצול ענפים, מה שפחית את הקורלציה בין העצים וմגדיל את הגיון במודל, וכותזאה לכך משפר את יכולת ההכללה.

רמת החשיבות של המשתנים (Variable Importance) נמדדת באלגוריתם Random Forest באמצעות הערכת הירידה המומוצעת בטעות החיזוי בכל העצים בהם משתנה מסוים מופיע. משתנים בעלי חשיבות גבוהה משפרים משמעותית את דיוק המודל.

מחקרדים מראים כי Random Forest מציע ביצועים יציבים וטוביים משמעותית בהשוואה לשיטות אחרות, במיוחד במצבים בהם קיימים נתונים חסרים או רעש רב נתונים. תcona זו מאפשרת לשיטה לשמור על דיוק גבוה לאורך זמן ובנסיבות מגוונים.¹⁹

הערכת הביצועים של Random Forest מתבצעת בדרך כלל באמצעות מתודולוגיית (OOB) Out-of-Bag, בכל דגימת bootstrap חלק מהנתונים לא נבחרים, נתונים אלו משמשים להערכת השגיאה של המודל, מה שמספק הערכה אמינה של הביצועים ללא צורך נתונים נוספים לבדיקת המודל.

מודל Random Forest גם מאפשר קלות כוונון פרמטרים (Hyperparameter tuning) כמו מספר העצים, עומק העצים, וכמות המשתנים לפיצול, כדי להשיג אופטימיזציה גבוהה של התוצאות ולהתאים את המודל לצרכים ספציפיים של בעיה נתונה.

לסיכום Random Forest הוא אלגוריתם חזק, גמיש ומדויק, המתאים למגוון רחב של יישומים בתחום ניהול מלאי וניבוי בייקוש. השימוש בשיטה זו נפוץ בזכות עמידותה בפני טעויות ואיכות הניבוי הגבוהה, במיוחד בסביבות נתונים מורכבות ואי-ודאיות.¹⁹

¹⁶ James et al., 2013, p. 316

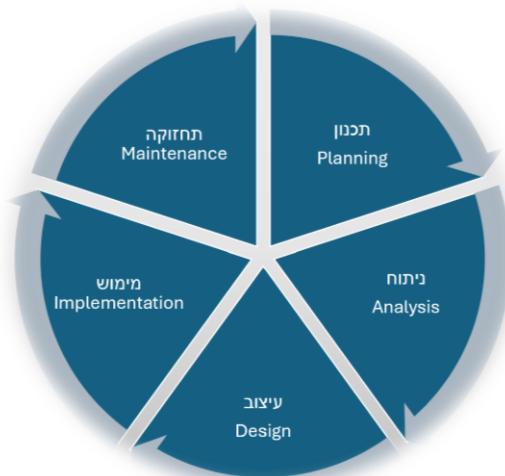
¹⁷ Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009, p. 588

¹⁸ Murphy, 2012, p. 557

¹⁹ Goodfellow, Bengio & Courville, 2016, p. 282

מתודולוגיה (שיטת SDLC)

הפרויקט לניהול מלאי מתקדם יפותח באמצעות מתודולוגיה מחזור החיים (System Development Life Cycle - SDLC), אשר מאפשר ניהול מבנה ומסודר של שלבי הפיתוח תוך מתן מענה מיטבי לדרישות המשתמשים וליעדים העסקיים של הפרויקט:



אובייקט 1 שלבי שיטת SDLC

להלן פירוט נרחב ומורחב של חמישה שלבים העיקריים ביישום המתודולוגיה בפרויקט, כולל פירוט הכלים והכינוי הסימולציה:

שלב 1: תכנון (Planning) שלב התכנון הוא השלב הראשון והקריטי ביותר במהלך החיים של פיתוח מערכת מידע. בשלב זה נקבעות המטרות והיעדים הבסיסיים לפרוייקט, מוגדרת אסטרטגיית העבודה, ופותחת תכנית עבודה מפורטת שתבטיח את הצלחתו. בשלב זה כולל את הגדרת המשאבים הנדרשים, כולל כוח אדם מיומן, חומרה מתאימה, תוכנות רלוונטיות ותקציב מפורט ומדויק. תבוצע הערכת עלויות ולוחות זמנים מדויקים, כולל קביעת אבני דרך להערכת התקדמות לאורך הדרך. יבוצעו פעילויות לזיהוי סיכוןים אפשריים העולמים להשפיע על הפרויקט, ויקבעו תוכניות ניהול סיכוןים מתאימות.

שלב 2: ניתוח (Analysis) שלב ניתוח כולל ניתוח עמוק וmprort של דרישות המשתמשים, תהליכי עסקים וצריכים ארגוניים. בשלב זה יבוצעו ראיונות מבניים עם גורמים מרכזיים בארגון, וכן יתקיימופגישות ותצפיות ישירות על מנת לזהות במדויק את הצרכים של המשתמשים השונים. תבוצע סקירה מקיפה של מערכות קיימות בשוק ושל טכנולוגיות מתקדמות לניהול מלאי, כולל מודלים מתמטיים כגון EOQ, NewsVendor, Continuous Review ו- R&N. בשלב זה תבוצע גם אנוזה של נתונים קיימים באמצעות Excel ו-SR. ניתוח סטטיסטי ראשון. תוצאות ניתוח יתועדו במסמך אפיון דרישות (Software Requirements Specification – SRS), דרישות אבטחה, ומפרטי משקם למערכות קיימות.

שלב 3: עיצוב (Design) בשלב העיצוב תוגדר במדויק ארכיטקטורת המערכת, יפותח עיצוב מפורט של בסיס הנתונים, ויעוצבו הממשקים והמסכים בהתאם לצרכים שהוגדרו. יעשה שימוש בדיאגרמות UML לתיאור ויזואלי של ארכיטקטורת המערכת, זרימות נתונים, וקשרים בין רכיבים שונים. בשלב יוגדרו האלגוריתמים המתמטיים ששולבו במערכת (EOQ, Continuous Review, NewsVendor).

לניהול יעיל של מלאי, קביעת נקודות הזמנה מחדש, מלאי ביטחון, וכמויות אופטימליות להזמנה. בשלב זה יוגדרו גם מדדי ביצועים (KPIs) כמו עלויות אחיזת מלאי, עלויות הזמנה, מספר אירועי חוסר וזמינות מלאי גבואה.

שלב 4: מימוש (Implementation) הפרויקט כולל שלב יישום ממשוני שנערך בסנייף "קשת טעמים", במחלקת חומרי הניקוי. במהלך תקופה של חודשים וחצי, נאספו נתונים ביישוב בפועל, ובוצעו תחזיות על בסיס המודל, והוזמנו מוצרים בפועל מול סוכנים בהתאם לתוצאות. הממצאים שהתקבלו מהשיטה הדגימו ירידה חזה בימי מלאי אפס, מצויים בנסיבות הזמנות, ושיפור ברמת ההתאמה בין התחזית לצרכי האמיתית בפועל. יישום זה מאפשר לבחון את המערכת לא רק כתיאוריה מתקדמת, אלא ככלי פרקטן וייעיל שפועל בסביבת שוק אמיתית ומורכבת.

שלב 5 : תחזקה (Maintenance) שלב התחזקה כולל את ה证实ת המעשית של המערכת בסביבה ארגונית נבחרת. בשלב זה יתבצעו בדיקות יסודיות System Testing ו-unit Testing ולhidoa התקינות ויציבות המערכת. לאחר ה证实ת, מתקיימים הדרכה מסודרת למשתמשים, ותבוצע תחזקה שוטפת, כולל תיקון תקלות, מתן תמיכה טכנית וביצוע עדכונים בהתאם לשינויים בדרישות או בטכנולוגיות. תיעשה הערכה תקופתית של ביצוע המערכת באמצעות המדדים שהוגדרו, (KPIs) תוך שימוש בכלי Excel לבדיקות אוטומטיות והפקת דוחות תקופתיים. המערכת תעביר אופטימיזציה מותאמת, עם התאמות ועדכונים בהתאם לתוכנות הסימולציות התקופתיות ושינויים בארגון או בשוק.

חקר מצב קיימט

חקר מערכות המתחרדים

בחקר מצב קיימט נעשה חקר עמוק למערכות המתחרדים בשוק:

קישור לאתר הרשמי	שנת השקעה	שיטת השימוש	מערכת ניהול מלאי	
LINK	1998	EOQ, Periodic Review	NetSuite Inventory Management	
LINK	1977	EOQ, Periodic Review	Oracle Inventory Management	
LINK	2015	Periodic Review	Nest Egg	
LINK	2000	Newsvendor Model	Supply Brain	
LINK	1972	EOQ, Periodic Review	SAP Inventory Management	

אובייקט 2 טבלת השוואת עליונות כוללת

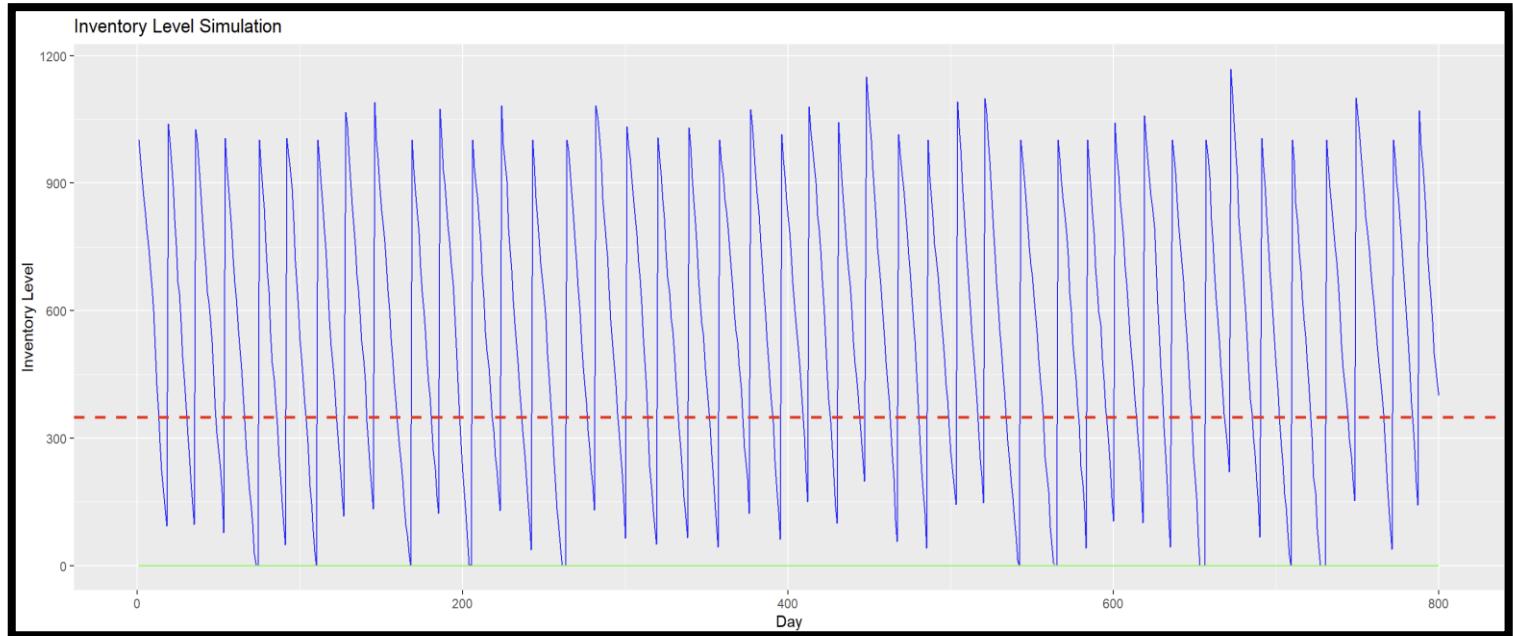
מסקנות מחקר המערכות השונות הקיימות בשוק:

- שימוש במודלים מסורתיים:** מרבית המערכות שנחקרו מבוססות על מודלים קלאסיים של ניהול מלאי כמו EOQ (Economic Order Quantity) ו Periodic Review (economic order quantity). שיטות אלו מתאימות בעיקר למערכות בהן הביקוש יציב יחסית והסבירה אינה משתנה באופן קיצוני. מערכות אלו מציאות פתרונות פשוטים וברורים, אך מוגבלות בהתמודדות עם תנודותיות גבוהה ואי ודאות.
- חוסר תמייהה בפתרונותים מיידת מכונה:** נראה כי אף אחת מהמערכות שנבדקו לא משלבת באופן מובהק שיטות למידת מכונה כמו Random Forest או אלגוריתמים מתקדמים אחרים. זהו פער משמעותי שניtin נציג על ידי פיתוח המערכת בלבד, במיוחד כשמדבר בנסיבות בהם הביקוש משתנה בצורה בלתי צפואה או מורכבת.
- פוטנציאל לשיפור באמצעות שילוב למידת מכונה:** מהמחקר עולה כי קיים פער ברור במערכות הקיימות, כאשר אף מערכת לא מצליחה בצורה אופטימלית את יכולות למידת המכונה לחיזוי מדויק יותר של ביקושים זמני אספקה. שילוב של טכנולוגיות מתקדמות אלה יכול לשפר משמעותית את הדיקוק והיעילות של מערכות ניהול מלאי.

לסיכום, המסקנות מראות כי פיתוח המערכת המבוססת על שילוב מודלי למידת מכונה יכול לספק יתרון תחרותי משמעותי על פני המערכות המסורתיות הקיימות בשוק.

סימולציה לשיטות קיימות

לצורך השוואה בין שלושת השיטות הקיימות נבנה סימולציה ייחודית לפרויקט בשפת תכנות R, הסימולציה תרץ השיטה עבור המלאי לאורך 800 يوم 1000 פעמים, כל פעם עם נתונים שונים



תוצאות הסימולציה נקבעו דרך תוכנת R בפורמט טבלה של 1000 שורות לכל שיטה

run	zero_inv_events	zero_inv_days	total_cost	total_order_cost	total_holding_cost	total_stockout_cost	num_orders	avg_inv
980	980	9	2823.313	1220	903.3126	700	61	412.1364
981	981	14	3323.106	1200	873.1059	1250	60	398.3546
982	982	11	3126.053	1220	906.0528	1000	61	413.3866
983	983	16	3432.005	1200	882.0048	1350	60	402.4147
984	984	19	3592.957	1200	842.9569	1550	60	384.5991
985	985	16	3841.309	1200	891.3095	1750	60	406.6600
986	986	10	3247.424	1220	927.4237	1100	61	423.1371
987	987	16	4036.932	1180	856.9318	2000	59	390.9752
988	988	16	3375.624	1200	875.6239	1300	60	399.5034
989	989	14	3483.401	1200	883.4009	1400	60	403.0516
990	990	15	3670.645	1200	870.6453	1600	60	397.2319
991	991	13	3371.409	1220	901.4089	1250	61	411.2678
992	992	11	3131.452	1220	911.4518	1000	61	415.8499
993	993	12	3400.221	1200	900.2211	1300	60	410.7259
994	994	11	3127.818	1220	907.8175	1000	61	414.1917
995	995	11	3447.582	1200	897.5816	1350	60	409.5216
996	996	15	3652.470	1200	852.4700	1600	60	388.9394
997	997	12	3110.825	1220	890.8253	1000	61	406.4391
998	998	12	3231.385	1200	881.3846	1150	60	402.1317
999	999	15	3816.121	1420	696.1210	1700	71	317.6052
1000	1000	17	3631.862	1200	881.8616	1550	60	402.3494

אובייקט 4 טבלה תוצאות הסימולציה

מדד ביצוע KPI לשימולציה

הסימולציה מייצרת לנו נתונים מתמקדים במדד ביצועים עיקריים KPIs הקשורים לניהול מלאי בשלושה מודלים שונים.

מדד ביצוע KPI	מה מודד?
1	מספר הזמנות הכולל שבוצעו במהלך תקופת הבדיקה num_orders
2	מצין את מספר הפעמים שהבחן המלא הגיע לאפס zero_inv_events אירועי אפס
3	מייצג את מספר הימים שבהם לא היה מלאי זמין. zero_inv_days ימים עם מלאי אפס
4	סכום העליות הכולל של ניהול המלאי, המורכב משלושה סוגים של העליות: הזמנה, אחיזה, וחוסר מלאי total_cost עלות כוללת
5	כולל את כל העליות הנלוות לתהליכי ההזמנה (כגון עליות טיפול, שינוי וכו'). total_order_cost עלות כוללת של הזמנות
6	הוצאות הנובעת מeahזקת מלאי במחסן, כגון עלויות אחסון, ביוטה, פחתה. total_holding_cost עלות כוללת של אחיזת מלאי
7	הוצאות שנגרמת כאשר המלאי לא זמין ללקוח, כגון אובדן מכירות, פגעה באמון הלקוח, ועלייה טיפול בעקבות חריגות. total_stockout_cost עלות כוללת של חוסרי מלאי

אובייקט 5 מדד ביצוע KPI לשימולציה

❖ כדי להבטיח שהפתרונות שנקבל בסימולציה יהיו אמינים, מדויקות ולא הטיה (Bias), התמקדנו בכמה עדids מרכזיים :

- 1) **נתונים מציאותיים ומבוססים:** דאגנו לכך שהנתונים שאנו משתמשים בהם (כגון ביקוש יומי, זמני הובלה) מבוססים על חלוקות הסתברות שמייצגות את המציאות בצורה נכונה.
- 2) **הרצאת סימולציות מרובות (Replications):** כדי לקבל תוצאות סטטיסטיות מהימנות, הרצינו את הסימולציה מספר רב של פעמים. כך שנוכל לחשב ממוצעים, מדדים ולהקטין את השפעות המקרים.
- 3) **ניהול גורם האקראיות (seed):** השתמשנו בזרעי מספרים אקראיים קבועים (seed) בהדמיה, כך שייהיה ניתן לשחזר תוצאות ולהבטיח עקבות בהשוואה בין שיטות שונות.
- 4) **ניתוח רגישות:** בדקנו כיצד שינוי פרמטרים (כמו סטיטית התקן, זמן הובלה, רמת הביטחון) משפיע על התוצאות. כך שנוכל לԶוזות אילו פרמטרים הם בעלי השפעה משמעותית ולודא שההנחה שלנו חונס סבירות.

- ❖ כדי לנתח תוצאות הסימולציה בצורה יעילה סיכמנו הנתונים של שלושת השיטות, עבור ממוצע של 1000 הריצות (Replications) לכל שיטה בנפרד

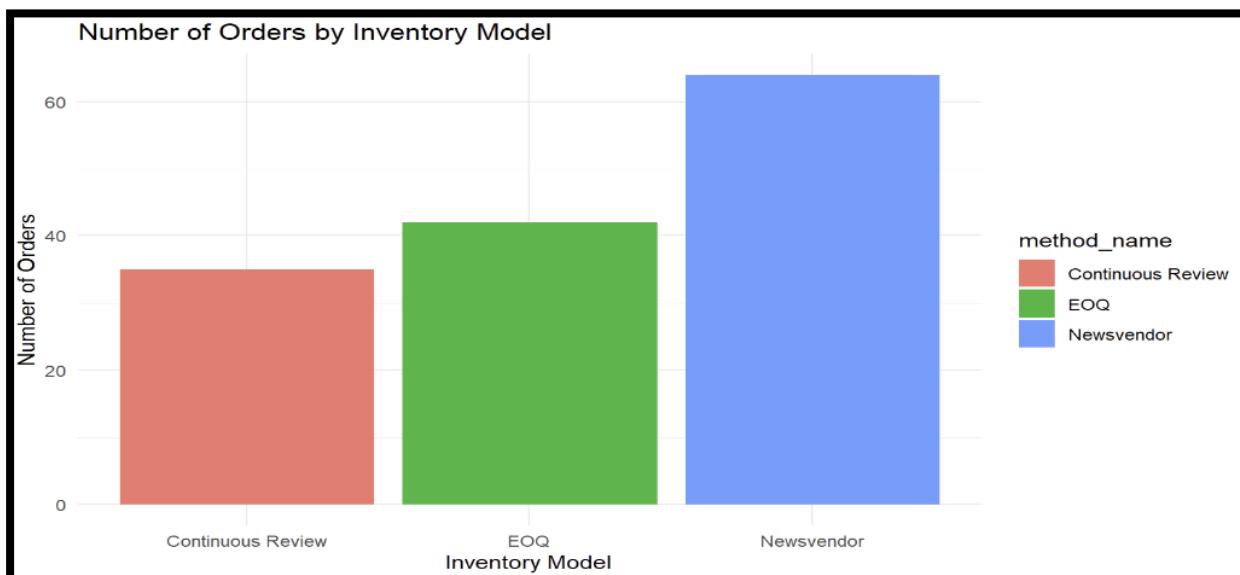
	method_name	num_orders	zero_inv_events	zero_inv_days	total_cost	total_order_cost	total_holding_cost	total_stockout_cost
1	EOQ	42		10.70	21.67	5608	2102	2422
2	Continuous Review	35		7.83	14.63	5436	1773	2930
3	Newsvendor	64		14.00	26.20	6276	3222	1712

אובייקט 6 טבלת נתונים סימולציה

ניתוח תוצאות הסימולציה

- ❖ מספר הזמנות שבוצעו בכל מודל

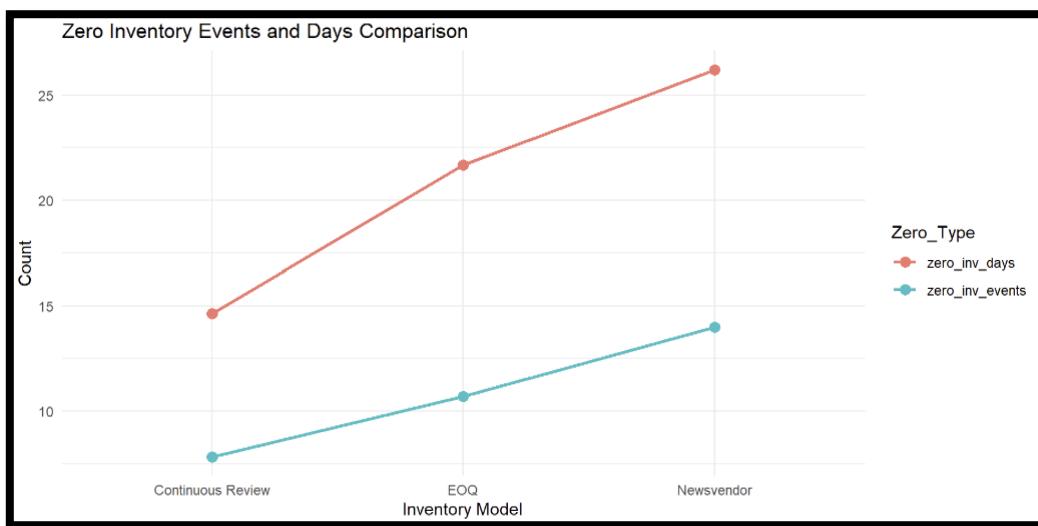
הגרף מציג השוואת בין שלושת מודלי ניהול המלאי לפי מספר הזמנות, כאשר מייעוט הזמנות מעיד על יעילות גבולה יותר. ניתן לראות כי מודל Continuous Review הוא היעיל ביותר עם 35 הזמנות בלבד. מודל EOQ נמצא במקום השני עם 42 הזמנות, ואילו מודל-newsVendor הוא הפחות יעיל מ בין השלושה, עם מספר הזמנות הגבוהה ביותר – 64 הזמנות. תוצאות אלו מצביעות על כך שמודל Continuous Review הוא המועדף במונחי יעילות, עקב מספר הזמנות הנמוך וחסכו בעלות הרכבות בהזנות חוזרות.



אובייקט 7 גרף מספר הזמנות שבוצעו בכל מודל

❖ **מספר האירועים והימים בהם המלאי אזל לחלוטין**

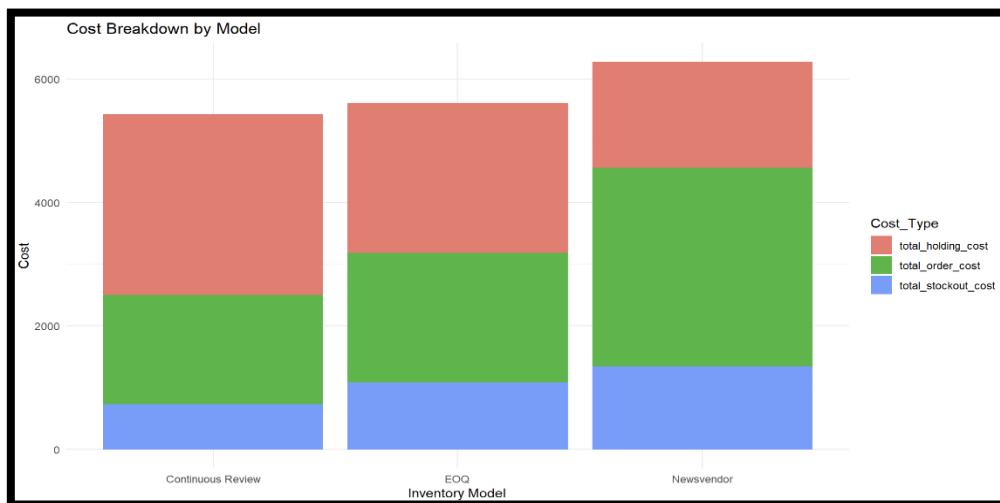
הגרף משווה בין שלושת מודלי ניהול המלאי מבחינת מספר האירועים והימים בהם המלאי אזל לחלוטין. ניתן לראות כי מודל Continuous Review מציג את המספר הנמוך ביותר של אירועי אפס מלאי ושל ימי מחסור במלאי, ולכן הוא המודל היעיל ביותר בשמרות רמות מלאי יציבות. לעומתו, מודל ה-EOQ מציג את המספר הגבוה ביותר בשני המדדים, דבר המעיד על סיכון גבוה יותר להישאר ללא מלאי לאוריך תקופות ארוכות. מודל EOQ נמצא במקום השני בין שני המודלים הללו.



אובייקט 8 גраф מספר האירועים והימים בהם המלאי אזל לחלוטין

❖ **עלויות ניהול מלאי בשלושת המודלים**

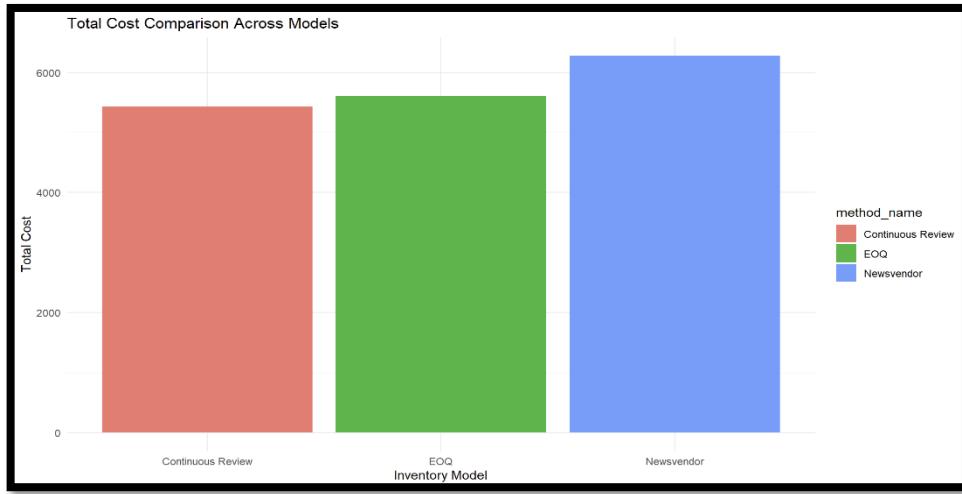
הגרף מציג פילוח של עלויות ניהול מלאי בשלושת המודלים שנבדקו, תוך הבחנה בין עלויות החזקה, הזמנה וחוסר במלאי. ניתן לראות כי מודל Continuous Review מציג את העלות הכוללת הנמוכה ביותר, עם עלויות הזמנה נמוכות במיוחד. מודל EOQ נמצא במקום השני, עם עלויות החזקה גבוהות יותר, בעוד שמודל NewsVendor הוא היקר ביותר, בעיקר בזכות היחס הגבוה ורחב של עלויות החזקה שלו. לפיכך, מומלץ כמודל חסכוני ויעיל לניהול מלאי.



אובייקט 9 גוף עלויות ניהול מלאי בשלושת המודלים

❖ **העלות הכלולות**

הגרף משווה את העלות הכלולות של שלושת המודלים לניהול מלאי שנבדקו. מודל Continuous Review מציג את העלות הכלולות הנמוכה ביותר (כ-5,436), ובכך מתבלט כיעיל ביותר מבחינת חיסכון כספי. מודל EOQ מעט יקר יותר (כ-5,608), בעודו מודל Newsvendor הוא היקר ביותר מבין השלושה עם עלות כוללת של כ-6,276. מסקנת ההשוואה היא שהמודל Continuous Review עדיף מבחינה כלכלית לניהול המלאי ברגון.



אובייקט 10 גраф העלות הכלולות

תוצאות

בנייה המודל החדש - גרסה ראשונית (Pilot Phase)

אחרי המסקנות שקיבלנו מהסימולציה, החלטנו לבנות מודל ניהול מלאי חדש شامل כב משולשת המודלים הבאים:

- (1) מודל למידת מכונה (ML Random forest)
- (2) מודל (EOQ) Economic Order Quantity (EOQ)

$$EOQ = \sqrt{\frac{2*D*S}{H}} \quad \longrightarrow \quad Q^* = \sqrt{\frac{2*(\text{ML Demand Prediction})*S}{H}}$$

(3) מודל (Q,R) Continuous Review (Q,R)

$$\begin{aligned} ROP &= d^*L + z * \sigma_{dL} \\ ROP &= (\text{ML Avg Daily Demand Prediction})^* (\text{ML Avg Lead Time Prediction}) \\ &\quad + z * (\text{ML Prediction of } \sigma_{dL}) \end{aligned}$$

המשוואות המוצגות מבטאות מודל משולב חדש לניהול מלאי, שבו משולבים מודלי למידת מכונה (Random Forest) במקומם הממוצעים הפשטוטים המקובלים במודלים קלאסיים. במשוואת EOQ, תחזית הביקוש השנתית (D) הוחלפה בתקופת ביקוש שנתית שמת恪בת על ידי מודל למידת המכונה, כדי לשפר את דיקוק ההזמנות ולהפחית את העליות.

במשוואת נקודת הזמן החדש (ROP), הממוצעים של הביקוש היומי וזמן ההובלה הוחלפו בתקופת ממודל למידת המכונה, וכך גם סטיית התקן המשולבת של ביקוש וזמן אספקה. שינוי זה מאפשר דיקוק רב יותר בזיהוי הזמן המתאים להזמנה מחודשת ומקטין את הסיכון למחרור או עודף במלאי.

❖ **למה בחרנו במודל למידת המכונה Random Forest ולא בחרנו במודל אחר כמו Linear Regression ?**

(1) **יחסים לא ליניאריים :** Nonlinear Relationships

- נתוני מלאי (ביקוש וזמן אספקה) מציגים בדרך כלל קשרים לא ליניאריים ומורכבים.

(2) **עמידות גבוהה לנ נתונים חריגים :**

- המודל מתמודד טוב יותר עם שינויים קיצוניים או חריגים בביקוש או בזמן האספקה.

(3) **רמת דיקוק גבוהה:**

- במציאות של ניהול מלאי, Random Forest בדרך כלל מספק תחזיות מדויקות יותר מאשר מודלים ליניאריים פשוטים.

פתרונות ראשוניים למודל החדש

כדי לנתח תוצאות הסימולציה עם המודל החדש בצורה יעילה סיכמנו הנתונים של המודל החדש, עבור ממוצע של 1000 הריצות (Replications) בהשוויה לכל שיטה בנפרד

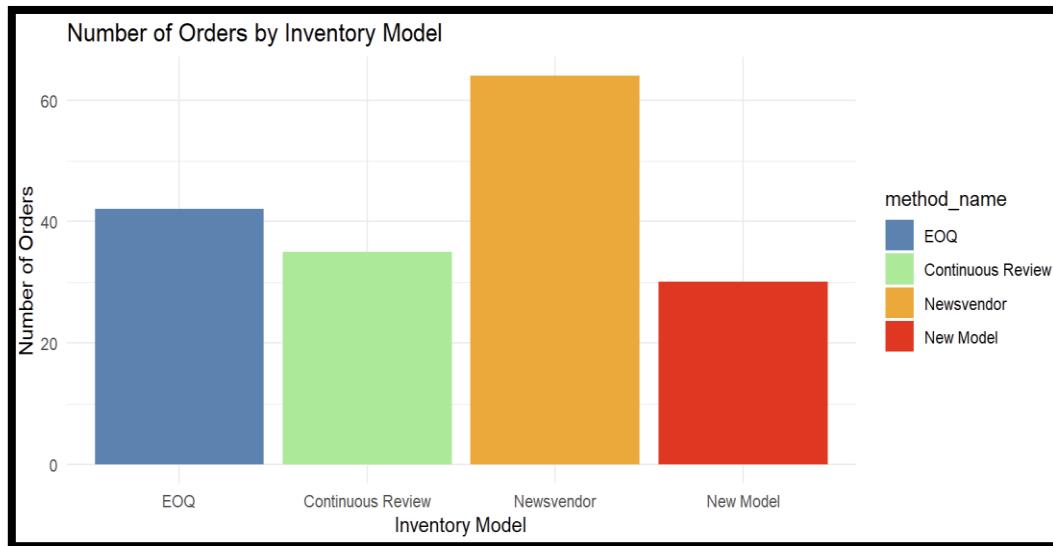
	method_name	num_orders	zero_inv_events	zero_inv_days	total_cost	total_order_cost	total_holding_cost	total_stockout_cost
1	EOQ	42.0	10.70	21.67	5608	2102	2422	1083
2	Continuous Review	35.0	7.83	14.63	5436	1773	2930	730
3	Newsvendor	64.0	14.00	26.20	6276	3222	1712	1341
4	New Model	30.1	2.40	7.50	6594	1400	4232	377

אובייקט 11 טבלת נתוני סימולציה מודלים כולל המודל החדש

ניתוח תוצאות הסימולציה עם המודל החדש

❖ מספר הזמנות של ארבעה מודלים

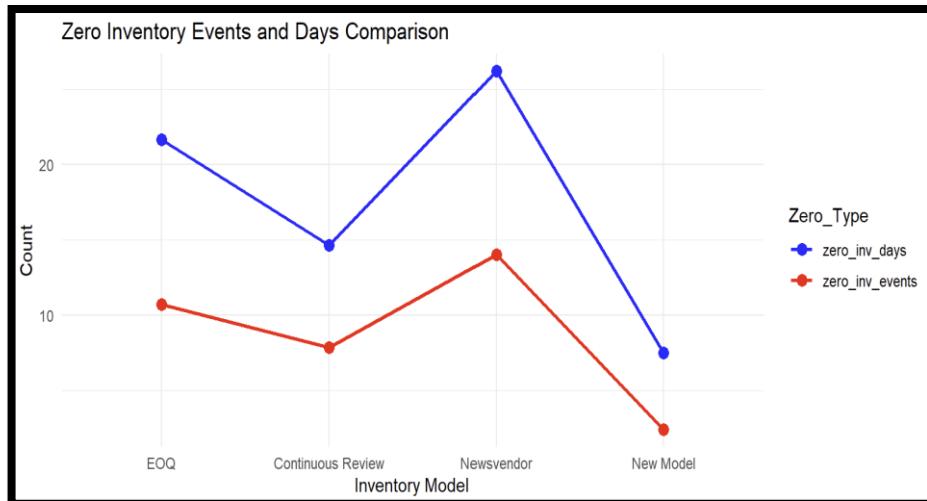
הגרף מציג השוואת בין מספר הזמנות של ארבעה מודלים לניהול מלאי. המודל החדש (New Model) המשלב למידת מכונה, מציג את הביצועים הטובים ביותר עם המספר הנמוך ביותר של הזמנות (כ-30). מודל Newsvendor-הוא הפחות יעיל, עם המספר הגבוה ביותר של הזמנות (כ-64), בעוד המודלים EOQ ו- Continuous Review נמצאים באותו אמצע. מכיוון עולה שהמודל החדש עדיף משמעותית, משום שהוא מצמצם את כמות הזמנות ותרום ליעילות תפעולית.



אובייקט 12 גраф מספר הזמנות של ארבעה מודלים

❖ מספר אירופי וימי אפס מלאי

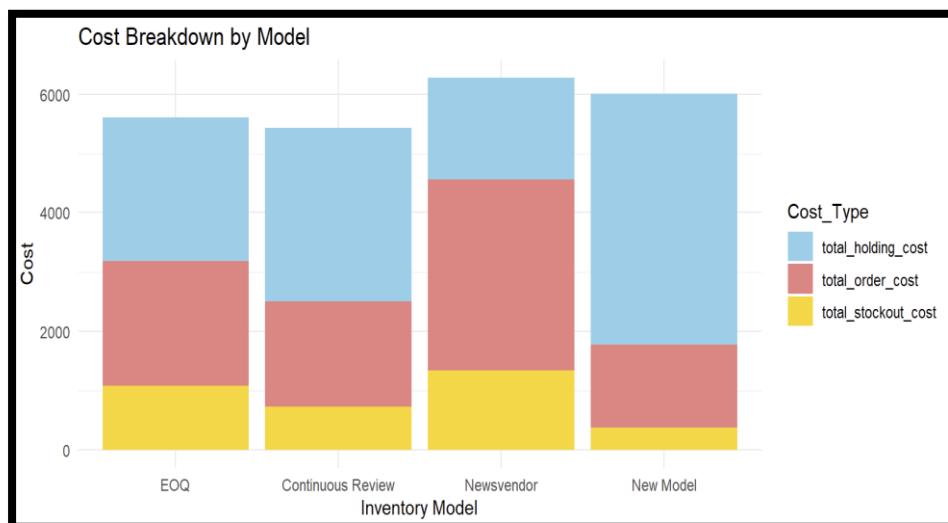
הגרף מציג השוואת ארבעת מודלי ניהול המלאי לפי מספר אירופי וימי אפס מלאי. ניתן לראות בבירור שהמודל החדש (New Model) המשלב למידת מכונה, הוא היעיל ביותר, עם המספר הנמוך ביותר של אירופי אפס מלאי והן של ימים שבהם לא יהיה מלאי כלל. לעומתו, מודל Newsvendor הוא בעל הביצועים הגרועים ביותר בשני המדדים. מודלים EOQ ו-Continuous Review מציגים ביצועים בינוניים. תוצאות אלה מדגישות את היתרונות של שימוש במודל החדש בהיבטי אמינות וזמן אפס מלאי.



אובייקט 13 גраф מספר אירופי וימי אפס מלאי

❖ הרכב העליות של ארבעת המודלים

הגרף מציג את הרכב העליות של ארבעה מודלים לניהול מלאי, תוך חישוב עליות החזקה, הזמנה וחוסר מלאי. המודל החדש (New Model) אמנים מתאפיין בעלות החזקה גבוהה משמעותית מאשר המודלים, אך מציגן בעליות הזמנה וחוסר מלאי נמוכות מאוד. מודל NewsVendor, לעומת זאת, מראה עליות גובהות במיוחד של הזמנה וחוסר מלאי. מודלי EOQ ו-Continuous Review נמצאים בטוחה הביניות. לפיכך, המודל החדש אידיאלי לעסקים שבهم חשוב להימנע מחוסר מלאי, גם אם המשמעות היא עלות החזקה גבוהה יותר.



אובייקט 14 גרפ הרכוב העליות של ארבעת המודלים

בנייה המודול החדש - גרסה 2

מעבר בין גרסה 1 ל- גרסה 2 של המודול

גרסה 1 : התבססה רק על משתנים בסיסיים כמו : id, date ,demand . כללๆ קשרים קטגוריים.

גרסה 2 : נוספו משתנים חדשים המסבירים את תנוון הביקוש :

- פרוק לתקופות : day, month, year
- יום בשבוע : weekday
- is_weekend : האם מדובר ביום שישי/שבת
- ✓ תוספת זו שיפריה את יכולת הלמידה של המודול ועזרת לו להבין :
- מתי יש עלייה בביקוש (כמו בסופי'ש)
- מתי יש ירידה עונתית
- אילו ימים מתאימים לדפוס חריג

	id	date	demand	day	month	year	weekday	is_weekend
1	4084500088917	2025-01-01		5	1	2025	3	0
50	4084500088917	2025-01-02		8	2	2025	4	0
99	4084500088917	2025-01-03		8	3	2025	5	1
148	4084500088917	2025-01-04		10	4	2025	6	1
197	4084500088917	2025-01-05		5	5	2025	7	0
246	4084500088917	2025-01-06		5	6	2025	1	0
295	4084500088917	2025-01-07		5	7	2025	2	0
344	4084500088917	2025-01-08		5	8	2025	3	0
393	4084500088917	2025-01-09		4	9	2025	4	0
442	4084500088917	2025-01-10		10	10	2025	5	1
491	4084500088917	2025-01-11		10	11	2025	6	1
540	4084500088917	2025-01-12		5	12	2025	7	0
589	4084500088917	2025-01-13		4	13	2025	1	0
638	4084500088917	2025-01-14		6	14	2025	2	0
687	4084500088917	2025-01-15		4	15	2025	3	0
736	4084500088917	2025-01-16		5	16	2025	4	0
785	4084500088917	2025-01-17		10	17	2025	5	1
834	4084500088917	2025-01-18		8	18	2025	6	1
883	4084500088917	2025-01-19		4	19	2025	7	0
932	4084500088917	2025-01-20		5	20	2025	1	0
981	4084500088917	2025-01-21		5	21	2025	2	0
1030	4084500088917	2025-01-22		5	22	2025	3	0
1079	4084500088917	2025-01-23		5	23	2025	4	0
1128	4084500088917	2025-01-24		10	24	2025	5	1
1177	4084500088917	2025-01-25		8	25	2025	6	1

אובייקט 15 טבלת נתוני ביקוש יומי

תוצאות מעבר בין גרסה 1 ל- גרסה 2 של המודל

מודל חדש (גרסה 1)

```
> cat("Model Evaluation Metrics:\n")
Model Evaluation Metrics:
> cat(paste("MAE (Mean Absolute Error):", round(mae_val, 2), "\n"))
MAE (Mean Absolute Error): 1.26
> cat(paste("RMSE (Root Mean Squared Error):", round(rmse_val, 2), "\n"))
RMSE (Root Mean Squared Error): 1.8
> cat(paste("R² (Coefficient of Determination):", round(r2_val, 4), "\n"))
R² (Coefficient of Determination): 0.7977
```

אובייקט 16 מddy דיק גרסה ראשונה

מודל חדש (גרסה 2)

```
Model Evaluation Metrics:
> cat(paste("MAE (Mean Absolute Error):", round(mae_val, 2), "\n"))
MAE (Mean Absolute Error): 0.69
> cat(paste("RMSE (Root Mean Squared Error):", round(rmse_val, 2), "\n"))
RMSE (Root Mean Squared Error): 0.99
> cat(paste("R² (Coefficient of Determination):", round(r2_val, 4), "\n"))
R² (Coefficient of Determination): 0.9282
> |
```

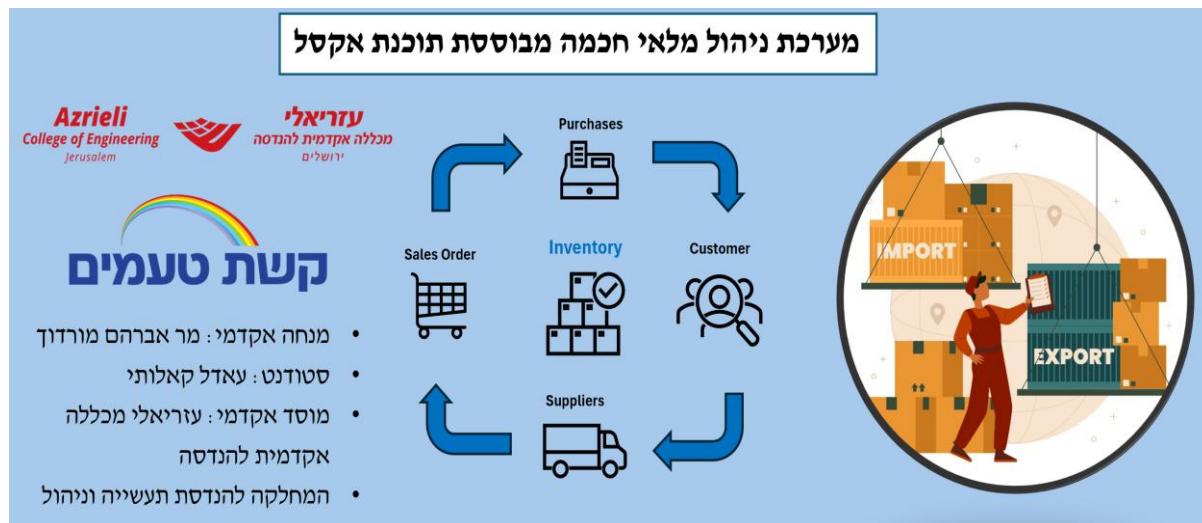
אובייקט 17 מddy דיק גרסה שנייה

השוואה בין גרסה 1 לגרסה 2 של מודל התחזית מבליטה שיפור מובהק בדיקת התחזית לאחר שילוב מודל Random Forest. גרסה 1 הציגה ערכי שגיאה גבוהים יחסית MAE – של 1.26 ו-RMSE של 1.8, לצד מדד R^2 של 0.7977 בלבד, המעיד על יכולת הסבר מוגבלת של המודל לשונות בבקושים בפועל. תוצאות אלו שיקפו את מגבלות הגישה המסורתית לשולבה בגרסה הראשונה, שהתבססה בעיקר על תחזיות בסיסיות ועל תבניות קבועות יחסית.

לעומתה, גרסה 2 הציגה תוצאות מדויקות בהרבה לאחר שימוש במודל Random Forest, שהצליחה לקלוט תבניות מורכבות יותר בהתנהגות הביקושים. השיפור בא לידי ביטוי במידדי הערכה MAE: ירד ל-0.69 בלבד, RMSE ירד כמעט למחצית ועמד על 0.99, ו- R^2 עלה לרמה גבוהה מאוד של 0.9282 – המעיד על יכולת הסבר כמעט מלאה של המודל על הביקושים בפועל. נתונים אלו מוכיחים את תרומת המודל החדש לדיקת התחזית, והם מהווים בסיס להמלצת על הרחבת השימוש בו לשאר מחלקות הסניף.

בנייה המערכת

מערכת ניהול המלאי שפותחה במסגרת הפרויקט מהוועה פתרון חכם ו邏輯י המשלב בין תחזיות ביקוש מבוססות דאטה לבין תפעול מלאי בפועל בוחנות עצמה. המערכת מבוססת על תוכנת Excel שהורחבה בפונקציונות באמצעות VBA וטפסים מובנים, באופן המאפשר שימוש קל ונגיש גם לעובדי סניפים ללא רקע טכני. היא פותחה מתוך צורך אמיתי בזיהוי חוסרים ושיפור תהליכי הזמנה, תוך מיקוד בהתאם אישית למאפייני הארגון – במקרה זה רשות קמעונאות "קשת טעמים".



אובייקט 18 מערכת ניהול מלאי גל'יןראשי

בבסיס המערכת עומד מגנון תחזית חכם, שמחשב את הביקוש הצפוי על פי נתונים ההיסטוריים ומודלים סטטיסטיים מתקדמים (למשל גרסיה ריבועית עם משתני עזר כמו סופי שבוע וקטגוריות חריות). תחזית זו נבנית בקובץ נפרד ואו מזונת לתוך המערכת, שם היא משווה את הביקוש החזווי למלאי הנוכחי ולקצב הזמנות מהספקים. בהתאם לכך נוצרת המלצה להזמנה – כמה להזמין, ממי ומתי. בקרה זו, המערכת מגשרת בין אנטטיקה לבין החלטה תפעולית בזמן אמת.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
Inventory				Inventory Value	₪ 222,271.00		Unique Products	49				
Purchases				Re_Order	6		Date	8/4/2025				
Sales Order												
Suppliers												
Customers												
	מזהם	שם מוצר	כמות במלאי	זמן אספקה	כמות בהזמנה	עלות בהזמנה	Predicted Demand (Daily)	Reorder Point	Order Quantity	Alert		
4084500088917	ונדי פירס לילון	66	3	55	6.233827546	28.6015	70	Ok				
4084500853836	ונדי פירס יירדי דרומי ומש	73	3	55	5.989683964	27.8691	69	Ok				
7290000286921	סנקל רסס 750 מל	35	3	55	1.813722201	15.3412	38	Ok				
7290000288024	סנו זאור ליטן אנטומוניק 4 ליטר	67	3	55	6.41048771	29.1315	71	Ok				
7290000288307	טומט כחישר 30+%	14	3	55	1.34816231	13.9445	32	Ok				
7290000288659	ונדי גאנגל	15	3	55	1.376746001	14.0302	33	Ok				
7290000292915	ונדי סוס נובג	18	3	55	2.950784237	18.7524	48	Reorder				
7290000294780	סנו זאור ליטן אנטומוניק 4 ליטר	70	3	55	6.502095201	29.4063	72	Ok				
7290000295367	טומט אנטומוניק 2.5 ג'ז'	33	3	55	2.394315256	17.0829	43	Ok				
7290000295541	טומט אנטומוניק 2.5 ג'ז'	18	3	55	1.422898947	14.1687	33	Ok				
7290001246610	טומט צפוי לכיל 500 מל ואט'	27	3	55	2.72420991	18.0726	46	Ok				
7290005424700	סנו פורטה ליטן 1 ליטר	17	3	55	3.16188451	19.3857	50	Reorder				
7290005425110	ונדי אנטומוניק 99.9%	19	3	55	3.076831838	19.1305	49	Reorder				
7290005425196	טומט אנטומוניק סטטובי 2.5 ג'ז'	34	3	55	2.582688256	17.6481	45	Ok				
7290012116025	טומט פירס פירס פירס	22	3	55	3.111271947	19.2338	49	Ok				
7290012117534	טומט פירס פירס פירס	39	3	55	2.480764729	17.3423	44	Ok				
7290013268204	טומט גאנגל ליטן שובר אסלה	17	3	55	1.713893874	15.0417	37	Ok				
7290013268891	טומט גאנגל 3 ג'ז'	37	3	55	2.674295747	17.9229	46	Ok				
7290013269003	טומט גאנגל בפה נספחים נספחים נספחים	41	3	55	2.589243075	17.6677	45	Ok				
7290014397453	טומט גאנגל נספחים נספחים נספחים נספחים	41	3	55	2.799644947	18.2989	47	Ok				
7290019274483	ונדי פירס פירס פירס פירס	39	3	55	2.737319547	18.1120	46	Ok				
7290019274490	ונדי פירס פירס פירס פירס	41	3	55	2.765903238	18.1977	47	Ok				
7290019611325	ונדי פירס פירס פירס פירס	45	3	55	2.612668748	17.7380	45	Ok				
7290103702489	טומט פירס פירס פירס פירס	85	3	55	6.82307062	30.3692	74	Ok				
7290103703370	טומט פירס פירס פירס פירס	85	3	55	6.942563402	30.7277	74	Ok				
7290103704155	טומט פירס פירס פירס פירס	80	3	55	6.971147093	30.8134	74	Ok				
7290103704179	טומט פירס פירס פירס פירס	83	3	55	7.02458057	30.9674	75	Ok				

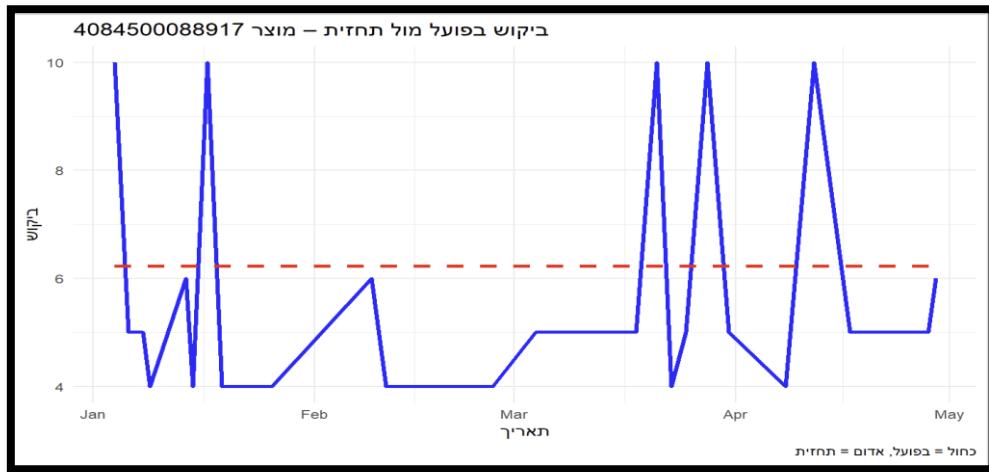
אובייקט 19 מערכת ניהול מלאי גל'ין מלאי במקומו

המערכת כוללת טפסים ייעודיים להזנת נתונים כניסה מלאי, מכירות, ספקים, לקוחות, והיסטוריית הזמן, וכן מנגנון קבוע לחישוב אוטומטי של זמינות, חוסרים, תזרות הזמן ועלות אחיזת מלאי. היא גם יוצרת דוחות מפורטים לכל מוצר, כולל השוואה בין ביקוש בפועל לתחזית – דבר המאפשר למנהלים לעקוב אחר אמינות התחזיות ולקלב החלטות מושכלות. בנוסף, ניתן ליצור דוחות חדשניים להנהלה, כולל התראות על מוצרים חריגים או סיכון להצברות/חוסרים.

יתרונה המרכזי של המערכת הוא באינטגרציה בין כל המרכיבים – תחזית, תפעול, ספקים ומכירות – ובכך היא מספקת פתרון כולל שלא מצריך מערכות ERP יקרות. היא גם גמישה להרחבה והתאמת למחלקות נוספות, כך שניתן ליישם אותה בהדרגה בכל המחלקות והסניפים של הארגון. בסופה של דבר, המערכת תורמת גם לשיפור זמינות ללקוח, גם להתייעלות לוגיסטית, וגם לחיסכון כספי ניכר.

שלבי שיפור המודל במהלך הפרויקט

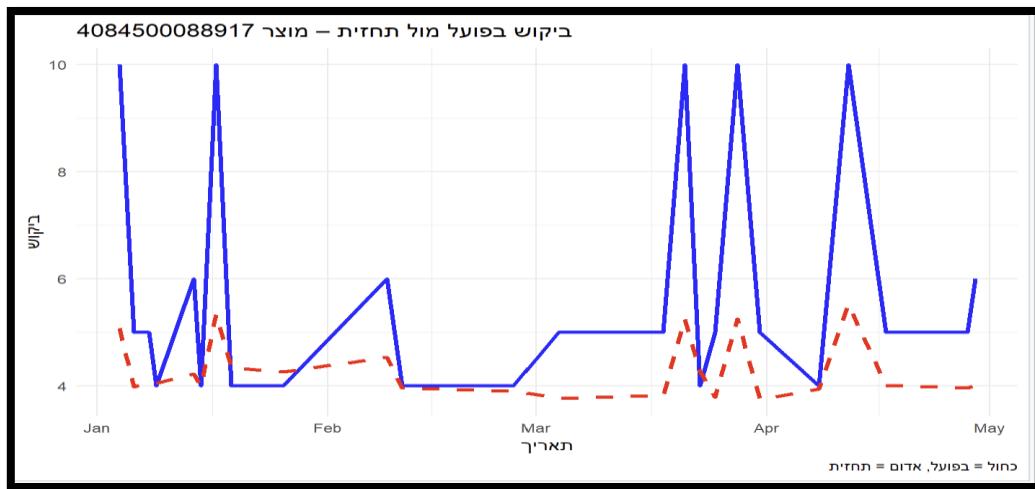
EOQ, Continuous Review



אובייקט 20 השוואת בין תחזית קבועה

בשלב הראשון של הפרויקט יושם מודל מסורתי מסוג EOQ יחד עם Continuous Review המודל נשען על ממוצע קבוע להזמנה חוזרת, מבליל להתחשב בשינויים עונתיים או בביקושים חריגיים. הדבר הוביל לפערים משמעותיים בין התחזיות לבין הביקוש בפועל, ולעתים גרם להזמנות מיותרות או לחוסרים. הקו האדום המיצג בגרף משקף את התחזית הקבועה, אשר לא הצליחה להתאים עצמה לתנודות בתיקושים לארוך הזמן.

מודל חדש (גרסת 1)

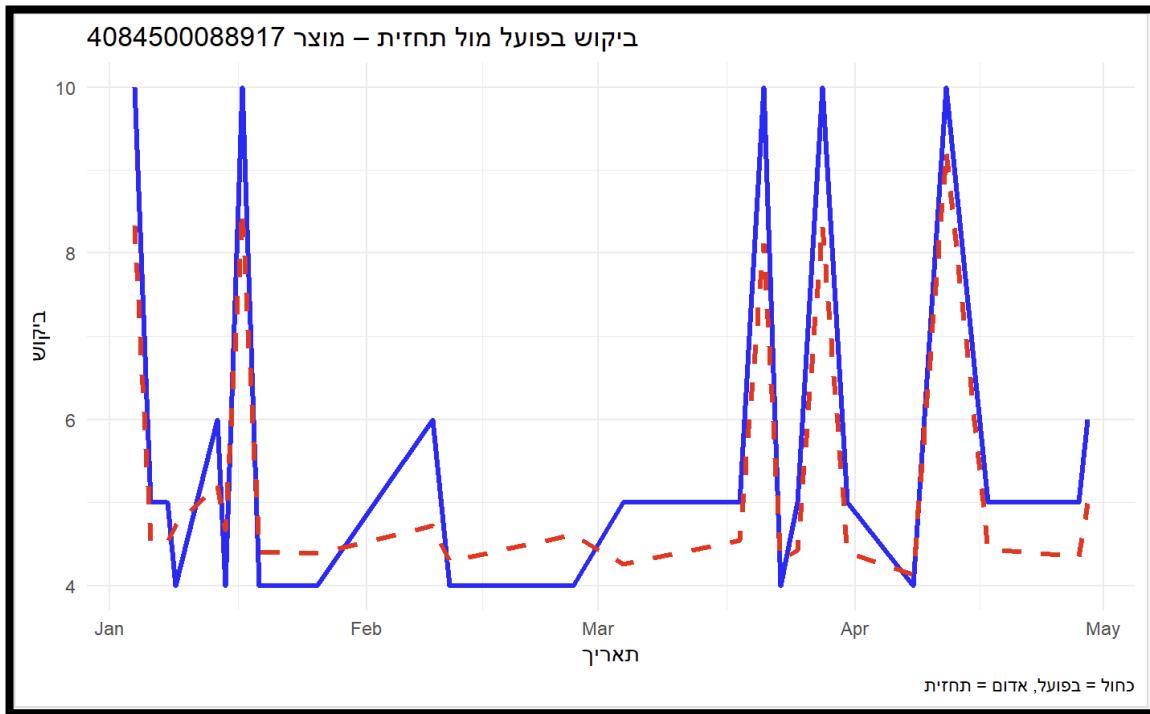


אובייקט 21 השוואת תחזית בסיסית חכמה

בגרסת הראשונה של המודל החדש שולבו אלגוריתמים פשוטים יותר לחיזוי, שהתבססו על ניתוח מגמות בעזרת כלים סטטיסטיים ותחזית מותאמת לתקופות זמן. כבר בשלב זה נצפתה ירידיה בחומר ההתאמאה לביקוש בפועל. התחזיות (קו אדום מקווקו) החלו לשקף טוב יותר את התנוגות הביקוש, במיוחד בתקופות

שיא. עם זאת, עדיין נראה סטיות ניכרות בחלק מהימים, בעיקר כאשר הביקוש היה גבוה מהרגיל או חריג בהתנהגותו.

מודל חדש (גרסה 2)



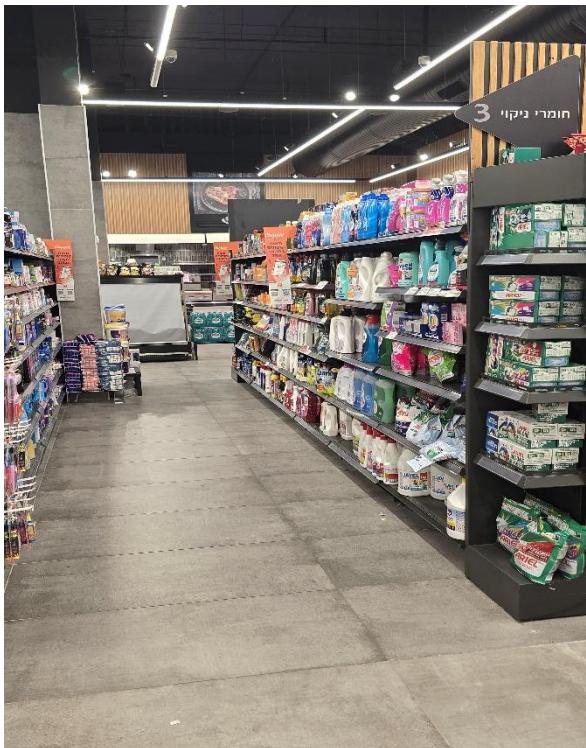
אובייקט 22 תחזית משלובת מתיקדמת ML

בגרסה השנייה והמתקדמת ביותר שולב אלגוריתם Random Forest, שהביא לkpיצה משמעותית בדיקת התוצאות. ניתן לראות בגרף כיצד התוצאות (קו אדום) כמעט חופפת לקו הביקוש בפועל (כחול), עם התאמה מוצנית גם בימים חריגים. השיפור ניכר לא רק ברמת הדיקוק אלא גם בריציפות ובתגובה מהירה לשינויים. שילוב מידת מכונה אפשר למודל ללמידה תכניות מורכבות יותר, והביא לתחזית שמתאימה עצמה לדינמיקת השוק ולזמן אספקה משתנים.

יישום הפרויקט

סביבת יישום הפרויקט

לצורך בדיקת היישום של המודל המתאים שפיתחנו, בחרנו לבצע את הניסוי בשטח בסביבה אמיתית, במטרה לבדוק את מידת האפקטיביות וההתאמאה של המערכת למציאות היומית. ההטמעה בוצעה בסניף מודיעין של רשת הסופרמרקטים "קשת טעמי", "במחלקת חומרי הניקוי", מתוך הבנה שמדובר במחלקה דינמית המאפשרת ברמות תחלופה גבוהה של מוצרים, ביקושים משתנים לאורך השנה, ותלות באספקה רציפה מצד ספקים חיצוניים (כגון סנו, טאץ, שטוביץ').



אובייקט 23 מקום היישום בפועל

המערכת יושמה על מגוון רחב של מוצרים ממספר קטגוריות, כולל חומרי ניקוי לבית, מטהרי אויר, סבונים ונוזלים מוכזים. במהלך תקופת היישום, שהתרפשה על פני חודשים וחצי (ינואר–מאי 2025), נאספו נתונים ביקוש בפועל, תועדה זמינות המלאי, ובוצעו הזרנאות בפועל לפי המלצות המודל החדש. הנתונים אפשרו לנתח בזמן אמת את התועלת של האלגוריתם בזיהוי חריגות בביטחון ובהתאמאה של תזרירות וכמות הזמן.

המודל שלנו שולב בתוך מערכת ניהול הארגוניות (Excel) מותאם (ופועל על בסיס חייזי יומי לכל מוצר). מטרת היישום הייתה לבדוק אם המודל מצליח לצמצם חוסרי מלאי, להפחית עלויות אחזקה והזמן, ולהציג בצורה חכמה לשינויים בביטחון. הצלחת המודל נמדדה על פי מדדים כמו זמינות יומית, מספר חוסרים, עלות כוללת, ודיקוק התוצאות – שהושוו בין גרסאות שונות של המודל לאורך תקופת הבדיקה.

התוצאות המוצגות בדוח זה מבוססות על נתונים אמינים מערכת ניהול הניהול של המחלקה, ונמצאו שיפורים מובהקים בכל אחד מהمدדים שנבדקו. הבחירה במחלקה חומרי ניקוי התבקרה כבחירה אסטרטגית חכמה, שכן היא אפשרה לבחון את יעילות המודל בתנאים משתנים, מורכבים ומציאותיים, כפי שתרחשים בשוק הקמעוניmediום.

איך זהינו הבעיה בשטח?

במהלך סקר השטח שבוצעו לצורך איסוף נתונים והבנת הבעיות הקיימות במלאי, זוהו מקרים חוזרים ונשנים של **מדפים ריקים** – תופעה המכhiba על **אירוע חסר מלאי (zero_inv_events)** בפועל. התמונות שהוצעו צולמו במחלקת חומרי הניקוי בסניף מודיען של "קשת טעמים", והן מדגישות באופן ברור מיקומים שבהם המוצרים אוזלו לחלוטין מהמלאי, דבר שפוגע בזמיןנות לצרכן ועלול להוביל לאובדן מכירה ולאי שביעות רצון. זיהוי בעיה זו התאפשר הודות למעקב צמוד בשטח וליתוח יומיומי של מדפי המוצרים, כחלק מתהיליך חקר הבעיה שהניע את פיתוח המודל החכם לניהול מלאי. אירועים אלו תועדו ונמדדו גם באופן כמותי לאורך תקופת האיסוף, ומשמשו כאחד ממדדי ההצלחה המרכזיים לשיפור המערכת.



אובייקט 24 אירועים של מלאי אפס

תהליך איסוף נתונים + יישום המודל

השלב הראשון בפרויקט התמקד באיסוף נתונים ביקוש היסטוריים של מוצרים חומרי ניקוי בסניף מודיען של רשת "קשת טעמים", וזאת לאורך תקופה של ארבעה חודשים – מה-1 ביוני 2025 ועד ה-30 באפריל 2025. בתקופה זו תועד הביקוש בפועל של כל מוצר על בסיס יומי, תוך זיהוי מגמות עונתיות, הבדלים בין ימי חול לסופי שבוע, והתנהגות יוצאת דופן של חלק מה מוצרים. איסוף הנתונים בוצע באמצעות מערכת ניהול של הסניף והוזן למערכת החיזוי לצורך בניית מודל מדויק.

במהלך חודש מאי 2025, נאספו נתונים משלימים למערכת הספקים של החנות, כולל זמן אספקה בפועל, עלויות הזמנה, אירועי חסר מלאי (zero inventory events), ושיעור חוסרים לאורך זמן. נתונים אלה שמשו כבסיס להערכת רמת הדיווק של המודל ולזיהוי נקודות תורפה בתהליך האספקה הנוכחי. איסוף המידע נעשה מתוך מטרה לשפר את ביצועי המודל ולהתאים לתנאים אמיטיים בשטח.

בתאריך 31.5.2025 החל יישום המודל החדש, שהתבסס על תוצאות הביקוש שנבנו לאורך תקופת האיסוף. המודל שולב במערכת החזנות בפועל של הסניף והוביל לניהול חזנות בפועל מול הספקים בהתאם לתחזיות. בנוסף לתוצאות הביקוש, המודל ביצע חיזוי מלאים עתידיים, המלצות על מועד וכמות הזמנה,

וככל אוטומציה של חישובי נקודת הזמנה מחדש (ROP) ומלאי ביטחון, בשילוב עם כלים מתקדמים מי-R.^{Excel}

השלב האחרון ארך כחודש וחצי והסתיים ב-12 ביולי 2025. במהלך תקופה זו יבוצע מעקב שוטף אחר ביצועי המערכת תוך השוואת התוצאות לביקוש בפועל, מדידת זמינות המלאי, רמת חוסרים, ודיקוק התוצאות.⁽²⁾ תהליך זה מאפשר הערכה מעשית של התרומה של המודל החדש לשיפור זמינות המוצרים, הפחיתה חוסרים, וחתנת עלויות תפעול – תוך קבלת החלטות מבוססות נתונים ולא אינטואיציה בלבד.

פתרונות מידי ההחלטה הכלכליים

מדד	שיטת ישנה	גרסה 1	גרסה 2	שיפור מהגרסה 1 ל-2
1	ימים עם מלאי אפס (zero_inv_days)	8.00	3.00	2.00 ↓ 33.3%
2	מספר הזמנות (num_orders)	9.00	8.00	6.00 ↓ 25.0%
3	(טלות אחזקה מלאי)	290.00	210.00	166.00 ↓ 20.9%
4	(טלות חסרי מלאי)	840.00	315.00	210.00 ↓ 33.3%
5	(R^2) דיקוק התוצאות	0.54	0.79	0.92 ↑ 16.5%

אובייקט 25 פתרונות מידי ההחלטה הכלכליים

1. ימים עם מלאי אפס (zero_inv_days):

מדד זה מייצג את מספר הימים בהם מוצר מסויים לא היה זמין כלל במלאי, כלומר לא ניתן היה למכור אותו עקב חוסר. המדד מבטא בעיקר מידת שביעות הרצון של הלוקוח – ככל שהערך נמוך יותר, כך זמינות המלאי גבוהה יותר. בגרסתו השנייה של המודל נרשמה ירידת של 75% במספר ימים עם מלאי אפס לעומת השיטה הישנה (מ-8 ל-2 ימים), דבר שמעיד על שיפור מהותי בזכינות המוצרים בוחנות.

2. מספר הזמנות (num_orders):

מדד זה מצין את מספר הפעמים שבוצעו הזמנות עבור המוצר בתקופת המדידה. ערך גבוה מדי עלול להעיד על חוסר יעילות תפעולית, עומס עבודה מיותר ועלויות גבוההות בשל תדריות הזמנה גבוהה. לעומת זאת, מספר הזמנות נמוך מדי עשוי להוביל לחוסרים. המודל החדש (גרסה 2) הצליח להפחית את מספר הזמנות מ-9 ל-6, כלומר צמצום של 33.3%, תוך שימירה על זמינות טובה – איזו יעיל בין עלות תפעולית וזמינות.

3. עלות אחזקה מלאי:

זהו המדד הכלכלי שמייצג את ההוצאה הכרוכה בשמירה על מלאי במחסן – לרבות עלויות אחסון, בלאי, מקום, ביטוח וכו'. ככל שהערך נמוך יותר, כך המלאי מנויל ביעילות גבוהה יותר. גרסה 2 של המודל

הפחיתה את עלות אחזקת המלאי מ-290 ש' ל-166 ש' – חיסכון של כ-21%, וזאת תוך שימירה על רמות שירות גבוהות ללקוחות.

4. עלות חוסרי מלאי:

מדד זה מודד את ההפסד הכספי שנגרם מהיעדר מלאי – כולל אובדן מכירות, פגעה בשביעות רצון לקוחות ואולי אף נטילת לקוחות. המודל החדש הצליח לצמצם את הูลות הזה בaczורה חזקה מ-840 ש' ל-210 ש' בלבד, ירידת של 75%. מדובר בשיפור מהותי שemmehish את התרומה הישירה של המודל לרווחיות ולשביעות רצון לקוחות.

5. דיקוק התחזית (R^2):

זהו מדד סטטיסטי שמתאר עד כמה התוצאות של המודל קרובות לביקוש בפועל – ערך של 1 משקף התאמה מושלמת. בגרסה 1 עמד R^2 על 0.79 ובגרסה 2 על 0.92 – שיפור של כ-16.5%, המצביע על דיקוק גבוה יותר בתוצאות, ויכולת חיזוי טובה בהרבה ביחס לשיטה הישנה. זהו אחד מהבסיסים המרכזיים שעיליהם נשענת עילوت מערכת הזמן כולה.

מסקנות והמלצות

הפרויקט נבנה במטרה להציג פתרון מתקדם לבעה חוזרת של חוסרי מלאי ברשותם קמעונאות. באמצעות שילוב של אלגוריתמים לחיזוי ביקושים, ניתוח סטטיסטי מבוסס R ומערכת אקסל לתפעול שוטף, נבנתה מערכת חכמה שמשיעת בקבלת החלטות לגבי متى וכמה להזמין. מהבדיקה בשטח עולה כי המערכת מצליחה לצמצם בצורה משמעותית את הפערים בין תוצאות לביקושים בפועל.

לאורך תהליך הפיתוח בוצעו שתי גרסאות של המודל. גרסה ראשונה התמקדה בשיפור זמינות כללית אך עדין כללה סטיות גבוהות מהביקורת בפועל. לאחר שדרוג לגרסה שנייה, שהוסיפה התייחסות ליום בשבוע, קטגוריות חריגות, והתחשבות בעונתיות, התקבלו תוצאות משופרות בהרבה. במיוחד בולט השיפור בדיקוק התחזית וביכולת לאזן בין חוסרים לעוליות. לדוגמה, מדד דיקוק התחזית R^2 עולה מ-0.54 ל-0.92 – נתון הממחיש את חזק המודל החיזוי.

באופן מעשי, היישום בשטח במחלקת חומרי הניקוי של "קשתי טעמים" שיקף את ההשפעה הישירה של המודל. במהלך התקופה נרשמה ירידת דרמטית של 75% בימי חוסרי מלאי, לצד ירידת של כ-21% בעוליות האחסון ו-33% בעוליות חוסרים. ככלומר, המודל לא רק חזה טוב יותר את רמות הביקוש, אלא גם הפתית הפסדים אמיתיים שנגרמים בגל מדים ריקים או עדפים מיותרים.

העבודה תרמה גם ברמה האקדמית בכך שהדגימה כיצד ניתן לשלב ידע תיאורטי עם יישום פרקטני. מצד אחד, נעשה שימוש במודלים מוכרים כמו EOQ ו- NewsVendor, ומצד שני שולבו גישות חדשות מבוססות Machine Learning. השימוש הזה יצר פלטפורמה שלמה שמייצרת תחזית, מנתחת את הפערים, ומספקת החלטות להזמנה בacrורה פשוטה למשתמש. כלים כמו R ואקסל שימשו לניתוח, הדמיה והפעלה בפועל – ללא צורך בהשקעה במערכות מורכבות או יקרים.

אחד האתגרים המרכזיים היה אישור נתוניים מדויק מהשתוח, במיוחד לגבי חוסרים. לשם כך בוצעה ספירה יומיית על המדים ותיעוד של מקרים שבהם מוצר היה חסר פיזית – פעולה שהקנתה בסיס אמין למדדי

הបיצוע. ניתוחים אלה אפשרו לעקב בזמן אמת אחר אפס מלאי ולבצע התאמות שוטפות. התוצאה הייתה שיפור מתמשך תוך כדי הפעלה.

התהליך כולו התרבץ בשלבים: ארבעה חדשניים לאיסוף נתונים הביקוש, חדש לאיסוף נתונים אספקה והוצאות, חדש וחצי ליישום והערכת ביצועים. הפרויקט תוכנן כך שיאפשר בחינה הדרגתית של השפעות המודל, תוך שילוב תוצאות מהשיטה והפעלת המערכת בפועל. הגישה הדרגתית זו תרמה להבנת הדינמיקה האמיתית של הפעולות בוחנות והביאה לתיקוף מהימן של התוצאות.

חשוב לציין כי המודל נבדק רק במחלקת חומרי הניקוי, ולכן הממצאים אינם מוגבלים אוטומטית על כל סוגים המוצרים או המחלקות. כל קטgorיה שונה בהרכב הרכנים, עונתיות, זמן אספקה ורגשות למבחן. עם זאת, ניתן להתייחס לפרויקט כפיאלו מוצלח המעד על פוטנציאל ההרחבה. ביצוע של התאמות נוספות ויישום מודולרי יכול לאפשר פרישה רחבה יותר.

בالمץ, מומלץ לשלב את המודל עם מערכות המידע של הספקים והסניפים לייצור מגנון הזמן אוטומטי. בנוסף, ניתן להוסיף לווח בקרה ניהול הכול התראות חריגות, תחזיות לתקופות שייא, וכליים אנליטיים לבקרה על אחוזי הצלחה. כלים אלו יאפשרו את המערכת לשימושית גם בرمת הנהלה ולא רק תפעולית.

היכולת של המערכת להפיק תובנות כמותיות ולתרגם אותן לפעולות פשוטות ויישומיות מסמלת את הטרומה העיקרית של הפרויקט. היא מאפשרת מעבר מניהול תחשתי לאסטרטגיה מבוססת דата. זהו שינוי תפיסתי שמניח את היסודות לשיפור מתמיד בניהול המלאי.

לסיכום, החלטת הפרויקט נמדדה לא רק במספרים, אלא גם בפידבק מהעובדים, שזיהו שיפור בשיטת ההזמנה, הפחחת לחץ, ופחות מקרים של לקוחות שלא מוצאים את המוצר. לכן, העבודה תורמת גם לחווית הלקוח ולשביעות הרצון הכללית – אלמנטים שהופכים את המודל לא רק לעיל אלא גם לאנווי.

בעיות בעבודה

במהלך הפרויקט לפיתוח מערכת ניהול מלאי חכמה המשולבת עם תחזיות ביקוש מבוססות למידת מכונה, נתקלנו במספר אתגרים מרכזיים, שהלךם היו צפויים בשל מורכבות השיטה, והלךם נחשפו רק עם ההתקדמות והיישום המعاش של המודל. להלן פירוט הבעיות לפי שלוש קטגוריות עיקריות: טכנולוגיות, אנושיות וארגוניות.

1. בעיות טכניות

אחד הקשיים הראשונים בהם נתקלנו היה חוסר אחידות בתנוני הביקוש ההיסטוריים. לאחר שלא התבכעה תיעוד שוטף של ביקוש בפורמט דיגיטלי מוסדר, נדרש תהליך ארוך של איסוף, ניקוי והשלמה של תנונים. חלק מהמקרים, תנונים חסרים או שגויים אילצו אותנו להחליפם את ערכי הביקוש באומדנים, מה שדרש הנחות סטטיסטיות מדויקות כדי לא לעות את המודל.

בנוסף, המערכת נבנתה באקסל עם קוד R נלווה לצרכי היה לתקשר עם קבצי הקלט והפלט. השילוב בין הממשק הידני באקסל לבין המודל החישובי דרש בנייה של תשתיות טכניות המאפשרות זרימת תנונים אוטומטית ככל האפשר. כמו כן, היו מקרים בהם הקוד לא הצליח לפעול עקב טעויות במבנה הקובץ, צורך בעדכון ספריות, או חוסר תאימות בין פורמטים – מה שדרש זמן פיתוח נוסף.

2. בעיות אנושיות

בשלב ההטמעה בשיטה, אחת הבעיות העיקריות הייתה קושי בשינוי הרגלי עבודה של העובדים במחלקה. רוב ההזמנות התבכעו בעבר על סמך תחושים בין והיכרות אישית עם הקונטים והספקים. הכנסת מערכות תחזית חכמה גרמה לחישש מצד חלק מהעובדים שיאבדו שליטה או שפועלתם מתויהר. נדרשה הדרך מותאמת ותקשורת רכה כדי לגייס שיתוף פעולה ולבנות אמון במודל.

כמו כן, המשמשים לא היו מנוסים בעבודה עם מערכות אקסל הכוללות נוסחאות מורכבות, שימוש במאקרו או ניתוח תנונים. דבר זה גרם לטעויות שימוש שגוזלו זמן רב באיתור ותיקון. חלק מהעובדים ביצרו תיעוד ידידותי ויזואלי, דבר שנעשה רק לאחר משוב מהשיטה.

3. בעיות ארגוניות

בעיה בולטת הייתה ההתמודדות מול מגבלות גישה למידע. לא כל הספקים שיתפפו פעולה ברמה הרצiosa, ולעתים לא היה מידע מלא על זמני אספקה, כמות מינימלית להזמנה, או מגבלות לוגיסטיות. בנוסף, קבלת אישור מהמנהנים על הכנסת המודל לכל המחלקות בוחנות לא הייתה מיידית ולכן היישום המלא בוצע רק במחלקה אחת (חומרני ניקוי), מתוך מגבלה ארגונית.

לבסוף, השילוב בין מודל חיזוי לבין מנגנון ביצוע הזמנות בפועל דרש התאמות תהליכיות שלא תמיד היו מתאימות או ברורות. לדוגמה, מי מאשר בפועל את הזמנה? האם המודל מחייב או רק ממליץ? נושאים אלו הובילו לדיוונים חוזרים מול הנהלה, עד שהוגדר פרוטוקול עבודה ברור.

סיכום

למרות הקשיים, ההתמודדות עם האתגרים הללו הובילה בסופו של דבר לשיפור משמעותית בדיקת התחזיות, לירידה במספרימי חוסר במלאי ולשביעות רצון גבוהה יותר בקרב העובדים והמנהלים. כל בעיה הפכה

להזדמנות לשיפור ולחיזוק המערכת, מתוך הבנה שההצלחה של מודל חכם תלויות לא רק בבדיקה החישובית, אלא גם ביכולת להטמי עותכו בסביבה אנושית וдинמית.

הצעה לפROYיקט המשך

בהתבסס על התובנות שנלמדו לאור תקופת הפיתוח, ההטמעה והבדיקות של מערכת ניהול המלאי החכמה, עולה פוטנציאל ממשי להרחב את המערכת ולהעמיק את השפעתה על כל פעילות הארגון. להלן שלוש הצעות מרכזיות לפROYיקט המשך עתידי, המספקות כיווני פעולה פרקטיים וישימים לשיפור ושדרוג המערכת.

✓ שיפור טכני של מערכת התחזיות

השלב הבא המתבקש הוא פיתוח מודל חיזוי מתකדם יותר שיתבסס על מספר רב יותר של משתנים משפיעים, כמו מבקרים, עונות השנה, חגים, תחרות מקומית ומזג אוויר. שילוב משתנים אלו עשוי להביא לשיפור משמעותית בדיקת התחזיות, במיוחד למוצרים עם ביקוש תנודתי. כמו כן, ניתן לעבר שימוש במודל Random Forest למודלים מתתקדים נוספים כגון LSTM או XGBoost שיכולים למדוד דפוסים ארכיטקטוניים. במקביל, כדי ליצור תהליך של תיקוף אוטומטי לתחזיות, כך שהמערכת תדע לzechות חריגות בזמן אמת ולהתריע על כך למשתמש.

✓ הרחבת המערכת לכלל המחלקות

המערכת שנבנתה במחלוקת אחת בלבד (מחלקת חומרני ניקוי), הראתה תועלות כמותיות ואיוכוניות ברורות. לאור הצלחת ההטמעה המקומית, מומלץ לבחון את הפצת המערכת לכלל המחלקות בסניף, תוך התאמות לכל קטgorיה של מוצרים לפי מאפייני הביקוש הייחודיים שלה. מעבר לכך, ניתן לשלב את המערכת גם בסניפים נוספים של הרשת, אם קיימים, כך שייווצר בסיס נתוני ארגוני רחב. הרחבה כזו תאפשר שיתוף מידע בין מחלקות, ניתוחים השוואתיים בין סניפים, והפקת תחזיות על בסיס רמות גבוהות יותר של מידע.

✓ אוטומציה של תהליכי ההזמנה וההตราאה

בשלב הבא ניתן לייעל את תהליכי ההזמנה באמצעות יצירת מגנון אוטומטי SMBIZ הזרמת מול הספק ברגע שמתקבל איתות על חריגה מתחזית או על הגעה לנקודת ההזמנה (ROP) בנוסף, אפשר לפתח ממתק שמשתמש דיגיטלי יעיל יותר שיכלול לוח בקרה חכם עם גרפים, התראות בזמן אמת, והמלצות לפעולה. מענה זה יכול לצמצם תלות באנשי מפתח, להוריד עומס תפעולי, ולהבטיח תגובה מהירה יותר למצבים של חוסרים קריטיים במלאי.

סיכום

פרויקט המשך אינו רק המשך טבעי של היישום הנוכחי, אלא הזדמנות אמיתי לשלב בין בניית מלאכותית, אוטומציה ותהליכי עבודה מתתקדים ברמה הארגונית כולה. המליצה המרכזית היא לא רק לשפר את המודל הקיים אלא להרחיב את תחולתו ולהפוך את המערכת לכלי תומך החלטה מרכזי בכל תהליך ניהול המלאי של הרשת.

מקורות

- 1) **Chopra, S., & Meindl, P. (2019).** *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation* (7th ed.). Pearson Education.
- 2) **Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016).** *Deep Learning*. MIT Press.
- 3) Harris, F. W. (1913). *How many parts to make at once*. Factory, The Magazine of Management.
- 4) **Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009).** *The Elements of Statistical Learning* (2nd ed.). Springer.
- 5) **James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013).** *An Introduction to Statistical Learning*. Springer.
- 6) **Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005).** *Applied Linear Statistical Models* (5th ed.). McGraw-Hill Education.
- 7) **Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012).** *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). Wiley.
- 8) **Murphy, K. P. (2012).** *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press.
- 9) **Nahmias, S., & Olsen, T. L. (2015).** *Production and Operations Analysis* (7th ed.). Waveland Press.
- 10) **Russell, S., & Norvig, P. (2020).** *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson Education.
- 11) **Shapiro, J. F. (2007).** *Modeling the Supply Chain* (2nd ed.). Thomson Learning.
- 12) **Silver, E. A., Pyke, D. F., & Thomas, D. J. (2016).** *Inventory and Production Management in Supply Chains*. CRC Press.

נספחים

קוד שפת R שתוכנת במהלך הפרויקט

(נספח 1)

```

1 simulate_inventory <- function(seed_val, days = 800) {
2   set.seed(seed_val)
3 #####
4   mean_ld <- 5
5   std_dev_ld <- 1
6   num_samples_ld <- 1000
7   lead_times <- rnorm(num_samples_ld, mean = mean_ld, sd = std_dev_ld)
8   lead_times <- round(pmax(lead_times, 0))
9   ld_data <- data.frame(Order_ID = 1:num_samples_ld, Lead_Time = lead_times)
10
11  num_delayed_ld <- round(0.3 * num_samples_ld)
12  delayed_ld_indices <- sample(1:num_samples_ld, num_delayed_ld)
13  ld_data$Lead_Time[delayed_ld_indices] <- round(ld_data$Lead_Time[delayed_ld_indices] * 1.5)
14 #####
15
16  mean_demand <- 50
17  std_dev_demand <- 10
18  num_samples_dm <- 1000
19  daily_demand <- rnorm(num_samples_dm, mean = mean_demand, sd = std_dev_demand)
20  daily_demand <- round(pmax(daily_demand, 0))
21  demand_data <- data.frame(Day = 1:num_samples_dm, Daily_demands = daily_demand)
22
23  num_delayed_dm <- round(0.2 * num_samples_dm)
24  delayed_dm_indices <- sample(1:num_samples_dm, num_delayed_dm)
25  demand_data$Daily_demands[delayed_dm_indices] <- round(demand_data$Daily_demands[delayed_dm_indices] * 1.5)
26 #####
27
28 d<-mean(demand_data$Daily_demands)
29 D<-d^365
30 Order_cost<-50
31 H<-2
32 L<-round(mean(ld_data$Lead_Time))
33 z<-1.65
34 T=7
35 SS<-z*std_dev_demand*sqrt(L)
36
37 S<-d*(T+L)+z*std_dev_demand*sqrt(T+L)

```

```

55 inventory_level <- numeric(days)
56 inventory_level[1] <- Q
57 orders <- numeric(days)
58 on_order <- FALSE
59 replenishment_day <- NA
60
61 zero_inv_events <- 0
62 zero_inv_days <- 0
63
64 for (day in 1:days) {
65   if (day > 1) {
66     inventory_level[day] <- pmax(inventory_level[day - 1] - demand_data$Daily_demands[day], 0)
67   }
68
69   if (inventory_level[day] <= ROP && !on_order) {
70     orders[day] <- Q
71     # Use the day's lead time index
72     replenishment_day <- day + ld_data$Lead_Time[day]
73     on_order <- TRUE
74   }
75
76   if (!is.na(replenishment_day) && day == replenishment_day) {
77     inventory_level[day] <- inventory_level[day] + Q
78     on_order <- FALSE
79     replenishment_day <- NA
80   }
81
82   # Track zero-inventory days & events
83   if (inventory_level[day] == 0) {
84     zero_inv_days <- zero_inv_days + 1
85   }
86   if (day > 1 && inventory_level[day] == 0 && inventory_level[day - 1] > 0) {
87     zero_inv_events <- zero_inv_events + 1
88   }
89 }
90
91 #### 6. Calculate Costs ####
92 num_orders <- sum(orders > 0)
93
94 total_order_cost <- num_orders * order_cost

```

```

91  #### 6. calculate Costs ####
92  num_orders <- sum(orders > 0)
93
94  total_order_cost <- num_orders * order_cost
95
96  avg_inv <- mean(inventory_level)
97  total_holding_cost <- (avg_inv * H) * (days / 365)
98
99  stockout_penalty_per_day <- 50
100 total_stockout_cost <- zero_inv_days * stockout_penalty_per_day
101
102 total_cost <- total_order_cost + total_holding_cost + total_stockout_c
103
104 #### 7. Return all metrics (including the 3 cost components) ####
105 return(list(
106   # Key performance metrics
107   zero_inv_events      = zero_inv_events,
108   zero_inv_days        = zero_inv_days,
109   total_cost            = total_cost,
110   num_orders            = num_orders,
111   avg_inv               = avg_inv,
112
113   # The 3 cost components
114   total_order_cost     = total_order_cost,
115   total_holding_cost   = total_holding_cost,
116   total_stockout_cost  = total_stockout_cost,
117
118   # Additional parameters
119   mean_demand           = mean_demand,
120   std_dev_demand         = std_dev_demand,
121   mean_ld                = mean_ld,
122   std_dev_ld              = std_dev_ld,
123   Order_cost              = Order_cost,
124   d                      = d,
125   D                      = D,|
126   H                      = H,
127   Q                      = Q,
128   ROP                    = ROP
129 ))
130 }

```

```

131 num_runs <- 1000
132
133 # Create a data frame to store the results of all runs:
134 sim_results <- data.frame(
135   run              = integer(num_runs),
136   zero_inv_events = integer(num_runs),
137   zero_inv_days   = integer(num_runs),
138   total_cost       = numeric(num_runs),
139
140   # Add the three cost components as numeric columns
141   total_order_cost = numeric(num_runs),
142   total_holding_cost = numeric(num_runs),
143   total_stockout_cost = numeric(num_runs),
144
145   num_orders       = integer(num_runs),
146   avg_inv          = numeric(num_runs),
147
148   # Also keep track of parameters:
149   mean_demand      = numeric(num_runs),
150   std_dev_demand   = numeric(num_runs),
151   mean_ld           = numeric(num_runs),
152   std_dev_ld         = numeric(num_runs),
153   Order_cost        = numeric(num_runs),
154   d                 = numeric(num_runs),
155   D                 = numeric(num_runs),
156
157
158   H                 = numeric(num_runs),
159
160   Q                 = numeric(num_runs),
161   ROP               = numeric(num_runs)
162 )
163
164 # Run the simulation in a loop:
165 for (i in 1:num_runs) {
166   out <- simulate_inventory(seed_val = i, days = 800)
167
168   sim_results$run[i]           <- i
169   sim_results$zero_inv_events[i] <- out$zero_inv_events
170   sim_results$zero_inv_days[i]  <- out$zero_inv_days
171   sim_results$total_cost[i]    <- out$total_cost

```

```

164 # Run the simulation in a loop:
165 for (i in 1:num_runs) {
166   out <- simulate_inventory(seed_val = i, days = 800)
167
168   sim_results$run[i]           <- i
169   sim_results$zero_inv_events[i] <- out$zero_inv_events
170   sim_results$zero_inv_days[i]  <- out$zero_inv_days
171   sim_results$total_cost[i]    <- out$total_cost
172
173   # Store the 3 cost components
174   sim_results$total_order_cost[i] <- out$total_order_cost
175   sim_results$total_holding_cost[i] <- out$total_holding_cost
176   sim_results$total_stockout_cost[i] <- out$total_stockout_cost
177
178
179   sim_results$num_orders[i]      <- out$num_orders
180   sim_results$avg_inv[i]        <- out$avg_inv
181
182   # Store the parameters
183   sim_results$mean_demand[i]    <- out$mean_demand
184   sim_results$std_dev_demand[i] <- out$std_dev_demand
185   sim_results$mean_ld[i]        <- out$mean_ld
186   sim_results$std_dev_ld[i]     <- out$std_dev_ld
187   sim_results$Order_cost[i]     <- out$Order_cost
188   sim_results$d[i]             <- out$d
189   sim_results$D[i]             <- out$D
190
191
192   sim_results$H[i]             <- out$H
193
194
195   sim_results$Q[i]             <- out$Q
196   sim_results$ROP[i]           <- out$ROP
197 }
198
199 # Inspect the first few rows to confirm
200 head(sim_results)
201
202
203
204 write.csv(sim_results, "sim_results.csv", row.names = FALSE)

```

```

library(readxl)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(lubridate)
library(Metrics)
library(ranger)
library(randomForest)

# 1. Load data
train_data <- read_excel("training_data.xlsx")
test_data <- read_excel("test_data.xlsx")

train_data$id <- as.factor(train_data$id)
test_data$id <- as.factor(test_data$id)

# 2. Preprocessing - extract date parts and is_weekend
train_data <- train_data %>%
  mutate(date = as.Date(date),
        day = day(date),
        month = month(date),
        year = year(date),
        weekday = wday(date, week_start = 1), # Monday = 1, Sunday = 7
        is_weekend = ifelse(weekday %in% c(5,6), 1, 0)) # Friday/Saturday

test_data <- test_data %>%
  mutate(date = as.Date(date),
        day = day(date),
        month = month(date),
        year = year(date),
        weekday = wday(date, week_start = 1),
        is_weekend = ifelse(weekday %in% c(5,6), 1, 0))

# 3. Build the Random Forest model with is_weekend
rf_model <- randomForest(demand ~id + day + month + year + weekday + is_weekend,
                           data = train_data,
                           ntree = 200)

```

```

41
42 # 4. Predict demand on May test data
43 test_data$predicted_demand <- predict(rf_model, newdata = test_data)
44
45 # 5. Combine results
46 result <- test_data %>%
47   select(id, date, is_weekend, predicted_demand, actual_demand = demand)
48
49 # 6. Evaluation
50 mae_val <- mae(result$actual_demand, result$predicted_demand)
51 rmse_val <- rmse(result$actual_demand, result$predicted_demand)
52 r2_val <- cor(result$actual_demand, result$predicted_demand)^2
53
54 cat("Model Evaluation Metrics:\n")
55 cat(paste("MAE (Mean Absolute Error):", round(mae_val, 2), "\n"))
56 cat(paste("RMSE (Root Mean Squared Error):", round(rmse_val, 2), "\n"))
57 cat(paste("R2 (Coefficient of Determination):", round(r2_val, 4), "\n"))
58
59 # 7. Plot comparison
60 ggplot(result, aes(x = predicted_demand, y = actual_demand)) +
61   geom_point(color = "blue", alpha = 0.7) +
62   geom_abline(slope = 1, intercept = 0, color = "red", linetype = "dashed") +
63   labs(title = "Predicted vs. Actual Demand (May)",
64        x = "Predicted Demand",
65        y = "Actual Demand")
66
67 importance_df <- data.frame(
68   Variable = rownames(importance_values),
69   Importance = importance_values[, "IncNodePurity"]
70 )
71
72 # סידור בסדר יורד
73 importance_df <- importance_df[order(importance_df$Importance, decreasing = TRUE), ]
74

```