# מחקר מעמיק אודות בנייה ומימוש של מערכת מסחר אלגוריתמית בפלטפורמת Windsurf

## פרק 1: יסודות אסטרטגיים וארכיטקטוניים

### 1.1. חזון המערכת: ארכיטקטורת מסחר אלגוריתמית משולבת

היוזמה המונחת ביסוד מחקר זה עוסקת בתכנון והקמה של מערכת מסחר אלגוריתמית מתוחכמת ביותר, המיועדת לפעול בשוק החוזים העתידיים. מערכת זו שואפת למזג באופן סינרגטי אסטרטגיית מסחר רב-שכבתית ספציפית עם רכיבי בינה מלאכותית ולמידת מכונה מתקדמים. בין רכיבים אלו נכללים מנוע זיהוי משטרי שוק המבוסס על מדד Higher-Rank Maximum Mean Discrepancy (MMD), מערך למידת חיזוק מרובת סוכנים (MARL) לביצוע הוראות, ושילוב עקרונות בהשראת סופרפוזיציה קוונטית לשיפור עמידות המערכת. המטרה הכוללת היא לתכנן מערכת המסוגלת להסתגל לתנאי שוק דינמיים ולבצע פעולות מסחר בדיוק ויעילות גבוהים, תוך מינוף יכולות פלטפורמת Windsurf. הצלחתה של מערכת כה מורכבת תלויה לא רק במצוינות של כל רכיב בנפרד, אלא באופן קריטי באינטראקציה החלקה ביניהם. הארכיטקטורה חייבת לאפשר זרימת מידע יעילה בין מנוע זיהוי המשטרים, סוכני ה-MARL, ולוגיקת האסטרטגיה. יתר על כן, השילוב המפורש של מנוע MMD וחקירת טכניקות סופרפוזיציה מדגיש דרישה יסודית מהמערכת ליכולת הסתגלות גבוהה לסביבות שוק לא-סטציונריות, אתגר מרכזי במסחר אלגוריתמי.

### 1.2. צלילה לעומק אסטרטגיית המסחר: אינדיקטורים, טווחי זמן וסינרגיות

בליבת המערכת המוצעת עומדת אסטרטגיית מסחר רב-שכבתית המשלבת מספר אינדיקטורים טכניים, ניתוח פרופיל שוק ופרשנות גיאומטרית של צירופי אותות.

#### 1.2.1. MLMI ו-NW-RQK על גרפים של 30 דקות

* **Machine Learning Momentum Index (MLMI):** אינדיקטור זה, הפועל על גרף של 30 דקות, משלב ניתוח מומנטום מסורתי עם טכניקות למידת מכונה. הוא מחשב ממוצע נע משוקלל (WMA) מהיר (5 תקופות) ואיטי (20 תקופות) של מדד ה-Relative Strength Index (RSI) על מנת לאמוד מומנטום בטווח הקצר והארוך. ייחודו של ה-MLMI טמון בשימוש באלגוריתם k-Nearest Neighbors (k-NN) לניתוח דפוסי נתונים היסטוריים וליצירת חיזוי מומנטום אדפטיבי. האסטרטגיה המיועדת צפויה להשתמש בחצייה של קו החיזוי של MLMI עם ה-WMA שלו כאות כניסה או אישור. פרמטרי ברירת המחדל של האינדיקטור אמורים לספק רובסטיות מספקת, ללא צורך באופטימיזציה מתמדת שלהם.
* **Nadaraya-Watson Rational Quadratic Kernel Regression (NW-RQK):** אינדיקטור זה יפעל גם הוא על גרף של 30 דקות. הוא מיישם רגרסיית ליבה (kernel regression) לא-פרמטרית, שמטרתה להעריך עקומת "התאמה מיטבית" (best-fit) לנתוני המחיר מבלי להניח התפלגות בסיסית כלשהי. האינדיקטור משתמש בליבת Rational Quadratic, המעניקה משקל גבוה יותר לנתוני מחיר עדכניים ובכך מאפשרת תגובה מהירה יותר לשינויי מחיר. תכונה קריטית של אינדיקטור זה היא היותו "non-repainting", כלומר ערכי האינדיקטור עבור נר (bar) שנסגר נותרים קבועים, דבר החיוני לאמינות של בדיקות לאחור (backtesting) וביצוע חי. האות מה-NW-RQK יתקבל כאשר עקומת הרגרסיה משנה את כיוונה והופכת שורית או דובית. גם כאן, ההנחה היא שפרמטרי ברירת המחדל יספקו ביצועים רובסטיים.

#### 1.2.2. מיטיגציית FVG על גרפים של 5 דקות

* **Fair Value Gap (FVG) - LuxAlgo:** אינדיקטור זה יפעל על גרף של 5 דקות (עדכון מהדרישה המקורית לגרף של דקה ב-). הוא מזהה אזורים של חוסר איזון בין היצע לביקוש בשוק, המתבטאים כפערים (gaps) על גרף המחירים. האסטרטגיה דורשת אות "מיטיגציה" (mitigation) של FVG, המתרחשת כאשר המחיר חוזר לאזור הפער וממלא אותו, לפחות חלקית. לאחר המיטיגציה, חוסר האיזון נחשב כפתור, וקיימת ציפייה להיפוך כיוון המחיר. פרמטר רלוונטי כולל 'Threshold %', המשמש לסינון גודל הפערים המזוהים.

#### 1.2.3. "תחנות מחיר" LVN מפרופיל שוק של 30 דקות

* **Low Volume Nodes (LVN):** רכיב זה יזוהה על גרף של 30 דקות מתוך ניתוח פרופיל השוק (Market Profile). LVNs הם אזורי מחיר בפרופיל השוק שבהם התקיים נפח מסחר נמוך יחסית. באסטרטגיה זו, LVNs מייצגים "תחנות" מחיר משמעותיות שהשוק נוטה לנוע ביניהן. הגעה של המחיר ל-LVN נתפסת כנקודה המגדילה את הפוטנציאל לעסקה מוצלחת. "עוצמת התחנה" (כלומר, חשיבות ה-LVN) תוערך על בסיס התנהגות היסטורית, כגון מספר הפעמים שהרמה נבדקה כתמיכה או התנגדות, ונפח המסחר שהתקיים ברמה זו בבדיקות קודמות. הערכה זו תשפיע ישירות על גודל הפוזיציה שתיפתח.

עוצמתה של האסטרטגיה נובעת מהדרישה לאישור רב-שכבתי, המשלב אותות מסוגי ניתוח שונים (מומנטום, רגרסיה, חוסר איזון, פרופיל נפח) על פני טווחי זמן מרובים. גישה זו נועדה לסנן רעשי שוק ולשפר את איכות אותות הכניסה. האינטראקציה בין טווח הזמן של 30 דקות (עבור MLMI, NW-RQK, LVN) לטווח הזמן של 5 דקות (עבור מיטיגציית FVG וציור התבניות ההרמוניות) היא קריטית. טווח הזמן הגבוה יותר קובע את ההקשר הרחב או המגמה הפוטנציאלית, בעוד שטווח הזמן הנמוך יותר משמש לחידוד נקודת הכניסה ולזיהוי תבניות. הדבר מחייב מנגנוני סנכרון והקרנת נתונים מדויקים. ההנחה כי פרמטרי ברירת המחדל של האינדיקטורים מספקים רובסטיות מספקת, ללא צורך באופטימיזציה מתמדת , מהווה החלטה תכנונית משמעותית. בעוד שגישה זו מפשטת את הפריסה ומפחיתה את הסיכון להתאמת יתר כתוצאה מכיול פרמטרים, היא מטילה נטל כבד יותר על מנוע ה-MMD וסוכני ה-MARL להתאים את עצמם לתגובות השוק המשתנות לאינדיקטורים בעלי פרמטרים קבועים אלו.

### 1.3. רכיב אסטרטגי חדשני: ניתוח תבניות הרמוניות (משולשים)

רעיון מרכזי וחדשני באסטרטגיה המוצעת הוא לפרש את צירוף שלושת האותות העיקריים (מ-MLMI, NW-RQK, ומיטיגציית FVG) לא רק כרצף אירועים, אלא כיצירה של "צורה הרמונית" – ספציפית, משולש גיאומטרי – על גרף של 5 דקות. כל אחד משלושת האותות מציין קודקוד של המשולש. לאחר זיהוי שלושת קודקודי המשולש (הנקבעים על פי נקודות הזמן והמחיר של כל אות), ניתן לחלץ מהם מאפיינים גיאומטריים כמותיים, כגון אורכי צלעות המשולש, הזוויות הפנימיות שלו, יחסים בין גבהים לבסיסים, או פרמטרים נוספים המגדירים את צורתו הייחודית. מאפיינים גיאומטריים אלו ישמשו להערכת "נכונות" או "איכות" הכניסה הפוטנציאלית, כאשר ההנחה היא שתצורות משולש מסוימות, בעלות מאפיינים גיאומטריים ספציפיים, עשויות להיות בעלות הסתברות גבוהה יותר להצלחה. הערכה זו תשפיע ישירות על החלטות ניהול הסיכונים, ובפרט על גודל הפוזיציה.

גישה זו של הנדסת מאפיינים גיאומטריים מהווה היבט ייחודי ומקורי. היא מנסה לכמת היבטים של ניתוח תבניות גרפיות שלעיתים קרובות נתפסים כסובייקטיביים. האתגר המרכזי יהיה בהגדרה רובסטית של תצורות גיאומטריות "טובות" או "יציבות" ובאימות כוח החיזוי הסטטיסטי שלהן. הקישור הישיר בין איכות התבנית ההרמונית, עוצמת ה-LVN, וגודל הפוזיציה, מכניס רכיב ניהול סיכונים דינמי לליבת ביצוע האסטרטגיה.

### 1.4. אסטרטגיית רכישת וניהול נתונים (OHLCV, ספקים, חוזים מתגלגלים)

המערכת תתבסס על נתוני ברים (Open, High, Low, Close, Volume - OHLCV) של חוזים עתידיים ברזולוציות של 30 דקות ו-5 דקות, בהתאם להעדפת המשתמש. החלטה זו, המהווה שינוי מההתייחסות המקורית לנתוני רמה 2 , נובעת מהרצון להפחית "רעש" וסיבוכיות מיותרת. ספקי נתונים מומלצים כוללים את Databento ו-dxFeed, המספקים ממשקי API למפתחים. Databento, לדוגמה, מציעה תמיכה מובנית בחוזים מתגלגלים ("Smart symbology") וחותמות זמן ברמת ננו-שנייה. טיפול נכון בחוזים מתגלגלים חיוני ליצירת סדרות מחירים רציפות וארוכות טווח לצורך בדיקות לאחור ואימון מודלים. איכות נתוני הברים עצמם (דיוק, שלמות, סנכרון) נשארת בעלת חשיבות עליונה.

המעבר לנתוני OHLCV מפשט את שלב עיבוד הנתונים הראשוני אך מעביר את הדגש לאיכות וליכולת המיצוי של האינדיקטורים ושל מנוע זיהוי המשטרים מתוך נתונים אגרגטיביים יותר. אחד האתגרים המרכזיים הנובעים מהחלטה זו הוא חישוב פרופיל שוק וזיהוי LVNs. פרופיל שוק קלאסי דורש נתונים גרנולריים יותר מברי OHLCV של 30 דקות. ייתכן שיהיה צורך להשתמש בנתוני OHLCV ברזולוציה גבוהה יותר (למשל, דקה) לצורך בניית פרופיל ה-30 דקות, או להשתמש בהערכות סטטיסטיות. איכות זיהוי ה-LVNs, המשפיעה ישירות על רכיב ניהול הסיכונים באסטרטגיה, תלויה באופן קריטי באיכות פרופיל השוק שממנו הם נגזרים.

**טבלה 1.1: הגדרות אינדיקטורים מרכזיים באסטרטגיה, טווחי זמן ולוגיקת אותות**

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

טבלה זו מרכזת את המידע הבסיסי על אבני הבניין של האסטרטגיה, ומשמשת נקודת ייחוס להמשך הדיון על הנדסת מאפיינים, בניית מצב הסוכן והגדרת המדיניות.

## פרק 2: צנרת עיבוד נתונים והנדסת מאפיינים מתקדמת

### 2.1. הקמה, ניקוי וארגון של נתוני OHLCV ונתוני פרופיל שוק

צנרת נתונים אמינה ויעילה היא חיונית למערכת. תהליך ה-ETL (Extract, Transform, Load) יתחיל בשליפת נתוני ה-OHLCV הגולמיים (5 דקות ו-30 דקות) מה-API של ספק הנתונים הנבחר (למשל, Databento, dxFeed). שלב הניקוי יכלול טיפול בערכים חסרים (למשל, באמצעות אינטרפולציה ליניארית או שיטות מתוחכמות יותר, תוך זהירות שלא להכניס הטיות), זיהוי וטיפול בחריגות (outliers), וסנכרון קפדני של חותמות הזמן בין טווחי הזמן השונים. הנתונים הנקיים יאוחסנו בפורמט המאפשר גישה מהירה ויעילה, כגון קבצי Parquet, HDF5, או מסד נתונים ייעודי לסדרות עתיות כמו QuestDB. חישוב פרופיל השוק וזיהוי LVNs מנתוני ה-OHLCV של 30 דקות הוא שלב קריטי. אם נתוני ה-OHLCV של 30 דקות אינם מספקים רזולוציה מספקת לבניית פרופיל משמעותי, יש לשקול שימוש בנתוני OHLCV של דקה לצורך בניית פרופיל ה-30 דקות. ספריות פייתון כגון MarketProfile עשויות לסייע בחישוב הפרופיל. זיהוי LVNs ידרוש הגדרת סף כמותי. אמינותה של כלל מערכת המסחר תלויה באופן קריטי בצנרת נתונים זו. שגיאות ברכישה, ניקוי או התאמת חוזים מתגלגלים עלולות להוביל לאותות שגויים ולהחלטות מסחר לקויות. איכות כל הנדסת המאפיינים שתתבצע בהמשך (אינדיקטורים, LVNs, תבניות הרמוניות) תלויה ישירות בפלט של שלב עיבוד נתונים ראשוני זה.

### 2.2. חישוב אינדיקטורים מרכזיים (MLMI, NW-RQK, FVG)

לאחר קבלת נתוני ה-OHLCV הנקיים, יבוצע חישוב של האינדיקטורים השונים:

* **MLMI:** החישוב יכלול: (א) חישוב RSI על נתוני סגירה של 30 דקות. (ב) חישוב שני ממוצעים נעים משוקללים (WMA) של ה-RSI. (ג) הפעלת אלגוריתם k-NN על פרמטרי המומנטום הללו לחיזוי ערך ה-MLMI העתידי. הפלט יהיה קו החיזוי של MLMI וה-WMA של קו החיזוי עצמו. ניתן להשתמש בספריות כמו scikit-learn למימוש k-NN ובספריות אנליזה טכנית כמו TA-Lib או pandas-ta לחישוב RSI ו-WMA, אך ייתכן שיידרש מימוש מותאם אישית של לוגיקת ה-k-NN בהקשר זה.
* **NW-RQK:** מימוש רגרסיית Nadaraya-Watson עם ליבת Rational Quadratic על נתוני סגירה של 30 דקות. ייתכן שיהיה צורך במימוש ספציפי או התאמה של קוד קיים (למשל, תרגום לוגיקה מ-PineScript). הפלט יהיה עקומת הרגרסיה החזויה.
* **FVG:** זיהוי תבנית שלושת הברים המגדירה FVG על נתוני 5 דקות, חישוב גובה הפער ובדיקה מול סף. לאחר מכן, מעקב אחר מיטיגציה של הפער. ספריות פייתון כמו smartmoneyconcepts עשויות להציע מימוש FVG.

האינדיקטורים MLMI ו-NW-RQK, כפי שתוארו, אינם סטנדרטיים ודורשים מימוש קפדני, במיוחד רכיב חיזוי ה-k-NN ב-MLMI ורגרסיית הליבה הספציפית עבור NW-RQK. יש לוודא את אמינות המימוש ואת תכונת ה-"non-repainting" (אי-שינוי ערכים היסטוריים) עבור כל האינדיקטורים המחושבים באופן מותאם אישית, שכן הדבר חיוני לאמינות הבדיקות לאחור.

### 2.3. הנדסת מאפיינים כמותית ל"עוצמת תחנת" LVN

לאחר זיהוי LVNs מפרופיל השוק של 30 דקות, יש לכמת את "עוצמת התחנה". זהו מאפיין מורכב הדורש ניתוח היסטורי של התנהגות המחיר סביב כל LVN שזוהה. מאפיינים אפשריים לכימות העוצמה יכולים לכלול: מספר הפעמים שה-LVN נבדק כתמיכה או התנגדות בעבר, הנפח המצטבר שנסחר ב-LVN במהלך בדיקות קודמות, משך הזמן הממוצע שהמחיר שהה באזור ה-LVN לפני היפוך או המשך מגמה, והמרחק הממוצע של תנועת המחיר לאחר בדיקת ה-LVN. זיהוי מדויק של LVNs ועוצמתם מנתוני OHLCV של 30 דקות בלבד הוא מאתגר. כפי שצוין , שימוש בנתוני OHLCV של דקה לבניית פרופיל ה-30 דקות עשוי להיות הכרחי לניתוח LVN משמעותי, מה שמוסיף לדרישות הנתונים ולעיבודם. כימות "עוצמת" LVN דורש הגדרות אלגוריתמיות ברורות ואובייקטיביות למושגים כמו "בדיקה" של LVN, אופן צבירת נפח היסטורי ב-LVN וכדומה. הגדרות אלו ישפיעו באופן משמעותי על אמינות המאפיין.

### 2.4. מיצוי מאפיינים גיאומטריים מתצורות הרמוניות (זוויות, יחסים)

כאשר שלושת האותות (MLMI, NW-RQK, FVG mitigation) מתקבלים ונוצרת "סינרגיה", יש לזהות את שלושת "קודקודי" המשולש על גרף המחירים של 5 דקות. הקודקודים ייקבעו על פי נקודות הזמן והמחיר שבהן כל אות התקבל. מהקואורדינטות של שלושת הקודקודים ניתן לחשב מאפיינים גיאומטריים כמותיים, כגון: אורכי שלוש הצלעות, שלוש הזוויות הפנימיות, יחסים בין אורכי הצלעות, שטח המשולש, ופרמטרים נוספים המגדירים את "צורת" המשולש או את כיוונו. ניתוח התבניות ההרמוניות הוא חדשני ביותר אך טומן בחובו נטל אימות אמפירי משמעותי. אין תיאוריה מבוססת המקשרת גיאומטריות משולש ספציפיות (הנגזרות מאינדיקטורים אלו) לתנועות מחיר עתידיות. תידרש בדיקה מקיפה לאחור כדי לאשר אם למאפיינים גיאומטריים אלו יש כוח חיזוי, או שהם תוצר של כריית נתונים (data mining). מאפיינים גיאומטריים (אורכים, שטחים) עשויים לדרוש נרמול כדי להיות ברי-השוואה על פני סקאלות מחירים או משטרי תנודתיות שונים. מאפיינים מבוססי-זוויות עשויים להיות אינהרנטית יותר בלתי-תלויים בסקאלה.

### 2.5. הבניית נתונים עבור קלט מנוע MMD וסוכני MARL

בשלב זה יבוצע סינתזה של הנתונים הגולמיים, האינדיקטורים המחושבים והמאפיינים המהונדסים (עוצמת LVN, מאפיינים גיאומטריים) לפורמטים המתאימים לקלט של מנוע ה-MMD (מסלולים רב-ממדיים) וסוכני ה-MARL (מטריצות M\_i). יישקל שימוש בשכבות הטבעה (embedding layers) כגון CNNs או RNNs לעיבוד מטריצות M\_i. מטריצות M\_i מתוכננות להיות עתירות מידע, ולהכיל נתונים גולמיים, אינדיקטורים נגזרים מרובים, מאפיינים מהונדסים מורכבים (גיאומטריים, עוצמת LVN), והקשר גלובלי (משטר). ממדיות גבוהה זו וההטרוגניות של הנתונים הופכות טכניקות הטבעה לכמעט הכרחיות כדי שסוכן ה-MARL יוכל לעבד אותן ביעילות. מטריצת M\_i תכיל הן רכיבים של סדרות עתיות (למשל, נתוני OHLCV אחרונים, סדרות ערכי אינדיקטורים) והן מאפיינים סטטיים יותר (למשל, מאפייני התבנית ההרמונית *האחרונה* שזוהתה, עוצמת LVN נוכחית, משטר נוכחי). בחירת ארכיטקטורת ההטבעה (CNN לדפוסים מרחביים/בין-מאפיינים, RNN לרצפים טמפורליים בתוך M\_i) תצטרך להתחשב בתמהיל זה.

**טבלה 2.1: מאפיינים מהונדסים לקלט מנוע MMD וסוכני MARL**

| שם מאפיין | מקור/חישוב | סוג נתונים | טווח זמן | שימוש מיועד |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| תשואות לוגריתמיות | נגזר ממחירי סגירה OHLCV | רציף | 30 דקות, 5 דקות | קלט MMD, מצב M\_i |
| תנודתיות מחושבת (סוג יוגדר) | נגזר מנתוני OHLCV על פני חלון | רציף | 30 דקות, 5 דקות | קלט MMD, מצב M\_i |
| ערך קו חיזוי MLMI | פלט אינדיקטור MLMI | רציף | 30 דקות | מצב M\_i |
| ערך WMA של חיזוי MLMI | פלט אינדיקטור MLMI | רציף | 30 דקות | מצב M\_i |
| ערך עקומת NW-RQK | פלט אינדיקטור NW-RQK | רציף | 30 דקות | מצב M\_i |
| מצב FVG (קיים/לא קיים, מיטיגציה) | פלט אינדיקטור FVG | קטגוריאלי | 5 דקות | מצב M\_i |
| מאפייני "צורה הרמונית" (למשל, זוויות, יחסים) | נגזר מגיאומטריית משולש האותות (MLMI, NW-RQK, FVG) | רציף | 5 דקות (מבוסס אירוע) | מצב M\_i |
| מאפייני "עוצמת תחנת LVN" (למשל, ציון עוצמה) | נגזר מניתוח היסטורי של פרופיל שוק | רציף/קטגוריאלי | 30 דקות | מצב M\_i |
| תווית/ציון משטר MMD | פלט מנוע MMD | קטגוריאלי/רציף | גלובלי (למשל, 30 דקות) | מצב M\_i |

טבלה זו מהווה קטלוג מרכזי להבנת המידע המוזן למנוע ה-MMD ולסוכני ה-MARL, ומדגישה את המורכבות והחדשנות של מערך המאפיינים.

## פרק 3: זיהוי משטרי שוק באמצעות Higher-Rank MMD

### 3.1. יסודות תיאורטיים: חתימות נתיבים ו-MMD לסדרות עתיות פיננסיות

מנוע זיהוי משטרי השוק יתבסס על מדד Higher-Rank Maximum Mean Discrepancy (MMD) בשילוב עם חתימות נתיבים (path signatures), גישה שהוצעה על ידי Horvath & Issa (2023). תיאוריית הנתיבים המחוספסים (Rough Path Theory) מספקת מסגרת מתמטית לניתוח סדרות עתיות מורכבות. חתימת נתיב היא טרנספורמציה הממפה סדרה עתית לרצף של אינטגרלים איטרטיביים, הלוכדים את המידע הגיאומטרי והסדרתי של הנתיב באופן שאינו תלוי בפרמטריזציה מחדש של הזמן. מדד ה-MMD הוא מבחן סטטיסטי לא-פרמטרי המשמש להערכת הדמיון בין שתי התפלגויות הסתברות על סמך דגימות מאותן התפלגויות, על ידי הטבעתן למרחב הילברט עם גרעין משחזר (RKHS) ומדידת המרחק בין הייצוגים הממוצעים שלהן במרחב זה. השילוב של חתימות נתיבים כמיפוי מאפיינים עבור MMD (sig-MMD) הופך אותו למתאים במיוחד לזיהוי שינויים בסדרות עתיות פיננסיות, שהן לרוב תלויות-נתיב ולא-מרקוביות. המונח "Higher-Rank MMD" מתייחס ליכולת לשלב מידע פילטרציה, כלומר, לקחת בחשבון את התפתחות המידע לאורך זמן ולא רק התפלגויות סטטיות. יכולת זו מושגת על ידי הגדרת KMEs (Kernel Mean Embeddings) מותנים על הפילטרציה של התהליך, ולאחר מכן KMEs מסדר גבוה יותר של אותם KMEs מותנים. הבחירה ב-sig-MMD מסדר גבוה מייצגת מעבר לשיטות מתוחכמות ולא-פרמטריות, המסוגלות ללכוד תלויות טמפורליות מורכבות שאותן מבחנים פשוטים יותר (או אף MMD סטנדרטי ללא חתימות או התחשבות בפילטרציה) עשויים להחמיץ. עם זאת, יש לקחת בחשבון את העלות החישובית הגבוהה יחסית של MMD מסדר גבוה עם חתימות. התועלת בלכידת מידע פילטרציה חייבת להישקל כנגד המורכבות המוגברת והשהיה הפוטנציאלית ביצירת אותות משטר, במיוחד עבור מערכת מסחר הפועלת בזמן אמת.

### 3.2. מסגרת מימוש: שימוש ב-issaz/signature-regime-detection ו-higherOrderKME

לצורך המימוש המעשי, המערכת תתבסס על מאגר הקוד הפתוח issaz/signature-regime-detection וחבילת הפייתון higherOrderKME. מאגר הקוד issaz/signature-regime-detection מכיל קוד פייתון ליישום sig-MMD לזיהוי משטרים באופן מקוון, וכולל מחברות Jupyter עם דוגמאות רלוונטיות כגון 4-online-regime-detection.ipynb ו-4-higher-rank-mmd.ipynb. חבילת higherOrderKME נדרשת לביצוע חישובי ה-signature kernel MMD. רשימת התלויות המדויקת תימצא בקובץ requirements.txt של מאגר issaz/signature-regime-detection , כאשר higherOrderKME היא תלות מרכזית. השימוש בחבילות קוד פתוח ייעודיות אלו הוא החלטה נבונה ליישום טכניקות MMD מתקדמות, אך הוא מציג תלויות ואתגרי אינטגרציה פוטנציאליים (למשל, בעיית h5py המוזכרת ב-). הבנה מעמיקה של פרטי מימוש ה-MMD (למשל, נוסחאות MMD ספציפיות, בניית נתיבים ממאפיינים, שילוב פילטרציה) דורשת ניתוח מעמיק של מחברות ה-Jupyter שצוינו.

### 3.3. בניית נתיבים רב-ממדיים ממאפייני OHLCV (תשואות, תנודתיות)

השלב המעשי של בניית הנתיבים הרב-ממדיים עבור טרנספורמציית החתימה יתבסס על המאפיינים שנגזרו מנתוני ה-OHLCV, כגון תשואות לוגריתמיות ותנודתיות מחושבת. רצף של וקטורי מאפיינים אלו (למשל, (תשואה\_לוגריתמית\_t, תנודתיות\_t)) על פני חלון זמן נתון יהווה את הנתיב. בעוד שהזמן מטופל באופן אינהרנטי על ידי סדר הרצף, הוספה מפורשת של הזמן כקואורדינטה נוספת (למשל, (t, מאפיין1\_t, מאפיין2\_t)) היא פרקטיקה מקובלת בספרות כדי להבטיח את ייחודיות החתימה וללכוד תופעות תלויות-זמן. אופן בניית הנתיב – בחירת המאפיינים, הכללת הזמן כקואורדינטה, שיטת האינטרפולציה לנתונים בדידים – ישפיע באופן משמעותי על החתימה המתקבלת ועל תוצאות ה-MMD. בחירת המאפיינים שיוזנו למנוע ה-MMD היא קריטית; מאפיינים אלו חייבים לייצג את הדינמיקה של השוק ששינויים בה מהווים שינוי משטר רלוונטי לאסטרטגיית המסחר.

### 3.4. תצורה וכיול של מנוע ה-MMD

תצורת מנוע ה-sig-MMD תכלול מספר פרמטרים מרכזיים, כפי שפורט ב-[ (טבלה 2)]: בחירת סוג הגרעין למרחב החתימות (למשל, גאוסיאני), פרמטרי הגרעין (כגון רוחב פס \sigma), רמת קיטוע החתימה (M), גודל חלון היסטורי (רפרנס), גודל חלון נוכחי (לבדיקה), סף סטטיסטי לזיהוי שינוי (p-value או ערך MMD), ותדירות עדכון. הנחיות לבחירת פרמטרים אלו ניתן לשאוב מהספרות, למשל מעבודתו של Hugo Ng , הדנה בבחירת רוחב פס לגרעין (היוריסטיקת החציון), השפעת גודלי חלונות, והשפעת רמת קיטוע החתימה על מדדי F1 לזיהוי נקודות שינוי. ביצועי מנוע ה-MMD (דיוק, השהיה, שיעור אזעקות שווא) יהיו רגישים מאוד להיפר-פרמטרים אלו, ויחייבו כיול ובדיקות מקיפות. קיים פשרה אינהרנטית בין מהירות תגובה ליציבות: חלונות קצרים וספים נמוכים מאפשרים זיהוי מהיר יותר (השהיה נמוכה יותר) אך עלולים להוביל ליותר אזעקות שווא וחוסר יציבות; חלונות ארוכים וספים גבוהים מספקים יותר יציבות אך עלולים לזהות שינויים בהשהיה משמעותית.

### 3.5. שילוב פלט המשטר בקבלת החלטות מערכתית

הפלט של מנוע ה-MMD (למשל, תווית משטר קטגוריאלית או ציון MMD רציף) ישולב כמאפיין נוסף בייצוג המצב (M\_i) של כל סוכן MARL. שילוב זה יספק הקשר שוק גלובלי לסוכנים הפועלים על סמך נתונים חלקיים. מתן פלט משטר ה-MMD לכל סוכני ה-MARL הוא חיוני כדי לאפשר להם להתאים את פרשנותם למדיניות המשותפת למצב השוק הנוכחי, גם אם נתוניהם המקומיים (M\_i) אינם משקפים במלואם את המשטר הגלובלי. בעוד ש-MMD יכול לזהות *ש*התפלגות השתנתה, פרשנות *משמעות* המשטר החדש (למשל, "תנודתיות גבוהה במגמת עלייה" לעומת "תנודתיות נמוכה במצב דשדוש") עשויה לדרוש לוגיקה נוספת או פיקוח אנושי, כפי שצוין ב-. פרשנות זו עשויה להיות מפתח עבור סוכני ה-MARL או כל רכיב HITL (Human-in-the-Loop).

**טבלה 3.1: פרמטרי תצורת מנוע MMD**

| פרמטר | ערך נבחר / טווח ערכים | נימוק / השפעה על המערכת | מקורות רלוונטיים |
| --- | --- | --- | --- |
| סוג גרעין ל-MMD (על מרחב החתימות) | למשל, Gaussian Kernel | בחירה נפוצה, גמיש. יש לבחון התאמה לחתימות. |  |
| פרמטרי הגרעין (למשל, רוחב פס \sigma) | ייקבע באמצעות כיול (למשל, cross-validation, היוריסטיקת חציון) | משפיע על רגישות המדד להבדלים בין התפלגויות. |  |
| 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. |  |
| 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. |  |
| 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. |  |
| 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. |  |
| תדירות עדכון חישוב MMD | כל נר חדש של 30 דקות | מאזן בין עדכניות המידע לעלות החישובית. |  |
| מאפייני קלט ל-MMD | תשואות לוגריתמיות, תנודתיות מחושבת | בחירת מאפיינים המשקפים היטב את דינמיקת השוק. |  |

טבלה זו מפרטת את ההחלטות התכנוניות המרכזיות הקשורות למנוע זיהוי המשטרים, והיא חיונית להבנת אופן פעולתו, לשחזור התוצאות ולכיול עתידי.

## פרק 4: מערכת למידת חיזוק מרובת סוכנים (MARL) לביצוע

### 4.1. בחירה ארכיטקטונית: אימון מרכזי עם ביצוע מבוזר (CTDE)

בהינתן הדרישה לשיתוף פעולה מלא בין הסוכנים ולמדיניות מסחר משותפת, פרדיגמת אימון מרכזי עם ביצוע מבוזר (CTDE) היא המתאימה ביותר. 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 (מטריצת הנתונים M\_i ופרמטרי המשטר) והמדיניות המשותפת שנלמדה. גישת CTDE מציעה איזון הולם עבור בעיה זו; ביצוע מרכזי מלא עלול להוות צוואר בקבוק, בעוד שאימון מבוזר לחלוטין יתקשה בהקצאת אשראי ובהשגת אסטרטגיה גלובלית קוהרנטית מתצפיות חלקיות. ה-critic המרכזי ב-CTDE, אם הוא מעבד תצפיות ופעולות מסוכנים רבים, עלול להפוך למורכב ובעל ממדיות גבוהה, מה שעשוי לדרוש ארכיטקטורות רשת נוירונים מתוחכמות.

### 4.2. עיצוב מצב הסוכן: יצירת מטריצות M\_i אינפורמטיביות

כל סוכן i במערכת ה-MARL יקבל כקלט את מטריצת הנתונים הייחודית לו, M\_i, יחד עם פרמטרי משטר השוק הגלובליים שזוהו על ידי מנוע ה-MMD. מטריצה זו תכלול: מקטעי נתוני OHLCV רלוונטיים, ערכי אינדיקטורים מחושבים (MLMI, NW-RQK, FVG) עבור אותו מקטע, מאפיינים כמותיים מפרופיל השוק (קרבה ל-LVN ועוצמת "תחנת LVN" קרובה), מאפיינים גיאומטריים של "הצורה ההרמונית" האחרונה שזוהתה, ופלט משטר השוק הגלובלי ממנוע ה-MMD. שימוש בשכבות הטבעה (CNN/RNN) לעיבוד M\_i לייצוג וקטורי בעל גודל קבוע עבור רשת המדיניות נשקל גם הוא.

אופן חלוקת זרם הנתונים הגלובלי למטריצות M\_i אינדיבידואליות הוא קריטי. חלוקה אקראית, כפי שהוזכרה במקור , עלולה להוביל לכך שחלק מהסוכנים יקבלו מקטעי נתונים לא אינפורמטיביים או חלקיים, מה שיפגע ביכולתם ליישם את המדיניות המשותפת ביעילות. ההתעניינות ב"חלוקת נתונים דינמית או נלמדת" מהווה כיוון מחקר משמעותי לשיפור יעילות הסוכנים. כל מטריצת M\_i מספקת תצפית ייחודית וחלקית, וה"התמחות" של הסוכנים נובעת מתפיסת נתונים שונים אלו, ולא ממדיניות שונה. עושר המידע ב-M\_i (אינדיקטורים מקומיים, תבניות גיאומטריות, הקשר LVN) בשילוב עם הקשר משטר גלובלי, נועד להפוך כל תצפית מקומית לכזו שניתן לפעול על פיה.

### 4.3. גיבוש מדיניות: מדיניות משותפת עם מרחב פעולות היברידי

כל סוכני ה-MARL יחלקו מדיניות משותפת (\pi), שתמפה את מצב הסוכן (עיבוד של M\_i) לפעולה. הסוכן אינו "בוחר" איזו מארבע הסינרגיות להפעיל; השוק, באמצעות צירוף האותות משלושת האינדיקטורים, הוא זה שקובע איזו סינרגיה מתממשת. המדיניות המשותפת צריכה ללמוד כיצד לפעול בצורה אופטימלית (מבחינת כניסה לעסקה, גודל פוזיציה וניהול סיכונים) *בהינתן* שהתממשה סינרגיה מסוימת. מרחב הפעולות יהיה היברידי, ויכלול בחירות בדידות (סוג פקודה: שוק/גבול; כיוון: לונג/שורט/החזק) וערכים רציפים או בדידים-רציפים (גודל פוזיציה, מחיר פקודת גבול). גודל הפוזיציה יושפע מעוצמת ה-LVN ואיכות התבנית ההרמונית. הדרישה שהסוכן ילמד גודל פוזיציה אופטימלי בהתבסס על מאפיינים מהונדסים מורכבים (עוצמת LVN, איכות גיאומטרית הרמונית) מהווה אתגר למידה משמעותי, שכן הקשר בין מאפיינים אלו לגודל אופטימלי עשוי להיות מאוד לא-ליניארי ותלוי-הקשר. מימוש ואימון סוכני RL עם מרחבי פעולה היברידיים דורשים אלגוריתמים ייעודיים (כגון PPO, SAC עם התאמות) ותכנון קפדני של ארכיטקטורת רשת המדיניות.

### 4.4. השגת "שיתוף פעולה מושלם" וביצוע מתואם

"שיתוף פעולה מושלם" יטופח בעיקר באמצעות פונקציית תגמול גלובלית משותפת ופרדיגמת ה-CTDE. אם תיאום אימפליציטי אינו מספיק, ניתן לשקול מנגנוני תקשורת אופציונליים בין סוכנים (למשל, CommNet, IC3Net המוזכרים ב-) או אגרגציית החלטות קולקטיבית , אם כי אלו מוסיפים מורכבות. האתגר העיקרי הוא להבטיח שפעולות הנגזרות מאותה מדיניות אך מתצפיות מקומיות שונות (M\_i) יהיו קוהרנטיות ברמה הגלובלית. המניע העיקרי לשיתוף פעולה במערך CTDE זה עם מדיניות משותפת הוא אות התגמול הגלובלי. למידת כל הסוכנים מונחית על ידי האופן שבו פעולותיהם הקולקטיביות משפיעות על תגמול יחיד זה. גישה זו מפשטת את התכנון בהשוואה לפרוטוקולי תקשורת מפורשים, אך מסתמכת במידה רבה על יכולת הקצאת האשראי של אלגוריתם הלמידה. למרות שהתכנון נשען על תיאום אימפליציטי, הפוטנציאל לפעולות סותרות מסוכנים הרואים M\_i שונים נותר בעינו. ייתכן שיידרש בהמשך מנגנון אגרגציה או יישוב קונפליקטים ברמת הפעולה, כפי שנדון ב-.

### 4.5. מינוף מסגרות RL: PettingZoo ו-Ray RLlib (MAPPO)

המימוש יסתמך על PettingZoo לעיצוב סביבת MARL מותאמת אישית ועל Ray RLlib לאימון, כאשר MAPPO (Multi-Agent PPO) מוצע כאלגוריתם מתאים ל-CTDE עם מדיניות משותפת. RLlib תומכת במדרגיות ובאימון מבוזר. שימוש במסגרות מבוססות כמו PettingZoo ו-RLlib הוא חיוני לניהול מורכבות הפיתוח של MARL. PettingZoo מספקת API סטנדרטי לסביבות, המקל על אינטגרציה עם RLlib, אשר בתורה מציעה אלגוריתמים מדרגיים כמו MAPPO ויכולות אימון מבוזרות הנחוצות למערכת מורכבת זו. MAPPO הוא מועמד חזק מכיוון שהוא הרחבה של PPO (אלגוריתם חזק לסוכן יחיד) המיועד לסביבות MARL שיתופיות ומתאים באופן טבעי לפרדיגמת CTDE עם critic מרכזי ומדיניות actor משותפת.

**טבלה 4.1: הגדרת מצב סוכן MARL (M\_i) ומרחב פעולות היברידי**

| **חלק 1: מצב הסוכן (M\_i)** | | | | | | :--- | :--- | :--- | :--- | :--- | | **קטגוריית מאפיין** | **מאפיינים ספציפיים** | **סוג נתונים** | **מקור/טווח זמן** | **הערות** | | נתוני OHLCV גולמיים | מחירי סגירה אחרונים, שינויי מחיר, נפחים | רציף | 5 דקות, 30 דקות (רלוונטי למקטע) | | | ערכי אינדיקטורים | MLMI (קו חיזוי, WMA), ערך עקומת NW-RQK, מצב FVG | רציף, קטגוריאלי | 30 דקות, 5 דקות (מחושב על המקטע) | | | גיאומטריה הרמונית | זווית A במשולש, יחס צלע1/צלע2 וכו'. | רציף | 5 דקות (מבוסס אירוע) | נגזר משלושת האותות | | מאפייני LVN | ציון עוצמת LVN, מרחק ל-LVN קרוב | רציף/קטגוריאלי | 30 דקות (רלוונטי למקטע) | נגזר מפרופיל שוק | | משטר MMD | תווית/ציון משטר | קטגוריאלי/רציף | גלובלי (למשל, 30 דקות) | מספק הקשר מאקרו | | **חלק 2: מרחב פעולות היברידי** | | | | | | **רכיב פעולה** | **סוג** | **ערכים/טווח אפשריים** | **הערות** | | | כיוון עסקה | בדיד | {קנייה (Long), מכירה (Short), החזקה/ללא פעולה} | | | | סוג פקודה | בדיד | {פקודת שוק (Market), פקודת גבול (Limit)} | | | | גודל פקודה | רציף/בדיד מוגדר | מספר החוזים | יושפע מ"עוצמת LVN" ו"איכות הצורה ההרמונית" | | | מחיר פקודת גבול | רציף | למשל, יחסית למחיר נוכחי או LVN | אם נבחרה פקודת גבול | |

טבלה זו מגדירה את "שפת התקשורת" בין הסוכנים לסביבה, והיא קריטית להבנת המידע העומד לרשותם וליכולות הפעולה שלהם.

**טבלה 4.2: רכיבי פונקציית תגמול MARL וניסוחם**

| רכיב תגמול | ניסוח רעיוני | רציונל | משקל/חשיבות פוטנציאליים |
| --- | --- | --- | --- |
| רווח והפסד (P&L) של התיק | \Delta \text{PortfolioValue}\_t | מדד ביצועים מרכזי | גבוה, אך מאוזן עם רכיבי סיכון |
| תשואה מותאמת-סיכון | יחס שארפ/סורטינו על חלון מתגלגל | עידוד רווחיות תוך ניהול סיכונים | גבוה |
| ציון ביצוע סינרגיה | למשל, +קבוע אם סינרגיה k זוהתה ובוצעה בהצלחה | הבטחת למידת כל רכיבי האסטרטגיה | בינוני-גבוה |
| עונש על משיכות גדולות | -C \times (\text{CurrentDrawdown})^2 אם Drawdown > סף | מניעת לקיחת סיכונים מוגזמים | בינוני-גבוה |
| עונשי עלויות עסקה | סכום עמלות והחלקה | הבטחת רווחיות נטו | גבוה |

פונקציית התגמול היא לב ליבה של למידת החיזוק, ועיצובה הקפדני חיוני להכוונת הסוכנים להתנהגות הרצויה.

## פרק 5: שיפור עמידות באמצעות סופרפוזיציה בהשראת קוונטים

### 5.1. בסיס רעיוני: התאמת עקרונות סופרפוזיציה קוונטית לסוכני RL קלאסיים

הרעיון המרכזי הוא לשאוב השראה מעיקרון הסופרפוזיציה ממכניקת הקוונטים – לפיו מערכת קוונטית יכולה להתקיים במספר מצבים בו-זמנית עד למדידה – ולממש אנלוגיות קלאסיות שלו, ללא שימוש במחשוב קוונטי אמיתי. אנלוגיות אפשריות כוללות חקירה מקבילה של מצבים או מדיניויות, ייצוגים הסתברותיים של מצבים או פעולות, או אלגוריתמים קלאסיים בהשראת קוונטים כמו QIDDM, שבו החלטות קיימות כסופרפוזיציה הסתברותית עד שמתרחשת "קריסה" להחלטה דטרמיניסטית. היתרון המרכזי של "סופרפוזיציה" בהקשר קלאסי זה הוא לאפשר לסוכן או למערכת לשקול מספר השערות (לגבי מצב השוק או הפעולה האופטימלית) בו-זמנית, או לדחות התחייבות לפעולה בודדת עד לאיסוף ראיות נוספות. יכולת זו עשויה לשפר את החסינות לרעש ולאי-ודאות. רכיב זה של המערכת הוא בעל אופי חקרני מובהק, וההחלטה לדחות את מימושו הספציפי לשלב מאוחר יותר בפרויקט היא החלטה נבונה, המאפשרת להתמקד תחילה בביסוס רכיבי הליבה של המערכת.

### 5.2. גישות מימוש פרקטיות: אנסמבלים, מדיניויות הסתברותיות, או מנגנוני QIDDM

קיימות מספר טכניקות קלאסיות למימוש רעיון הסופרפוזיציה:

* **שיטות אנסמבל (Ensemble Methods):** אימון של מספר מדיניויות (או גרסאות של המדיניות המשותפת) ואגרגציה של פעולותיהן (למשל, באמצעות הצבעה או ממוצע משוקלל). כל מדיניות באנסמבל יכולה לייצג "מצב" בסופרפוזיציה. למידת חיזוק באנסמבל (ERL) הראתה שיפור ביכולת ההכללה ובעמידות.
* **בחירת פעולה הסתברותית (Probabilistic Policies):** רשת המדיניות מפיקה התפלגות הסתברות על פני מרחב הפעולות, במקום פעולה דטרמיניסטית. דגימה מהתפלגות זו או שימוש בפרמטריה יכולים לייצג את המצב ה"מורכב" (superposed).
* **מנגנון דמוי-QIDDM להתחייבות מאוחרת להפעלת סינרגיה:** גישה זו, הנראית מתאימה במיוחד לרעיון המקורי של המשתמש, מבוססת על אנלוגיה ל"קריסת פונקציית הגל". הסוכנים מעריכים במקביל את התועלת של הפעלת כל אחת מארבע הסינרגיות, ונשארים במצב של "סופרפוזיציה" של סינרגיות פוטנציאליות. "קריסה" לבחירה בסינרגיה ספציפית מתרחשת רק כאשר מתקיים "טריגר קריסה" מוגדר (למשל, אות חזק ממקטע נתונים, אישור ממשטר MMD, או קונצנזוס בין סוכנים). מנגנון דמוי-QIDDM, שבו סוכנים מעריכים את כל ארבע הסינרגיות במקביל ו"קורסים" לאחת מהן בהתבסס על טריגר, נראה מתאים במיוחד למבנה האסטרטגיה (ארבע סינרגיות מוגדרות) ולשאיפה לקבלת החלטות עמידה בתנאי אי-ודאות. עם זאת, כל הגישות הללו מוסיפות שכבות מורכבות למערכת ה-MARL, הן מבחינת ניהול מודלים מרובים (אנסמבלים) והן מבחינת הגדרת מצבי/פעולות הסתברותיים וטריגרי קריסה (QIDDM).

### 5.3. שילוב סופרפוזיציה במסגרת ה-MARL

שילוב טכניקות בהשראת סופרפוזיציה ישנה באופן מהותי את הדינמיקה של מערכת ה-MARL. במקום ש-N סוכנים יפעלו כל אחד עם אותה מדיניות דטרמיניסטית, ייתכן שיהיו N סוכנים שכל אחד מהם מריץ פנימית אנסמבל של M מדיניויות, או ש-N הסוכנים עצמם, כמערכת, מהווים אנסמבל של החלטות פוטנציאליות. הדבר מגדיל את המורכבות החישובית ואת אתגרי האימון, אך טומן בחובו פוטנציאל לשיפור משמעותי בעמידות המערכת. "סופרפוזיציה" הופכת למנגנון מובנה לחקירה וניצול של מגוון אסטרטגיות. סופרפוזיציה עשויה להציג אלמנט היררכי בקבלת ההחלטות; לדוגמה, מדיניות ה-MARL עשויה להפיק "מצב מורכב" (למשל, הסתברויות על פני סינרגיות), ומנגנון "קריסה" נפרד יבחר את הפעולה הסופית. הדבר עלול להקל על משימת הלמידה של סוכן ה-RL. עם זאת, הקצאת אשראי לתגמול הגלובלי הופכת למאתגרת עוד יותר אם פעולת הסוכן היא תוצאה של הצבעת אנסמבל או בחירה הסתברותית ש"קרסה".

**טבלה 5.1: השוואת אסטרטגיות מימוש לסופרפוזיציה בהשראת קוונטים**

| גישה | רעיון "בהשראת קוונטים" מרכזי | מנגנון לעמידות/אמינות | תרחיש מימוש מעשי למסחר MARL | יתרונות | חסרונות/אתגרים | מקורות |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ביצוע מדיניות באנסמבל | חקירה מקבילה של "מצבי" מדיניות מרובים. | גיוון אסטרטגי; אגרגציית החלטות. | כל סוכן/מערכת מריץ K גרסאות של המדיניות המשותפת. החלטה סופית לפי הצבעה/ממוצע. | שיפור הכללה, עמידות לרעש, הפחתת התאמת יתר. | מורכבות חישובית, ניהול מודלים, סיכון להתאמת יתר של האנסמבל. |  |
| בחירת פעולה הסתברותית | ייצוג מצב קוונטי כהתפלגות על פני מצבי בסיס. | הימנעות מהתחייבות מוקדמת; תגובה גמישה לאי-ודאות. | רשת המדיניות מפיקה התפלגות הסתברות על פני פעולות. פעולה נדגמת או נבחרת מעל סף ביטחון. | חקירה טבעית, גמישות. | כיול רמת אקראיות, סיכון לחוסר החלטיות. |  |
| התחייבות מאוחרת דמוית-QIDDM | אנלוגיה ל"קריסת פונקציית הגל". | החלטות רק עם "ראיות" מספקות, הפחתת פעולות פזיזות. | סוכנים מעריכים במקביל 4 סינרגיות. "קריסה" לסינרגיה ספציפית עם טריגר (אות חזק, אישור MMD, קונצנזוס). | החלטות מבוססות יותר, הפחתת מסחר יתר. | מורכבות בהגדרת טריגרים וספים, סיכון להחמצת הזדמנויות. |  |

טבלה זו מסייעת בקבלת החלטה מושכלת לגבי אסטרטגיית הסופרפוזיציה המתאימה ביותר, תוך שקילת יתרונות, חסרונות ומורכבות המימוש.

## פרק 6: מימוש ופריסה על פלטפורמת Windsurf

### 6.1. סקירת פלטפורמת Windsurf: מאפיינים רלוונטיים למערכות מסחר אלגוריתמיות

פלטפורמת Windsurf (לשעבר Codeium) מתמקדת בעיקר באספקת סביבת פיתוח משולבת (IDE) מתקדמת, המועצמת על ידי בינה מלאכותית, ונועדה לשפר את פרודוקטיביות המפתחים. מאפיינים מרכזיים הרלוונטיים לפיתוח מערכת מסחר אלגוריתמית מותאמת אישית בפייתון כוללים:

* **Windsurf Editor/IDE:** סביבת פיתוח המספקת סיוע בכתיבת קוד, ניפוי שגיאות, והשלמה חכמה באמצעות AI.
* **Cascade Agent:** סוכן AI הפועל בתוך ה-IDE ומסוגל לבצע משימות כגון יצירת קוד, רפקטורינג, הרצת פקודות, וניפוי שגיאות, בהתבסס על הנחיות בשפה טבעית.
* **Model Context Protocol (MCP):** מנגנון המאפשר לכלי ה-AI של Windsurf (כמו Cascade) להתממשק עם כלים ושירותים חיצוניים מותאמים אישית. יכולת זו קריטית לאינטגרציה של רכיבי מערכת המסחר שיפותחו בפייתון.
* **אפשרויות פריסה (Deployment Options):**
  + **Enterprise Hybrid:** מאפשר ללקוחות לארח רכיבים הדורשים שמירת נתונים (כגון CPU ואחסון) בסביבה מנוהלת על ידם, באמצעות Docker Compose. התקשורת עם שכבת החישוב של Windsurf מתבצעת באופן מאובטח.
  + **Enterprise Self-hosted:** מאפשר ללקוח לארח את כלל רכיבי החישוב ושמירת הנתונים בסביבה פרטית (ענן פרטי או on-prem) באמצעות Docker Compose או Helm charts. תומך בחיבור לנקודות קצה של מודלי LLM פרטיים. גרסה זו מציעה אבטחה מקסימלית אך עשויה להיות מוגבלת בתמיכה במאפיינים החדשניים ביותר של Windsurf כמו Cascade.
  + Windsurf מציעה גם פתרונות SaaS ואינטגרציה עם Netlify לפריסת יישומי רשת , אך אלו פחות רלוונטיים לפריסת מערכת מסחר מורכבת כפי שמוצעת כאן.

ניתוח המידע הזמין מצביע על כך ש-Windsurf משמשת בעיקר כסביבת פיתוח מתקדמת המאיצה את תהליך כתיבת הקוד. עבור פריסה של מערכת מסחר מורכבת ורצה בזמן אמת, שתכלול צנרת נתונים מותאמת, מנוע MMD, וסוכני MARL – כולם מפותחים בפייתון – אפשרויות הפריסה הארגוניות (Enterprise Hybrid/Self-hosted) המבוססות Docker הן הנתיב הסביר ביותר למימוש הרכיבים האחוריים המותאמים אישית. פרוטוקול MCP צפוי לשמש נקודת אינטגרציה מרכזית, שתאפשר לכלי ה-AI של Windsurf (כמו סוכן Cascade ב-IDE) לתקשר עם השירותים המותאמים אישית של מערכת המסחר (למשל, תשאול מצב המשטר הנוכחי ממנוע ה-MMD או מתן הוראות למערכת ה-MARL).

### 6.2. מימוש צנרת הנתונים: רכישה ועיבוד נתונים באמצעות/דרך Windsurf

צנרת הנתונים, כפי שתוארה בפרק 2, תמומש בעיקרה באמצעות סקריפטים של פייתון. פלטפורמת Windsurf, ובפרט סוכן ה-Cascade, תשמש לסייע בפיתוח סקריפטים אלו. הרצתם בפועל תתבצע בסביבה מבוססת Docker, שעשויה להיות מנוהלת דרך אפשרויות הפריסה הארגוניות של Windsurf. סקריפטים אלו יתחברו לממשקי API של ספקי נתונים (כגון Databento), יעבדו את הנתונים ויאחסנו אותם. רכישת נתונים בזמן אמת תדרוש מימוש של לקוחות WebSocket או מנגנוני תשאול (polling) קבועים, שיפותחו כשירותי פייתון מותאמים אישית. לא נראה ש-Windsurf מציעה שירותים מנוהלים ייעודיים לצנרת נתונים או עיבוד זרם (stream processing) מעבר ליכולות ה-IDE שלה. לפיכך, צנרת רכישת ועיבוד הנתונים תהיה יישום פייתון מותאם אישית, כאשר Windsurf מסייעת בפיתוחו. עבור מסחר חי, שירותי צנרת הנתונים בפייתון יצטרכו לטפל בזרמי נתונים בזמן אמת מבורסות החוזים העתידיים, מה שמחייב מימוש אמין של לקוחות API/WebSocket, טיפול בשגיאות וניהול רצפים – כל אלו יפותחו באופן מותאם.

### 6.3. פריסת מנוע ה-MMD: אפשרויות לאינטגרציית שירותים (למשל, דרך MCP ו-Docker)

מנוע ה-MMD מבוסס הפייתון (פרק 3) יאורגן ככל הנראה כשירות מיקרו (microservice) ויפרוס באמצעות Docker. אינטגרציה עם שאר רכיבי המערכת (למשל, סוכני MARL הזקוקים לקלט משטר) יכולה להתבצע באמצעות הודעות פנימיות אם הרכיבים נפרסים יחדיו, או על ידי חשיפת ה-MMD כשירות שסוכן Cascade של Windsurf (או רכיבים אחרים) יכולים לתשאל באמצעות MCP. מנוע ה-MMD, בהיותו יחידה חישובית נפרדת, הוא מועמד טבעי לפריסה כשירות מיקרו עצמאי. Docker, דרך שכבות הפריסה הארגוניות של Windsurf , מהווה פתרון מתאים. אם רכיבים אחרים במערכת או מפעיל אנושי המשתמש ב-Windsurf IDE צריכים לתשאל את מצב השוק הנוכחי, שירות ה-MMD יכול לחשוף נקודת קצה תואמת MCP.

### 6.4. פריסת מערכת MARL: אירוח סוכנים, לולאות אימון והסקה על Windsurf

סוכני ה-MARL ולולאות האימון/הסקה שלהם (פרק 4) יפרסו ככל הנראה כיישומי פייתון מבוססי Docker המשתמשים ב-RLlib. יישומים אלו ירוצו על תשתית המנוהלת על ידי המשתמש, אך ייתכן שיפרסו וינוהלו באמצעות יכולות ה-Docker הארגוניות של Windsurf. יש להבחין בין אימון אופליין (שעשוי להיות עתיר משאבים) לבין הסקה מקוונת (הרגישה לזמני השהיה). אימון MARL הוא עתיר חישוב וניתן לבצעו אופליין או תקופתית. הסקה (סוכנים המקבלים החלטות במסחר חי) צריכה להיות בעלת השהיה נמוכה. ייתכן שיידרשו תצורות פריסה שונות, גם אם שתיהן משתמשות ב-Docker. Windsurf אינה נראית כמציעה אשכולות GPU מנוהלים לאימון RL באופן ישיר; זה יהיה חלק מהתשתית המנוהלת על ידי המשתמש במסגרת הפריסה ההיברידית/עצמית. סוכני MARL הפועלים חי יצטרכו לנהל מצב (למשל, תיק נוכחי, פקודות פתוחות, תצפיות אחרונות). ניהול מצב זה צריך להיות אמין אם הסוכנים רצים כשירותי Docker.

### 6.5. אסטרטגיית תקשורת בין-רכיבית

התקשורת בין הרכיבים השונים (צנרת נתונים, מנוע MMD, מערכת MARL, לוגיקת אסטרטגיה) תתבצע באמצעות אחת או יותר מהאפשרויות הבאות:

* **קריאות API ישירות:** אם השירותים נחשפים עם API (למשל, מנוע MMD המספק API לסוכני MARL).
* **תור הודעות (Message Queue):** כגון RabbitMQ, Kafka, או Redis Streams, לתקשורת אסינכרונית אם הרכיבים הם שירותי מיקרו נפרדים בסביבת Docker. Windsurf עצמה אינה נראית כמציעה שירות תור הודעות מנוהל.
* **MCP:** לתקשורת המופעלת מתוך ה-Windsurf IDE/Cascade agent או מערבת אותם.

עבור תקשורת אמינה בזמן אמת בין רכיבי הפייתון (מרכישת נתונים למנוע MMD, מפלט MMD לסוכני MARL, ומפעולות MARL למערכת ביצוע), סביר להניח שתידרש מערכת הודעות ייעודית (כמו Kafka או RabbitMQ), שתפרוס על ידי המשתמש בסביבת ה-Docker שלו. פרוטוקול MCP של Windsurf מתאים יותר לתקשורת בין ה-IDE לשירותים חיצוניים מאשר לתקשורת עתירת תפוקה בין שירותי קצה-אחורי (backend). מימוש מערכת המסחר כשורה של שירותי מיקרו מתקשרים (גם אם הם ממוקמים יחד ב-Docker Compose על שרת יחיד) מציג מורכבויות של מערכת מבוזרת (גילוי שירותים, עמידות לתקלות, סדר הודעות אם קריטי).

### 6.6. רישום לוגים, ניטור ומדדי ביצועים של המערכת על Windsurf

רישום וניטור של יישומי הפייתון המותאמים אישית יתבצעו באופן הבא: Windsurf מספקת אנליטיקות לשימוש ב-IDE ולאינטראקציות עם מודלי AI. עבור רכיבי מערכת המסחר המותאמים אישית, ייעשה שימוש בספריות רישום סטנדרטיות של פייתון (כתיבה לקונסולה/קבצים בתוך קונטיינרי Docker) וייתכן שתבוצע אינטגרציה עם כלי ניטור חיצוניים (כגון Prometheus, Grafana, ELK stack) שיפרסו על ידי המשתמש. בעוד ש-Windsurf מציעה אנליטיקות לשימוש בכלי הפיתוח שלה , הרישום התפעולי, הניטור וההתראות עבור שירותי המסחר המותאמים אישית בפייתון (צנרת נתונים, MMD, MARL) יהיו באחריות המשתמש, וסביר שידרשו הקמה של מחסנית ניטור סטנדרטית לצד יישומי ה-Docker.

**טבלה 6.1: מיפוי רכיבי מערכת המסחר ליכולות פלטפורמת Windsurf**

| רכיב מערכת המסחר | תפקיד עיקרי | מימוש בפייתון (ספריות מפתח) | פריסה/אינטגרציה עם Windsurf |
| --- | --- | --- | --- |
| **1. צנרת נתונים** |  |  |  |
| רכישת נתוני OHLCV | התחברות ל-API של ספקים (Databento, dxFeed), טיפול בחוזים מתגלגלים | requests, websockets, pandas, databento-python | יישום פייתון מותאם אישית, פיתוח בסיוע Windsurf IDE, פריסה כקונטיינר Docker (במסגרת Enterprise Hybrid/Self-hosted) |
| ניקוי ועיבוד נתונים | טיפול בערכים חסרים, סנכרון, חישוב מאפיינים בסיסיים (תשואות, תנודתיות) | pandas, numpy, scipy | כנ"ל |
| אחסון נתונים | אחסון נתונים מעובדים לגישה מהירה | pyarrow (ל-Parquet), h5py (ל-HDF5), psycopg2 (ל-QuestDB) | כנ"ל, מסד נתונים ינוהל על ידי המשתמש |
| **2. הנדסת מאפיינים** |  |  |  |
| חישוב אינדיקטורים (MLMI, NW-RQK, FVG) | מימוש לוגיקת האינדיקטורים | scikit-learn (ל-k-NN), TA-Lib/pandas-ta (ל-RSI/WMA), smartmoneyconcepts (ל-FVG), מימוש מותאם אישית | חלק מצנרת הנתונים בפייתון (כנ"ל) |
| ניתוח פרופיל שוק ו-LVN | חישוב פרופיל שוק, זיהוי LVN, כימות "עוצמת תחנה" | MarketProfile (ספרייה אפשרית), pandas, numpy | חלק מצנרת הנתונים בפייתון (כנ"ל) |
| מיצוי מאפיינים גיאומטריים (צורות הרמוניות) | חישוב זוויות, יחסי צלעות ממשולש האותות | numpy, shapely (אופציונלי לגיאומטריה) | חלק מצנרת הנתונים בפייתון (כנ"ל) |
| **3. מנוע זיהוי משטרים (MMD)** |  |  |  |
| חישוב חתימות נתיבים ו-Higher-Rank MMD | מימוש אלגוריתם sig-MMD מסדר גבוה | higherOrderKME (sigkernel), תלויות מ-issaz/signature-regime-detection | יישום פייתון מותאם אישית, פיתוח בסיוע Windsurf IDE, פריסה כשירות מיקרו ב-Docker. ניתן לחשוף באמצעות MCP לתשאול. |
| **4. מערכת MARL** |  |  |  |
| סביבת MARL מותאמת אישית | הגדרת מצבים, פעולות, תגמולים, אינטראקציה עם השוק המדומה | PettingZoo | פיתוח בפייתון בסיוע Windsurf IDE |
| אימון סוכני MARL | אימון מדיניות משותפת (למשל, MAPPO) | Ray RLlib | הרצה על תשתית המשתמש (אופליין, עם GPUs במידת הצורך), קוד פותח בסיוע Windsurf IDE. |
| הסקת MARL (מסחר חי) | הפעלת המדיניות הנלמדת בזמן אמת | Ray RLlib (לפריסת מדיניות) | יישום פייתון מותאם אישית, פריסה כשירותי סוכנים ב-Docker. |
| **5. שכבת סופרפוזיציה (אופציונלי)** |  |  |  |
| מימוש טכניקת סופרפוזיציה (למשל, אנסמבל, QIDDM) | לוגיקה לניהול מספר מדיניויות או החלטות הסתברותיות | numpy, scikit-learn (לאנסמבלים בסיסיים) | ישולב בלוגיקת סוכני ה-MARL או כשכבה נוספת. פיתוח בסיוע Windsurf IDE. |
| **6. רכיבים תפעוליים** |  |  |  |
| תקשורת בין-רכיבית | העברת נתונים ואותות בין שירותים | (למשל, Kafka, RabbitMQ, Redis Streams – יוקם על ידי המשתמש) או קריאות API ישירות | מחוץ ליכולות הליבה של Windsurf; ימומש על ידי המשתמש בסביבת ה-Docker. MCP ישמש לתקשורת עם ה-IDE. |
| רישום לוגים וניטור | איסוף לוגים ומדדי ביצוע של רכיבי המערכת | logging (ספריית פייתון סטנדרטית), אינטגרציה עם Prometheus/Grafana (יוקם על ידי המשתמש) | Windsurf מספקת אנליטיקות שימוש ב-IDE. ניטור תפעולי של יישומים מותאמים אישית ינוהל על ידי המשתמש. |

טבלה זו מסכמת כיצד כל רכיב מרכזי של מערכת המסחר האלגוריתמית צפוי להיות ממומש, באילו ספריות פייתון עיקריות ייעשה שימוש, וכיצד הוא ישתלב או יפרוס בהקשר של פלטפורמת Windsurf, תוך התמקדות ביכולות הפיתוח והפריסה הארגוניות שלה.

## פרק 7: אימון, בדיקות לאחור ואופטימיזציה

### 7.1. מסגרת בדיקות לאחור (Backtesting) קפדנית

בדיקות לאחור הן כלי חיוני להערכת אסטרטגיות מסחר, אך הן חייבות להתבצע בקפדנות, במיוחד עבור מערכות MARL הפועלות בשווקים לא-סטציונריים. בקטסט במובנו הקלאסי משמש להערכת אסטרטגיה *לאחר* שהמודל אומן (על נתוני אימון נפרדים), וההערכה מתבצעת על נתונים שהמודל לא "ראה" (out-of-sample data).

#### 7.1.1. אופטימיזציית Walk-Forward

אופטימיזציית Walk-Forward היא טכניקה רובסטית לבדיקה והתאמה של אסטרטגיות מסחר בסביבות משתנות. התהליך כולל חלוקת הנתונים ההיסטוריים למקטעים עוקבים: שלב אופטימיזציה (In-Sample) שבו המערכת מאומנת על מקטע נתונים היסטורי, ושלב בדיקה (Out-of-Sample) שבו המערכת המאומנת נבדקת על מקטע הנתונים הבא מיד לאחר מכן. לאחר מכן, חלון האימון והבדיקה "זזים קדימה" בזמן, והתהליך חוזר על עצמו. גישה זו מדמה טוב יותר תנאי מסחר אמיתיים ומסייעת בהפחתת הסיכון של התאמת יתר. יש להקפיד שבכל שלב, מידע מתקופת הבדיקה לא "יזלוג" לתהליך האופטימיזציה או אימון המודל.

#### 7.1.2. טיפול באי-סטציונריות ושינויי משטר

שווקים פיננסיים הם אינהרנטית לא-סטציונריים. מנוע זיהוי המשטרים באמצעות MMD נועד להתמודד ישירות עם היבט זה. מסגרת הבדיקות לאחור צריכה להשתמש בפלט מנוע ה-MMD להערכת ביצועי המערכת באופן ספציפי על פני משטרי שוק שונים, ולוודא שהמערכת נבדקת על מגוון רחב של תקופות היסטוריות המייצגות משטרי שוק שונים. סימולציות מונטה קרלו ובדיקות מאמץ (Stress Testing) יכולות לבחון את עמידות האסטרטגיה בתרחישי שוק קיצוניים.

#### 7.1.3. מידול עלויות ריאליסטי (עמלות, החלקה)

חיוני למדל עלויות מסחר ריאליסטיות, הכוללות עמלות עסקה (Commissions), החלקה (Slippage) – ההפרש בין המחיר הצפוי למחיר הביצוע בפועל, והשפעה על השוק (Market Impact) אם המערכת סוחרת בנפחים גדולים. התעלמות מעלויות אלו עלולה להוביל להערכת יתר משמעותית של רווחיות האסטרטגיה.

#### 7.1.4. מדדי ביצוע: רווח והפסד, מדדים מותאמי-סיכון, אחוזי הצלחה, ביצוע סינרגיות

הערכת ביצועי המערכת תתבסס על מגוון רחב של מדדים , ולא רק על יעד רווח והפסד קצר טווח כפי שצוין על ידי המשתמש ("כמה האסטרטגיה צריכה להרוויח בשבועיים" ). המדדים המרכזיים כוללים:

* **מדדי רווחיות:** תשואה מצטברת, רווח/הפסד נטו, פקטור רווח.
* **מדדי סיכון:** משיכה מקסימלית (MDD), תנודתיות התשואות.
* **מדדי תשואה מותאמת לסיכון:** יחס שארפ, יחס סורטינו, יחס קלמאר.
* **מדדי יעילות מסחר:** אחוז עסקאות רווחיות (Win Rate), תוחלת רווח לעסקה.
* **מדדים ספציפיים לאסטרטגיה:** הערכת איכות הביצוע של כל אחת מארבע הסינרגיות, ביצועי המערכת במשטרים שונים. מדדים כגון F1-score, המשלב precision ו-recall, יכולים להיות שימושיים להערכת איכות זיהוי המשטרים או אירועי מסחר ספציפיים, תוך התחשבות ב-false positives ו-false negatives. מדד Hausdorff distance ו-Rand index יכולים לשמש להערכת דיוק מיקום נקודות שינוי משטר ודמיון החלוקה למשטרים.

### 7.2. אופטימיזציית היפר-פרמטרים

מערכת MARL מורכבת כזו כוללת מספר רב של היפר-פרמטרים שיש לכייל, הן ברמת אלגוריתם ה-RL, הן ברמת מנוע ה-MMD, והן ברמת רכיב הסופרפוזיציה והאסטרטגיה עצמה.

#### 7.2.1. שימוש ב-Optuna עם Ray Tune עבור MARL, MMD וסופרפוזיציה

ספריות כגון Optuna ו-Ray Tune (המשולבת עם RLlib) מספקות כלים רבי עוצמה לאוטומציה של תהליך אופטימיזציית ההיפר-פרמטרים. Optuna משתמשת באלגוריתמי אופטימיזציה מתקדמים (כגון אופטימיזציה בייסיאנית) לחיפוש יעיל, בעוד ש-Ray Tune מאפשרת ביצוע חיפושים אלו באופן מבוזר ומקבילי. תהליך האופטימיזציה יכלול הגדרת "פונקציית מטרה" שתעטוף את אימון המודל והערכתו על סט ולידציה (במסגרת Walk-Forward), ותחזיר מדד ביצועים (למשל, יחס שארפ) שאותו הכלים ינסו למקסם. מרחב החיפוש של ההיפר-פרמטרים צפוי להיות עצום, מה שהופך את האופטימיזציה למאתגרת ויקרה חישובית.

### 7.3. התמודדות עם התאמת-יתר (Overfitting) והבטחת הכללה

התאמת יתר היא סכנה מרכזית בפיתוח אסטרטגיות מסחר מבוססות למידת מכונה.

#### 7.3.1. טכניקות רגולריזציה (L1/L2, אנטרופיה)

רגולריזציה מסייעת למנוע התאמת יתר על ידי הוספת "עונש" לפונקציית ההפסד של המודל על מורכבות יתר.

* **רגולריזציית L1/L2:** מוסיפה עונש על גודל משקולות רשתות הנוירונים. L1 נוטה לאפס משקולות של מאפיינים פחות חשובים, בעוד L2 נוטה להקטין את כל המשקולות.
* **רגולריזציית אנטרופיה:** באלגוריתמי RL מבוססי מדיניות (כמו PPO, SAC), עידוד אנטרופיה גבוהה יותר (מדיניות אקראית יותר) בשלבי אימון מוקדמים יכול לעודד חקירה ולמנוע התכנסות מוקדמת למדיניות תת-אופטימלית. בספריות RL כמו RLlib, ניתן לרוב להגדיר מקדמי רגולריזציה כחלק מתצורת האלגוריתם.

#### 7.3.2. בדיקות על מגוון מכשירים וטווחי זמן

בדיקה קפדנית של המערכת על פני מגוון רחב של מכשירים פיננסיים וטווחי זמן היא קריטית להערכת יכולת ההכללה שלה. סביר להניח שיידרש כיול מסוים עבור כל שוק או תנאי שוק חדשים. השילוב של רעיון ה"סופרפוזיציה", אם ימומש כאנסמבל של מדיניויות, עשוי לתרום להפחתת התאמת יתר על ידי מניעת התמקדות יתר במודל בודד.

**טבלה 7.1: פרוטוקול בדיקות לאחור ומדדי ביצוע מרכזיים**

| נקודת בדיקה | שיקול / נוהג מומלץ | כלים / טכניקות רלוונטיות | מדדי הצלחה ספציפיים לנקודה |
| --- | --- | --- | --- |
| מקור ואיכות נתונים | שימוש בנתוני OHLCV (5ד', 30ד') איכותיים. טיפול קפדני בנתונים חסרים/שגויים. טיפול בגלגול חוזים. | API של ספקי נתונים, ספריות עיבוד נתונים (Pandas). | שלמות נתונים גבוהה, עקביות חותמות זמן. |
| טיפול באי-סטציונריות | בדיקות Walk-Forward. ניתוח ביצועים ספציפי לכל משטר MMD. הערכת ביצועים על פני תקופות שוק מגוונות. | Walk-Forward Analysis, פלט מנוע MMD. | יציבות ביצועים יחסית על פני חלונות ומשטרים שונים. |
| היבטים ספציפיים ל-MARL | יציבות מדיניות משותפת, הערכת איכות שיתוף פעולה, השפעת חלוקת M\_i. | ניתוח לוגים של פעולות סוכנים. | ביצועים עקביים של המערכת, היעדר פעולות סותרות. |
| היבטים ספציפיים לחוזים עתידיים | טיפול בגלגול חוזים, דרישות מינוף ובטחונות, מידול החלקה. | לוגיקת גלגול חוזים, מודל עלויות מותאם. | חישוב רווח והפסד ריאליסטי. |
| מידול עלויות | הכללת עמלות עסקה והחלקה ריאליסטיות. | מודל עלויות מפורט בסביבת הבקטסט. | רווחיות נטו לאחר כל העלויות. |
| זיהוי התאמת יתר | שימוש קפדני בנתוני Out-of-Sample. השוואה לבנצ'מרק נאיבי. | ניתוח עקומות למידה, השוואת In-Sample ל-Out-of-Sample. | פער קטן בין ביצועי In-Sample ל-Out-of-Sample. |
| מדדי ביצועים מקיפים | P&L, יחס שארפ, סורטינו, MDD, פקטור רווח, שיעור הצלחה, ביצוע סינרגיות. | חישוב כל המדדים המפורטים בסעיף 7.1.4. | עמידה ביעדים שהוגדרו באופן עקבי. |
| הערכת רכיב "סופרפוזיציה" (אם ייושם) | מדדי עמידות (ביצועים ברעש, יציבות בזעזועים), גיוון בפעולות. | השוואת ביצועים עם/בלי סופרפוזיציה. | שיפור מובהק בעמידות או ביחס סיכון/תשואה. |

פרוטוקול בדיקות לאחור מובנה וקפדני הוא הכרחי לאימות האסטרטגיה ולהגברת הביטחון ביכולתה לעבוד בתנאי אמת.

## פרק 8: מפת דרכים ליישום ושיקולים מתקדמים

### 8.1. תוכנית פיתוח שלב אחר שלב

מימוש מערכת המסחר מרובת הסוכנים כפי שתוארה הוא משימה מורכבת הדורשת תכנון קפדני וגישה שלבית. תוכנית הפיתוח המוצעת כוללת את השלבים הבאים:

1. **הקמת תשתית נתונים ועיבוד ראשוני:** פיתוח צנרת נתונים אמינה לרכישה, אחסון ועיבוד של נתוני OHLCV (5ד', 30ד'), טיפול בגלגול חוזים, ניקוי נתונים, וחישוב ראשוני של אינדיקטורים בסיסיים ומאפייני FVG ו-LVN.
2. **פיתוח ובדיקת מנוע זיהוי משטרי שוק (MMD):** מימוש אלגוריתם Higher-Rank MMD מבוסס חתימות נתיבים, כיול ובדיקה על נתונים היסטוריים, והגדרת שילוב הפלט בזרם הנתונים.
3. **פיתוח בסיס ייחוס (Baseline) עם סוכן RL יחיד:** מימוש האסטרטגיה המלאה (כולל סינרגיות, צורות הרמוניות ו-LVN) באמצעות סוכן RL יחיד הפועל על מלוא הנתונים המעובדים. שלב זה קריטי וישמש כנקודת השוואה להערכת התועלת של גישת ה-MARL.
4. **בניית סביבת MARL מותאמת אישית (PettingZoo):** פיתוח סביבה שתטפל בקבלת נתונים, חלוקתם למטריצות M\_i, העברת תצפיות לסוכנים, קבלת פעולות, ביצוען בסביבה מדומה וחישוב תגמולים.
5. **אימון סוכני MARL (RLlib, MAPPO):** אימון הסוכנים עם מדיניות משותפת ותגמול שיתופי, תוך התמקדות בתיאום ושיתוף פעולה.
6. **שילוב שכבת סופרפוזיציה בהשראת קוונטים (בשלב מאוחר יותר):** לאחר הערכה ראשונית של מערכת ה-MARL הבסיסית, מימוש אחת מהטכניקות שנדונו (אנסמבל, מדיניות הסתברותית, QIDDM-like) לשיפור עמידות.
7. **בדיקות לאחור מקיפות ואופטימיזציה:** ביצוע בדיקות Walk-Forward, ושימוש ב-Optuna ו-Ray Tune לאופטימיזציית היפר-פרמטרים.
8. **איטרציה ושיפור מתמיד:** ניתוח תוצאות, זיהוי נקודות תורפה, וביצוע איטרציות לשיפור כל רכיבי המערכת.

פיתוח איטרטיבי של הרכיבים, תוך בדיקה והערכה של כל רכיב בנפרד ככל הניתן לפני שילובו, יסייע באיתור וטיפול בבעיות בשלבים מוקדמים.

### 8.2. התמודדות עם אתגרי מפתח: מדרגיות, אי-סטציונריות ונצפות חלקית ב-MARL

* **מדרגיות (Scalability):** השימוש ב-Ray RLlib, המיועדת למערכות מבוזרות, וחלוקת הנתונים למטריצות קלט קטנות יותר (M\_i), עשויים לתרום למדרגיות. יש לנהל ביעילות תקורת תקשורת אם נדרשת תקשורת מפורשת בין סוכנים.
* **אי-סטציונריות (Non-stationarity):** מנוע זיהוי המשטרים באמצעות MMD, רעיון הסופרפוזיציה (אם מיושם כגיוון מדיניות), טכניקות אופטימיזציה בשיטת walk-forward ולמידה מתמשכת הם כלים חיוניים להתמודדות עם אי-סטציונריות השוק וסביבת ה-MARL.
* **נצפות חלקית (Partial Observability):** כל סוכן פועל תחת נצפות חלקית (M\_i). המדיניות המשותפת ופרמטרי המשטר הגלובליים נועדו לספק הקשר מספיק לפעולה קוהרנטית. אם יתברר שהתצפיות המקומיות אינן מספקות, ניתן לשקול הוספת מנגנוני תקשורת מפורשים בין הסוכנים.

### 8.3. אגרגציה ומיזוג מדיניות מתשומות/תצפיות הטרוגניות של סוכנים

אף על פי שכל הסוכנים חולקים את אותה מדיניות, הם מקבלים תשומות שונות (M\_i). אם הפלט של כל סוכן (למשל, המלצת פעולה) צריך לעבור אגרגציה להחלטת צוות אחת (למשל, לניהול סיכונים כולל או לביצוע פקודה נטו אחת), יש לדון כיצד לבצע אגרגציה זו. אפשרויות כוללות הצבעת רוב, ממוצע משוקלל, פרוטוקולי הצבעה מורכבים, או שיטות מבוססות פירוק ערך (כמו VDN/QMIX). האינטראקציה המורכבת בין כל רכיבי המערכת עלולה להוביל להתנהגות אמרגנטית, שיכולה להיות מועילה או מזיקה. לכן, מפת הדרכים ליישום חייבת לכלול סימולציה מקיפה ובדיקות "ארגז חול" (sandboxing) לפני כל פריסה למסחר חי.

### 8.4. שיקולי אדם בלולאה (HITL)

עבור מערכת מסחר אוטונומית מורכבת כזו, שילוב של אדם בלולאה (Human-in-the-Loop - HITL) יכול להיות בעל ערך רב, ואף הכרחי, במיוחד בשלבי הפיתוח, הבדיקה והפריסה הראשוניים. תפקידי ה-HITL יכולים לכלול: אימות זיהוי משטרים, פיקוח על פריסת האסטרטגיה, התערבות במצבים בלתי צפויים, הנחיית עידון המדיניות ופונקציית התגמול, ואימות ובדיקה של מודלים. ככל שהמערכת הופכת לאוטונומית יותר ומסוגלת להתנהגות אמרגנטית מורכבת, שאלות של שליטה, אחריות ומסחר אתי הופכות למרכזיות. רכיב ה-HITL אינו רק תכונה רצויה, אלא פוטנציאל הכרחי לתפעול בטוח ואחראי.

## פרק 9: מסקנות והנחיות לעתיד

המחקר הנוכחי הציג תוכנית מקיפה ושאפתנית לפיתוח מערכת מסחר אלגוריתמית מרובת סוכנים (MARL) המיועדת למסחר בחוזים עתידיים בפלטפורמת Windsurf. המערכת משלבת אסטרטגיית מסחר ייחודית המבוססת על אינדיקטורים (MLMI, NW-RQK, FVG), ניתוח פרופיל שוק (LVN), ופרשנות גיאומטרית של "צורות הרמוניות", יחד עם טכנולוגיות חזיתיות כגון מנוע זיהוי משטרי שוק מבוסס Higher-Rank MMD, ארכיטקטורת MARL שיתופית (CTDE), ורעיונות בהשראת סופרפוזיציה קוונטית לשיפור עמידות המערכת. הדגש הושם על התאמת התכנון להעדפות המפורטות של המשתמש, כולל המעבר מנתוני רמה 2 לנתוני ברים, וההגדרה הספציפית של הסינרגיות והצורות ההרמוניות.

**פוטנציאל המערכת ואתגריה המרכזיים:** הפוטנציאל של מערכת כזו טמון ביכולתה לעבד מידע שוק מורכב באופן מבוזר, תוך שמירה על קוהרנטיות אסטרטגית גלובלית. זיהוי משטרי השוק באמצעות MMD נועד לאפשר למערכת להסתגל לתנאי שוק משתנים, בעוד שרעיון הסופרפוזיציה שואף להקנות לה עמידות נוספת בפני רעש ואי-ודאות. אם תמומש בהצלחה, מערכת זו עשויה להציע ביצועים עדיפים על פני גישות מסחר מסורתיות או מודלים של סוכן יחיד. עם זאת, מימוש המערכת כרוך בהתמודדות עם אתגרים משמעותיים, כולל המורכבות הטכנית של כל רכיב, הקושי בשילובם, חלוקת הנתונים האופטימלית למטריצות M\_i, הבטחת "שיתוף פעולה מושלם", ועיצוב פונקציית תגמול מאוזנת.

**היתכנות על בסיס מחקר וכלים קיימים:** למרות האתגרים, הרעיונות המוצגים נשענים במידה רבה על מחקרים קיימים וכלים זמינים. ספריות כמו Ray RLlib ו-PettingZoo מספקות תשתית חזקה ל-MARL. מחקרים בתחום זיהוי משטרי שוק באמצעות MMD וחתימות נתיבים מציעים גישות מתקדמות הניתנות למימוש (למשל, issaz/signature-regime-detection ו-higherOrderKME ). הרעיון של סופרפוזיציה בהשראת קוונטים ניתן לתרגום לטכניקות RL קלאסיות. לפיכך, המשימה, אף שהיא שאפתנית, ניתנת לביצוע באופן הדרגתי ואיטרטיבי.

**הנחיות למחקר עתידי:** הפיתוח והבדיקה של מערכת זו יניבו ככל הנראה תובנות רבות שיכולות להנחות מחקר עתידי:

* **טכניקות MMD מתקדמות יותר:** חקירת גרסאות נוספות של MMD, אולי בשילוב עם שיטות למידה עמוקה נוספות, לזיהוי משטרים מדויק ומהיר יותר. המשתמש ציין עניין בבחינת שיטות חלופיות ל-MMD אם הן יעילות יותר מבחינה חישובית ואיכותית.
* **חלוקת נתונים דינמית או נלמדת:** במקום חלוקה אקראית קבועה של נתונים למטריצות M\_i, ניתן לחקור שיטות שבהן חלוקת הנתונים לסוכנים היא דינמית ומשתנה בהתאם לתנאי השוק, או אף נלמדת על ידי המערכת עצמה. המשתמש הביע עניין רב באפשרות זו.
* **אבולוציה של סינרגיות:** האפשרות שהמערכת תלמד או תפתח סינרגיות חדשות באופן אוטונומי, מעבר לארבע הסינרגיות המוגדרות מראש.
* **שילוב עמוק יותר של עקרונות בהשראת קוונטים:** ככל שההבנה של האנלוגיות בין חישוב קוונטי ללמידה קלאסית תעמיק, ייתכן שניתן יהיה לממש רעיונות "קוונטיים" מורכבים יותר באופן קלאסי לשיפור ביצועי סוכני RL.
* **פרשנות ושקיפות:** פיתוח כלים וטכניקות להבנת תהליך קבלת ההחלטות של מערכת MARL מורכבת זו, במטרה להגביר את האמון בה ולהקל על איתור וטיפול בכשלים.
* **למידה מתמשכת והסתגלות ארוכת-טווח:** חקירת ארכיטקטורות ומנגנוני למידה המאפשרים למערכת כולה להסתגל באופן רציף לשינויים ארוכי-טווח בדינמיקת השוק, מעבר לזיהוי משטרים טקטי.

לסיכום, המערכת המוצעת מייצגת חזון שאפתני וחדשני למסחר אלגוריתמי. מימושה ידרוש מאמץ מחקרי ופיתוחי משמעותי, אך הפוטנציאל לקידום התחום ולהשגת ביצועי מסחר משופרים מצדיק את המאמץ. ההתקדמות ההדרגתית, תוך התבססות על מחקר קיים וכלים מתקדמים, והתמודדות שיטתית עם האתגרים, היא המפתח להפיכת חזון זה למציאות בפלטפורמת Windsurf.

**מקורות עיקריים ששימשו בדו"ח:**

#### Works cited

1. Understanding OHLCV in Crypto Market Data Analysis - CoinAPI.io, https://www.coinapi.io/blog/understanding-ohlcv-in-market-data-analysis 2. Futures Data API - Polygon.io, https://polygon.io/futures 3. TimeAndSale Sale Conditions - dxFeed KB, https://kb.dxfeed.com/en/data-model/market-events/timeandsale-sale-conditions.html 4. dxFeed API Market Events, https://kb.dxfeed.com/en/data-model/market-events/dxfeed-api-market-events.html 5. How to get continuous contracts - Databento, https://databento.com/docs/examples/symbology/continuous 6. 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, https://github.com/issaz/signature-regime-detection 7. Non-parametric online market regime detection and regime clustering for multidimensional and path-dependent data structures - IDEAS/RePEc, https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2306.15835.html 8. Rough path - Wikipedia, https://en.wikipedia.org/wiki/Rough\_path 9. Signature of càdlàg rough paths: universal properties and applications in finance, https://mathematik.univie.ac.at/en/eventsnews/full-news-display/news/signature-of-cadlag-rough-paths-universal-properties-and-applications-in-finance/?no\_cache=1&cHash=0ec9ef040acb2260f84e178720a18ac8 10. What is the signature method? | The Signature Method in Machine Learning - GitHub Pages, https://kormilitzin.github.io/the-signature-method-in-machine-learning/ 11. (PDF) Signature Transform Application in Time Series Analysis: An Introduction to Classification and Reconstruction Problems - ResearchGate, https://www.researchgate.net/publication/389824133\_Signature\_Transform\_Application\_in\_Time\_Series\_Analysis\_An\_Introduction\_to\_Classification\_and\_Reconstruction\_Problems 12. Two-dimensional signature of images and texture classification - Purdue Math, https://www.math.purdue.edu/~stindel/publication/papers-online/data-rough-published-1.pdf 13. Rough Path Theory and Signatures Applied To Quantitative Finance - Part 1 - QuantStart, https://www.quantstart.com/articles/rough-path-theory-and-signatures-applied-to-quantitative-finance-part-1/ 14. An Introduction to Time Series Signatures - Quantdare, https://quantdare.com/an-introduction-to-time-series-signatures/ 15. Deep Signature Transforms, http://papers.neurips.cc/paper/8574-deep-signature-transforms.pdf 16. Embedding and learning with signatures - ScienceDirect - DOI, https://doi.org/10.1016/j.csda.2020.107148 17. The iisignature library: efficient calculation of iterated-integral signatures and log signatures - arXiv, https://arxiv.org/pdf/1802.08252 18. Change Point Detection - Imperial College London, https://www.imperial.ac.uk/media/imperial-college/faculty-of-natural-sciences/department-of-mathematics/math-finance/239236448---Hugo-Ng---Ng\_Hugo\_01848839.pdf 19. Non-parametric online market regime detection and regime clustering for multidimensional and path-dependent data structures | Request PDF - ResearchGate, https://www.researchgate.net/publication/371943960\_Non-parametric\_online\_market\_regime\_detection\_and\_regime\_clustering\_for\_multidimensional\_and\_path-dependent\_data\_structures 20. proceedings.neurips.cc, https://proceedings.neurips.cc/paper\_files/paper/2021/file/8b2dfbe0c1d43f9537dae01e96458ff1-Paper.pdf 21. Higher Order Kernel Mean Embeddings to Capture Filtrations of Stochastic Processes, https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/hash/8b2dfbe0c1d43f9537dae01e96458ff1-Abstract.html 22. [PDF] Adapted topologies and higher rank signatures - Semantic Scholar, https://www.semanticscholar.org/paper/2279b5072ced811b8a0df7e194729d9b16252549 23. Filtering higher-order datasets - PMC - PubMed Central, https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10878068/ 24. Scalable Signature-Based Distribution Regression via Reference Sets - arXiv, https://arxiv.org/pdf/2410.09196 25. Higher Order Kernel Mean Embeddings to Capture Filtrations of Stochastic Processes - OpenReview, https://openreview.net/pdf?id=CtugaUzfYw 26. Zacharia Issa issaz - GitHub, https://github.com/issaz 27. Detecting multivariate market regimes via clustering algorithms - Imperial College London, https://www.imperial.ac.uk/media/imperial-college/faculty-of-natural-sciences/department-of-mathematics/math-finance/212236006---James-Mc-Greevy---MCGREEVY\_JAMES\_01075416.pdf 28. Godisemo/HigherOrderKernels.jl: Higher order kernels for density and distribution estimation - GitHub, https://github.com/Godisemo/HigherOrderKernels.jl 29. maudl3116/higherOrderKME: Code for the NeurIPS 2021 paper "Higher Order Kernel Mean Embeddings to Capture Filtrations of Stochastic Processes". - GitHub, https://github.com/maudl3116/higherOrderKME 30. README.md - maudl3116/higherOrderKME - GitHub, https://github.com/maudl3116/higherOrderKME/blob/main/README.md 31. higherOrderKME/setup.py at main - GitHub, https://github.com/maudl3116/higherOrderKME/blob/main/setup.py 32. A Primer on the Signature Method in Machine Learning - arXiv, https://arxiv.org/pdf/1603.03788 33. Report: Windsurf Business Breakdown & Founding Story | Contrary Research, https://research.contrary.com/company/windsurf 34. Windsurf Editor | Windsurf (formerly Codeium), https://windsurf.com/editor 35. Windsurf AI Agentic Code Editor: Features, Setup, and Use Cases | DataCamp, https://www.datacamp.com/tutorial/windsurf-ai-agentic-code-editor 36. Windsurf (formerly Codeium) - The most powerful AI Code Editor, https://windsurf.com/ 37. Windsurf - Getting Started, https://docs.codeium.com/windsurf/getting-started 38. How to Build an Email Newsletter Editor with Angular Using Windsurf AI - TinyMCE, https://www.tiny.cloud/blog/how-to-build-an-email-newsletter-editor-with-angular-using-windsurf-ai/ 39. Code, Collaborate, Create — Meet Windsurf - Buildcamp, https://www.buildcamp.io/blogs/code-collaborate-create-meet-windsurf 40. How to Use MCP Servers in Windsurf AI (Becoming 10x Developer) - Apidog, https://apidog.com/blog/windsurf-mcp-servers/ 41. Windsurf and Netlify Launch First-of-its-Kind AI IDE-Native Deployment Integration, https://www.netlify.com/press/windsurf-netlify-ai-ide-native-deployment-integration/ 42. 10 Top Windsurf Alternatives for Building Web Applications in 2025 - Prismetric, https://www.prismetric.com/windsurf-alternatives/ 43. Why OpenAI Just Spent $3 Billion on Windsurf—and Why It Matters to Every Developer, https://smythos.com/ai-agents/ai-agent-development/openai-spent-3-billion-on-windsurf/ 44. Netlify + Windsurf: Bringing deployments straight into your AI-powered editor, https://www.netlify.com/blog/netlify-windsurf-bringing-deployments-straight-into-your-ai-powered-editor/ 45. App Deploys - Windsurf Docs, https://docs.windsurf.com/windsurf/app-deploys 46. entrepeneur4lyf/engineered-meta-cognitive-workflow-architecture - GitHub, https://github.com/entrepeneur4lyf/engineered-meta-cognitive-workflow-architecture 47. Integration between Windsurf and custom MCP servers - GitHub, https://github.com/rohanbanda-TRT/windsurf-mcp-integration 48. Advanced - Windsurf Docs, https://docs.windsurf.com/windsurf/advanced 49. Security | Windsurf (formerly Codeium), https://windsurf.com/security 50. Windsurf for Enterprise - Codeium, https://www.windsurf.com/enterprise 51. Self-Hosted Deployment Maintenance Mode - Windsurf, https://windsurf.com/blog/self-hosted-deployment-maintenance-mode 52. Windsurf and Netlify Launch AI IDE-Native Deployment Integration - DEVOPSdigest, https://www.devopsdigest.com/windsurf-and-netlify-launch-ai-ide-native-deployment-integration 53. Windsurf Launches SWE-1: AI Models Built for the Entire Software Engineering Process, https://devops.com/windsurf-launches-swe-1-ai-models-built-for-the-entire-software-engineering-process/ 54. Windsurf launches SWE-1 AI models for Developers - Big Data News Weekly, https://www.bigdatanewsweekly.com/p/windsurf-launches-swe-1-ai-models-for-developers 55. Windsurf Launches SWE-1: A Frontier AI Model Family for End-to-End Software Engineering, https://www.marktechpost.com/2025/05/16/windsurf-launches-swe-1-a-frontier-ai-model-family-for-end-to-end-software-engineering/ 56. OpenAI Acquires Windsurf for $3 Billion - DevOps.com, https://devops.com/openai-acquires-windsurf-for-3-billion/ 57. Windsurf Launches SWE-1: A Frontier AI Model Family Built for the Full Software Engineering Lifecycle | Morningstar, https://www.morningstar.com/news/business-wire/20250515138505/windsurf-launches-swe-1-a-frontier-ai-model-family-built-for-the-full-software-engineering-lifecycle 58. Windsurf introduces SWE-1 AI lineup for complete software process - Perplexity, https://www.perplexity.ai/page/windsurf-introduces-swe-1-ai-l-xFb0iOLKR4.tAB05i9m\_hQ 59. Event stream processing—a detailed overview - Redpanda, https://www.redpanda.com/guides/event-stream-processing 60. Best Container Management Software for Windsurf Editor - SourceForge, https://sourceforge.net/software/container-management/integrates-with-the-windsurf-editor/ 61. Deployment and orchestration - Docker Docs, https://docs.docker.com/guides/orchestration/ 62. Windsurf launches surprise in-house AI model family for developers - The Rundown AI, https://www.therundown.ai/p/windsurfs-surprise-ai-model-reveal 63. AI built for Enterprise Software Development - Windsurf, https://windsurf.com/enterprise 64. Vibe Coding Revolution: Windsurf's AI Models Set to Shake Up the Scene - OpenTools, https://opentools.ai/news/vibe-coding-revolution-windsurfs-ai-models-set-to-shake-up-the-scene 65. Overview - Windsurf Docs, https://docs.windsurf.com/context-awareness/windsurf-overview 66. Windsurf Docs, https://docs.windsurf.com/windsurf/getting-started 67. Windsurf Analytics API (SaaS), https://docs.windsurf.com/analytics/analytics-api 68. Codium Windsurf: Discover the Best Features for Seamless Development - Apidog, https://apidog.com/blog/codium-windsurf-best-features/ 69. Windsurf - Overview - WWT, https://www.wwt.com/partner/windsurf/overview 70. Windsurf metrics - WakaTime - Open source plugin for automatic time tracking, https://wakatime.com/windsurf-metrics 71. Windsurf - Explore - WWT, https://www.wwt.com/partner/windsurf/explore 72. Decoding Market Regimes Machine Learning Insights into US Asset Performance Over The Last 30 Years, https://www.ssga.com/library-content/assets/pdf/global/pc/2025/decoding-market-regimes-with-machine-learning.pdf 73. Performance Metrics Deep Dive - Ultralytics YOLO Docs, https://docs.ultralytics.com/guides/yolo-performance-metrics/ 74. Best API Documentation Tools for Windsurf Editor - SourceForge, https://sourceforge.net/software/api-documentation/integrates-with-the-windsurf-editor/ 75. Futures: Intro | Fetch all futures contract expirations - Databento, https://databento.com/docs/examples/futures/futures-introduction 76. Feature engineering has a language problem - Quix, https://quix.io/blog/feature-engineering-language-problem 77. Practical Guide for Feature Engineering of Time Series Data - dotData, https://dotdata.com/blog/practical-guide-for-feature-engineering-of-time-series-data/ 78. Path Signatures in Machine Learning-based Analysis: of Financial Time Series: Kuzmanovic, Milan: 9786202220750 - Amazon.com, https://www.amazon.com/Path-Signatures-Machine-Learning-based-Analysis/dp/6202220759 79. Weighted signature kernels - Xingcheng Xu, https://xingchengxu.github.io/Publications/WSK\_CLX2024\_AAP.pdf 80. Generative model for financial time series trained with MMD using a signature kernel - arXiv, https://arxiv.org/abs/2407.19848 81. Market Regime Change Detection with ML - QuestDB, https://questdb.com/glossary/market-regime-change-detection-with-ml/ 82. Market Regime Detection using Hidden Markov Models in QSTrader | QuantStart, https://www.quantstart.com/articles/market-regime-detection-using-hidden-markov-models-in-qstrader/ 83. Classifying market regimes | Macrosynergy, https://macrosynergy.com/research/classifying-market-regimes/ 84. A Machine Learning Approach to Regime Modeling - Two Sigma, https://www.twosigma.com/articles/a-machine-learning-approach-to-regime-modeling/ 85. Futures Market Data - Live and historical futures data API - Databento, https://databento.com/futures 86. A pseudo principal component analysis method for multi-dimensional open-high-low-close data in candlestick chart | Request PDF - ResearchGate, https://www.researchgate.net/publication/366543560\_A\_pseudo\_principal\_component\_analysis\_method\_for\_multi-dimensional\_open-high-low-close\_data\_in\_candlestick\_chart 87. README.md - zhihanyue/ts2vec - GitHub, https://github.com/zhihanyue/ts2vec/blob/main/README.md 88. TS2Vec: Towards Universal Representation of Time Series - AAAI, https://cdn.aaai.org/ojs/20881/20881-13-24894-1-2-20220628.pdf 89. Contrastive Learning: A Powerful Approach to Self-Supervised Representation in Machine Learning - Netguru, https://www.netguru.com/blog/contrastive-learning 90. tallesbrito/contrastive\_sigver: Contrastive Learning of Handwritten Signature Feature Representations - GitHub, https://github.com/tallesbrito/contrastive\_sigver 91. Tactical Asset Allocation with Macroeconomic Regime Detection - arXiv, https://arxiv.org/html/2503.11499v1 92. A New Approach to Regime Detection and Factor Timing - Alpha Architect, https://alphaarchitect.com/regime-detection/ 93. Databento API code examples and tutorials, https://databento.com/docs/examples 94. dxFeed .NET API - GitHub, https://github.com/dxFeed/dxfeed-net-api 95. Detecting Regime Change in Computational Finance - YouTube, https://www.youtube.com/watch?v=iHvVhCYxpDM 96. [AIIFC] Market Regime Detection using Statistical and ML-Based Approaches - YouTube, https://www.youtube.com/watch?v=-53N3EFl4Ic 97. Full article: Path shadowing Monte Carlo - Taylor & Francis Online, https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/14697688.2024.2399285 98. High Rank Path Development: an approach to learning the filtration of stochastic processes - NIPS papers, https://proceedings.neurips.cc/paper\_files/paper/2024/file/d0cf89927acd9136d27ebf08f9e8a888-Paper-Conference.pdf 99. [1603.03788] A Primer on the Signature Method in Machine Learning - arXiv, https://arxiv.org/abs/1603.03788 100. A template for the arxiv style, https://arxiv.org/pdf/2501.15196? 101. Self-Supervised Learning of Disentangled Representations for Multivariate Time-Series - OpenReview, https://openreview.net/pdf/57a2e41f54ce92532cbae1338a50da5267e1e9c6.pdf 102. Market Regimes in Quantitative Wealth and Investment Management, https://fsc.stevens.edu/market-regimes-in-quantitative-wealth-and-investment-management/ 103. Regime-Switching Factor Investing with Hidden Markov Models - MDPI, https://www.mdpi.com/1911-8074/13/12/311 104. A PyTorch library for differentiable two-sample tests — torch-two-sample 0.1 documentation, https://torch-two-sample.readthedocs.io/ 105. machine learning for time series data in Python.ipynb - GitHub, https://github.com/odenipinedo/Python/blob/master/datacamp/machine%20learning%20for%20time%20series%20data%20in%20Python.ipynb 106. PhD thesis - Multivariate time series analysis with the signature method - Bibliothèque Universitaire, https://docnum.univ-lorraine.fr/public/DDOC\_T\_2024\_0165\_MIGNOT.pdf 107. Exploring the Dimensions: A Beginner's Guide to Multidimensional Arrays in Python | CodeSignal Learn, https://codesignal.com/learn/courses/multidimensional-arrays-and-their-traversal-in-python/lessons/exploring-the-dimensions-a-beginners-guide-to-multidimensional-arrays-in-python 108. How to write a multidimensional array to a text file? - Stack Overflow, https://stackoverflow.com/questions/3685265/how-to-write-a-multidimensional-array-to-a-text-file 109. Time Series Analysis and Modelling of Financial Markets, https://armantee.github.io/files/tseries.pdf 110. AWS Vs. Azure Vs. GCP: Which Cloud Platform is Right for Your Enterprise? - VLink Inc., https://vlinkinfo.com/blog/aws-vs-azure-vs-gcp/ 111. Comparing Top Cloud Providers: AWS, Azure, and Google Cloud Features - Hakia, https://hakia.com/posts/comparing-top-cloud-providers-aws-azure-and-google-cloud-features 112. Signature Transform Application in Time Series Analysis: An Introduction to Classification and Reconstruction Problems - Contemporary Mathematics, https://ojs.wiserpub.com/index.php/CM/article/download/6004/3016/59058 113. TSPulse: Dual Space Tiny Pre-Trained Models for Rapid Time-Series Analysis - arXiv, https://arxiv.org/html/2505.13033v1 114. Non-parametric Online Market Regime Detection and Regime Clustering for Multidimensional and Path-Dependent Data Structures | Request PDF - ResearchGate, https://www.researchgate.net/publication/371913467\_Non-parametric\_Online\_Market\_Regime\_Detection\_and\_Regime\_Clustering\_for\_Multidimensional\_and\_Path-Dependent\_Data\_Structures 115. requirements.txt - shakti365/Signature-Forgery-Detection - GitHub, https://github.com/shakti365/Signature-Forgery-Detection/blob/master/requirements.txt 116. mcindoe/regimedetection - GitHub, https://github.com/mcindoe/regimedetection 117. Status Report on the Third Round of the NIST Post-Quantum Cryptography Standardization Process, https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2022/NIST.IR.8413.pdf 118. Python for Finance: Time Series Analysis - MLQ.ai, https://blog.mlq.ai/python-for-finance-time-series-analysis/ 119. signatory - PyPI, https://pypi.org/project/signatory/ 120. Exploring Time Series Feature Extraction Tools in Python using SKTime - Lior Shilon, https://liorshilon.hashnode.dev/exploring-time-series-feature-extraction-tools-in-python-using-sktime 121. datasig-ac-uk/esig: esig python package - GitHub, https://github.com/datasig-ac-uk/esig 122. Python Quants Tutorial 8 - Financial Time Series Prediction using Machine - YouTube, https://www.youtube.com/watch?v=SJHVyn3UbWc 123. examples/financial\_time\_series/Financial Time Series with Finance Data.ipynb at master - GitHub, https://github.com/kubeflow/examples/blob/master/financial\_time\_series/Financial%20Time%20Series%20with%20Finance%20Data.ipynb 124. NeurIPS 2021 papers, https://tanelp.github.io/neurips2021/ 125. How to state in requirements.txt a direct github source - Stack Overflow, https://stackoverflow.com/questions/16584552/how-to-state-in-requirements-txt-a-direct-github-source 126. Add architecture detection logic to setup.py · Issue #13 · explosion/cython-blis - GitHub, https://github.com/explosion/cython-blis/issues/13 127. aaronroman/financial-time-series-clustering: Unsupervised clustering to generate predictive features from stock price curves - GitHub, https://github.com/aaronroman/financial-time-series-clustering 128. Time Series Analysis - 4.ipynb at master · Auquan/Tutorials - GitHub, https://github.com/Auquan/Tutorials/blob/master/Time%20Series%20Analysis%20-%204.ipynb 129. How To Automate Your Finances with Python - Full Tutorial (Pandas, Streamlit, Plotly & More) - YouTube, https://www.youtube.com/watch?v=wqBlmAWqa6A 130. iisignature (version 0.23) - University of Warwick, https://warwick.ac.uk/jreizenstein/iisignature.pdf 131. Concatenated DSPy documentation (May 12, 2025) - GitHub Gist, https://gist.github.com/damek/c5dcf37e5776128a7470c5708b5779f4 132. T-Rep: Representation Learning for Time Series using Time-Embeddings - OpenReview, https://openreview.net/forum?id=3y2TfP966N 133. TS2Vec: Towards Universal Representation of Time Series - AAAI Publications, https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/20881/20640 134. Random Fourier Signature Features | SIAM Journal on Mathematics of Data Science, https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/23M1620478 135. Full article: Robust Hedging GANs: Towards Automated Robustification of Hedging Strategies - Taylor & Francis Online, https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1350486X.2024.2440661 136. isLinXu/paper-list - GitHub, https://github.com/isLinXu/paper-list 137. Unsupervised Multi-modal Feature Alignment for Time Series Representation Learning, https://arxiv.org/html/2312.05698v2 138. TS2Vec - Towards Universal Representation of Time Series - Scribd, https://www.scribd.com/document/625894958/TS2Vec-Towards-Universal-Representation-of-Time-Series 139. Blanka N. Horvath - Research - Google Sites, https://sites.google.com/site/blankanorahorvath/research 140. github.com, https://github.com/issaz/signature-regime-detection/blob/master/requirements.txt