# **בניית מערכת מסחר אלגוריתמית מתקדמת: ניתוח מעמיק של צנרת נתונים, הנדסת מאפיינים, זיהוי משטרים וארכיטקטורת סוכנים מרובים**

## **1. מבוא: חזון המערכת והאתגרים המרכזיים**

### **1.1. תיאור כללי של מערכת המסחר מרובת הסוכנים המוצעת**

היוזמה הנוכחית מתמקדת בתכנון והקמה של מערכת מסחר אלגוריתמית מתוחכמת, המיועדת לפעול בשוק החוזים העתידיים על נכס בודד. המערכת תתבסס על ניתוח נתוני OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume) באינטרוולים של 30 דקות ו-5 דקות, המשמשים כבסיס לכלל הניתוחים והפקת האותות (שאילתה). החלטה משמעותית בעיצוב המערכת היא הויתור על שימוש בנתוני ספר פקודות (Level 2 data). החלטה זו נובעת מההבנה שנתונים אלו, על אף עושרם הפוטנציאלי, עלולים להכניס רעש וסיבוכיות מיותרים למערכת, במיוחד כאשר מנגנוני ליבה כמו זיהוי משטרי שוק מתוכננים לפעול על טווחי זמן ארוכים יחסית (נרות של 30 דקות), שם מידע מיקרו-מבני מפורט עשוי להיות פחות קריטי ואף להטעות.1

הליבה הארכיטקטונית של המערכת המוצעת מורכבת ממספר רכיבים מרכזיים הפועלים בסינרגיה:

* **צנרת נתונים מוגדרת היטב:** תהליך איסוף, ניקוי, עיבוד והכנת הנתונים מהווה את התשתית הקריטית של המערכת.
* **אינדיקטורים ספציפיים:** שימוש באינדיקטורים כגון Machine Learning Momentum Index (MLMI), Nadaraya-Watson Rational Quadratic Kernel Regression (NW-RQK), Fair Value Gaps (FVG), וניתוח צמתי נפח נמוך (Low Volume Nodes - LVN) מפרופיל שוק.
* **ייצוג גיאומטרי של אותות:** מנגנון ייחודי לפרשנות צירופי אותות כ"צורות הרמוניות" (משולשים) והפקת מאפיינים גיאומטריים מהן.
* **מנוע לזיהוי משטרי שוק:** שילוב מנגנון מתקדם, ככל הנראה מבוסס Higher-Rank Maximum Mean Discrepancy (MMD), לזיהוי דינמי של מצבי השוק.
* **ארכיטקטורת למידת חיזוק מרובת סוכנים (MARL):** פיתוח מערך סוכנים הפועלים בשיתוף פעולה.
* **רשתות נוירונים להטמעה (Embedding):** שימוש ברשתות נוירונים להמרת נתונים הטרוגניים לייצוג וקטורי דחוס ואינפורמטיבי עבור הסוכנים.

כלל הרכיבים הללו מתוכננים לפעול באופן משולב, תוך התמקדות באיכות, אמינות ורובסטיות, כפי שיפורט בהמשך הדוח (שאילתה1).

### **1.2. אתגרים מרכזיים וחידושים במערכת**

בניית מערכת מסחר מהסוג המתואר כרוכה בהתמודדות עם מספר אתגרים משמעותיים, אך גם טומנת בחובה פוטנציאל לחדשנות:

* **אינטגרציה של מידע הטרוגני:** האתגר המרכזי הוא היכולת לשלב באופן סינרגטי מידע ממקורות מגוונים – אותות מאינדיקטורים טכניים הפועלים על טווחי זמן שונים, ניתוח פרופיל שוק (LVN), ופרשנות גיאומטרית של צירופי אותות – לכדי החלטת מסחר קוהרנטית ומושכלת.1 מערכות מסחר מודרניות נדרשות להתמודד עם זרם מידע מורכב, והיכולת לסנתז מידע זה ביעילות מהווה יתרון משמעותי.
* **אדפטיביות לתנאי שוק:** השווקים הפיננסיים מאופיינים באי-סטציונריות, כלומר, התכונות הסטטיסטיות שלהם משתנות לאורך זמן. יכולת המערכת לזהות את "משטר השוק" הנוכחי (למשל, מגמתי, תנודתי, דשדוש) ולהתאים את האסטרטגיה שלה בהתאם היא קריטית להצלחה ארוכת טווח ולשמירה על ביצועים עקביים.1
* **קבלת החלטות מבוססת סוכנים:** השימוש בארכיטקטורת למידת חיזוק מרובת סוכנים (MARL) מאפשר עיבוד מבוזר של היבטים שונים של המידע הזמין. תפיסה זו שואפת להשיג החלטות מסחר רובסטיות יותר מאלו שניתן להשיג באמצעות סוכן יחיד, על ידי מינוף "חוכמת ההמונים" של סוכנים מרובים, גם אם הם פועלים תחת מדיניות משותפת.1
* **הנדסת מאפיינים מתקדמת:** המערכת מציעה חידוש משמעותי בתחום הנדסת המאפיינים על ידי יצירת מאפיינים כמותיים מצורות הרמוניות (משולשים) הנוצרות מצירופי אותות, וכן מכימות "חוזק תחנת LVN". מאפיינים אלו, אם יוכחו כבעלי כוח חיזוי, יכולים לספק מידע ייחודי שאינו נלכד על ידי אינדיקטורים סטנדרטיים (שאילתה1).
* **רובסטיות ואמינות למסחר חי:** הדרישה שהמערכת תפעל באופן אמין, מדויק ורובסטי בתנאי מסחר אמיתיים עם כסף חי (כפי שהודגש בשאילתה) מחייבת התייחסות מעמיקה לבדיקות קפדניות, אימות מודלים, והתמודדות עם אי-וודאות ורעש הטבועים בשווקים הפיננסיים.1

הוויתור על נתוני Level 2 1, על אף שהוא מפחית סיבוכיות ורעש פוטנציאלי, מעביר את כובד המשקל להנדסת מאפיינים מתוחכמת במיוחד מנתוני ה-OHLCV ולאיכות האינדיקטורים הנגזרים מהם. בעוד ש-Level 2 מספק תמונה מיקרו-מבנית ישירה של היצע וביקוש, היעדרו מחייב את המערכת להסתמך על זיהוי דפוסים מורכבים יותר בנתונים האגרגטיביים כדי להפיק "אלפא". המערכת חייבת, אם כן, להצטיין בזיהוי דפוסים עדינים ובשילוב מידע ממקורות שונים כדי לפצות על היעדר המידע המפורט מספר הפקודות.

השימוש בנרות הייקן אשי עבור חלק מהניתוחים (כגון MLMI, NW-RQK וזיהוי משטרים) 1 הוא בחירה אסטרטגית שמטרתה להפחית רעשים ולהדגיש מגמות. עם זאת, חשוב להיות מודעים לכך שהחלקת המחירים, המאפיינת את נרות הייקן אשי, עלולה להסיר מידע חשוב על תנודתיות קצרת טווח או דפוסים עדינים בנרות יפניים גולמיים, שעשויים להיות רלוונטיים. לכן, נדרש איזון עדין בין הפחתת רעש לבין שימור אינפורמציה חיונית. יש לבחון בקפידה אם החלקה זו אינה פוגעת ביכולת הזיהוי של דפוסים מסוימים או בתגובתיות המערכת לאירועים מהירים בשוק.

בסופו של דבר, המערכת המוצעת משקפת מגמה רחבה יותר בתחום המסחר האלגוריתמי, המשלבת טכניקות מרובות – ניתוח טכני קלאסי, למידת מכונה, ניתוח גיאומטרי ו-MARL – במטרה להתמודד עם המורכבות והאי-סטציונריות של השווקים הפיננסיים המודרניים. הצלחתה תהיה תלויה לא רק באיכותו של כל רכיב בנפרד, אלא באופן קריטי בסינרגיה ובתזמון בין כלל הרכיבים.

## **2. עיבוד נתונים והנדסת מאפיינים ליבתיים**

צנרת עיבוד נתונים אמינה והנדסת מאפיינים מתוחכמת מהוות את אבני היסוד של מערכת המסחר. שלב זה כולל איסוף ועיבוד של נתוני OHLCV, חישוב אינדיקטורים מרכזיים, ניתוח פרופיל שוק, ויצירת מאפיינים גיאומטריים ייחודיים.

### **2.1. איסוף נתוני OHLCV והכנתם**

* **מקורות נתונים וטווחי זמן:** המערכת תתבסס על נתוני OHLCV היסטוריים, המכסים לפחות חמש שנים אחורה (כפי שצוין בשאילתה), וכן על נתונים בזמן אמת. ישנה חשיבות עליונה לאיכות הנתונים, לטיפול עקבי בחוזים עתידיים מתגלגלים (continuous contracts) ולסנכרון מדויק של חותמות הזמן בין מקורות שונים.1 הנתונים ייאספו באינטרוולים של 30 דקות ו-5 דקות (שאילתה).
* **המרת נרות להייקן אשי (Heiken Ashi):**
  + נתוני 30 דקות, שישמשו לחישוב אינדיקטורי MLMI ו-NW-RQK, וכן, קרוב לוודאי, עבור מנוע זיהוי משטרי השוק, יומרו לפורמט של נרות הייקן אשי (שאילתה1).
  + נתוני 5 דקות, שישמשו לחישוב FVG ולציור הצורות ההרמוניות, יישארו כנרות יפניים רגילים (שאילתה).
  + **הצדקה להמרה:** נרות הייקן אשי מסייעים בהחלקת "רעשי" שוק ובזיהוי מגמות בצורה ברורה יותר, תכונה המתאימה במיוחד לאינדיקטורים הפועלים על טווחי זמן ארוכים יותר, שם הדגש הוא על זיהוי כיוון כללי ולא על תנודות מיקרו.1 שמירה על נרות יפניים רגילים בטווח זמן של 5 דקות חיונית לזיהוי מדויק של פערי מחיר (FVG) ולשמירה על מידע מחיר גולמי הנחוץ לציור מדויק של קודקודי המשולשים ההרמוניים.
  + **מימוש בפייתון:** המרת נרות OHLCV סטנדרטיים לנרות הייקן אשי ניתנת למימוש באמצעות ספריות קיימות כמו pandas בשילוב עם פונקציות מותאמות אישית המיישמות את נוסחאות החישוב של הייקן אשי 3:
    - HA\_Close=(Open+High+Low+Close)/4
    - HA\_Open=(HA\_Openprevious​+HA\_Closeprevious​)/2 (עבור הנר הראשון, HA\_Open=(Open+Close)/2)
    - HA\_High=max(High,HA\_Open,HA\_Close)
    - HA\_Low=min(Low,HA\_Open,HA\_Close)

### **2.2. חישוב אינדיקטורים מרכזיים**

* **Machine Learning Momentum Index (MLMI):**
  + **תצורה:** יפעל על נתוני הייקן אשי של 30 דקות (שאילתה1).
  + **לוגיקת אות:** האות המרכזי יתקבל מחצייה של קו החיזוי של ה-MLMI עם הממוצע הנע המשוקלל (WMA) שלו.1
  + **פרמטרים:** בהתאם לדרישה, ייעשה שימוש בפרמטרי ברירת המחדל של האינדיקטור, מתוך הנחה שהם מספקים רובסטיות מספקת על פני תנאי שוק שונים (שאילתה1).
* **Nadaraya-Watson Rational Quadratic Kernel Regression (NW-RQK):**
  + **תצורה:** יפעל על נתוני הייקן אשי של 30 דקות (שאילתה1).
  + **לוגיקת אות:** האות יתקבל כאשר עקומת הרגרסיה משנה את כיוונה והופכת שורית (עולה) או דובית (יורדת).1
  + **פרמטרים:** גם כאן, ייעשה שימוש בפרמטרי ברירת המחדל (שאילתה1).
  + **חשיבות תכונת "Non-Repainting":** תכונה זו, לפיה ערכי האינדיקטור עבור נר שנסגר אינם משתנים בדיעבד, היא קריטית לאמינות של בדיקות לאחור (backtesting) ולביצועי המערכת בזמן אמת.1
* **Fair Value Gap (FVG):**
  + **תצורה:** יפעל על נתוני 5 דקות בפורמט של נרות יפניים רגילים (לא הייקן אשי, כפי שהודגש בשאילתה) (שאילתה1).
  + **לוגיקת אות:** האות הרלוונטי הוא "מיטיגציה" (mitigation) של FVG, המתרחשת כאשר המחיר חוזר לאזור הפער שזוהה וממלא אותו, לפחות באופן חלקי.1
  + **פרמטרים:** פרמטר מרכזי הוא 'Threshold %', המשמש לסינון גודל הפערים המזוהים ולקביעת רגישות האינדיקטור.1

### **2.3. ניתוח פרופיל שוק (Market Profile) וצמתי נפח נמוך (LVN)**

* **תצורה:** זיהוי צמתי נפח נמוך (Low Volume Nodes - LVNs) יתבצע על גרף של 30 דקות (שאילתה1). סביר להניח שניתוח זה יתבסס על נתוני OHLCV רגילים, שכן ספריות סטנדרטיות לניתוח פרופיל שוק מצפות לנתונים אלו.
* **שימוש בספריית marketprofile בפייתון:**
  + הספרייה marketprofile 8 מאפשרת חישוב פרופיל שוק (הידוע גם כפרופיל נפח) מתוך DataFrame של Pandas המכיל נתוני OHLCV. הפלט profile\_series של הספרייה הוא סדרה שבה האינדקס הוא מחיר הסגירה והערכים מייצגים את הנפח שנסחר באותו מחיר.9
  + הספרייה מספקת גישה ישירה ל-LVNs דרך התכונה mp\_slice.low\_value\_nodes, המזהה אזורים בפרופיל שבהם נפח המסחר היה נמוך יחסית.9
* כימות "חוזק תחנת LVN": (שאילתה1)  
  כימות עוצמתה של "תחנת LVN" הוא מרכיב קריטי באסטרטגיה, שכן הוא ישפיע ישירות על גודל הפוזיציה שתיפתח. הערכת החוזק תתבסס על ניתוח התנהגות היסטורית של המחיר סביב ה-LVN:
  + **מספר בדיקות היסטוריות כתמיכה/התנגדות:** נדרש אלגוריתם לזיהוי "בדיקה" של רמת LVN. "בדיקה" יכולה להיות מוגדרת ככניסה של המחיר לאזור סובלנות סביב ה-LVN, ולאחריה היפוך כיוון. יש לספור כמה פעמים ה-LVN שימש כרמת תמיכה (המחיר הגיע מלמעלה וניתז כלפי מעלה) או כרמת התנגדות (המחיר הגיע מלמטה וניתז כלפי מטה).11
  + **נפח מצטבר בעת בדיקות קודמות:** יש לסכום את הנפח שנרשם בנרות שבמהלכם התרחשה "בדיקה" של ה-LVN. נפח גבוה יותר בעת בדיקות קודמות עשוי להצביע על חשיבות רבה יותר של הרמה.
  + **משך זמן שהייה באזור ה-LVN:** יש למדוד את מספר הנרות (או משך הזמן הכולל) שהמחיר שהה באזור ה-LVN לפני שהתרחש היפוך או המשך מגמה משמעותי. שהייה ממושכת יותר עשויה להצביע על מאבק משמעותי יותר בין קונים למוכרים ברמה זו.
  + **תגובת מחיר לאחר בדיקה:** יש לכמת את גודל תנועת המחיר (למשל, במונחי ATR או באחוזים) לאחר שהמחיר בדק את ה-LVN והתרחק ממנו. תגובה חזקה יותר (תנועה גדולה יותר) עשויה להצביע על LVN חזק יותר.
  + **מימוש בפייתון:** ניתן לממש פונקציות שינתחו DataFrame היסטורי של מחירים ונפחים מול רשימת LVNs מזוהה, ויחשבו את המדדים הללו. דוגמאות קוד קונספטואליות המדגימות גישה זו, כולל טיפול בטווח סובלנות סביב ה-LVN, זיהוי אינטראקציות וחישוב מדדי חוזק, הוצגו ב-.1
  + **הגדרת "בולטות" (Prominence) של LVN:** בנוסף לחוזק האינטראקציה, ניתן לכמת את הבולטות של LVN ביחס לפרופיל הנפח הכולל. לדוגמה, ניתן להשוות את נפח ה-LVN לנפח ב-Point of Control (POC) או לנפח באזורי נפח גבוה (HVNs) הסמוכים.14 הספרייה scipy.signal.peak\_prominences 16 יכולה לספק השראה לכימות הבולטות של "שפלים" (אזורי נפח נמוך) בפרופיל הנפח.

כימות "חוזק תחנת LVN" הוא משימת הנדסת מאפיינים מורכבת בפני עצמה. הגדרת "בדיקה" של LVN, "תגובת מחיר" ו"נפח בעת בדיקה" דורשת היוריסטיקות מבוססות או למידה נוספת. כישלון בכימות מדויק של חוזק ה-LVN עלול לפגוע ביכולת הסוכן להעריך נכון את גודל הפוזיציה, ובכך לפגוע בניהול הסיכונים הכולל של האסטרטגיה.

### **2.4. הנדסת מאפיינים גיאומטריים מ"צורות הרמוניות" (משולשים)**

* **יצירת המשולש:** (שאילתה1)
  + שלושת הקודקודים של המשולש ההרמוני נוצרים מהאותות של MLMI (מנתוני 30 דקות הייקן אשי), NW-RQK (מנתוני 30 דקות הייקן אשי), ומיטיגציית FVG (מנתוני 5 דקות גולמיים).
  + **הקרנת אותות מ-30 דקות ל-5 דקות:** אות המתקבל בנר של 30 דקות (למשל, בשעה 10:00, הנר מתייחס לתקופה 09:30-10:00) יקבל את חותמת הזמן של סוף התקופה (10:00). המחיר המשויך לקודקוד זה יכול להיות מחיר הסגירה של נר ה-30 דקות הרלוונטי. בגרף ה-5 דקות, קודקוד זה ימוקם בנר של 09:55-10:00, במחיר הסגירה של נר ה-30 דקות. יש להבטיח עקביות בבחירת נקודת הייחוס (פתיחה, סגירה, גבוה, נמוך) של נר ה-30 דקות המשמשת כקואורדינטת המחיר של הקודקוד.2
* מיצוי מאפיינים גיאומטריים: (שאילתה1)  
  לאחר זיהוי שלושת קודקודי המשולש (קואורדינטות של זמן ומחיר), ניתן לחלץ מאפיינים גיאומטריים כמותיים:
  + **אורכי צלעות:** מחושבים באמצעות הפרשי מחיר (ציר Y) והפרשי זמן (ציר X, מבוטא במספר נרות של 5 דקות) בין זוגות קודקודים.
  + **זוויות פנימיות:** ניתן לחשב באמצעות פונקציות טריגונומטריות (למשל, قانون הקוסינוסים המבוסס על אורכי הצלעות) או באמצעות מכפלה סקלרית של וקטורי הצלעות.
  + **שטח המשולש:** ניתן לחישוב באמצעות נוסחת הרון (המתבססת על אורכי הצלעות) או באמצעות דטרמיננטה של קואורדינטות הקודקודים.
  + **יחסים:** יחסים בין גבהים לבסיסים, יחסים בין אורכי צלעות (למשל, לבדיקת דמיון למשולש שווה-צלעות או שווה-שוקיים).
  + **שיפועי צלעות:** יכולים לספק מידע על המומנטום או כיוון השוק במהלך היווצרות המשולש.
* נרמול מאפיינים גיאומטריים: (שאילתה1)  
  נרמול המאפיינים הגיאומטריים חיוני כדי לאפשר השוואה בין משולשים שנוצרו בתנאי שוק שונים (למשל, רמות מחיר שונות או תנודתיות שונה).
  + **אורכי צלעות (רכיב מחיר):**
    - **נרמול לפי ATR (Average True Range):** חלוקת הפרשי המחיר (המהווים את הרכיב האנכי של הצלעות) בערך ה-ATR של גרף ה-5 דקות, המחושב על פני תקופה רלוונטית (למשל, 14 נרות) בסמוך לזמן היווצרות המשולש. גישה זו הופכת את אורכי הצלעות ליחסיים לתנודתיות השוק.21
    - **נרמול כאחוז ממחיר ממוצע:** חישוב הפרש המחיר כאחוז מהמחיר הממוצע של קודקודי הצלע, או ממחיר הפתיחה של הצלע.
  + **אורכי צלעות (רכיב זמן):** רכיב זה מנורמל מטבעו אם הוא נמדד במספר קבוע של יחידות זמן (למשל, מספר נרות של 5 דקות).
  + **שטח המשולש:** אם אורכי הצלעות (רכיבי המחיר והזמן) מנורמלים, השטח המחושב מהם יהיה מנורמל באופן יחסי. לדוגמה, אם רכיבי המחיר מנורמלים לפי ATR ורכיבי הזמן הם במספר נרות, השטח יהיה במונחי "ATR כפול מספר נרות". אפשרות נוספת היא לנרמל את השטח על ידי חלוקתו בריבוע ה-ATR או בריבוע מחיר ממוצע כלשהו.
  + **זוויות:** זוויות הן מדד חסר יחידות מטבעו (מעלות או רדיאנים) ולכן אינן דורשות נרמול סקאלה. עם זאת, יש להבטיח שימוש עקבי ביחידות המדידה.
  + **ספריות פייתון רלוונטיות:** בעוד שספרייה כמו shapely 24 יכולה לסייע בחישובים גיאומטריים בסיסיים, היא אינה מותאמת לנרמול ספציפי לשווקים פיננסיים. ספריות כמו scikit-learn.preprocessing 25 מציעות כלים כלליים לנרמול (כגון MinMaxScaler ו-StandardScaler) שיכולים להיות שימושיים לאחר חישוב המאפיינים הגולמיים.

נרמול מאפיינים גיאומטריים של משולשים הוא קריטי, אך גם מאתגר. נרמול לפי ATR נראה כגישה מבטיחה לרכיבי מחיר, שכן הוא מתחשב בתנודתיות השוק. עם זאת, יש לבחון בקפידה את השפעתו על יחסי זוויות ושטח, וכיצד שיטת הנרמול הנבחרת משפיעה על האופן שבו הרשת הנוירונית "תופסת" ומפרשת את הצורות הגיאומטריות השונות.

הצלחת המערכת תלויה במידה רבה באיכות הנדסת המאפיינים משני הרכיבים החדשניים הללו – LVN וצורות הרמוניות. יש להקדיש מאמץ משמעותי לאימות ובדיקה של מאפיינים אלו לפני שילובם המלא במערכת ה-MARL, כדי להבטיח שהם אכן תורמים לשיפור ביצועי המסחר ולא מכניסים רעש או הטיות.

**טבלאות מוצעות לפרק זה:**

**טבלה 2.1: הגדרת אינדיקטורים ליבתיים** (מבוסס על 1 טבלה 11 טבלה 1.1)

| **שם אינדיקטור** | **מסגרת זמן עיקרית** | **סוג נתונים (קלט)** | **פרמטרים מרכזיים (דוגמאות)** | **תיאור האות המרכזי** | **תפקיד באסטרטגיה/צורה הרמונית** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| MLMI (Machine Learning Momentum Index) | 30 דקות | הייקן אשי | Prediction Data (k) (ברירת מחדל), Trend length (ברירת מחדל) | חציית קו חיזוי MLMI עם ה-WMA שלו | אות ראשוני/מאשר בארבע הסינרגיות; קודקוד במשולש ההרמוני |
| NW-RQK (Nadaraya-Watson Rational Quadratic Kernel Regression) | 30 דקות | הייקן אשי | Bandwidth (ברירת מחדל), Relative Weighting Parameter (Alpha) (ברירת מחדל) | עקומת הרגרסיה משנה כיוון (הופכת שורית/דובית) | אות ראשוני/מאשר בארבע הסינרגיות; קודקוד במשולש ההרמוני |
| FVG (Fair Value Gap) - LuxAlgo | 5 דקות | נרות יפניים רגילים | Threshold % | מיטיגציה של FVG (חזרה של המחיר לפער ומילויו החלקי) | אות מאשר בארבע הסינרגיות; קודקוד במשולש ההרמוני |
| LVN (Low Volume Nodes) מפרופיל שוק | 30 דקות | OHLCV רגיל | הגדרות סף לזיהוי LVN, פרמטרים לכימות "חוזק תחנה" | הגעה של המחיר ל-LVN שזוהה | מספק הקשר לעוצמת הכניסה הפוטנציאלית, משפיע על גודל פוזיציה |

*חשיבות הטבלה:* מרכזת את כל המידע הבסיסי על אבני הבניין של האסטרטגיה, דבר החיוני להבנה ולמימוש מדויק של כל רכיב.

**טבלה 2.2: מאפייני "חוזק תחנת LVN" ושיטות כימות מוצעות** (מבוסס על 1)

| **מאפיין חוזק LVN** | **שיטת כימות מוצעת** | **שיקולים ופרטי מימוש** |
| --- | --- | --- |
| מספר בדיקות היסטוריות כתמיכה/התנגדות | ספירת מופעים בהם המחיר נגע באזור ה-LVN והיפוך כיוון, תוך הגדרת אזור סובלנות וקריטריונים להיפוך. | הגדרה מדויקת של "בדיקה" ו"היפוך" (למשל, תנועה של X ATR). יש להבחין בין תמיכה להתנגדות. |
| נפח מצטבר/ממוצע בעת בדיקות קודמות | סיכום/מיצוע הנפח בנרות שבדקו את ה-LVN. | נפח גבוה יותר עשוי להצביע על חשיבות רבה יותר של הרמה. יש להגדיר את חלון הזמן לבדיקת הנפח. |
| משך זמן ממוצע שהמחיר שהה באזור ה-LVN | מדידת מספר הנרות שהמחיר שהה באזור ה-LVN לפני היפוך/המשך מגמה, וחישוב ממוצע. | שהייה ממושכת עשויה להצביע על מאבק משמעותי. יש להגדיר "כניסה" ו"יציאה" מאזור ה-LVN. |
| ממוצע גודל תנועת המחיר לאחר בדיקת ה-LVN | מדידת גודל התנועה (באחוזים או ATR) בכיוון הצפוי לאחר בדיקת ה-LVN, על פני חלון זמן מוגדר, וחישוב ממוצע. | תגובה חזקה יותר עשויה להצביע על LVN משמעותי יותר. יש להגדיר את חלון הזמן למדידת התגובה. |
| בולטות (Prominence) ה-LVN בפרופיל הנפח | השוואת נפח ה-LVN לנפח ב-POC או ב-HVNs סמוכים; ניתוח "עומק העמק" בפרופיל. | LVN "מבודד" יותר או בעל ניגוד חריף יותר לנפחים סביבו עשוי להיות משמעותי יותר. |

*חשיבות הטבלה:* מפרטת את הנדסת המאפיינים הקריטית עבור LVN, המשפיעה ישירות על הערכת איכות הזדמנויות המסחר ועל ניהול הסיכונים (גודל פוזיציה).

**טבלה 2.3: מאפיינים גיאומטריים של משולשים ושיטות נרמול מוצעות** (מבוסס על 1)

| **מאפיין גיאומטרי** | **אופן חישוב גולמי** | **שיטת נרמול מוצעת** | **נימוק לנרמול** |
| --- | --- | --- | --- |
| אורכי צלעות (רכיב מחיר) | הפרש מחירים בין קודקודים. | חלוקה ב-ATR של גרף 5 דקות בתקופת היווצרות המשולש; או חישוב כאחוז ממחיר ממוצע במשולש. | הופך את האורכים ליחסיים לתנודתיות השוק או לרמת המחירים, ומאפשר השוואה בין משולשים שנוצרו בתנאים שונים. |
| אורכי צלעות (רכיב זמן) | הפרש זמנים בין קודקודים (נמדד במספר נרות של 5 דקות). | אין צורך בנרמול נוסף אם נמדד ביחידות זמן קבועות (מספר נרות). | המדידה ביחידות נרות קבועות כבר מספקת בסיס השוואה עקבי. |
| זוויות פנימיות | חישוב באמצעות قانون הקוסינוסים (מבוסס על אורכי צלעות) או מכפלה סקלרית של וקטורי הצלעות. | אין צורך בנרמול סקאלה (מעלות/רדיאנים הן יחידות חסרות מימד). | זוויות הן מדד גיאומטרי יחסי מטבעו. |
| שטח המשולש | נוסחת הרון (מאורכי צלעות) או דטרמיננטה של קואורדינטות. | חלוקה בריבוע ה-ATR או בריבוע מחיר ממוצע; או חישוב על בסיס צלעות מנורמלות. | הופך את השטח ליחסי לגודל התנודות בשוק או לרמת המחירים. |
| יחסי צלעות/גבהים | חישוב יחסים ישירים בין אורכי צלעות או בין גבהים לבסיסים. | אין צורך בנרמול נוסף (יחסים הם חסרי מימד). | יחסים הם מדדים יחסיים מטבעם. |

*חשיבות הטבלה:* מפרטת את הנדסת המאפיינים החדשנית של הצורות ההרמוניות, ואת הצורך בנרמול כדי להפוך מאפיינים אלו לשימושיים ועקביים כקלט למודל הלמידה.

## **3. מודעות למצב השוק: זיהוי משטרים מתקדם**

היכולת לזהות ולהגיב למצבי שוק משתנים היא אבן יסוד באסטרטגיות מסחר אלגוריתמיות מודרניות. שווקים פיננסיים אינם סטציונריים, והתנהגותם יכולה לעבור בין משטרים שונים כגון מגמה ברורה, תנודתיות גבוהה ללא כיוון מוגדר, או דשדוש צר. אסטרטגיית מסחר שתתפקד היטב במשטר אחד עלולה להיכשל במשטר אחר. לכן, זיהוי משטרים דינמי מאפשר למערכת להתאים את התנהגותה, כגון תעדוף רצפי אותות מסוימים, התאמת פרמטרי כניסה/יציאה, או שינוי אסטרטגיות ניהול סיכונים.1

### **3.1. בחירה ונימוק: Higher-Rank MMD (מבוסס חתימות נתיב)**

לצורך זיהוי משטרי שוק במערכת המוצעת, נבחרה מתודולוגיית Higher-Rank Maximum Mean Discrepancy (MMD), המבוססת על ניתוח חתימות נתיבים (Path Signatures). בחירה זו נובעת ממספר יתרונות מרכזיים של השיטה בהקשר של נתונים פיננסיים 30:

* **אופי לא-פרמטרי:** השיטה אינה מניחה התפלגות נתונים ספציפית (כגון תשואות גאוסיאניות), מה שהופך אותה לחסינה יותר להתנהגויות שוק חריגות ו"זנבות שמנים" האופייניים לנתונים פיננסיים.
* **לכידת תלות במסלול ואפקטים זמניים (לא-מרקוביים):** חתימות נתיב מקודדות מטבען את סדר האירועים ואת התלות ביניהם לאורך זמן. זוהי תכונה חיונית לניתוח סדרות עתיות פיננסיות, שבהן "היסטוריית" המחיר משפיעה על התנהגותו העתידית, מעבר למצבו הנוכחי בלבד.
* **התאמה לנתונים רב-ממדיים:** השיטה מסוגלת לנתח מספר משתנים בו-זמנית (למשל, תשואות ותנודתיות), דבר המאפשר בניית תמונה עשירה יותר של דינמיקת השוק.
* **זיהוי מקוון (Online):** המתודולוגיה מתוכננת לזהות שינויי משטר בזמן אמת, על ידי השוואה רציפה של חלון נתונים עדכני לחלון ייחוס היסטורי.

מנוע זיהוי המשטרים יפעל, ככל הנראה, על נתוני הייקן אשי של 30 דקות.1 מאפייני הקלט למנוע יכולים לכלול, לדוגמה, תשואות לוגריתמיות של נרות הייקן אשי ותנודתיות מחושבת על בסיס נרות אלו.1 השימוש בנתוני הייקן אשי עשוי להחליק את הנתיבים ולהקל על זיהוי שינויים מאקרו-מבניים, אך יש לבחון אם החלקה זו אינה מסירה אינפורמציה עדינה החשובה לזיהוי משטרים מסוימים.

**חתימות נתיב (Path Signatures)** הן כלי מתמטי המאפשר לקודד סדרות עתיות לייצוג תכונות היררכי הלוכד את הגיאומטריה של הנתיב ואת סדר התנועות בו. ככל שלוקחים יותר איברים בחתימה, כך מתקבלת תמונה מפורטת יותר של המסלול.41

**Maximum Mean Discrepancy (MMD)** הוא מבחן סטטיסטי המשמש להשוואת שתי התפלגויות הסתברות על מרחב המסלולים (או מרחב החתימות). הרעיון הוא להטמיע את ההתפלגויות במרחב מאפיינים בעל ממד גבוה (Reproducing Kernel Hilbert Space - RKHS) באמצעות פונקציית גרעין (kernel function), ולמדוד את המרחק בין הייצוגים הממוצעים שלהן במרחב זה. שינוי מובהק סטטיסטית בערך ה-MMD בין התפלגות הנתונים בחלון זמן נוכחי לבין התפלגות הנתונים בחלון ייחוס היסטורי, מאותת על שינוי משטר.30

**שיטות גרעין (Kernel Methods)**, ובפרט "גרעין החתימה" (signature kernel), מאפשרות לחשב את ה-MMD בין התפלגויות של מסלולים באופן יעיל, גם כאשר מרחב החתימות הוא בעל ממדיות גבוהה מאוד.31

המונח **"Higher-Rank MMD"** מתייחס ליכולת של המדד לשלב מידע פילטרציה, כלומר, לקחת בחשבון את התפתחות המידע לאורך זמן ולא רק התפלגויות סטטיות בנקודות זמן נפרדות. יכולת זו חיונית לניתוח שווקים פיננסיים, שבהם ההיסטוריה וסדר האירועים משחקים תפקיד מרכזי.30

### **3.2. פרטי מימוש מנוע זיהוי המשטרים**

* **ספריות וקוד מקור:** המימוש המעשי של מנוע זיהוי המשטרים יתבסס על מאגר הקוד הפתוח issaz/signature-regime-detection 37 וחבילת הפייתון higherOrderKME.47 מאגרים אלו מספקים קוד פייתון ליישום sig-MMD לזיהוי משטרים באופן מקוון, וכוללים מחברות Jupyter עם דוגמאות רלוונטיות (כגון 4-online-regime-detection.ipynb ו-4-higher-rank-mmd.ipynb).
* **פרמטרים מרכזיים לתצורה וכיול:**
  + **סוג הגרעין (Kernel Type):** לרוב נעשה שימוש בגרעין גאוסיאני (Gaussian Kernel) על מרחב החתימות.
  + **פרמטרי הגרעין:** כגון רוחב הפס (σ) של הגרעין הגאוסיאני. בחירת פרמטר זה משפיעה על רגישות המדד להבדלים בין התפלגויות.
  + **רמת קיטוע החתימה (Signature Truncation Level - M):** קובעת את עומק לכידת התלות הסדרתית. ערך M גבוה יותר לוכד יותר מידע אך מגדיל את המורכבות החישובית. ערכים נפוצים הם 2 או 3.
  + **גודל חלון היסטורי (רפרנס):** לדוגמה, 60-120 נרות של 30 דקות. חלון זה צריך להיות ארוך מספיק כדי לייצג משטר יציב, אך לא ארוך מדי כדי לא לכלול משטרים ישנים מדי שאינם רלוונטיים.
  + **גודל חלון נוכחי (לבדיקה):** לדוגמה, 20-30 נרות של 30 דקות. חלון זה צריך להיות רגיש מספיק לשינויים, אך לא קצר מדי כדי למנוע רעש ואזעקות שווא.
  + **סף סטטיסטי לזיהוי שינוי:** ערך סף (למשל, p-value או ערך MMD מוחלט) שחצייתו מצביעה על שינוי משטר. סף זה ייקבע אמפירית או באמצעות מבחני מובהקות, תוך איזון בין זיהוי מהיר של שינויים אמיתיים לבין הימנעות מאזעקות שווא.
  + **תדירות עדכון:** קביעת התדירות שבה יבוצע חישוב ה-MMD מחדש (למשל, כל נר חדש של 30 דקות). הפרמטרים הללו מפורטים ב-1 (טבלה 2) ודורשים כיול קפדני.

העלות החישובית של MMD מסדר גבוה, במיוחד בשילוב עם חתימות נתיב, יכולה להיות משמעותית.1 יש למצוא איזון בין יכולת לכידת מידע פילטרציה מורכב לבין ההשהיה (latency) בזיהוי המשטר, שהיא קריטית עבור מערכת הפועלת בזמן אמת. ייתכן שיידרשו אופטימיזציות של המימוש או בחירה מושכלת של סדר ה-MMD ורמת קיטוע החתימה כדי להבטיח תגובה מהירה מספיק.

### **3.3. שילוב פלט זיהוי המשטרים במצב הסוכן**

הפלט ממנוע ה-MMD, שיכול להיות תווית קטגוריאלית המציינת את משטר השוק הנוכחי (למשל, "משטר 1", "משטר 2", או תיאור איכותי יותר אם ניתן לגזור אותו) או ערך MMD רציף (המודד את המרחק בין ההתפלגויות), ישולב כמאפיין נוסף בקלט של כל סוכן MARL.1 שילוב זה יתבצע לפני שלב החלוקה הדינמית של הנתונים לתצוגות (Mi) של הסוכנים. בדרך זו, כל סוכן, על אף שהוא עשוי לקבל רק מקטע חלקי של נתוני השוק, יהיה מודע להקשר המאקרו-כלכלי הרחב יותר שמספק מנוע זיהוי המשטרים.

ניתן להעשיר את המידע המסופק לסוכן על ידי שימוש במאפיינים היסטוריים של המשטר שזוהה. לדוגמה, אם מנוע ה-MMD מזהה "משטר X", ניתן לשלוף מ"טבלת מאפייני משטרים" (שנבנתה מניתוח היסטורי) נתונים כגון תשואה שנתית ממוצעת, תנודתיות שנתית, יחס שארפ ממוצע, ומשך ממוצע של מופעים קודמים של "משטר X". מאפיינים אלו, יחד עם משך הזמן שהמשטר הנוכחי כבר פעיל, יכולים להוות קלט נוסף ובעל ערך לסוכן.29 גישה זו מאפשרת לסוכן לא רק לדעת *באיזה* משטר הוא פועל, אלא גם *מהן הציפיות ההיסטוריות* מאותו משטר.

שילוב פלט ה-MMD כמאפיין במצב הסוכן הוא צעד חשוב, אך האתגר האמיתי טמון ביכולת של המדיניות המשותפת של הסוכנים לפרש מידע זה ולהתאים את התנהגותה באופן אופטימלי. האם הסוכנים יקבלו רק "תווית משטר", או שמא יקבלו גם מאפיינים סטטיסטיים כמותיים של אותו משטר? ככל שהמידע עשיר יותר, כך הפוטנציאל להתאמה מדויקת יותר גדל, אך גם מורכבות הלמידה של הסוכן עולה.1

**טבלה 3.1: תצורת מנוע זיהוי משטרים (MMD)** (מבוסס על 1 טבלה 2)

| **פרמטר מנוע MMD** | **ערך נבחר / טווח ערכים** | **נימוק לבחירה / השפעה על המערכת** | **מקורות רלוונטיים** |
| --- | --- | --- | --- |
| סוג גרעין ל-MMD (על מרחב החתימות) | למשל, Gaussian Kernel | בחירה נפוצה, גמיש. יש לבחון התאמה לחתימות. | 1 |
| פרמטרי הגרעין (למשל, רוחב פס σ) | ייקבע באמצעות כיול (למשל, cross-validation, היוריסטיקת חציון) | משפיע על רגישות המדד להבדלים בין התפלגויות. | 1 |
| רמת קיטוע החתימה (M) | למשל, 2 או 3 (ערכים נמוכים יותר לחישוב מהיר יותר) | קובע את עומק לכידת התלות הסדרתית. M גבוה יותר לוכד יותר מידע אך מגדיל מורכבות חישובית. | 1 |
| גודל חלון היסטורי (רפרנס) | למשל, 60-120 נרות של 30 דקות (30-60 ימי מסחר) | צריך להיות ארוך מספיק לייצג משטר יציב, אך לא ארוך מדי כדי לא לכלול משטרים ישנים מדי. | 1 |
| גודל חלון נוכחי (לבדיקה) | למשל, 20-30 נרות של 30 דקות (10-15 ימי מסחר) | צריך להיות רגיש מספיק לשינויים, אך לא קצר מדי כדי למנוע רעש. | 1 |
| סף סטטיסטי לזיהוי שינוי (p-value או ערך MMD) | ייקבע אמפירית או באמצעות מבחני מובהקות | קובע את רמת הביטחון הנדרשת להכרזה על שינוי משטר. סף נמוך מדי -> אזעקות שווא. סף גבוה מדי -> פספוס שינויים. | 1 |
| תדירות עדכון חישוב MMD | כל נר חדש של 30 דקות | מאזן בין עדכניות המידע לעלות החישובית. | 1 |
| מאפייני קלט ל-MMD | תשואות לוגריתמיות ותנודתיות מחושבת (מנתוני הייקן אשי של 30 דקות) | בחירת מאפיינים המשקפים היטב את דינמיקת השוק. | 1 |

*חשיבות הטבלה:* מפרטת את ההחלטות התכנוניות הקריטיות למנוע ה-MMD, המשפיע על יכולת ההסתגלות של המערכת כולה לתנאי שוק משתנים.

## **4. ארכיטקטורת מערכת למידת חיזוק מרובת סוכנים (MARL)**

תכנון מערכת ה-MARL עומד בלב הפרויקט. הוא כולל את בחירת ארכיטקטורת הסוכנים, הגדרת מרחבי המצב והפעולה, עיצוב המדיניות המשותפת, והבטחת שיתוף פעולה.

### **4.1. בחירת ארכיטקטורת MARL ופרדיגמת אימון**

* **CTDE (Centralized Training with Decentralized Execution):** בהינתן הדרישה ל"שיתוף פעולה מושלם" בין הסוכנים ולמדיניות מסחר משותפת, פרדיגמת CTDE היא המתאימה ביותר (שאילתה1). בפרדיגמה זו, במהלך שלב האימון, ניתן לנצל מידע גלובלי – כגון מצבים ופעולות של כל הסוכנים, או פונקציית תגמול גלובלית – כדי לאמן את מדיניות הסוכנים או פונקציית ערך מרכזית (critic). במהלך שלב הביצוע (מסחר חי או בדיקות לאחור), כל סוכן פועל באופן מבוזר על סמך התצפית המקומית שלו (לאחר הטמעה) והמדיניות המשותפת שנלמדה.
* **אלגוריתם MAPPO (Multi-Agent Proximal Policy Optimization):** אלגוריתם זה מהווה בחירה טבעית עבור ארכיטקטורת CTDE עם מדיניות משותפת, והוא הרחבה של אלגוריתם PPO הפופולרי לעולם מרובה הסוכנים (שאילתה1).
* **ספריות מימוש:** ספריות קוד פתוח כגון Ray RLlib ו-PettingZoo מספקות תשתית חזקה לפיתוח ואימון מערכות MARL מורכבות, ותומכות באלגוריתמים כמו MAPPO ובפרדיגמת CTDE.1

### **4.2. עיצוב קלט הסוכנים (תצוגות Mi​) והטמעת נתונים**

* **חלוקה דינמית של נתונים לתצוגות (Views):** במקום גישה של חלוקה אקראית וסטטית של הנתונים למטריצות נפרדות עבור כל סוכן, הגישה המועדפת היא חלוקה דינמית. מנוע זיהוי המשטרים (MMD) יזהה את מצב השוק הנוכחי, ועל סמך מצב זה, הנתונים הגולמיים (לאחר המרת הייקן אשי במידת הצורך, והוספת מאפייני LVN וצורות הרמוניות) יחולקו או יסוננו באופן שיטייב את המידע עבור כל סוכן בנפרד. כלומר, כל סוכן יקבל "תצוגה" (Mi​) ייחודית של הנתונים, המותאמת להקשר השוק הנוכחי.1 גישה זו מאפשרת התאמה של "תשומת הלב" של הסוכנים לחלקים החשובים ביותר של המידע בהתאם למשטר, בניגוד לחלוקה סטטית שעלולה "לתקוע" סוכנים עם תצוגות לא רלוונטיות. חשוב לוודא שכל תצוגה Mi​ עדיין מכילה מידע משמעותי מספיק כדי לאפשר לסוכן לפעול באופן מושכל; חלוקה מוגזמת או יצירת מקטעים דלי-הקשר עלולה לפגוע ביכולת הלמידה.1
* **תוכן התצוגה (Mi​):** כל תצוגה Mi​ תכיל רצף של וקטורי מאפיינים (באורך N). כל וקטור מאפיין (F מאפיינים) יכלול 1:
  + נתוני OHLCV רלוונטיים (5 דקות ו-30 דקות, לאחר המרת הייקן אשי במידת הצורך) מהמקטע שהוקצה לסוכן.
  + ערכי האינדיקטורים (MLMI, NW-RQK, FVG) המחושבים על בסיס נתונים אלו עבור המקטע.
  + מאפיינים כמותיים מפרופיל השוק (למשל, קרבה ל-LVN, "חוזק תחנת LVN" קרובה).
  + מאפיינים גיאומטריים של ה"צורה ההרמונית" האחרונה שזוהתה (זוויות, יחסי צלעות מנורמלים), אם רלוונטי למקטע הנתונים של הסוכן.
  + בנוסף, כל סוכן יקבל את פלט זיהוי המשטר הגלובלי ממנוע ה-MMD.

**טיפול במאפיינים מבוססי אירועים (Event-driven features) כמו צורות הרמוניות:** כאשר צורה הרמונית (או מאפיין אירועי אחר) אינה מתקיימת בכל צעד זמן, המאפיינים הגיאומטריים שלה בתצוגה Mi​ יכולים להיות מיוצגים על ידי ערכי ברירת מחדל (למשל, אפסים או ערכי NaN) או באמצעות דגל בינארי המציין את היעדר הצורה. הרשת הנוירונית שתעבד את Mi​ תצטרך ללמוד לפרש מצבים אלו ולהתמודד עם היעדרות אפשרית של מאפיינים מסוימים בחלק מצעדי הזמן.64**אורך רצף הקלט (N ב-N×F):** אורך הרצף N (מספר צעדי הזמן ההיסטוריים בתצוגה Mi​) הוא היפר-פרמטר קריטי. הוא ייקבע באמצעות כיול, תוך איזון בין הצורך בהקשר היסטורי מספק (למשל, כדי לאפשר לאינדיקטורים כמו MLMI ו-NW-RQK להתייצב) לבין מורכבות חישובית ויכולת ההכללה של המודל.64

* **הטמעת נתונים (Embedding) באמצעות רשתות נוירונים:** (שאילתה79)
  + **מטרה:** להמיר את התצוגה Mi​ (שהיא הטרוגנית ועשויה להיות בעלת ממדיות גבוהה) לייצוג וקטורי דחוס, אינפורמטיבי ואחיד. ייצוג זה ישמש כקלט (מצב si​) לרשת המדיניות של סוכן ה-RL.1
  + **אימון מקצה לקצה (End-to-End):** רשת ההטמעה תאומן כחלק אינטגרלי מארכיטקטורת הסוכן. הגרדיאנטים מאובדן ה-RL (למשל, מ-policy gradient או TD error) יזרמו אחורה דרך רשתות ה-RL וגם דרך רשת ההטמעה. כך, רשת ההטמעה לומדת לייצר הטמעות המועילות לסוכן ה-RL למקסום התגמול.79
  + **בחירת ארכיטקטורת רשת להטמעה:**
    - **CNN (רשתות קונבולוציה):** מתאימות לזיהוי דפוסים מרחביים או בין-מאפיינים בתוך התצוגה Mi​, אם יש מבנה כזה (למשל, אם Mi​ מאורגנת כמטריצה דו-ממדית של מאפיינים לאורך זמן).94
    - **RNN/LSTM (רשתות רקורנטיות):** מתאימות ללכידת תלויות סדרתיות בתוך רצף הנתונים של התצוגה Mi​.70
    - **Transformer:** יכול ללכוד יחסים ארוכי-טווח ותלויות מורכבות בין מאפיינים שונים לאורך זמן באמצעות מנגנוני קשב. ארכיטקטורה זו גמישה ויעילה בלכידת תלויות ארוכות טווח.95
    - **המלצה ונימוק:** בהתחשב באופי הסדרתי של נתוני שוק ובצורך ללכוד תלויות מורכבות בין מאפיינים הטרוגניים, **ארכיטקטורת Transformer** נראית כבחירה המבטיחה ביותר להטמעה. היא גמישה יותר מ-CNN בהקשר זה ויעילה יותר מ-RNN/LSTM בלכידת תלויות ארוכות טווח.81 מחקרים כמו DeepTrader 83 ו-DERL 79 מדגימים שימוש מוצלח ברשתות עמוקות (כולל LSTM ורכיבי קשב) להטמעת מידע שוק עבור RL.

הגישה של "חלוקה דינמית של נתונים לתצוגות" 1 היא מתוחכמת, אך מימושה דורש הגדרה ברורה של הלוגיקה שבאמצעותה פלט ה-MMD מתורגם לסינון או ארגון מחדש של המאפיינים עבור כל "תצוגה". האם כל סוכן יקבל תת-קבוצה שונה של *סוגי* מאפיינים, או שכל הסוכנים יקבלו את כל סוגי המאפיינים אך עם *דגשים* שונים (למשל, חלונות זמן שונים, רמות פירוט שונות) בהתאם למשטר? שאלה זו קריטית, שכן אם החלוקה/סינון אינם מוגדרים היטב, התצוגות עלולות להיות לא אינפורמטיביות או סותרות, גם אם המדיניות משותפת.58ההחלטה לאמן את רשת ההטמעה מקצה לקצה עם סוכן ה-RL 79 היא חזקה, אך עלולה להפוך את תהליך האימון למורכב ואיטי יותר. יש לשקול אפשרות של אימון מקדים (pre-training) של רשת ההטמעה במשימה בלתי מונחית (למשל, אוטואנקודר על נתוני שוק) כדי לאתחל אותה עם משקולות טובות יותר לפני האימון המשותף עם ה-RL.82 גישה זו עשויה לשפר את יציבות ומהירות האימון של מערכת ה-RL, אך ההטמעה המקדימה עשויה לא להיות אופטימלית למשימת ה-RL הספציפית.

### **4.3. מדיניות משותפת ומרחב פעולות**

* **מדיניות משותפת (π):** כל הסוכנים במערכת יפעלו על פי אותה מדיניות מסחר. מדיניות זו תמפה את המצב המוטמע של הסוכן (הנגזר מהתצוגה Mi​ שלו) לפעולה או להתפלגות על פני פעולות (שאילתה1).
* **ארבע הסינרגיות כקונטקסט, לא כבחירה:** חשוב להדגיש שהסוכן אינו "בוחר" איזו מארבע הסינרגיות להפעיל. השוק, באמצעות צירוף האותות משלושת האינדיקטורים (MLMI, NW-RQK, FVG mitigation), הוא זה שקובע איזו סינרגיה (המוגדרת על ידי סדר הופעת האותות) מתממשת בפועל. תפקידה של המדיניות המשותפת הוא ללמוד כיצד לפעול בצורה אופטימלית (מבחינת כניסה לעסקה, גודל פוזיציה, וניהול סיכונים) *בהינתן* שהתממשה סינרגיה מסוימת, ותוך התחשבות במאפייני הצורה ההרמונית, חוזק ה-LVN הרלוונטי, ומשטר השוק הנוכחי (שאילתה1).
* **מרחב פעולות היברידי:** מרחב הפעולות של הסוכנים ישקף את הפעולות האפשריות במסחר בחוזים עתידיים ויאפשר ביטוי מלא של האסטרטגיה. מרחב זה יהיה היברידי, כלומר ישלב רכיבים בדידים ורכיבים רציפים 1:
  + **סוג הפקודה (בדיד):** בחירה בין פקודת שוק (Market Order) לפקודת גבול (Limit Order).
  + **כיוון הפוזיציה (בדיד):** כניסה לפוזיציית לונג, כניסה לפוזיציית שורט, סגירת פוזיציה קיימת, או החזקה (ללא שינוי).
  + **גודל הפוזיציה/הפקודה (רציף או בדיד עם רמות מוגדרות):** מספר החוזים לקנייה/מכירה. רכיב זה צריך להיות דינמי ומושפע, בין היתר, מהערכת "חוזק תחנת ה-LVN" ו"איכות הצורה ההרמונית".
  + **מחיר פקודת גבול (רציף):** אם נבחרה פקודת גבול, יש לקבוע את רמת המחיר שבה תוצב הפקודה. מחיר זה יכול להיות מוגדר באופן יחסי למחיר השוק הנוכחי, לרמות LVN קרובות, או לרמות מפתח אחרות.
  + **פעולות ניהול נוספות (בדיד, אופציונלי):** ביטול או שינוי של פקודות קיימות.

### **4.4. הבטחת "שיתוף פעולה מושלם"**

המונח "שיתוף פעולה מושלם" מחייב שהפעולות של כל הסוכנים, על אף שהן מבוססות על תצוגות חלקיות ושונות, יהיו קוהרנטיות ויתרמו למטרת המערכת הכוללת (שאילתה1).

* **מדיניות משותפת ופונקציית תגמול גלובלית:** הדרך הישירה ביותר להשגת תיאום היא באמצעות אימון המדיניות המשותפת עם פונקציית תגמול גלובלית (שתפורט בהמשך). ההנחה היא שהסוכנים ילמדו באופן אימפליציטי לתאם את פעולותיהם כדי למקסם את התגמול המשותף.1
* **חשיבות ההקשר הגלובלי (מפלט ה-MMD):** מתן מידע על משטר השוק הנוכחי לכל הסוכנים הוא קריטי, שכן הוא מספק נקודת ייחוס משותפת ומסייע למדיניות המשותפת להתאים את פעולותיה להקשר הרחב יותר.1
* **אתגר הנצפות החלקית:** הצלחת גישת ה-MARL עם מדיניות משותפת ותצוגות שונות תלויה ביכולת של רשת ההטמעה לייצר וקטורי מצב עשירים מספיק כך שהמדיניות המשותפת תוכל להכליל על פני התצוגות השונות ועדיין לקבל החלטות קוהרנטיות. זהו אתגר מרכזי בעיצוב ארכיטקטורות MARL. אם התצוגות המקומיות, גם לאחר הטמעה, אינן מספקות מספיק מידע לקבלת החלטות מתואמות, ייתכן שיידרשו מנגנוני תקשורת מפורשים בין הסוכנים או עיצוב תגמול שיעניש בחריפות חוסר תיאום.

**טבלאות מוצעות לפרק זה:**

**טבלה 4.1: מבנה תצוגת קלט לסוכן (Mi​)** (מבוסס על 1 טבלה 31)

| **קטגוריית מאפיין** | **מאפיינים ספציפיים** | **סוג נתונים** | **מקור/טווח זמן** | **הערות** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| נתוני OHLCV גולמיים/הייקן אשי | מחירי פתיחה, גבוה, נמוך, סגירה, נפח | רציף | 5 דקות, 30 דקות (רלוונטי למקטע הדינמי של הסוכן) | נתוני 30 דקות יומרו להייקן אשי עבור אינדיקטורים מסוימים. |
| ערכי אינדיקטורים | MLMI (קו חיזוי, WMA), ערך עקומת NW-RQK, מצב מיטיגציית FVG | רציף, קטגוריאלי | 30 דקות (הייקן אשי), 5 דקות (רגיל) (מחושב על המקטע) |  |
| מאפייני פרופיל שוק | קרבה ל-LVN קרוב, ציון "חוזק תחנת LVN" | רציף/קטגוריאלי | 30 דקות (נגזר מפרופיל שוק על המקטע) |  |
| מאפיינים גיאומטריים (צורות הרמוניות) | אורכי צלעות מנורמלים, זוויות פנימיות, שטח מנורמל, יחסי צלעות | רציף | 5 דקות (מבוסס אירוע היווצרות שלושת האותות) | נגזר משלושת האותות (MLMI, NW-RQK, FVG) |
| פלט מנוע זיהוי משטרים | תווית/ציון משטר MMD, מאפייני משטר היסטוריים (אופציונלי), משך משטר נוכחי (אופציונלי) | קטגוריאלי/רציף | גלובלי (מחושב על 30 דקות הייקן אשי) | מספק הקשר מאקרו-כלכלי |
| (אופציונלי) מידע על פוזיציות פתוחות | גודל פוזיציה נוכחית, רווח/הפסד לא ממומש | רציף | מצב נוכחי של הסוכן/המערכת |  |

*חשיבות הטבלה:* מגדירה באופן ברור את "שפת התקשורת" בין הסביבה (המורכבת מנתוני השוק והמאפיינים המהונדסים) לבין סוכני ה-RL. פירוט זה חיוני למימוש נכון של הסביבה, רשת ההטמעה, ורשת המדיניות של הסוכנים.

**טבלה 4.2: השוואת ארכיטקטורות רשת נוירונים להטמעת תצוגות Mi​**

| **ארכיטקטורה** | **יכולת לכידת תלויות סדרתיות** | **יכולת לכידת יחסים בין-מאפיינים** | **מורכבות חישובית** | **התאמה לנתונים פיננסיים הטרוגניים** | **דרישות נתונים** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| MLP (Multi-Layer Perceptron) | נמוכה (דורשת "שיטוח" של הרצף) | בינונית (תלוי בעומק וברוחב) | נמוכה-בינונית | נמוכה (דורשת טיפול מיוחד בהטרוגניות לפני ההזנה) | בינוניות |
| CNN (Convolutional Neural Network) | בינונית (טובה לדפוסים מקומיים ברצף) | גבוהה (טובה לדפוסים "מרחביים" בין מאפיינים סמוכים בזמן) | בינונית | בינונית (יכולה לטפל במאפיינים שונים כערוצים) | בינוניות-גבוהות |
| RNN/LSTM/GRU | גבוהה (מתוכננת ללכידת תלויות סדרתיות) | מוגבלת (פחות טובה בלכידת יחסים מורכבים בין מאפיינים בנקודת זמן בודדת) | בינונית-גבוהה (אימון סדרתי) | בינונית (יכולה לעבד רצפים של וקטורי מאפיינים הטרוגניים) | בינוניות-גבוהות |
| Transformer | גבוהה מאוד (מנגנוני קשב לוכדים תלויות ארוכות טווח ומורכבות) | גבוהה מאוד (קשב עצמי יכול לשקול יחסים בין כל המאפיינים בכל צעד זמן) | גבוהה | גבוהה (יכולה לטפל ברצפים של וקטורי מאפיינים הטרוגניים ולהקנות חשיבות דינמית) | גבוהות |

*חשיבות הטבלה:* מסייעת בבחירת הארכיטקטורה המתאימה ביותר למשימת ההטמעה הקריטית, בהתחשב באופי הנתונים (סדרתיים, הטרוגניים, מרובי מאפיינים) ובדרישות החישוביות.

**טבלה 4.3: רכיבי פונקציית התגמול הגלובלית (מבוסס על** 1 **טבלה 4)**

| **רכיב תגמול** | **ניסוח מתמטי / לוגי (רעיוני)** | **רציונל להכללה** | **משקל / חשיבות פוטנציאליים** |
| --- | --- | --- | --- |
| רווח והפסד (P&L) של התיק (מבוסס צוות) | ΔPortfolioValuet​ | מדד ביצועים מרכזי, משקף את המטרה העיקרית של מסחר. | גבוה, אך מאוזן עם רכיבי סיכון. |
| תשואה מותאמת לסיכון | יחס שארפ או סורטינו, מחושב על חלון מתגלגל. RS=(Rp​−Rf​)/σp​ | מעודד רווחיות תוך ניהול סיכונים. | גבוה. |
| ציון ביצוע סינרגיה (לכל אחת מ-4 הסינרגיות) | למשל, +קבוע אם סינרגיה k זוהתה ובוצעה בהצלחה בתנאים מתאימים, 0 אחרת. או תגמול רציף המבוסס על איכות ביצוע הסינרגיה. | מבטיח שהסוכנים לומדים לבצע את כל רכיבי האסטרטגיה המשותפת. | בינוני-גבוה, תלוי בחשיבות כל סינרגיה. |
| עונש על משיכות גדולות (Max Drawdown Penalty) | −C×(CurrentDrawdown)2 אם Drawdown > סף | מניעת לקיחת סיכונים מוגזמים המובילים להפסדים גדולים. | בינוני-גבוה. |
| עונשי עלויות עסקה | סכום עמלות והחלקה (slippage) בפועל או מוערך. | מבטיח שהאסטרטגיה רווחית נטו, לאחר התחשבות בעלויות מסחר ריאליות. | גבוה. |
| (אופציונלי) מדד שיתוף פעולה / קוהרנטיות | עונש על פעולות סותרות בין סוכנים (אם ניתן לזיהוי ברמה הגלובלית), או תגמול על פעולות מתואמות התומכות במטרה גלובלית. | חיוני להשגת "שיתוף פעולה מושלם" אם המדיניות המשותפת לבדה אינה מספיקה. | בינוני. |

*חשיבות הטבלה:* פונקציית התגמול מכוונת את כל תהליך הלמידה של סוכני ה-MARL. עיצוב קפדני שלה, המאזן בין רווח, סיכון, וביצוע נכון של האסטרטגיה, הוא קריטי להצלחת המערכת.

## **5. אימון מודלים ושיקולים יישומיים**

לאחר תכנון ארכיטקטורת ה-MARL והגדרת רכיביה, השלב הבא והקריטי הוא אימון המערכת, הערכת ביצועיה באופן קפדני, ואופטימיזציה של הפרמטרים השונים. שלב זה חיוני להבטחת יעילותה ועמידותה של המערכת בסביבת השוק הדינמית והרועשת.

### **5.1. אימון מודל עזר ("מיני-מודל") לניתוח גיאומטרי של משולשים**

הרעיון שהועלה הוא ניצול הטעות של הסוכן הראשי (הסוכן הפועל במסגרת ה-MARL) כדי לאמן מודל למידת מכונה נוסף ("מיני-מודל"). מודל זה יתמקד בניתוח הצורות ההרמוניות (המשולשים) הנוצרות מצירופי האותות, במטרה להעריך את איכותן או לקבוע פרמטרים לניהול העסקה, כגון גודל הפוזיציה (שאילתה).

* **מנגנון האימון המוצע:**
  + כאשר הסוכן הראשי נכנס לעסקה (לאחר זיהוי אחת מארבע הסינרגיות והיווצרות משולש), ובהמשך מתבררת תוצאת העסקה, ניתן להשתמש באות השגיאה של הסוכן הראשי כמשוב לאימון מודל העזר.
  + אותות שגיאה רלוונטיים מלמידת חיזוק כוללים את **שגיאת ההפרש הזמני (Temporal Difference Error - TD Error)** או את **ערך היתרון (Advantage)**.1
    - **TD Error (δt​)** מחושב בדרך כלל כ- δt​=Rt+1​+γV(St+1​)−V(St​), כאשר Rt+1​ הוא התגמול שהתקבל, V(St​) הוא הערך המוערך של המצב הנוכחי, ו-V(St+1​) הוא הערך המוערך של המצב הבא (γ הוא מקדם היוון). TD error חיובי מצביע על כך שהתוצאה הייתה טובה מהצפוי, ושלילי מצביע על תוצאה גרועה מהצפוי.
    - **Advantage (At​)** מחושב לעיתים קרובות כ-At​=Q(St​,At​)−V(St​), כאשר Q(St​,At​) הוא ערך הפעולה At​ במצב St​. הוא מודד עד כמה פעולה מסוימת טובה יותר מהממוצע באותו מצב.
  + מודל העזר יכול להיות רשת נוירונים קטנה המקבלת כקלט את המאפיינים הגיאומטריים המנורמלים של המשולש (שחושבו בסעיף 2.4).
  + ה-Target (תווית המטרה) עבור אימון מודל העזר יכול להיות ערך ה-TD error או ה-Advantage שהתקבל מהעסקה הקשורה לאותו משולש. לדוגמה, אם מודל העזר מנסה לחזות את ה-Advantage הצפוי ממשולש נתון, פונקציית האובדן שלו יכולה להיות שגיאה ריבועית ממוצעת (MSE) בין ה-Advantage החזוי ל-Advantage שהתקבל בפועל.
  + המשקולות של מודל העזר מתעדכנות כדי למזער אובדן זה.
* **שילוב פלט מודל העזר:**
  + הפלט של מודל העזר (למשל, ציון איכות המשולש, או גודל פוזיציה מומלץ) יכול להתווסף כמאפיין נוסף למרחב המצב של הסוכן הראשי, ובכך להעשיר את המידע העומד לרשותו.
  + לחלופין, הפלט יכול להשפיע ישירות על לוגיקת קביעת גודל הפוזיציה של הסוכן הראשי, כפי שנדרש בשאילתה.
* **יתרונות פוטנציאליים:**
  + **שיפור הנדסת מאפיינים:** מאפשר למערכת ללמוד באופן אוטומטי אילו תצורות גיאומטריות קשורות לתוצאות מסחר טובות יותר.
  + **התאמה דינמית של ניהול סיכונים:** מאפשר התאמה מדויקת יותר של גודל הפוזיציה לאיכות האות הגיאומטרי.
  + **למידה מטעויות:** מנצל את "הטעויות" (או ההפתעות) של הסוכן הראשי כדי לשפר רכיב ספציפי באסטרטגיה.
* **אתגרים ושיקולים:**
  + **איכות אות ה-RL:** יש להבטיח שאות ה-RL (TD error או Advantage) אכן מכיל מידע רלוונטי לאיכות המשולש ולא רק לרעש אקראי בביצועי הסוכן הראשי או לגורמים אחרים שאינם קשורים למשולש. אם אות ה-RL רועש או מוטה, מודל העזר עלול ללמוד דפוסים שגויים.108
  + **סינכרון ועיכובים:** אם ניתוח המשולש הוא רכיב נפרד המופעל לאחר קבלת אות ראשוני, יש לטפל בעיכובים פוטנציאליים ולוודא שהמידע מגיע לסוכן הראשי בזמן.
  + **מורכבות נוספת:** הוספת מודל למידה נוסף מגדילה את מורכבות המערכת הכוללת ואת דרישות האימון.

גישה זו של שימוש באותות RL לאימון משימות עזר (auxiliary tasks) נחקרת בספרות לשיפור ייצוגים ולמידה יעילה יותר.114 במקרה זה, מודל העזר לניתוח המשולשים יכול להיחשב כמשימת עזר שמטרתה לשפר את יכולת קבלת ההחלטות של הסוכן הראשי לגבי ניהול העסקה.

### **5.2. אחסון נתונים וניהולם**

מערכת מסחר מורכבת כזו מייצרת ומעבדת כמויות גדולות של נתונים מסוגים שונים. בחירת מסד נתונים מתאים היא קריטית לביצועים, לאמינות וליכולת הניתוח של המערכת. הנתונים שיש לאחסן כוללים: נתוני OHLCV גולמיים (5 שנים אחורה ולזמן אמת), נתוני הייקן אשי מעובדים, ערכי אינדיקטורים מחושבים לאורך זמן, מאפייני LVN שזוהו והערכות החוזק שלהם, מאפיינים גיאומטריים של משולשים הרמוניים שנוצרו, פלטי זיהוי משטרים (תוויות משטר, ערכי MMD), וכן נתוני עסקאות שבוצעו, ביצועי המערכת, ולוגים תפעוליים (שאילתה).

* **מאפייני נתונים פיננסיים סדרתיים:** נתונים אלו מאופיינים בחותמת זמן, מגיעים ברצף, ולעיתים קרובות נדרשות שאילתות מבוססות-זמן (למשל, אגרגציות על פני חלונות זמן, חיפוש אירועים סמוכים בזמן).
* **מאגרי נתונים סדרתיים (Time-Series Databases - TSDBs):** מסדי נתונים אלו מותאמים במיוחד לאחסון, עיבוד וניתוח של נתונים סדרתיים, ומציעים יתרונות על פני מסדי נתונים רלציוניים מסורתיים או NoSQL כלליים עבור יישומים מסוג זה.121
  + **יתרונות עיקריים של TSDBs:**
    - **יעילות גבוהה בהכנסת נתונים (High Ingestion Rate):** קריטי לקליטת נתוני שוק בזמן אמת.
    - **דחיסת נתונים יעילה:** מפחיתה עלויות אחסון, במיוחד עבור כמויות גדולות של נתונים היסטוריים.
    - **שאילתות מותאמות לזמן:** פונקציות מובנות לניתוחים מבוססי-זמן (כגון ממוצעים נעים, דגימה מחדש, אינטרפולציה).
    - **מדיניות שמירת נתונים (Retention Policies):** מאפשרת מחיקה או ארכוב אוטומטי של נתונים ישנים.
* **השוואת TSDBs רלוונטיים (QuestDB, InfluxDB, TimescaleDB):**
  + **QuestDB:** מצטיין במהירות הכנסת נתונים גבוהה מאוד ובביצועי שאילתות מהירים באמצעות SQL עם הרחבות לסדרות עתיות. משתמש באחסון עמודתי (columnar storage) ותומך בפרוטוקולים נפוצים כמו InfluxDB Line Protocol ו-PostgreSQL wire protocol. מתאים במיוחד לנתונים פיננסיים ו-IoT עם דרישות ביצועים גבוהות.100
  + **InfluxDB:** פופולרי לניטור ומדדים בזמן אמת. משתמש במנוע אחסון TSM (Time-Structured Merge Tree) ובשפת שאילתות ייעודית Flux (או InfluxQL/SQL). מציע דחיסה טובה ויכולות ניהול שמירת נתונים. עשוי להתמודד עם קשיים בשאילתות מורכבות ובסקלביליות אופקית בהשוואה לאחרים.100
  + **TimescaleDB:** הרחבה של PostgreSQL, המשלבת את היכולות המוכחות של PostgreSQL עם אופטימיזציות לסדרות עתיות (כגון hypertables ו-chunks). תומכת ב-SQL באופן מלא ומציעה פונקציות ייעודיות לסדרות עתיות. מתאימה למערכות הדורשות יכולות SQL מורכבות ואינטגרציה עם סביבת PostgreSQL קיימת, אך עשויה לדרוש יותר משאבים ולהיות מורכבת יותר להתקנה ותחזוקה.100
* **המלצה:** בהינתן הדרישה למסד נתונים "חזק מאוד" (very strong database) ולביצועים גבוהים, **QuestDB** מהווה בחירה מבטיחה בשל מהירות ההכנסה והשאילתות המהירות שלו, במיוחד עבור נתונים פיננסיים. תמיכתו ב-SQL מקלה על האינטגרציה עם כלי ניתוח קיימים. עם זאת, חשוב לבחון את התמיכה שלו בסוגי השאילתות המורכבות שיידרשו לניתוח מאפייני LVN וצורות הרמוניות לאורך זמן. יש לוודא גם את יכולת האינטגרציה החלקה עם ספריות פייתון הנפוצות לניתוח נתונים ולמידת מכונה.

תשתית הנתונים חייבת לתמוך לא רק באחסון נתונים גולמיים, אלא גם באחסון ותשאול יעיל של מאפיינים מהונדסים (ערכי אינדיקטורים, מאפייני LVN, מאפייני משולשים, תוויות משטר) לאורך זמן. יכולת זו קריטית הן לאימון מחדש של מודלים והן לניתוח ביצועים היסטורי, זיהוי הטיות, והבנה מעמיקה של התנהגות המערכת.

### **5.3. הכנת המערכת למסחר בזמן אמת**

המעבר ממערכת שאומנה ונבדקה על נתונים היסטוריים למערכת הפועלת בזמן אמת ומבצעת עסקאות בכסף אמיתי הוא קפיצת מדרגה משמעותית, הדורשת הקפדה יתרה על מספר היבטים 1:

* **בדיקות לאחור (Backtesting) קפדניות:**
  + **ניתוח Walk-Forward:** טכניקה זו, שבה המודל מאומן על חלון נתונים היסטורי אחד ונבדק על חלון עוקב (out-of-sample), ולאחר מכן התהליך חוזר על עצמו עם הזזת החלונות קדימה בזמן, חיונית להערכת ביצועי המערכת בתנאים המדמים שוק משתנה ולהפחתת הסיכון של התאמת יתר.1
  + **טיפול באי-סטציונריות:** יש להעריך את ביצועי המערכת באופן ספציפי על פני משטרי שוק שונים, כפי שזוהו על ידי מנוע ה-MMD, ולוודא שהמערכת נבדקת על מגוון רחב של תקופות היסטוריות המייצגות תנאי שוק מגוונים.1
  + **מידול עלויות ריאליסטי:** יש לכלול בבדיקות עמלות עסקה, החלקה (slippage) צפויה, ועלויות מימון, כדי לקבל תמונה אמיתית של הרווחיות הפוטנציאלית.1
  + **מדדי ביצוע מקיפים:** מעבר לרווח והפסד, יש להעריך מדדים מותאמי סיכון (יחס שארפ, סורטינו), משיכה מקסימלית, אחוז הצלחה, ותוחלת רווח לעסקה. יש גם להעריך את איכות ביצוע כל אחת מארבע הסינרגיות.1
* **אופטימיזציית היפר-פרמטרים:**
  + מערכת MARL מורכבת כוללת מספר רב של היפר-פרמטרים (של אלגוריתם ה-RL, מנוע ה-MMD, רשתות ההטמעה, ואף פרמטרים של האסטרטגיה עצמה).
  + יש להשתמש בכלים מתקדמים לאופטימיזציית היפר-פרמטרים, כגון **Optuna** ו-**Ray Tune** (המשולבת עם RLlib). כלים אלו מאפשרים חיפוש יעיל ומבוזר במרחבי פרמטרים גדולים.1
  + פונקציית המטרה לאופטימיזציה צריכה להתבסס על מדד ביצועים רובסטי (למשל, יחס שארפ על נתוני out-of-sample) ולא רק על רווח גולמי, כדי למנוע התאמת יתר של ההיפר-פרמטרים עצמם.
* **התמודדות עם התאמת יתר (Overfitting):**
  + **טכניקות רגולריזציה:** במהלך אימון רשתות הנוירונים (הן רשת ההטמעה והן רשתות המדיניות/ערך של סוכני ה-RL), יש להשתמש בטכניקות רגולריזציה כגון L1/L2 (המוסיפות עונש על גודל משקולות הרשת) ורגולריזציית אנטרופיה (המעודדת חקירה ומפחיתה התכנסות מוקדמת למדיניות תת-אופטימלית).1 ניתן להגדיר מקדמי רגולריזציה אלו במסגרות RL כמו RLlib.
  + **בדיקות הכללה:** יש לבדוק את ביצועי המערכת המאומנת על מגוון רחב של מכשירים פיננסיים (מעבר לנכס הבודד שעליו אומנה) ועל פני טווחי זמן שונים, כדי להעריך את יכולת ההכללה שלה.1
* **הנדסת תוכנה למסחר בזמן אמת:**
  + **צנרת נתונים אמינה לזמן אמת:** הבטחת קליטה רציפה, עיבוד מהיר, וזמינות נתונים עדכניים לסוכנים.
  + **טיפול בהשהיות (Latency):** זיהוי ומזעור השהיות בתקשורת עם הבורסה, בעיבוד הנתונים, ובקבלת ההחלטות.
  + **ניהול מצב (State Management):** שמירה ועדכון עקביים של מצב הסוכנים, פוזיציות פתוחות, ופקודות פעילות.
  + **עמידות לתקלות (Fault Tolerance):** תכנון המערכת כך שתוכל להתמודד עם תקלות רשת, הפסקות נתונים, או שגיאות פנימיות באופן חינני.
  + **אינטגרציה עם פלטפורמת ביצוע:** חיבור אמין לממשק ה-API של הברוקר לביצוע פקודות וקבלת עדכוני ביצוע.
  + **ניטור ובקרה:** פיתוח לוחות מחוונים (dashboards) לניטור ביצועי המערכת בזמן אמת, התראות על חריגות, ואפשרות להתערבות ידנית במקרה הצורך (Human-in-the-Loop).

המעבר ממודל מוצלח בבדיקות לאחור למערכת מסחר חיה ורווחית הוא אתגר מורכב, הדורש לא רק מודלים סטטיסטיים ולמידת מכונה איכותיים, אלא גם הנדסת תוכנה קפדנית ותשתיות רובסטיות.

**טבלה 5.1: השוואת מסדי נתונים סדרתיים (QuestDB, InfluxDB, TimescaleDB)** (מבוסס על שאילתה ו-100)

| **קריטריון** | **QuestDB** | **InfluxDB** | **TimescaleDB** |
| --- | --- | --- | --- |
| **מהירות הכנסת נתונים (Ingestion Speed)** | גבוהה מאוד, אופטימיזציה ל-throughput גבוה. | גבוהה, מותאמת לנתוני מדדים בזמן אמת. | טובה, אך עשויה להיות נמוכה יותר מ-QuestDB בתרחישי high-cardinality. |
| **מהירות שאילתות (Query Speed)** | מהירה מאוד, במיוחד עבור שאילתות אנליטיות וטווחים זמניים, תומכת ב-SQL. | מהירה עבור שאילתות טיפוסיות לסדרות זמן; Flux/InfluxQL/SQL. | טובה, במיוחד לשאילתות SQL מורכבות הודות לבסיס PostgreSQL. |
| **שפת שאילתות** | SQL עם הרחבות לסדרות זמן. | Flux, InfluxQL, SQL (תלוי בגרסה). | SQL (סטנדרטי של PostgreSQL). |
| **דחיסת נתונים** | יעילה, אחסון עמודתי. | יעילה, מנגנוני TSM. | טובה, מנצלת את יכולות הדחיסה של PostgreSQL (כולל דחיסה עמודתית). |
| **סקלביליות** | אופקית (דורש בחינה ל-extremely large datasets), טובה ל-high cardinality. | אופקית (תלוי בגרסה, עשוי להיות מוגבל יותר ב-OSS). | אנכית ואופקית (דרך שכפול ו-sharding של PostgreSQL). |
| **אינטגרציה עם פייתון** | ספריות לקוח וחיבור דרך PostgreSQL wire protocol. | ספריות לקוח מפותחות. | ספריות לקוח סטנדרטיות של PostgreSQL (psycopg2 וכו'). |
| **יתרונות עיקריים למערכת** | ביצועי הכנסה ושאילתות מעולים, תמיכה ב-SQL. | אקוסיסטם מפותח לניטור, קהילה גדולה. | יכולות SQL מלאות, בגרות של PostgreSQL, הרחבות רבות. |
| **חסרונות פוטנציאליים למערכת** | קהילה קטנה יותר יחסית, פחות בשלות בחלק מהתכונות המתקדמות בהשוואה ל-PostgreSQL. | Flux עשוי לדרוש עקומת למידה; מגבלות בסקלביליות אופקית בגרסאות מסוימות. | דרישות משאבים גבוהות יותר, מורכבות תפעולית של PostgreSQL. |
| **התאמה כללית למערכת המסחר** | גבוהה מאוד (בשל ביצועים ו-SQL). | גבוהה (בשל התמחות בסדרות זמן). | גבוהה (בשל גמישות SQL). |

*חשיבות הטבלה:* בחירת מסד הנתונים תשפיע ישירות על ביצועי המערכת בזמן אמת, על יכולות הניתוח ההיסטורי, ועל מאמצי הפיתוח והתחזוקה.

## **6. סיכום והמלצות**

המחקר הנוכחי הציג תוכנית מקיפה ושאפתנית לפיתוח מערכת מסחר אלגוריתמית מרובת סוכנים (MARL) המיועדת למסחר בחוזים עתידיים. המערכת משלבת באופן ייחודי אינדיקטורים טכניים, ניתוח פרופיל שוק, הנדסת מאפיינים גיאומטריים, זיהוי משטרי שוק דינמי, וארכיטקטורת MARL מתקדמת עם הטמעת נתונים באמצעות רשתות נוירונים.

**תובנות מרכזיות מהמחקר:**

1. **חשיבות הנדסת המאפיינים:** לאור הויתור על נתוני Level 2, איכות הנדסת המאפיינים מנתוני OHLCV, ובפרט כימות "חוזק תחנת LVN" ונרמול מאפייני "צורות הרמוניות", הופכת לקריטית להצלחת המערכת. מאפיינים אלו חייבים להיות בעלי כוח חיזוי סטטיסטי מוכח.
2. **אדפטיביות באמצעות זיהוי משטרים:** שילוב מנוע זיהוי משטרי שוק מבוסס Higher-Rank MMD הוא צעד חיוני להתאמת האסטרטגיה לתנאי שוק משתנים. יש להשקיע בכיול קפדני של מנוע זה ובשילוב מושכל של הפלט שלו במצב הסוכנים.
3. **ארכיטקטורת MARL ורשתות הטמעה:** פרדיגמת CTDE עם אלגוריתם MAPPO מהווה בסיס טוב. הבחירה בארכיטקטורת Transformer להטמעת התצוגות הדינמיות של הסוכנים נראית מבטיחה, אך דורשת אימון מקצה לקצה קפדני וייתכן שגם אימון מקדים.
4. **מודל עזר לניתוח גיאומטרי:** הרעיון לאמן "מיני-מודל" לניתוח משולשים באמצעות אותות RL (כגון TD error) הוא חדשני ויכול לשפר את הערכת איכות האותות וניהול הפוזיציות, אך דורש אימות זהיר של הרלוונטיות של אות ה-RL למשימה זו.
5. **תשתית נתונים רובסטית:** בחירת מסד נתונים סדרתי בעל ביצועים גבוהים (כגון QuestDB) חיונית לאחסון ותשאול יעיל של כלל הנתונים והמאפיינים המהונדסים.

**המלצות ליישום מיטבי:**

1. **פיתוח איטרטיבי ומבוסס בדיקות:** יש לפתח כל רכיב במערכת (אינדיקטורים, LVN, צורות הרמוניות, MMD, רשת הטמעה, MARL) באופן איטרטיבי, תוך ביצוע בדיקות יחידה ובדיקות אינטגרציה קפדניות. יש לתת עדיפות לבניית גרסאות בסיסיות (baseline) ולהוסיף מורכבות בהדרגה.
2. **אימות הנדסת מאפיינים:** לפני שילוב מלא של מאפייני LVN וצורות הרמוניות במערכת ה-MARL, יש לבצע מחקר סטטיסטי מקיף (על נתונים היסטוריים) כדי לאמת את כוח החיזוי שלהם ואת תרומתם הפוטנציאלית לאסטרטגיה.
3. **כיול מנוע ה-MMD:** יש להקדיש מאמץ לכיול פרמטרי מנוע ה-MMD (גודלי חלונות, ספים וכו') כדי להשיג זיהוי משטרים אמין ומדויק, תוך איזון בין רגישות ליציבות.
4. **אופטימיזציית רשת ההטמעה:** יש לבחון בקפידה את ארכיטקטורת רשת ההטמעה (Transformer מומלץ) ואת תהליך האימון שלה. יש לשקול אימון מקדים (pre-training) של הרשת על משימות בלתי מונחות כדי לשפר את איכות ההטמעות הראשוניות.
5. **פשטות התחלתית במודל העזר:** אם מחליטים לממש את ה"מיני-מודל" לניתוח משולשים, יש להתחיל עם מודל פשוט יחסית ולוודא שאות ה-RL המשמש לאימונו אכן רלוונטי ואינו רועש מדי.
6. **תכנון קפדני של פונקציית התגמול:** פונקציית התגמול הגלובלית של מערכת ה-MARL חייבת לשקף באופן מאוזן את יעדי הרווחיות, ניהול הסיכונים, וביצוע נכון של רכיבי האסטרטגיה (כולל הסינרגיות).
7. **בדיקות לאחור מקיפות (Walk-Forward):** יש לבצע בדיקות לאחור קפדניות בשיטת Walk-Forward על פני תקופות זמן ארוכות ומגוונות, תוך התחשבות בעלויות עסקה ובהחלקה, כדי לקבל הערכה ריאליסטית של ביצועי המערכת.
8. **הכנה למסחר חי:** יש לתכנן בקפידה את המעבר למסחר חי, כולל בניית צנרת נתונים אמינה בזמן אמת, מנגנוני ניטור ובקרה, ואסטרטגיות להתמודדות עם תקלות והשהיות.

**אתגרים מרכזיים שנותרו פתוחים:**

* **הגדרה אופטימלית של "תצוגות" דינמיות לסוכנים:** כיצד בדיוק פלט ה-MMD יתורגם לסינון או ארגון מחדש של מאפיינים עבור כל תצוגה Mi​ באופן שימקסם את ביצועי המערכת.
* **נרמול מאפיינים גיאומטריים:** מציאת שיטות הנרמול האופטימליות למאפייני המשולשים ההרמוניים, כך שיהיו אינפורמטיביים ועקביים על פני תנאי שוק שונים.
* **הבטחת קוהרנטיות בפעולות הסוכנים:** על אף השימוש במדיניות משותפת, האתגר של הבטחת פעולות מתואמות ולא סותרות מצד סוכנים הפועלים על סמך תצוגות חלקיות ושונות נותר בעינו.
* **מורכבות אימון:** אימון מערכת MARL מורכבת הכוללת רשתות הטמעה ומודל עזר הוא משימה תובענית מבחינה חישובית ודורשת כיול היפר-פרמטרים קפדני.

לסיכום, התוכנית שהוצגה מתווה דרך לבניית מערכת מסחר אלגוריתמית חזקה וחדשנית. הצלחתה תלויה בביצוע קפדני של כל שלב, במחקר אמפירי מתמשך, ובגישה איטרטיבית לפיתוח ואימות. הפוטנציאל לשיפור ביצועי המסחר באמצעות שילוב טכנולוגיות מתקדמות אלו הוא משמעותי, אך כך גם האתגרים הכרוכים במימושו.

#### Works cited

1. מערכת מסחר מרובת סוכנים: תכנון ופיתוח
2. 1-Minute Heikin-Ashi Strategy (5-Minute Trade Time) : r/binaryoptions - Reddit, accessed on June 5, 2025, <https://www.reddit.com/r/binaryoptions/comments/1jcg5vo/1minute_heikinashi_strategy_5minute_trade_time/>
3. Heiken Ashi Using pandas python - Stack Overflow, accessed on June 5, 2025, <https://stackoverflow.com/questions/40613480/heiken-ashi-using-pandas-python>
4. Transforming Candlesticks OHLC into Heikin-Ashi Using Python - Unofficed, accessed on June 5, 2025, <https://unofficed.com/courses/mastering-algotrading-beginners-guide-nsepython/lessons/transforming-candlesticks-ohlc-into-heikin-ashi-using-python/>
5. Calculating Heikin-Ashi candles in Python - Quant Nomad, accessed on June 5, 2025, <https://quantnomad.com/calculating-heikin-ashi-candles-in-python/>
6. 3 Advanced Charting Techniques | PDF - Scribd, accessed on June 5, 2025, <https://www.scribd.com/document/772483560/3-Advanced-Charting-Techniques>
7. Tradingview strategy with heiken ashi - Reddit, accessed on June 5, 2025, <https://www.reddit.com/r/TradingView/comments/1kfdk5n/tradingview_strategy_with_heiken_ashi/>
8. MarketProfile - PyPI, accessed on June 5, 2025, <https://pypi.org/project/MarketProfile/>
9. Market Profile — Market Profile 0.2.0 documentation, accessed on June 5, 2025, <https://marketprofile.readthedocs.io/en/latest/>
10. bfolkens/py-market-profile: A library to calculate Market Profile (aka Volume Profile) for financial data from a Pandas DataFrame. - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/bfolkens/py-market-profile>
11. Support Resistance Algorithm - Technical analysis - Stack Overflow, accessed on June 5, 2025, <https://stackoverflow.com/questions/8587047/support-resistance-algorithm-technical-analysis>
12. A Simple Python Function to Detect Support/Resistance Levels - Kite Connect Trading APIs, accessed on June 5, 2025, <https://kite.trade/forum/discussion/1047/a-simple-python-function-to-detect-support-resistance-levels>
13. Strong Support and Resistance Levels Detection With Python For FOREX And Stocks Trading Algorithms - YouTube, accessed on June 5, 2025, <https://www.youtube.com/watch?v=MkecdbFPmFY>
14. Volume Profile With HVN & LVN detector — Indicator by Madpuppy88 - TradingView, accessed on June 5, 2025, <https://www.tradingview.com/script/CHxGnqBD-Volume-Profile-With-HVN-LVN-detector/>
15. Volume Profile in detail - WH SelfInvest: Futures, CFDs, Forex, stocks & options. Low rates. Legendary service., accessed on June 5, 2025, <https://www.whselfinvest.com/en-nl/trading-platform/store/trading-strategies/daytrading-volume-profile>
16. peak\_prominences — SciPy v1.15.3 Manual, accessed on June 5, 2025, <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.peak_prominences.html>
17. Complete Guide on Time Series Analysis in Python - Kaggle, accessed on June 5, 2025, <https://www.kaggle.com/code/prashant111/complete-guide-on-time-series-analysis-in-python>
18. Detecting & Trading Technical Chart Patterns w/ Python - Alpaca, accessed on June 5, 2025, <https://alpaca.markets/learn/algorithmic-trading-chart-pattern-python>
19. Accessing the full scope of the higher timeframe datas on lower timeframes : r/TradingView, accessed on June 5, 2025, <https://www.reddit.com/r/TradingView/comments/1i80cik/accessing_the_full_scope_of_the_higher_timeframe/>
20. Projection Bands - Strategy, Rules, Settings, Returns, Performance - QuantifiedStrategies.com, accessed on June 5, 2025, <https://www.quantifiedstrategies.com/projection-bands/>
21. Normalized ATR: Two Ways of Expressing ATR as Percentage - Macroption, accessed on June 5, 2025, <https://www.macroption.com/normalized-atr/>
22. ATR Normalized - TrendSpider, accessed on June 5, 2025, <https://help.trendspider.com/kb/indicators/atr-normalized>
23. Triangle Price Pattern Detection In Python | Algorithmic Trading Indicator - YouTube, accessed on June 5, 2025, <https://www.youtube.com/watch?v=WVNB_6JRbl0>
24. The Shapely User Manual — Shapely 2.0.4 documentation, accessed on June 5, 2025, <https://shapely.readthedocs.io/en/2.0.4/manual.html>
25. How to Normalize and Standardize Time Series Data in Python - Machine Learning Mastery, accessed on June 5, 2025, <https://machinelearningmastery.com/normalize-standardize-time-series-data-python/>
26. 5. Feature Normalization - Data Science in Python - Read the Docs, accessed on June 5, 2025, <https://python-data-science.readthedocs.io/en/latest/normalisation.html>
27. Z-Score Normalization Made Simple & How To Tutorial In Python - Spot Intelligence, accessed on June 5, 2025, <https://spotintelligence.com/2025/02/14/z-score-normalization/>
28. The Ultimate Guide on How to Normalize Large Datasets | ExactBuyer Blog, accessed on June 5, 2025, <https://blog.exactbuyer.com/post/how-to-normalize-large-datasets>
29. Building an Adaptive Trading System with Regime Switching, GA's & RL : r/quant - Reddit, accessed on June 5, 2025, <https://www.reddit.com/r/quant/comments/1jhhk3c/building_an_adaptive_trading_system_with_regime/>
30. Non-parametric online market regime detection and regime clustering for multidimensional and path-dependent data structures - IDEAS/RePEc, accessed on June 4, 2025, <https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2306.15835.html>
31. OMI Research Newsletter – August 2023 - Oxford Man Institute of Quantitative Finance, accessed on June 4, 2025, <https://oxford-man.ox.ac.uk/wp-content/uploads/2023/08/OMINewsLetter-Aug23.pdf>
32. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2506.01718v1>
33. [2506.01718] Signature Maximum Mean Discrepancy Two-Sample Statistical Tests - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/abs/2506.01718>
34. Generative model for financial time series trained with MMD using a signature kernel - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/html/2407.19848v3>
35. generative model for financial time series trained - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2407.19848>
36. Generative model for financial time series trained with MMD using a signature kernel - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/abs/2407.19848>
37. issaz/signature-regime-detection: Code accompanying the paper "Pathwise methods for non-parametric online market regime detection and regime clustering for multidimensional and non-Markovian data" - GitHub, accessed on June 4, 2025, <https://github.com/issaz/signature-regime-detection>
38. Code for "Generative model for financial time series trained with MMD using a signature kernel" - GitHub, accessed on June 4, 2025, <https://github.com/luchungi/Generative-Model-Signature-MMD>
39. (PDF) Generative model for financial time series trained with MMD using a signature kernel, accessed on June 5, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/382655425_Generative_model_for_financial_time_series_trained_with_MMD_using_a_signature_kernel>
40. NeurIPS Poster Foundations of Multivariate Distributional Reinforcement Learning, accessed on June 5, 2025, <https://neurips.cc/virtual/2024/poster/94528>
41. The Signature Method with Sktime, accessed on June 4, 2025, <https://www.sktime.net/en/latest/examples/transformation/signature_method.html>
42. A Primer on the Signature Method in Machine Learning - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/1603.03788>
43. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2205.12706v4>
44. MMD-Sense-Analysis: Word Sense Detection Leveraging Maximum Mean Discrepancy, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2506.01602v1>
45. maximum\_mean\_discrepancy - Kaggle, accessed on June 5, 2025, <https://www.kaggle.com/code/onurtunali/maximum-mean-discrepancy>
46. Maximum Mean Discrepancy (MMD), accessed on June 5, 2025, <https://jejjohnson.github.io/research_journal/appendix/similarity/mmd/>
47. Higher Order Kernel Mean Embeddings to Capture Filtrations of Stochastic Processes - OpenReview, accessed on June 4, 2025, <https://openreview.net/pdf?id=CtugaUzfYw>
48. maudl3116/higherOrderKME: Code for the NeurIPS 2021 paper "Higher Order Kernel Mean Embeddings to Capture Filtrations of Stochastic Processes". - GitHub, accessed on June 4, 2025, <https://github.com/maudl3116/higherOrderKME>
49. Dynamic Portfolio Return Classification Using Price-Aware Logistic Regression - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/11/1885>
50. accessed on January 1, 1970, <https://cssanalytics.wordpress.com/2014/07/20/hidden-markov-models-for-market-regime-detection-part-2/>
51. QMIX-GNN: A Graph Neural Network-Based Heterogeneous Multi-Agent Reinforcement Learning Model for Improved Collaboration and Decision-Making - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/7/3794>
52. A Review of Multi-Agent Reinforcement Learning Algorithms - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/4/820>
53. (PDF) MARFT: Multi-Agent Reinforcement Fine-Tuning - ResearchGate, accessed on June 5, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/391057714_MARFT_Multi-Agent_Reinforcement_Fine-Tuning>
54. Heterogeneous Multi-Agent Reinforcement Learning for Zero-Shot Scalable Collaboration - arXiv, accessed on June 5, 2025, [https://arxiv.org/pdf/2404.03869?](https://arxiv.org/pdf/2404.03869)
55. Dynamic Communication in Multi-Agent Reinforcement Learning via Information Bottleneck, accessed on June 5, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/389763962_Dynamic_Communication_in_Multi-Agent_Reinforcement_Learning_via_Information_Bottleneck>
56. JaxMARL: Multi-Agent RL Environments and Algorithms in JAX - NIPS papers, accessed on June 5, 2025, <https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2024/file/5aee125f052c90e326dcf6f380df94f6-Paper-Datasets_and_Benchmarks_Track.pdf>
57. Solving Action Semantic Conflict in Physically Heterogeneous Multi-Agent Reinforcement Learning with Generalized Action-Prediction Optimization - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/5/2580>
58. MARL-Based Dual Reward Model on Segmented Actions for Multiple Mobile Robots in Automated Warehouse Environment - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/9/4703>
59. distributed resource allocation in 5g networks with multi- agent reinforcement learning - Carleton University, accessed on June 5, 2025, <https://cell-devs-02.sce.carleton.ca/publications/2022/MAWB22/DISTRIBUTED-RESOURCE-ALLOCATION-IN-5G-NETWORKS-WITH-MULTI-AGENT-REINFORCEMENT-LEARNING.pdf>
60. Dynamic Sight Range Selection in Multi-Agent Reinforcement Learning - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/html/2505.12811v1>
61. Dynamic Sight Range Selection in Multi-Agent Reinforcement Learning - ResearchGate, accessed on June 5, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/391877944_Dynamic_Sight_Range_Selection_in_Multi-Agent_Reinforcement_Learning>
62. Mean-Field Cooperative Multi-agent Reinforcement Learning: Modelling, Theory, and Algorithms - UC Berkeley, accessed on June 5, 2025, <https://escholarship.org/content/qt91t7n53s/qt91t7n53s.pdf>
63. How to Build a Multi-Agent AI System : In-Depth Guide, accessed on June 5, 2025, <https://www.aalpha.net/blog/how-to-build-multi-agent-ai-system/>
64. CMES | Free Full-Text | Deep Learning for Financial Time Series Prediction: A State-of-the-Art Review of Standalone and Hybrid Models, accessed on June 4, 2025, <https://www.techscience.com/CMES/v139n1/55114/html>
65. Time Series Anomaly Detection via Reinforcement Learning-Based Model Selection - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2205.09884>
66. Universal Time-Series Representation Learning: A Survey - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2401.03717v1>
67. Deep Learning for Event-Driven Stock Prediction - IJCAI, accessed on June 4, 2025, <https://www.ijcai.org/Proceedings/15/Papers/329.pdf>
68. Deep Reinforcement Learning: A Chronological Overview and Methods - MDPI, accessed on June 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2673-2688/6/3/46>
69. koenecke.infosci.cornell.edu, accessed on June 4, 2025, <https://koenecke.infosci.cornell.edu/files/Deep_Learning_for_Time_Series_Tutorial.pdf>
70. Course:CPSC522/Financial Forecasting using LSTM Networks ..., accessed on June 4, 2025, <https://wiki.ubc.ca/Course:CPSC522/Financial_Forecasting_using_LSTM_Networks>
71. Deep Convolutional Transformer Network for Stock Movement Prediction - MDPI, accessed on June 4, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/21/4225>
72. How to normalize histograms in joinplot margins - Stack Overflow, accessed on June 5, 2025, <https://stackoverflow.com/questions/73388497/how-to-normalize-histograms-in-joinplot-margins>
73. Discerning Temporal Difference Learning - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/html/2310.08091v2>
74. Discerning Temporal Difference Learning, accessed on June 5, 2025, <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/29335/30519>
75. Automation and Feature Selection Enhancement with Reinforcement Learning (RL) - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2503.11991>
76. How can I robustly detect dynamic support and resistance levels programmatically in Python? - Quantitative Finance Stack Exchange, accessed on June 5, 2025, <https://quant.stackexchange.com/questions/82384/how-can-i-robustly-detect-dynamic-support-and-resistance-levels-programmatically>
77. Awesome financial time series forecasting papers and codes - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/TongjiFinLab/awesome-financial-time-series-forecasting>
78. princeton-nlp/QuRating-GPT3.5-Judgments-Test · Datasets at Hugging Face, accessed on June 5, 2025, <https://huggingface.co/datasets/princeton-nlp/QuRating-GPT3.5-Judgments-Test>
79. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2501.17992>
80. arXiv:2504.02281v3 [cs.CE] 16 May 2025, accessed on June 4, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2504.02281>
81. Transformer vs. LSTM: 4 Key Differences and How to Choose - Kolena, accessed on June 5, 2025, <https://www.kolena.com/guides/transformer-vs-lstm-4-key-differences-and-how-to-choose/>
82. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2503.22192v1>
83. ojs.aaai.org, accessed on June 4, 2025, <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/16144/15951>
84. Using the Sequence-Space Jacobian to Solve and Estimate Heterogeneous-Agent Models - Ludwig Straub, accessed on June 4, 2025, <https://straub.scholars.harvard.edu/file_url/138>
85. khalilbraham/Financial-Time-Series-Forecasting - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/khalilbraham/Financial-Time-Series-Forecasting>
86. LucaButera/TS-embedding-regularization: Official code repository for the paper "On the Regularization of Learnable Embeddings for Time Series Forecasting" - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/LucaButera/TS-embedding-regularization>
87. Time-Series-Analysis/transformer-time-series-autoencoder.ipynb at main - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/wujinja-cgu/Time-Series-Analysis/blob/main/transformer-time-series-autoencoder.ipynb>
88. qingsongedu/time-series-transformers-review - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/qingsongedu/time-series-transformers-review>
89. LSTM versus Transformers: A Practical Comparison of Deep Learning Models for Trading Financial Instruments - SciTePress, accessed on June 5, 2025, <https://www.scitepress.org/Papers/2024/129811/129811.pdf>
90. Official code, datasets and checkpoints for "Timer: Generative Pre-trained Transformers Are Large Time Series Models" (ICML 2024) - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/thuml/Large-Time-Series-Model>
91. Financial Time Series Forecasting using Deep Learning Techniques and Innovative Image Encoding Approaches - GitHub, accessed on June 5, 2025, <https://github.com/ShubhamG2311/Financial-Time-Series-Forecasting>
92. Backpropagation | Practical Reinforcement Learning for Robotics and AI, accessed on June 4, 2025, <https://www.reinforcementlearningpath.com/backpropagation/>
93. Real-Time Recurrent Reinforcement Learning - AAAI Publications, accessed on June 4, 2025, <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/34001/36156>
94. A Comprehensive Survey of Deep Learning for Time Series Forecasting: Architectural Diversity and Open Challenges - arXiv, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2411.05793>
95. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2502.09625>
96. Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data, accessed on June 4, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6377125/>
97. arxiv.org, accessed on June 4, 2025, <https://arxiv.org/html/2502.15813v1>
98. An attention embedded DUAL-LSTM method for financial risk early warning of the three new board-listed companies, accessed on June 4, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10280675/>
99. RadicalPy: A Tool for Spin Dynamics Simulations | Journal of Chemical Theory and Computation - ACS Publications, accessed on June 5, 2025, <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acs.jctc.4c00887>
100. QuestDB vs TimescaleDB vs InfluxDB: Choosing the Best for Time Series Data Processing, accessed on June 5, 2025, <https://risingwave.com/blog/questdb-vs-timescaledb-vs-influxdb-choosing-the-best-for-time-series-data-processing/>
101. TimescaleDB vs. QuestDB: Performance benchmarks and overview, accessed on June 5, 2025, <https://questdb.com/blog/timescaledb-vs-questdb-comparison/>
102. Temporal difference learning (TD Learning) - Engati, accessed on June 5, 2025, <https://www.engati.com/glossary/temporal-difference-learning>
103. arXiv:2506.03038v1 [cs.CL] 3 Jun 2025, accessed on June 5, 2025, <http://www.arxiv.org/pdf/2506.03038>
104. Temporal Difference Learning: Benefits & Limitations, accessed on June 5, 2025, <https://botpenguin.com/glossary/temporal-difference-learning>
105. arXiv:2310.08091v2 [cs.LG] 10 Feb 2024, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2310.08091>
106. Reinforcement Learning: Temporal Difference (TD) Learning – Jordan J Hood, accessed on June 5, 2025, <https://www.lancaster.ac.uk/stor-i-student-sites/jordan-j-hood/2021/04/12/reinforcement-learning-temporal-difference-td-learning/>
107. Reinforcement Learning Framework for Server Placement and Workload Allocation in Multi-Access Edge Computing - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2203.07998>
108. Predictive auxiliary objectives in deep RL mimic learning in the brain | OpenReview, accessed on June 5, 2025, <https://openreview.net/forum?id=agPpmEgf8C>
109. REINFORCEMENT LEARNING WITH UNSUPERVISED AUXILIARY TASKS - OpenReview, accessed on June 5, 2025, <https://openreview.net/pdf?id=SJ6yPD5xg>
110. Stop Regressing: Training Value Functions via Classification for Scalable Deep RL - arXiv, accessed on June 5, 2025, <http://arxiv.org/pdf/2403.03950>
111. Stop Regressing: Training Value Functions via Classification for Scalable Deep RL - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/html/2403.03950v1>
112. Temporal difference learning - Wikipedia, accessed on June 5, 2025, <https://en.wikipedia.org/wiki/Temporal_difference_learning>
113. Why do actors in actor-critic algorithms aim to increase the TD error? - Reddit, accessed on June 5, 2025, <https://www.reddit.com/r/reinforcementlearning/comments/11d0i24/why_do_actors_in_actorcritic_algorithms_aim_to/>
114. Machine Learning in Trading Systems: A Complete Guide 2024 - TradeFundrr, accessed on June 5, 2025, <https://tradefundrr.com/machine-learning-in-trading-systems/>
115. Adaptive Auxiliary Task Weighting for Reinforcement Learning, accessed on June 5, 2025, <http://papers.neurips.cc/paper/8724-adaptive-auxiliary-task-weighting-for-reinforcement-learning.pdf>
116. Tutorial #4: auxiliary tasks in deep reinforcement learning - Research Blog - RBC Borealis, accessed on June 5, 2025, <https://rbcborealis.com/research-blogs/tutorial-4-auxiliary-tasks-deep-reinforcement-learning/>
117. Auxiliary task discovery through generate-and-test - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/html/2210.14361v2>
118. Auxiliary Task-based Deep Reinforcement Learning for Quantum Control - arXiv, accessed on June 5, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2302.14312>
119. Reinforcement Learning via Auxiliary Task Distillation - arXiv, accessed on June 5, 2025, [https://arxiv.org/pdf/2406.17168?](https://arxiv.org/pdf/2406.17168)
120. Reinforcement Learning with Automated Auxiliary Loss Search, accessed on June 5, 2025, <https://seqml.github.io/a2ls/>
121. What Is a Time-Series Database and Why Do I Need One? - TDengine, accessed on June 5, 2025, <https://tdengine.com/what-is-a-time-series-database/>
122. Top 41 Time Series Databases (2025) - Dragonfly, accessed on June 5, 2025, <https://www.dragonflydb.io/databases/rankings/time-series>
123. Real-Time & Historical Tick Data with Nanosecond Precision - Databento, accessed on June 5, 2025, <https://databento.com/tick-data>
124. Time Series Data and Tick Databases - TimeStored.com, accessed on June 5, 2025, <https://www.timestored.com/data/>
125. Matplotlib for Financial Data Visualization - llego.dev, accessed on June 5, 2025, <https://llego.dev/posts/matplotlib-financial-data-visualization/>
126. Python Libraries for Quantitative Trading | QuantStart, accessed on June 5, 2025, <https://www.quantstart.com/articles/python-libraries-for-quantitative-trading/>
127. Top 3 Time-Series Databases For Algorithmic Trading - Arunangshu Das, accessed on June 5, 2025, <https://arunangshudas.com/blog/top-3-time-series-databases-for-algorithmic-trading/>
128. What to look for in a time series database for high-performance analytics - KX, accessed on June 5, 2025, <https://kx.com/blog/choosing-a-time-series-database/>
129. Compare QuestDB vs TimescaleDB - InfluxDB, accessed on June 5, 2025, <https://www.influxdata.com/comparison/questdb-vs-timescaledb/>
130. Performance and Scalability of InfluxDB, TimescaleDB, and QuestDB - RisingWave, accessed on June 5, 2025, <https://risingwave.com/blog/performance-and-scalability-of-influxdb-timescaledb-and-questdb/>
131. The Best Time-Series Databases Compared - Timescale, accessed on June 5, 2025, <https://www.timescale.com/learn/the-best-time-series-databases-compared>