# **בחירה ושילוב של מתודולוגיות מתקדמות לזיהוי מצבי שוק עבור אסטרטגיית מסחר אלגוריתמית מרובת אינדיקטורים ומרובת טווחי זמן**

## **1. יסודות זיהוי מצבי שוק במסחר אלגוריתמי**

### **1.1. הגדרת מצבי שוק בסביבות מסחר בתדירות גבוהה**

זיהוי "מצב שוק" (market regime) מהווה אבן יסוד בפיתוח אסטרטגיות מסחר מתוחכמות. מצב שוק מתייחס לתקופה שבה התנהגות הנכסים הפיננסיים מפגינה מאפיינים סטטיסטיים דומים ויציבים יחסית, כגון רמות תנודתיות מסוימות, מגמתיות (או היעדר מגמתיות), מבני קורלציה ספציפיים בין נכסים, או מאפייני נזילות מסוימים.1 בסביבות מסחר בתדירות גבוהה, הפועלות בטווחי זמן קצרים של דקה עד חמש דקות, כפי שצוין על ידי המשתמש, מצבי שוק אלו יכולים להיות ארעיים ולהשתנות במהירות, לעיתים מספר פעמים במהלך יום מסחר בודד.1 מאפיינים אלו מכונים לעיתים "עובדות מסוגננות" (stylised facts) של תשואות נכסים, וכוללים אי-נייחות (non-stationarity) ואשכולות תנודתיות (volatility clustering), המניעים את הצורך בזיהוי מצבים דינמי.1

הגדרת מצב שוק אינה אבסולוטית; היא תלוית הקשר ותלוית מטרה. עבור אסטרטגיה ספציפית, מצבי שוק עשויים להיות מוגדרים על פי האופן שבו הם משפיעים על אמינות האותות מהאינדיקטורים המשמשים אותה – במקרה זה, Machine Learning Momentum Index (MLMI), Nadaraya-Watson Rational Quadratic Kernel Regression (NW-RQK), ו-Fair Value Gaps (FVG) – או על הרצף האופטימלי של אותות אלו. המסמך 1 מתייחס לתקופות שבהן "ניתן לייחס את דינמיקת מחירי הנכסים... להתפלגות בסיסית זהה (עד כדי מרווח אי-דיוק קטן)". עבור המשתמש, "התפלגות בסיסית" זו צריכה להיות מובנת במונחים של השפעתה על האינדיקטורים הספציפיים שלו. כתוצאה מכך, בחירת המתודולוגיה לזיהוי מצבי שוק צריכה להתאים לסוג מאפייני המצב שהמשתמש שואף ללכוד לצורך התאמת האסטרטגיה שלו.

### **1.2. התפקיד הקריטי של זיהוי מצבים עבור אסטרטגיית האינדיקטורים המשולבת שלך (MLMI, NW-RQK, FVG)**

אסטרטגיית המסחר של המשתמש, המבוססת על שילוב האינדיקטורים MLMI, NW-RQK ו-FVG, ועל לוגיקת רצף אותות גמישה, חשופה במיוחד לשינויים במצבי השוק.1 שינויים בלתי מזוהים במצב השוק עלולים לערער את יסודות האסטרטגיה במספר דרכים:

* **פגיעה באיכות האותות:** איכות האותות מאינדיקטורים בודדים עלולה להיפגע. לדוגמה, אותות מומנטום (כמו מ-MLMI) עלולים להיכשל בשווקים דשדושים, ואמינותם של אזורי FVG עלולה לרדת בתנאי תנודתיות קיצונית.
* **ערעור הנחת הגמישות ברצף האותות:** האסטרטגיה מניחה כי הגמישות ברצף האותות (למשל, MLMI → FVG → NW-RQK לעומת MLMI → NW-RQK → FVG) תורמת לחוסנה.1 עם זאת, כפי שצוין בביקורת על האסטרטגיה, "עצם הגמישות... אינה מבטיחה התאמה; הרלוונטיות של הרצף עצמו בהקשר השוק הנוכחי עלולה להיפגע".1 רצפים מסוימים עשויים להיות יעילים רק במצבי שוק ספציפיים ובלתי מזוהים.
* **השפעה על חלון הזמן האופטימלי לתוקף האות:** משך הזמן שבו אות ראשוני נותר רלוונטי עשוי להשתנות באופן משמעותי בין מצבי שוק שונים.1

זיהוי מצבי שוק מאפשר התאמה דינמית של האסטרטגיה, כגון תעדוף רצפי אותות מסוימים, התאמת פרמטרים של אינדיקטורים, שינוי קריטריוני כניסה/יציאה, או ניהול דעיכת תוקף האות.1

אחד התפקידים המרכזיים של זיהוי מצבי שוק באסטרטגיה של המשתמש הוא לשמש כמעין "מסנן-על" (meta-filter) לתוקף האותות. האסטרטגיה מסתמכת על רצף של אישורים. שינוי במצב השוק בין האות הראשוני לאישור הסופי עלול לערער את הנחת היסוד כולה. זיהוי מצבי שוק יכול לשמש כ"בדיקת הקשר" רציפה. אם מזוהה שינוי מצב באמצע רצף, ניתן לפסול את הרצף או לדרוש אישור חזק יותר בהמשך. הדבר מתייחס ישירות לבעיית "דעיכת תוקף האות".1 לכן, זיהוי מצבי שוק אינו רק סינון טרום-מסחר, אלא גם אימות תוך-רצפי עבור אסטרטגיה רב-שלבית.

יתרה מכך, הנחת "הרצף הגמיש" של מתכנן האסטרטגיה תלויה באופן מהותי במצב השוק. סביר להניח שמצבי שוק שונים יעדיפו רצפי אותות שונים. לדוגמה, מצב שוק מגמתי חזק עשוי להוביל להתיישרות מהירה של אותות מומנטום (MLMI) והתאמת מגמה (NW-RQK), כאשר תיקונים לאזורי FVG מציעים נקודות כניסה. לעומת זאת, מצב שוק תנודתי יותר, בעל אופי של חזרה לממוצע, עשוי לראות היווצרות ומימוש של אזורי FVG באופן אקראי יותר ביחס לאינדיקטורים האיטיים יותר של 5 דקות. מכאן, שתפקיד מפתח נוסף של זיהוי מצבי שוק באסטרטגיה של המשתמש הוא ליידע *איזה* מארבעת רצפי הכניסה התקפים הוא הסביר ביותר להיות רווחי או אף תקף במצב השוק שזוהה כעת. הדבר מאפשר מעבר מגמישות פסיבית להתאמה אקטיבית ומבוססת מידע.

## **2. צלילה לעומק מתודולוגיה 1: זיהוי מקוון לא-פרמטרי באמצעות חתימות מסלול ו-MMD (מבוסס על** 1**)**

מתודולוגיה זו מציעה גישה חדשנית לזיהוי מצבי שוק, המבוססת על ניתוח גאומטרי של מסלולי מחירים ועל מבחנים סטטיסטיים לא-פרמטריים.

### **2.1. מושגי יסוד תיאורטיים**

#### **2.1.1. חתימות מסלול: לכידת הגאומטריה של תנועות מחירים**

חתימות מסלול (Path Signatures) הן כלי מתמטי המאפשר לקודד נתונים סדרתיים ותלויי-מסלול, כגון סדרות עתיות פיננסיות, לייצוג תכונות עשיר והיררכי.1 חתימה של מסלול מחיר לוכדת את הגאומטריה שלו ואת סדר התנועות באופן שאינו תלוי בפרמטר הזמן (כלומר, קצב הדגימה) וייחודי עד כדי שקילות מסוימת (tree-like equivalence).1 תכונה חשובה נוספת היא האוניברסליות, שמשמעותה היא היכולת לקרב פונקציות רציפות על מרחב המסלולים באמצעות פונקציונלים ליניאריים של החתימה.1 "ככל שלוקחים יותר איברים בחתימה, כך מתקבלת תמונה מפורטת יותר של המסלולים הנצפים".1 יש להבחין בין חתימות קטומות (truncated), שבהן מתייחסים למספר סופי של איברים, לבין גישות המשתמשות בחתימה המלאה (למשל, באמצעות טריק הגרעין), המונעות אובדן מידע פוטנציאלי הנובע מקטימה שרירותית.1 "השימוש בחתימת המסלול בגישת ההסקה שלנו מאפשר ללכוד אפקטים תלויי-זמן שלא היו אפשריים קודם לכן".1

ניתן להרחיב את הרעיון של חתימות מסלול כך שילכדו לא רק את התנהגות המחיר, אלא גם את סדר הופעת האותות מהאינדיקטורים השונים (MLMI, NW-RQK, FVG) המשמשים באסטרטגיית המשתמש. ניתן ליצור "מסלול מורחב" הכולל, בנוסף למחיר וזמן, גם את מצבי האינדיקטורים. החתימה של מסלול מורחב כזה תקודד באופן טבעי את הסדר ואת יחסי הגומלין בין אותות האינדיקטורים. המשמעות היא שמתודולוגיה זו עשויה ללמוד להבחין בין מצבי שוק על בסיס *רצפים* אופייניים של התנהגות אינדיקטורים, ולא רק על בסיס התנהגות המחיר לבדה, מה שהופך אותה לרלוונטית במיוחד למבנה האסטרטגיה של המשתמש.

#### **2.1.2. הפרש ממוצע מקסימלי (MMD): כלי להשוואת התפלגויות על מרחב המסלולים**

הפרש ממוצע מקסימלי (Maximum Mean Discrepancy - MMD) הוא מבחן סטטיסטי המשמש לקביעה האם שתי דגימות של נתונים (במקרה זה, מקטעי מסלול) נדגמו מאותה התפלגות בסיסית.1 בהקשר של זיהוי מצבי שוק, MMD משמש לזיהוי שינויים התפלגותיים, המאותתים על מעבר בין מצבי שוק.1 הרעיון הוא להשתמש ב-MMD על מדדים אמפיריים של מקטעי מסלול.1 "מדד 'טוב' וקל לחישוב על מרחב המסלולים הוא אובייקט מרכזי למספר יישומים פיננסיים מרכזיים, כולל... בעיות סיווג וקיבוץ מצבי שוק, זיהוי חריגות...".1

הסטטיסטי של MMD מספק מדד כמותי לחוסר דמיון בין התפלגויות. מתכנן האסטרטגיה של המשתמש מזכיר "גורם שכנוע" (conviction factor) עבור אותות מאוחרים.1 ערך ה-MMD עצמו (או יחסו לסף cα​ 1) יכול לשמש כמעין פרוקסי מבוסס-נתונים ל"שכנוע" לגבי השאלה האם מקטע השוק הנוכחי עדיין שייך לאותו מצב שוק כמו תקופת ייחוס או "אמונה" (belief) קודמת. לכן, MMD יכול להציע דרך אובייקטיבית יותר לנהל את תוקף האות לאורך זמן מאשר כללים היוריסטיים גרידא.

#### **2.1.3. שיטות גרעין: מאפשרות השוואות מורכבות בממדים גבוהים**

שיטות גרעין (Kernel Methods) ו"טריק הגרעין" (kernel trick) מאפשרות לבצע השוואות מורכבות במרחבי תכונות בעלי ממד גבוה (ואף אינסופי) מבלי צורך לחשב במפורש את העתקת התכונות למרחב זה.1 בהקשר זה, גרעינים כמו "גרעין החתימה" (signature kernel) או "גרעין חתימה מורם RBF" (RBF-lifted signature kernel) מאפשרים לחשב את ה-MMD בין התפלגויות של מסלולים באופן יעיל.1 חשיבותם של "גרעינים אופייניים" (characteristic kernels) היא בכך שהם מבטיחים שה-MMD המוגדר באמצעותם הוא אכן מטריקה (כלומר, מקיים את תכונות המרחק).1 "באופן ספציפי, באמצעות שימוש בווריאנט של שיטות הגרעין... אנו גם מסוגלים להרחיב לממדיות גבוהה יותר בקלות יחסית, ולמעשה להשיג תוצאות חזקות יותר במקרים רב-ממדיים מבלי לספוג עונש חישובי כבד מדי".1

אף על פי ששיטות הגרעין הן חזקות, בחירת הגרעין והיפר-פרמטרים שלו מהווה אתגר מעשי. המסמך 1 מזכיר את גרעין החתימה המורם RBF ואת הצורך לבחור היפר-פרמטרים של החלקה (למשל, σ). ביצועי שיטות הגרעין רגישים לעיתים קרובות לבחירת הגרעין ולפרמטרים שלו. עבור אסטרטגיה הפועלת בטווחי זמן של 1-5 דקות, מציאת פרמטרי גרעין אופטימליים ויציבים שיעבדו היטב על פני מיקרו-מצבים המשתנים במהירות תהיה משימת מחקר ואימות משמעותית, המוסיפה למורכבות היישום.

### **2.2. מכניקת הפעולה של שיטת חתימה-MMD**

#### **2.2.1. זיהוי שינוי מצב מקוון**

השיטה מעבדת זרמי נתונים נכנסים (סדרות עתיות של מחירים/תשואות).1 היא משתמשת בחלונות הזזה ליצירת מקטעי מסלול (תת-מסלולים ומסלולי אנסמבל).1 מסגרת המבחן הדו-מדגמי משווה חלון של נתונים עדכניים (התפלגות חדשה) לחלון ייחוס (התפלגות ישנה או התפלגות "אמונה").1 מחושב סטטיסטי ה-MMD (למשל, Dsigr​(P,Q)).1 שינוי מצב מאותת אם ה-MMD חוצה סף קבוע מראש (cα​).1 טרנספורמציות מסלול (כגון נרמול זמן, נרמול מרחב מצב, טרנספורמציית תוספת) משמשות להדגשת האות.1 "אלגוריתמים מקוונים (או בזמן אמת) רצים במקביל לתהליך שהם מנטרים, מעבדים כל נקודת נתונים כשהיא הופכת זמינה, במטרה לזהות נקודת שינוי בהקדם האפשרי לאחר התרחשותה".1

המושג "אמונות" (P), כפי שמתואר ב-1, יכול לייצג מצבי שוק "נורמליים" או ספציפיים. ה-MMD בודק אז אם נתונים חדשים סוטים מ"אמונות" אלו. עבור האסטרטגיה של המשתמש, "אמונות" אלו יכולות להיות תקופות היסטוריות שבהן רצפי אותות ספציפיים (למשל, MLMI ראשון) היו רווחיים במיוחד. הגלאי המקוון יאותת אז כאשר השוק סוטה ממצב "מועדף" כזה. הדבר מאפשר זיהוי מצבים ממוקד יותר – לא רק "האם זה שונה?" אלא "האם זה שונה ממצב שבו האסטרטגיה שלי (או וריאנט ספציפי שלה) משגשגת?".

#### **2.2.2. קיבוץ מצבים (Regime Clustering) לניתוח אקס-אנטה**

ניתן להשתמש ב-MMD כמדד מרחק בין התפלגויות מסלולים לצורך למידה בלתי מונחית (קיבוץ).1 המטרה היא לזהות תקופות של "פעילות שוק דומה בקירוב" על ידי קיבוץ מקטעי מסלול.1 ניתן ליישם קיבוץ היררכי באמצעות מטריצת המרחקים של MMD.1 השאלה הנשאלת היא: "כמה קבוצות (אשכולות) נפרדות קיימות בקבוצה {δ1,...,δM}? ובהינתן נתונים חדשים, לאיזה מאשכולות אלו ניתן לשייכם?".1

המשתמש הציע להשתמש בסוכן למידת חיזוק (Q-learning) לצורך התאמה.1 רכיב קריטי הוא הגדרת ה'מצב' עבור סוכן זה. קיבוץ מצבים 1 יכול לזהות התנהגויות שוק היסטוריות נפרדות. האשכולות המזוהים על ידי שיטת חתימה-MMD יכולים לשמש כמצבי שוק דיסקרטיים עבור סוכן ה-Q-learning, ובכך לספק דרך מבוססת-נתונים ולא-פרמטרית לסיווג תנאי השוק. גישה זו מתוחכמת יותר מהסתמכות על ספי תנודתיות פשוטים.

#### **2.2.3. MMD מדרגה גבוהה יותר למידע סינון (נתונים לא-מרקוביים)**

MMD/חתימות סטנדרטיים (מדרגה 1) מאפיינים התפלגויות שוליות אך לא בהכרח התפלגויות מותנות או מידע סינון (filtration information).1 חתימות מדרגה גבוהה יותר (S2) ו-MMD מדרגה r (Dsigr​) הוצגו כדי ללכוד תלויות במידע עבר (אפקטים לא-מרקוביים).1 "ה-MMD מדרגה r מגדיר מטריקה על הטופולוגיה המותאמת מדרגה r−1. כלומר, עבור תהליכים מסוננים X, Y∈FPI​, Dsigr​(X,Y)=0⟺X∼r−1​Y".1 משמעות הדבר היא ש-Dsig2​ יכול להבחין בין תהליכים על בסיס החוקים המותנים שלהם, דבר חיוני לאסטרטגיות תלויות-מסלול.

שווקים פיננסיים, במיוחד בתדירויות גבוהות, הם לעיתים קרובות לא-מרקוביים (העבר משפיע על העתיד מעבר למצב האחרון). האסטרטגיה של המשתמש מסתמכת על *רצף* של אותות. תוקפו של האות השלישי תלוי מטבעו במסלול שנלקח מאז שני האותות הראשונים. לכן, MMD מדרגה 2 מתאים תיאורטית יותר להבחנה בין מצבים שבהם תלות במסלול היא גורם מבחין מרכזי, דבר סביר מאוד עבור אסטרטגיה של 1-5 דקות. עם זאת, הדבר כרוך בעלויות חישוביות מוגברות.1

### **2.3. חוזקות ויתרונות עבור האסטרטגיה שלך**

* **אופי לא-פרמטרי:** אין צורך להניח התפלגויות נתונים ספציפיות (למשל, תשואות גאוסיאניות), מה שהופך את השיטה לחסינה להתנהגויות שוק חריגות.1
* **טיפול בנתונים רב-ממדיים:** מסוגלת לנתח מספר נכסים או אינדיקטורים בו-זמנית. עלות החישוב של גרעין החתימה גדלה ליניארית עם ממד המסלול.1 לאסטרטגיית המשתמש, המשתמשת בשלושה אינדיקטורים, יש רלוונטיות ישירה לכך, שכן ניתן להתייחס לאינדיקטורים אלו כאל מסלול רב-ממדי.
* **לכידת תלות במסלול ואפקטים זמניים:** חתימות מקודדות מטבען את סדר האירועים, דבר חיוני לאותות סדרתיים.1
* **תגובתיות לטווחי זמן קצרים:** השיטה מתוכננת לזיהוי מקוון, במטרה לזהות שינויים במהירות.1 "מדד הדמיון... עבר אופטימיזציה כאן למצב שבו גודל הנתונים הנכנסים החדשים קטן במיוחד, לתגובתיות מהירה יותר".1
* **עליונות על פני חתימות קטומות:** טריק הגרעין מונע אובדן מידע מקטימה שרירותית ומתגבר על "קללת הממדיות".1

### **2.4. חולשות ושיקולים מעשיים**

* **מורכבות יישום:** דורשת הבנה של מתמטיקה מתקדמת (תורת מסלולים מחוספסים, שיטות גרעין, משוואות דיפרנציאליות חלקיות עבור גרעין החתימה).1 קיימות ספריות 1, אך עדיין נדרשת מומחיות.
* **דרישות חישוביות:** אף שטריק הגרעין מסייע, פתרון משוואות דיפרנציאליות חלקיות או טיפול במטריצות גרעין גדולות יכול להיות אינטנסיבי, במיוחד עבור MMD מדרגה גבוהה יותר. 1 (טבלה 1, עמ' 36) מראה ש-MMD מדרגה 2 איטי כמעט פי 100. זהו שיקול קריטי עבור אסטרטגיה של 1-5 דקות הדורשת השהיה נמוכה.
* **רגישות להיפר-פרמטרים:** גודלי חלונות (h1​,h2​), פרמטרי גרעין (למשל, σ של RBF), סף קבלת MMD (α), מספר דגימות להערכת MMD.1
* **פוטנציאל לתוצאות חיוביות שגויות (False Positives):** תגובתיות גבוהה עלולה להוביל לסימון שינויים קלים וארעיים כשינויי מצב אם הכוונון אינו זהיר.1 "אנו יכולים להיות סלחניים יותר לגבי 'תוצאות חיוביות שגויות'... מאחר שמטרתנו היא מחוון מוקדם אוטומטי... חשוב יותר לקלוט שינויים פוטנציאליים גם אם הם חוזרים למצב הקודם...".1 יש לשקול פילוסופיה זו כנגד עלות אותות שגויים עבור אסטרטגיית מסחר.
* **אתגרי יחס אות לרעש:** טבועים בנתונים בתדירות גבוהה. אף שחתימות טובות בלכידת אותות, רעש עדיין עלול להסתיר שינויי מצב אמיתיים.1
* **דרישות נתונים לאימון/בוטסטרפינג:** נדרשים נתונים מספיקים להערכת התפלגויות האפס של MMD או לאימון "אמונות".1

## **3. צלילה לעומק מתודולוגיה 2: מודלי מרקוב חבויים (HMMs) לזיהוי מצבי שוק**

מודלי מרקוב חבויים (Hidden Markov Models - HMMs) הם גישה סטטיסטית ותיקה ומקובלת לזיהוי מצבי שוק, המבוססת על ההנחה שהשוק עובר בין מספר סופי של מצבים דיסקרטיים ובלתי נצפים.

### **3.1. מושגי יסוד תיאורטיים**

* **מצבים והסתברויות מעבר פרוביליסטיות:** HMMs מניחים שהשוק פועל במספר סופי של מצבים בלתי נצפים (חבויים), המכונים "מצבי שוק".1 המערכת עוברת בין מצבים אלו על פי קבוצה של הסתברויות מעבר, המאורגנות במטריצת מעברים.
* **פליטות נצפות ומצבים חבויים:** כל מצב חבוי מאופיין על ידי התפלגות הסתברות של משתני שוק נצפים (למשל, תשואות, תנודתיות, ערכי אינדיקטורים).1 כלומר, בהינתן שהמערכת נמצאת במצב חבוי מסוים, ישנה התפלגות מסוימת לערכים שהמשתנים הנצפים יכולים לקבל.

### **3.2. מכניקת הפעולה**

* **אימון המודל (למידה):** פרמטרי המודל (הסתברויות מעבר, התפלגויות פליטה) נאמדים בדרך כלל מנתונים היסטוריים באמצעות אלגוריתם באום-וולש (Baum-Welch), שהוא וריאנט של אלגוריתם Expectation-Maximization (EM).1
* **הסקת מצבים (פענוח):** בהינתן תצפיות חדשות, ניתן להסיק את רצף המצבים החבויים הסביר ביותר (למשל, באמצעות אלגוריתם ויטרבי), או לחשב את ההסתברות להיות בכל אחד מהמצבים בזמן נתון.1

### **3.3. חוזקות ויתרונות עבור האסטרטגיה שלך**

* **מסגרת פרוביליסטית מבוססת:** HMMs הם כלי מוכר ונמצא בשימוש נרחב במימון.1
* **יישום פשוט יחסית:** בהשוואה לשיטות חתימה, HMMs קלים יותר ליישום בדרך כלל, תוך שימוש בספריות סטטיסטיות סטנדרטיות (למשל, hmmlearn בפייתון).1
* **פרשנות של מצבי שוק:** אם המשתנים הנצפים נבחרים בקפידה, לעיתים קרובות ניתן לתת למצבים המזוהים פרשנות משמעותית (למשל, "מגמה תנודתית גבוהה", "דשדוש בתנודתיות נמוכה").1
* **יכולת לשלב מספר תכונות:** הפליטות הנצפות יכולות להיות רב-ממדיות, מה שמאפשר ל-HMMs להתחשב במספר אינדיקטורים או מאפייני שוק בו-זמנית.

### **3.4. חולשות ושיקולים מעשיים**

* **הנחת דינמיקה מרקובית:** הנחת הליבה היא שהמצב החבוי הנוכחי תלוי רק במצב החבוי הקודם, ושהתצפיות הנוכחיות תלויות רק במצב החבוי הנוכחי. הנחה זו עשויה שלא להתקיים עבור דינמיקות פיננסיות מורכבות, במיוחד כאלו התלויות במסלול.1 זוהי נקודת שוני מרכזית משיטת החתימה, המצטיינת בטיפול בתלות במסלול.
* **מספר קבוע של מצבים:** יש לקבוע מראש את מספר המצבים, החלטה שיכולה להיות סובייקטיבית ועשויה שלא ללכוד את המורכבות האמיתית של התנהגויות השוק.
* **השהיה פוטנציאלית בזיהוי שינויים מהירים:** HMMs דורשים בדרך כלל חלון של תצפיות כדי להסיק הסתברויות מצב, מה שעלול להכניס השהיה – שיקול מדאיג עבור אסטרטגיות של 1-5 דקות.1
* **רגישות לבחירת תכונות:** בחירת המשתנים הנצפים משפיעה באופן משמעותי על ביצועי ה-HMM. בחירת תכונות לקויה עלולה להוביל למצבים מוגדרים בצורה גרועה או בלתי אינפורמטיביים.
* **אופטימה מקומית באימון:** אלגוריתם באום-וולש עלול להתכנס לאופטימום מקומי, כלומר התוצאות עשויות להיות תלויות באתחול.
* **אי-נייחות של פרמטרים:** פרמטרי HMM (מעברים, פליטות) הנלמדים מתקופה היסטורית אחת עשויים שלא להיות יציבים לאורך זמן, מה שמצריך אימון מחדש תקופתי.1

## **4. ניתוח השוואתי: בחירת הגישה האופטימלית לאסטרטגיית המסחר שלך**

בחירת המתודולוגיה המתאימה ביותר לזיהוי מצבי שוק עבור אסטרטגיית המסחר הספציפית של המשתמש דורשת שקלול קפדני של מספר גורמים, תוך התחשבות במאפייני האסטרטגיה והסביבה התפעולית שלה.

### **4.1. הערכת התאמה לאותות קצרי-טווח מרובי-אינדיקטורים**

* **שיטת חתימה-MMD:**
  + **יתרון:** מצוינת עבור נתונים תלויי-מסלול, רב-ממדיים ולא-מרקוביים, האופייניים לרצפי אינדיקטורים מרובים בטווח קצר.1 תגובתיות היא יעד תכנוני של השיטה.1
  + **חיסרון:** עלות חישובית ומורכבות גבוהות יותר עלולות להכניס השהיה או אתגרי יישום עבור אותות של 1-5 דקות.1 תוצאות חיוביות שגויות עלולות להוות בעיה.1
* **HMM:**
  + **יתרון:** פשוט יותר, ופוטנציאלית מהיר יותר לחישוב לאחר האימון. יכול למדל מצבים דיסקרטיים שעשויים להתאים להבנה איכותית של מצבים.1
  + **חיסרון:** הנחת המרקוביות מהווה מגבלה חזקה. השהיה בזיהוי היא דאגה מרכזית עבור אותות של 1-5 דקות.1 הגדרת תכונות נצפות מתאימות מהאינדיקטורים MLMI, NW-RQK, FVG, באופן שילכוד את *האינטראקציה הסדרתית* ביניהם עבור פליטות ה-HMM, אינה טריוויאלית.

אסטרטגיית המשתמש אינה עוסקת רק בערכים הנוכחיים של האינדיקטורים, אלא ב*רצף* ההפעלה שלהם. למימוש FVG 1 יש השלכות שונות בהתאם למה שעשו MLMI ו-NW-RQK *לפניו*. תלות מובנית זו במסלול ובסדר נלכדת טוב יותר על ידי חתימות מאשר על ידי HMMs, המתמקדים במעברי מצבים על בסיס תצפיות נוכחיות. לכן, שיטת חתימה-MMD מתאימה יותר תיאורטית ללוגיקה הבסיסית של אסטרטגיית המשתמש, בתנאי שניתן להתמודד עם האתגרים המעשיים.

### **4.2. דרישות נתונים והיתכנות חישובית**

* **שיטת חתימה-MMD:** דורשת מספיק נתוני מסלול לאימון "אמונות" או לביסוס התפלגויות ייחוס למבחני MMD.1 MMD מדרגה גבוהה יותר יקר מאוד מבחינה חישובית.1
* **HMM:** דורש נתונים היסטוריים לאימון פרמטרים. האימון יכול להיות אינטנסיבי, אך ההסקה (אלגוריתם ויטרבי) מהירה יחסית.1

עבור אסטרטגיה של 1-5 דקות, הזמן הנדרש לזיהוי שינוי מצב הוא קריטי. 1 מזכיר "אלגוריתם e-real time" הזקוק ל-'e' דגימות; 'e' קטן יותר הוא טוב יותר. בעוד ששיטת חתימה-MMD שואפת ל-'e' קטן 1, החישוב בפועל של MMD, במיוחד עם שיטות גרעין או דרגות גבוהות יותר, עדיין עשוי לחרוג מסבילות ההשהיה של אסטרטגיה בתדירות גבוהה מאוד. הסקת HMM מהירה, אך אימון והשהיה פוטנציאלית בהתאמה לדפוסי נתונים *חדשים* מהווים דאגה. לכן, בדיקה קפדנית של ההשהיה מקצה לקצה (מקליטת נתונים ועד אות מצב) של השיטה הנבחרת היא בעלת חשיבות עליונה.

### **4.3. התאמה לאתגרים הספציפיים שלך (התאמה דינמית, תוקף אות)**

* **שיטת חתימה-MMD להתאמה דינמית:** יכולה לספק ציון MMD רציף או תוויות מצב דיסקרטיות (באמצעות קיבוץ) כקלט למנגנון התאמה (למשל, סוכן Q-learning כפי שהוצע על ידי המשתמש ב-1). מסגרת ה"אמונות" מאפשרת הגדרת מצבים ספציפיים "טובים" או "רעים" עבור האסטרטגיה.
* **HMM להתאמה דינמית:** מספק סיווג מצבים פרוביליסטי, שיכול גם הוא להזין מערכות התאמה.1
* **שיטת חתימה-MMD לתוקף אות:** ציון MMD ביחס לסף יכול לכמת סטייה מהמצב שהיה פעיל בעת האות הראשוני, ובכך להתייחס להתיישנות האות.1
* **HMM לתוקף אות:** אם מתרחש מעבר מצב (כפי שהוסק על ידי HMM) בין האות הראשוני לאישור, ההקשר של האות הראשוני מתבטל.

HMMs מייצרים בדרך כלל הסתברות להיות באחד מ-K מצבים דיסקרטיים. שיטת חתימה-MMD, כאשר משתמשים בה לזיהוי נקודות שינוי מקוון, מספקת ציון חוסר דמיון רציף. ציון רציף זה עשוי להיות בעל ניואנסים רבים יותר עבור משימות כמו הערכת דעיכת אות באופן הדרגתי, או עבור סוכן Q-learning שיכול להתמודד עם משתני מצב רציפים. לכן, להתאמה מכווננת היטב, האופי הרציף של ציון ה-MMD עשוי להיות יתרון על פני מצבי HMM דיסקרטיים, אם כי ניתן להמיר אותו למצבים דיסקרטיים באמצעות ספים או קיבוץ במידת הצורך.

### **4.4. המלצה מרכזית והצדקה**

* **המלצה ראשית:** **זיהוי מקוון לא-פרמטרי באמצעות חתימות מסלול ו-MMD (בפרט MMD מדרגה 1, או MMD מדרגה 2 שנבדק בקפידה)** היא תיאורטית השיטה העיקרית החזקה והמתאימה יותר לאסטרטגיה הספציפית שלך, בהתחשב באופייה התלוי-מסלול, מרובה-האינדיקטורים, מרובה-טווחי-הזמן, הפועלת בסביבה בתדירות גבוהה.
* **הצדקה:**
  + יכולתה להתמודד עם תלות במסלול ודינמיקות לא-מרקוביות מתיישרת ישירות עם האופי הסדרתי של האותות שלך ועם המאפיינים הסבירים של נתוני שוק בטווחי 1-5 דקות.1
  + אופייה הלא-פרמטרי מונע הנחות מגבילות.1
  + מתוכננת לתגובתיות מקוונת.1
  + מתגברת על מגבלות של חתימות קטומות.1
  + ניתנת להרחבה לשילוב מידע סינון (MMD מדרגה 2), אם כי בעלויות ביצועים.1
* **אזהרה:** המלצה זו מגיעה עם אזהרה חזקה שמורכבות היישום, העלות החישובית וכוונון ההיפר-פרמטרים יהיו משימות משמעותיות. אימות יסודי של השהיה ושיעורי תוצאות חיוביות שגויות הוא חיוני.1
* **תפקיד משני ל-HMMs:** HMMs יכולים לשמש כשיטה משלימה בעלת ערך או כנקודת פתיחה פשוטה יותר אם גישת חתימה-MMD תתברר כדורשנית מדי בשלבים הראשונים (ראה סעיף 5).

**טבלה 1: סקירה השוואתית של מתודולוגיות לזיהוי מצבי שוק**

| **תכונה** | **שיטת חתימה-MMD ()** | **שיטת HMM (, ידע כללי)** |
| --- | --- | --- |
| **עיקרון בסיסי** | השוואת גאומטריית מסלול והתפלגות | מצבים חבויים פרוביליסטיים |
| **פרמטרי/לא-פרמטרי** | לא-פרמטרי | פרמטרי |
| **הנחות נתונים** | מעטות/אין | מרקוביות, התפלגויות פליטה ספציפיות |
| **טיפול בתלות במסלול** | מצוין | מוגבל |
| **טיפול בדינמיקות לא-מרקוביות** | טוב (במיוחד עם MMD מדרגה גבוהה) | מוגבל מאוד (הנחה מרקובית) |
| **התאמה לנתונים רב-ממדיים** | טוב (עלות ליניארית בממד עם גרעין חתימה) | טוב |
| **חוזקות עיקריות** | לכידת תלות במסלול, לא-פרמטרי, תגובתיות, טיפול בממדים גבוהים | מסגרת פרוביליסטית מבוססת, פרשנות, פשטות יחסית |
| **חולשות עיקריות** | מורכבות, עלות חישובית (במיוחד דרגות גבוהות), רגישות להיפר-פרמטרים, פוטנציאל ל-false positives | הנחה מרקובית, מספר מצבים קבוע, השהיה פוטנציאלית, רגישות לבחירת תכונות |
| **דרישות נתונים טיפוסיות (לאימון/כיול)** | נתוני מסלול מספיקים ל"אמונות"/התפלגויות ייחוס | נתונים היסטוריים לאמידת פרמטרים |
| **מורכבות יישום** | גבוהה | בינונית |
| **עלות חישובית (אימון מול הסקה)** | אימון "אמונות" יכול להיות יקר; הסקה (MMD) תלויה בגרעין ובדרגה | אימון יכול להיות אינטנסיבי; הסקה מהירה יחסית |
| **פוטנציאל תגובתיות למסחר בתדירות גבוהה (HFT)** | גבוה (מתוכנן לכך), אך תלוי בחישוב ה-MMD | בינוני (השהיה בהסקה עלולה להיות בעייתית) |
| **פרשנות המצבים** | פחות ישירה (מבוססת דמיון/שוני מסלולים); קיבוץ יכול לעזור | ישירה יותר אם התכונות הנצפות ברורות |

## **5. אינטגרציה אסטרטגית: שילוב מתודולוגיות למודעות מצבים חסינה**

שילוב של מספר גישות לזיהוי מצבי שוק יכול להוביל למערכת חסינה ומדויקת יותר, המנצלת את החוזקות של כל שיטה תוך מזעור חולשותיה. המשתמש ציין במפורש עניין באפשרויות שילוב.

### **5.1. רציונל לשילוב גישות**

* מינוף החוזקות של כל שיטה תוך הקטנת החולשות האינדיבידואליות.
* יצירת הבנה מורכבת ובעלת ניואנסים רבים יותר של מצבי השוק.
* מענה לבקשת המשתמש לבחון אפשרויות שילוב.

### **5.2. אפשרות 1: גישה היררכית**

* **תפיסה:** שימוש בשיטה אחת להקשר רחב ובשיטה אחרת לזיהוי עדין יותר.
* **דוגמה:** HMM יכול לזהות מצבי שוק רחבים (מאקרו-מצבים) על בסיס תכונות יומיות או שעתיות (למשל, "מגמת סיכון מופעל", "דשדוש סיכון כבוי", "טווח תנודתיות נמוכה"). בתוך כל מאקרו-מצב שזוהה על ידי ה-HMM, שיטת חתימה-MMD יכולה לפעול על נתוני 1-5 דקות כדי לזהות שינויי מיקרו-מצבים או אנומליות ספציפיות להקשר הרחב יותר.
* **יתרון:** "האמונות" או התפלגויות הייחוס של שיטת חתימה-MMD יכולות להיות מותנות במצב המאקרו הנוכחי של ה-HMM, מה שהופך את הזיהוי לממוקד יותר.

1 מציין את חוסר ההתאמה הפוטנציאלי בין טווחי הזמן של זיהוי מצבים (לרוב דורש 30-60 דקות של נתונים) לבין אסטרטגיית ה-1-5 דקות. גישה היררכית יכולה להתמודד עם זה: HMMs על נתונים איטיים יותר למאקרו-מצבים יציבים, וחתימה-MMD על נתונים מהירים יותר למעברי מיקרו בתוכם. הדבר עשוי להפוך את שיטת חתימה-MMD ליעילה יותר על ידי צמצום היקף ה"נורמלי" שאליו היא צריכה להשוות.

### **5.3. אפשרות 2: שיטות אנסמבל**

* **תפיסה:** שילוב אותות הן משיטת חתימה-MMD והן מ-HMM (ופוטנציאלית מאינדיקטורים פשוטים אחרים כמו ספי תנודתיות).
* **דוגמה:** מערכת הצבעה משוקללת. אם שתי השיטות מסכימות על שינוי מצב, הביטחון גבוה יותר. אם הן מתנגשות, המערכת עשויה לנהוג בזהירות רבה יותר או לדרוש אישור נוסף. משקולות יכולות להיות דינמיות בהתבסס על ביצועים אחרונים או תנודתיות.
* **יתרון:** יכול לשפר את החוסן ולהפחית אותות שגויים מכל שיטה בודדת. "שימוש באנסמבל הוא טכניקה נפוצה להפחתת שונות ושיפור יכולת הכללה".1

### **5.4. אפשרות 3: חתימה-MMD כקלט תכונה עבור HMM או מודלים אדפטיביים**

* **תפיסה:** הפלט של שיטת חתימה-MMD (למשל, ציון ה-MMD עצמו, גרסה מוחלקת שלו, או תוויות אשכול מניתוח לא מקוון) יכול לשמש כתכונה נצפית עשירה ורגישה-למסלול עבור HMM.
* **יתרון:** הדבר יאפשר ל-HMM ללמוד באופן מרומז הסתברויות מעבר המבוססות על מאפייני מסלול מורכבים שנלכדו על ידי חתימות, ובכך להתגבר פוטנציאלית על חלק ממגבלותיו המרקוביות.
* **רלוונטיות להצעת ה-Q-Learning של המשתמש:** כפי שהוצע ב-1, הפלט של גלאי מבוסס-חתימה (ציון MMD או הסתברות מצב) יכול להיות קלט חיוני לייצוג המצב של סוכן ה-Q-learning.1 "שילוב: הפלט של גלאי מבוסס-חתימה – אולי התפלגות הסתברות על פני מצבי שוק שונים או ציון MMD רציף המציין סטייה ממצב 'נורמלי' – יכול לשמש כקלט מפתח לייצוג המצב של סוכן ה-Q-learning".1

במקום להסתמך באופן מלא על שיטת חתימה-MMD המורכבת לאותות מסחר ישירים, הפלט שלה יכול לשפר משמעותית מודלים פשוטים וניתנים יותר לפירוש כמו HMMs או מערכות מבוססות-כללים. תכונות החתימה מספקות סיכום תמציתי ועוצמתי של דינמיקת המסלול. הדבר מציע מסלול למינוף עוצמת החתימות מבלי לשאת בהכרח במלוא נטל מורכבות יצירת האותות הישירים שלה בשלבים הראשונים.

### **5.5. שיקולים ליישום ואימות של גישות משולבות**

* מורכבות מערכת מוגברת ופוטנציאל להתאמת יתר (overfitting) אם התכנון אינו זהיר.
* צורך בלוגיקה ברורה לפתרון אותות סותרים משיטות שונות.
* בדיקות חוזרות (backtesting) ובדיקות קדימה (forward testing) מקיפות הן חיוניות לאימות הערך המוסף של כל גישה משולבת.1

## **6. תובנות מסכמות ומסלולים אסטרטגיים**

הניתוח המקיף של מתודולוגיות זיהוי מצבי שוק – שיטת חתימה-MMD ו-HMMs – בהקשר של אסטרטגיית המסחר הספציפית של המשתמש, חושף הן הזדמנויות משמעותיות והן אתגרים מורכבים. הבחירה והשילוב הנכונים של שיטות אלו יכולים לתרום באופן מהותי לחוסנה וליכולת ההסתגלות של האסטרטגיה.

### **6.1. סיכום הממצאים העיקריים**

* שיטת **חתימה-MMD** מציעה גישה לא-פרמטרית, רגישה-למסלול ובעלת פוטנציאל תגובתיות גבוה, המתאימה במיוחד לאופי הסדרתי והרב-ממדי של אסטרטגיית המשתמש הפועלת בטווחי זמן קצרים. יכולתה לטפל בדינמיקות לא-מרקוביות (במיוחד בדרגות MMD גבוהות יותר) מהווה יתרון תיאורטי משמעותי. עם זאת, היא כרוכה במורכבות יישום גבוהה, עלויות חישוביות פוטנציאליות (במיוחד עבור MMD מדרגה 2), וצורך בכוונון היפר-פרמטרים קפדני.
* **HMMs** מהווים מסגרת פרוביליסטית מבוססת, פשוטה יותר ליישום ובעלת פרשנות אינטואיטיבית יותר של מצבים. אולם, הנחת המרקוביות שלהם מהווה מגבלה משמעותית עבור דינמיקות שוק מורכבות בתדירות גבוהה, והם עלולים לסבול מהשהיה בזיהוי שינויים מהירים.
* ההמלצה העיקרית נוטה לשימוש ב**שיטת חתימה-MMD כמתודולוגיה ראשית**, בשל התאמתה התיאורטית העדיפה למאפייני האסטרטגיה של המשתמש, תוך הכרה באתגרי היישום והביצועים שיש לנהל בקפידה.

### **6.2. המלצות ליישום ובדיקה מדורגים**

הדרך לפיתוח מערכת זיהוי מצבים חסינה ויעילה היא איטרטיבית ודורשת גישה מדורגת:

* **שלב 1: אימות אסטרטגיית הליבה הבסיסית.** לפני הוספת שכבות מורכבות של זיהוי מצבים, חיוני לוודא שלוגיקת הליבה של MLMI-NW-RQK-FVG, עם כללים קבועים ויציאות חסינות (כפי שהוצע ב-1), מפגינה יתרון סטטיסטי ברור.
* **שלב 2: יישום זיהוי מצבים ראשי (חתימה-MMD מדרגה 1).** יש להתחיל עם MMD מדרגה 1 בשל עלותו החישובית הנמוכה יותר. המיקוד צריך להיות על:
  + הגדרת "אמונות" או התפלגויות ייחוס הרלוונטיות להצלחת האסטרטגיה.1
  + אופטימיזציה של גודלי חלונות ופרמטרי גרעין עבור נתוני 1-5 דקות.
  + בדיקת תגובתיות ושיעורי תוצאות חיוביות שגויות.
  + שילוב הפלט שלה (למשל, דגל מצב או ציון MMD) כדי לווסת או להתאים את רצפי האותות של אסטרטגיית הליבה או את כללי תוקף הזמן שלה.
* **שלב 3: בחינת HMMs או חלופות פשוטות יותר.** אם שיטת חתימה-MMD מתבררת כמורכבת מדי או איטית מדי בשלבים הראשונים, יש ליישם HMM או מסנני תנודתיות/מגמה פשוטים יותר כפתרון ביניים או לצורך השוואה.1
* **שלב 4: אינטגרציה מתקדמת ו-Q-Learning.** אם שלב 2 מוצלח, יש לבחון שימוש בפלטי חתימה-MMD כתכונות עבור סוכן ה-Q-learning המוצע.1 יש לשקול MMD מדרגה גבוהה יותר אם תלות במסלול מתבררת כקריטית ומשאבים חישוביים מאפשרים זאת.1
* **שלב 5: אסטרטגיות שילוב.** אם שיטות בודדות מראות מגבלות, יש להתנסות בגישות היררכיות או אנסמבל.

### **6.3. עצה מומחה סופית**

* יש לתעדף בדיקות חוזרות (backtesting) חסינות ואימות מחוץ-לדגימה (out-of-sample) בכל שלב.1
* המסע לעבר אסטרטגיה "סופר חסינה" 1 הוא איטרטיבי. יש להוסיף מורכבות רק אם היא משפרת באופן מוכח את הביצועים, לאחר התחשבות בתקורה של יישום ותחזוקה.
* המיקוד צריך להיות על הבנה *מדוע* שיטת זיהוי מצבים מסייעת לשילוב האינדיקטורים הספציפי שלך, ולא רק על התחכום של השיטה עצמה.

חשוב לזכור את "פרדוקס החוסן" 1: "השאיפה ל'חוסן-על' על ידי הוספת שכבות מורכבות... מציגה פרדוקס פוטנציאלי. כל שכבה... מוסיפה פרמטרים חדשים, נקודות כשל פוטנציאליות חדשות, ודרכים חדשות עבור המערכת להתאים את עצמה יתר על המידה לנתונים ההיסטוריים ששימשו לאימון... אין לטעות ולחשוב שמורכבות היא חוסן ללא אימות ממצה." לכן, בעוד ששילוב של חתימה-MMD עם Q-learning הוא כיוון מחקר עוצמתי, הוא גם נושא את הסיכון הגבוה ביותר להתאמת יתר ואתגרי יישום. מערכת פשוטה יותר, המובנת היטב, עשויה בסופו של דבר להיות חסינה יותר במסחר חי.

#### Works cited

1. Market Regime Detection.pdf