فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره پنجاه و دو / پائیز ۱۴۰۱
نوع مقاله : علمی پژوهشی
صفحات : ۲۱۸-۲۰۱

تحلیل همبستگی متقابل سری‌های زمانی مالی چندفرکتالی روندزدایی شده مبتنی بر اندیکاتور: مطالعه موردی بازار فارکس

زهره علامتیان[۱]
مجید وفایی‌جهان[۲]
رضا شیبانی[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۰/۰۹/۰۹ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۰/۱۱/۰۳

چکیده

مدل‌سازی سری‌های زمانی هم‌گام، در سیستم‌های مالی دارای پیچیدگی‌های زیادی است. برای تحلیل این سری‌ها نیاز به رویکردهایی است که بتوان با دقت بالاتری رابطه بلندمدت آن‌ها را استخراج نمود. روش تحلیل همبستگی متقابل روندزدایی شده چندفرکتالی (MFDCCA)، با روندزدایی از سری‌های زمانی به تحلیل رابطه آن‌ها می‌پردازد. ما در این مقاله روشی نوین در راستای روندزدایی دقیق‌تر از یک سری زمانی مالی به نام تحلیل همبستگی متقابل روندزدایی شده چندفرکتالی مبتنی بر اندیکاتور(IMFDCCA) ارائه داده‌ایم. هدف از روش پیشنهادی، استخراج کاراتر رابطه همبستگی بین سری‌های زمانی مالی با استفاده از اندیکاتورهای بازار مالی است. روش پیشنهادی به‌عنوان نمونه بر روی دو جفت‌ارز یورو/دلار و دلار/ین بررسی شد. تست این روش بر روی مجموعه داده هشت‌ساله از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۹ صورت گرفت. همچنین جهت ارزیابی روش پیشنهادی از روش‌های تخمین نمایه هارست شامل R.S و GHE استفاده شد که در هر دو ارزیابی خطای کمتری نسبت به روش پایه را مشخص نمود. میزان خطای میانگین جذر مربعات در روش ارزیابی R.S نسبت به روش پایه ۳۰٪ و در روش ارزیابی GHE ۲۶٪ کاهش‌یافته است.

کلمات کلیدی

سری زمانی، تحلیل همبستگی، تحلیل همبستگی متقابل روندزدایی شده چندفرکتالی، اندیکاتور

۱-گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران.zohrehalamatian@mshdiau.ac.ir
۲-گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران. (نویسنده مسئول) vafaeijahanmajid@gmail.com
۳-گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران. reza.shni@gmail.com

مقدمه

از ویژگی‌های اصلی سری‌های زمانی مالی پیچیدگی و نامانایی آن‌هاست[۵]. پیچیدگی یک سیستم مالی به این دلیل است که مجموعه‌ای از بخش‌های مستقل از هم می‌باشد که با یکدیگر رابطه غیرخطی دارند، که نمی‌تواند به زیر سیستم‌های ساده‌تر بدون تغییر در خواص دینامیکی آن تقسیم شود. در سیستم مالی معامله‌گران به‌طور مداوم در تلاش هستند که در یک بازی گسترده جهانی پیروز شوند[۱]. پویایی یک سیستم مالی به این دلیل است که زمان در مطالعه بازارهای مالی اهمیت بسیاری دارد[۱۸]. برای بررسی و مطالعه سیستم‌های پیچیده نیاز به نگهداری طولانی‌مدت متغیرهای قابل‌مشاهده این سیستم‌ها است که می‌توانند برای درک وضعیت سیستم استفاده شوند[۱۷]. یافتن ویژگی مقیاسی داده‌ها با روش‌های آماری موجود با توجه به ذات نامانا سری‌های زمانی کاری مشکل است. درنتیجه از روش‌های تحلیل فرکتال و چندفرکتالی برای تحلیل سری‌های زمانی استفاده می‌شود. امروزه انتخاب روشی که بتوان با کمک آن به تحلیل دقیق‌تری از رفتار سری‌های زمانی مالی رسید، اهمیت ویژه‌ای دارد. اندیکاتورهای تکنیکی عاملی در راستای انعکاس رفتار بازار است که ما در طی این پژوهش سعی بر استفاده از این عامل داریم. درنتیجه سؤالات اصلی این پژوهش عبارت‌اند از:

۱. آیا اندیکاتورهای تکنیکی می‌توانند در تحلیل بازارهای مالی تأثیرگذار باشند؟

۲. آیا صحت تحلیل همبستگی چندفرکتالی سری‌های زمانی مالی می‌تواند با اندیکاتورهای تکنیکی افزایش یابد؟

مروری بر پیشینه پژوهش

روش‌های آماری رایج برای تحلیل سری‌های زمانی مالی با توجه به خواص آن‌ها مناسب نیستند. ازجمله این روش‌ها عبارت‌اند از مدل GARCH [۱۲]، Vector Autoregressive [۹]، Correlation [۸]و Cointegration [۲۰] که بیشتر بر روی بررسی نوسانات بازار و همبستگی خطی نوسان قیمت متمرکز هستند. ویژگی پویایی سیستم‌های مالی معمولا توسط خاصیت فرکتال یا چندفرکتالی با توجه به تعداد نمایه مقیاس مشخص می‌شود. خاصیت فرکتالی سری‌های زمانی معیاری برای تحلیل خودشباهتی آن‌هاست[۱۵]. روش‌های تحلیل تک فرکتالی در دو دسته تقسیم می‌شوند، روش‌های تحلیل سری‌های زمانی دارای خاصیت مانایی که شامل Hurst's Rescaled-Range Analysis [۲۳]، Fluctuation Analysis (FA)[۱۹] است. روش‌های تحلیل سری‌های زمانی دارای خاصیت نامانایی: که شامل Detrended Fluctuation Analysis (DFA) [۲۷]، Further Detrending Approaches [۲۸] است. بسیاری از سری‌های زمانی رفتار مقیاسی تک فرکتالی ندارند که بتوان حرکت آن‌ها را توسط

یک نمایه مقیاس مشخص کرد. این سری‌ها رفتار مقیاسی پیچیده‌تری دارند و نمایه‌های مقیاس مختلفی برای بخش‌های مختلف سری نیاز دارند. روش‌های تحلیل سری‌های زمانی چندفرکتالی Multi Fractal Detrended Fluctuation Analysis (MF-DFA) [۱۹] و multifractal temporally weighted detrended cross-correlation [۲۱] است. با استفاده از تحلیل چندفرکتالی این امکان وجود دارد که بتوان رفتار سری‌های زمانی نسبت به یکدیگر را در بلندمدت بررسی کرد[۴]. روش تحلیل همبستگی چندفرکتالی استاندارد می‌تواند در تحلیل سری‌های زمانی مالی بسیار ارزشمند باشد.[۳] و [۲]. از این روش تاکنون در تحلیل سری‌های زمانی مالی و ریسک‌های سرمایه‌گذاری بازارهای نفتی بهره برده شده است[۳۱]. از این روش در سیستم بانکی هند برای تحلیل داده‌های ناهمگن شبکه سرمایه‌گذاران استفاده شده است[۱۰] . همچنین از روش استاندارد تحلیل همبستگی چند فرکتالی متقاطع در تحلیل بازارهای مالی چین و آمریکا استفاده شده است [۱۴]. جفت‌ارزها در بازار مالی متغیرهای کلیدی محسوب می‌شوند، زیرا که حرکت آن‌ها بر روی بانک‌ها، معامله‌گران، سیاست‌گذاران و موسسه‌های اقتصادی تاثیر می‌گذارد [۱۱]. دو جفت‌ارز یورو/دلار و دلار/ین دارای اهمیت ویژه‌ای در بازارهای مالی هستند. علی‌رغم ادعای Shi et al. در [۲۹] که در روش MFDCCA، تابع روندزدایی و درجات مختلف این تابع جهت برازش از سری زمانی را دارای اهمیت کمتری می‌داند، در این مقاله روشی با تمرکز بر گام روندزدایی پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی از توانایی اندیکاتورهای تکنیکی بازار مالی به‌عنوان عاملی در جهت انعکاس حرکت بازار، بهره‌مند شده است. رفتار کوتاه‌مدت[۱] بازارهای مالی به‌راحتی به‌وسیله فاکتورهای خارجی مانند رویدادهای مهم تحت تاثیر قرار می‌گیرد در حالیکه رفتار بلندمدت[۲] با عوامل داخلی بازار تعیین می‌شود. با گذشت زمان شوک‌های کوتاه‌مدت در تاثیرات بلندمدت و تغییرات عرضه و تقاضا محو می‌شوند. در روش پیشنهادی از اندیکاتورهای بازار به‌عنوان الگویی برای تعیین رفتار کوتاه‌مدت و بلندمدت بازار استفاده شده است.

فرضیه‌های پژوهش

با توجه به گسترش استقبال روزافزون جهانی به سمت کار با داده‌های مالی، تلاش جهت حرکت به سمت افزایش سودآوری از بازارهای مالی امری طبیعی است. ما می‌خواهیم بدانیم آیا روشی وجود دارد تا صحت تحلیل سری‌های زمانی مالی را بتوان افزایش داد و درنتیجه برای پیش‌بینی این بازارها بهره ببریم. درنتیجه فرضیه‌های این پژوهش موارد زیر خواهند بود:

۱. استفاده از اندیکاتورهای تکنیکی، در تحلیل بازارهای مالی تأثیرگذار است.

۲. به‌کارگیری اندیکاتورهای تکنیکی در تحلیل همبستگی چندفرکتالی سری‌های زمانی مالی

سبب افزایش صحت تحلیل می‌شود.

روش‌شناسی پژوهش

در پژوهش حاضر از اندیکاتورهای تکنیکی برای تحلیل همبستگی چندفرکتالی سری‌های زمانی مالی بهره برده می‌شود. متغیر وابسته پژوهش حاضر جفت‌ارزهای بازار مالی می‌باشند. اندیکاتورهای تکنیکی مختلف می‌توانند به‌عنوان متغیرهای مستقل در تحلیل همبستگی سری‌های زمانی مالی به کار گرفته شوند. در این پژوهش مقادیر یک سری اندیکاتور تکنیکی به‌عنوان متغیر مستقل پژوهش با ماهیتی کمی در نظر گرفته شده است. هدف این پژوهش از نوع کاربردی، ازنظر فرآیند اجرا، از نوع کمی است.

روش تحقیق

در این بخش گام‌های روش تحلیل چندفرکتالی روندزدایی شده همبستگی متقابل مبتنی بر اندیکاتور(IMFDCCA) بیان می‌شود. این روش به‌طورکلی از پنج گام تشکیل‌شده است که گام سه نوآوری روش پیشنهادی است و بقیه گام‌ها مطابق با روش استاندارد MF-DCCA است. نمادها و توابع به کار گرفته شده در این روش در جدول (۱) مشخص شده است:

گام۱: دو سری زمانی x(i) وy(i) داریم که i=1,2,…,N که هر دو، سری‌های زمانی نامانا با طول N می‌باشند. این دو سری زمانی را با ساختن یک پروفایل (سری تجمعی) از آن‌ها به‌صورت رابطه(۱) به سری جدید X(i) وY(i) تبدیل می‌کنیم :

$$X(i) = \sum_{t=1}^{i} x(t) - \bar{x}$$
$$Y(i) = \sum_{t=1}^{i} y(t) - \bar{y} \qquad (۱)$$

که $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} x(t)$, $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} y(t)$.

گام ۲: سری جدید X(i) و Y(i) به N_s بخش مستقل و بدون هم‌پوشانی که هر یک دارای s نقطه هستند، تقسیم می‌شوند.

$$N_s = int(N/s) \qquad (۲)$$

گام ۳: در این بخش داده‌ها با یک چندجمله‌ای درون‌یابی می‌شوند. در این گام از معادله اندیکاتورهای تکنیکی بازار فارکس به‌جای چندجمله‌ای‌های درجه۱ تا n برای حذف روندهای محلی استفاده می‌شود.

جدول ۱ : نمادهای موجود در روش IMFDCCA

نماد	توصیف
x(i), y(i)	سری زمانی x و y
X(i), Y(i)	پروفایل تجمعی سری زمانی x و y
N	طول سری زمانی
$\bar{x}, \bar{y}$	میانگین سری زمانی x و y
s	طول هر بخش سری زمانی
v	تعداد بخش‌های سری زمانی
$H_{x,y}$	نمایه هارست دو سری زمانی x و y (پیش‌بینی‌شده)
F_v	تابع کوواریانس روندزدایی در بخشv
$\tilde{x}_v, \tilde{y}_v$	چندجمله‌ای درون‌یابی شده در بخش v سری زمانی x و y
TR_t	دامنه واقعی معامله در زمان t
q	مقیاس زمانی
$F_{xy}(q,s)$	تابع کوواریانس بر روی بخش‌های مختلف s در مقیاس q
$h_{xy}(q)$	نمایه هارست دو سری زمانی x و y در مقیاس q
h_{xx}	نمایه هارست سری زمانی x با خودش در مقیاس q
h_{yy}	نمایه هارست سری زمانی y با خودش در مقیاس q

به‌طور نمونه از اندیکاتور Average True Range indicator (ATR) به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

$$F_v^2 = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s} | X_v((v-1)s+i) - \tilde{x}_v(i)|.|Y_v((v-1)s+i) - \tilde{y}_v(i)| \quad (۳)$$

این اندیکاتور دامنه واقعی معامله را به‌صورت ساده‌ای بیان می‌کند:

$$TR_t = \max[(high_t - low_t), abs(high_t - close_{t-1}), abs(low_t - close_{t-1})] \quad (٤)$$

و در زمان t رابطه محاسبه این اندیکاتور به‌صورت زیر است:

$$ATR_t = \frac{ATR_{t-1}*(n-1)+TR_t}{n} \quad (۵)$$

و درنهایت مقدار ATR به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$ATR = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} TR_i \quad (۶)$$

گام ۴: اکنون میانگین مقیاس q تابع کوواریانس بر تمام بخش‌ها محاسبه می‌شود:

$$F_{xy}(q,s) = \left[\frac{1}{2N_s}\sum_{v=1}^{2N_s} F_V(S)^{q.2}\right]^{1/q}, q \neq 0 \quad (۷)$$

$$F_{xy}(0,s) = exp\left[\frac{1}{4N_s}\sum_{v=1}^{2N_s} ln\, F_V(s)\right], q=0$$

برای q=2 مدل استاندارد DCCA حاصل می‌شود.

گام ۵: مراحل بالا برای مقیاس‌های مختلف تکرار می‌شود. چنانچه سری x و y به شکل توانی با یکدیگر همبستگی طولانی‌مدت داشته باشند، تابع کوواریانس برای مقادیر بالای s به شکل توانی افزایش می‌یابد.

$$F_{xy}(q,s) \sim s^{h_{xy}(q)} \quad (۸)$$

می‌توان با لگاریتم گرفتن از طرفین رابطه (۸) ، نمایه هارست را برای هر مقیاس به دست آوریم:

$$h_{xy}(q) = \frac{log(F_{xy}(q,s))}{log\, s} \quad (۹)$$

همچنین درصورتی‌که q=2 باشد این تحلیل تبدیل به روش DCCA می‌شود که می‌توان روابط حاصل از آن را به‌صورت رابطه (۱۰) تعریف کرد:

$$\begin{array}{ll} 0 < h_{xy}(2) < 0.5 & \text{Negativelycorrelated} \\ h_{xy}(2)=0.5 & \text{Not correlated} \\ 0.5 < h_{xy}(2) < 1 & \text{Strongercorrelated} \end{array} \quad (۱۰)$$

Cao et al. در [۶] بیان کرده است که با توجه به وابستگی میان $h_{xy}(q)$ و q می‌توان به بررسی رفتار میان دو سری زمانی در مقیاس‌های زمانی مختلف پرداخت. اگر نمایه مقیاس $h_{xy}(q)$ به q وابسته باشد و با تغییرات q نمایه تغییر کند، نشان‌دهنده این است که رابطه بین دو سری چندفرکتالی است. درجه چندفرکتالی، به عنوان دامنه نمایه هارست تعریف می‌شود [۲۵]. هر چه میزان این درجه بالاتر باشد رابطه چندفرکتالی قوی‌تر است.

$$\Delta h_{xy} = max\, h_{xy}(q) - min\, h_{xy}(q) \quad (۱۱)$$

قلمرو زمانی پژوهش و داده‌ها

روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده هشت‌ساله دارای ۲۰۰۰ رکورد از تاریخ ۱۰ اکتبر ۲۰۱۱ تا ۱۸ سپتامبر ۲۰۱۹ بر روی جفت‌ارزهای EURUSD و USDJPY مورد بررسی قرار گرفته است. مجموعه داده از مرکز داده FXTM[۳] استخراج شده است. برای آزمایش‌ها از قیمت بسته[۴] این جفت‌ارزها استفاده شده است. داده‌ها در مرکز داده FXTM بر اساس نوع جفت‌ارز دسته‌بندی شده‌اند و از قسمت جفت‌ارزهای اصلی[۵]، مجموعه داده موردنظر جهت پژوهش استفاده شده است.

تجزیه‌وتحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها

ما روش پیشنهادی را در MQL4 (MetaQuotes Language 4) پیاده‌سازی می‌کنیم، که یک زبان برنامه‌نویسی مشابه C++ است. پلت فرم معاملاتیMetaTrader 4 برای توسعه استراتژی‌های تجاری است که به شما امکان پشتیبانی از معامله گران را برای انجام عملیات در بازار فارکس می‌دهد. ما کار آیی روش مبتنی بر شاخص پیشنهادی (IMFDCCA) خود را در مقابل روش پایه (MFDCCA) ارزیابی می‌کنیم و آزمایش‌هایی را روی جفت‌ارز EUR / USD و USD / JPY انجام می‌دهیم تا روابط بلندمدت و کوتاه‌مدت آن‌ها را تعیین کنیم. دلیل انتخاب MFDCCA به‌عنوان مبنای اساسی این است که استفاده از شاخص‌های فنی ما را محدود کرده است که نتوانیم روش‌های رایج ارزیابی را که یک شاخص خاص هارست را نشان می‌دهد و یک سری زمانی ایجاد می‌کند، در نظر بگیریم.

روش‌های ارزیابی

تخمین نمایه هارست برای داده‌های عملی نقش مهمی در پروسه تحقیقات دارد. این نمایه می‌تواند خودشباهتی یا خودهمبستگی را در مقیاس‌های زمانی مختلف بررسی نماید. روش‌های بسیاری برای تخمین این نمایه موجود است. روش‌هایی که در ادامه معرفی می‌شود رویکردهای رایج برای مدل‌سازی سری‌های زمانی نامانا فرکتالی می‌باشند. برای ارزیابی رفتار کوتاه‌مدت و بلندمدت سری‌های چندفرکتالی به کمک نمایه هارست، یکی از پارامترها به‌صورت رابطه(۱۲) است که می‌تواند برای تحلیل روش پیشنهادی استفاده شود[۳۰]:

$$h_{xy} = \frac{h_{xx} + h_{yy}}{2} \qquad (۱۲)$$

لازم به ذکر است که روش‌های رایج ارزیابی همبستگی چندفرکتالی به نام Fractional Brownian Motion [۲۴] وArfima Processes [۲۵]و Binomial Measures [۳۱] بر روی روش پیشنهادی قابل اجرا نیست، زیرا همان‌طور که بیان شد هر کندل مالی اطلاعات لحظه‌ای حداقل پنج سری زمانی را در خود دارد؛ درواقع سه روش ارزیابی بیان‌شده فقط به اطلاعات یک سری زمانی بسنده کرده‌اند، اما روش پیشنهادی ترکیبی از اطلاعات پنج سری زمانی است و برای سیستم‌هایی که این پنج سری را نداشته باشد، این روش باید بازطراحی گردد. پس از روش‌های دیگر تخمین نمایه هارست برای ارزیابی روش پیشنهادی استفاده می‌شود.

Rescaled Range Method

این روش توسط G.Hurst در [۱۶] پیشنهاد شد و هنوز یکی از رایج‌ترین روش‌های پژوهش سری‌های

فرکتالی مختلف محسوب می‌شود. بر طبق این روش برای سری زمانی $x(t)$ با طول n نرخ $\frac{R(n)}{S(n)}$ تعریف می‌شود، به صورتی که $R(n)$ دامنه انحراف تجمعی سری $x^{cum}(t,n)$ است و $S(n)$ انحراف معیار سری اولیه است:

$$\frac{R}{S} = \frac{max\left(x^{cum}(t,n)\right) - \min\left(x^{cum}(t,n)\right)}{\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{t=1}^{n}(x(t)-\bar{x})^2}} \quad (۱۳)$$

که $\bar{x}(n) = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} x(t)$ و $x^{cum}(t,n) = \sum_{i=1}^{t} x(i) - \bar{x}(n)$. برای فرآیند خود شباهتی نمایه هارست به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H = \frac{log\left(\frac{R}{S}\right)}{log\, n} \quad (۱۴)$$

Generalized Hurst Exponent

روش اصلی نمایه هارست که برای بررسی رابطه بلندمدت سری‌های زمانی تعمیم یافت، GHE است، که در [۷] و [۲۲] برای بررسی رابطه طولانی‌مدت در سری‌های زمانی پیشنهاد شد. در حقیقت این ویژگی مقیاس‌گذاری توسط نمایه GHE که معمولا می‌تواند وابستگی طولانی‌مدت در سری‌های زمانی را تعیین کند. این روش تعمیم‌یافته روش کلاسیک نمایه هارست است. در این روش داریم:

$$K_q(\tau) = \frac{< |X(t+\tau) - X(t)|^q >}{< |X(t)|^q >} \quad (۱۵)$$

که τ بین ۱ و τ_{max} است که تعداد دوره‌های موردنظر را در سری زمانی مشخص می‌کند و $<.>$ به معنی میانگین در پنجره زمانی است. GHE را می‌توان به‌صورت زیر تعریف نمود:

$$K_q(\tau) \propto \tau^{qH(q)} \quad (۱۶)$$

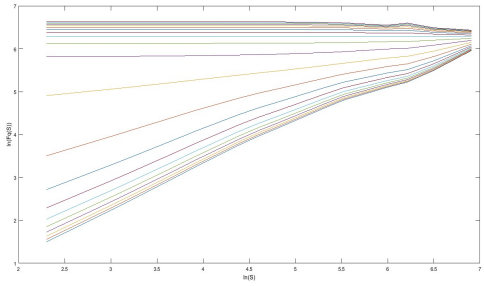
که می‌توان نمایه هارست را به‌صورت زیر تعریف نمود:

$$H = \frac{log\, K_q(\tau)}{log\, \tau} \quad (۱۷)$$

یافته‌ها

برای ارزیابی وجود همبستگی متقابل در روش چندفرکتالی نیاز به تخمین نمایه همبستگی است. برای این تخمین نیاز به رسم نمودارهای log-log که تابع نوسان ($F_q(s)$) را در مقابل مقیاس زمانی s نشان می‌دهد، است. با تحلیل این نمودار می‌توان خطی را بر روی آن‌ها رسم کرد و اسم آن نقطه s^* تعریف می‌شود که از s^* به بعد روند خطی منحنی‌ها دچار تغییر اساسی شده است و به s^*، نقطه تقاطع[۶]

گفته می‌شود. نمایه‌های مقیاس $s < s^*$ می‌تواند ارتباط همبستگی کوتاه‌مدت را منعکس کند. همچنین اگر نمایه‌های مقیاس $s > s^*$ باشد، نمایانگر رفتارهای همبسته در طولانی‌مدت است. شکل(۳) تابع نوسان مربوط به قیمت Close روزانه دو جفت‌ارز یورو/دلار و دلار/ین در مقیاس‌های مختلف ۱۰۰ روز تا ۸ ساله است. همان‌طور که مشخص است در $s^* = 6$ رفتار منحنی تغییر کرده است؛ پس طول هر بخش رابطه همبستگی در حالت آستانه ۴۰۴ روز است(همان‌طور که مشخص است محور افقی در شکل(۳) لگاریتم طول هر بخش s را مشخص کرده است، پس می‌توان عدد دقیق s را با توجه به طبیعی بودن لگاریتم به دست آورد). به این معنا که طول دسته‌های بالاتر از این آستانه، برای تحلیل رابطه بلندمدت و طول دسته‌های پایین‌تر از این مقدار، برای تحلیل رابطه کوتاه‌مدت دو سری زمانی استفاده می‌شود.



شکل۳ : تابع نوسان $\log F_q(s)$ در مقابل $\log s$ برای روش IMFDCCA

(رنگ‌های مختلف این نمودار نشان‌دهنده طول دسته‌های متخلف در مجموعه داده مورد بررسی است. طول دسته از ۱ تا ۲۰۰۰ داده بررسی شده است)

می‌توان از روش خطای میانگین جذر مربعات، نمایه هارست به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی و روش پایه را با نمایه هارست خروجی از رابطه (۱۲) ارزیابی نمود. نتایج حاصل در جدول‌های (۲) و (۳) بیان شده است.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{q=-10}^{10}(H_{xy_{(q)}} - h_{xy_{(q)}})^2}{\text{The number of different time scales (q)}}} \qquad (۱۸)$$

شکل(۴) نمایه به‌دست‌آمده از روش MFDCCA(Linear fit) و MFDCCA(ATR fit) در شرایط کوتاه‌مدت و بلندمدت را برای جفت‌ارزهای یورو/دلار و دلار/ین بیان می‌کند. این نمودارها تغییرات نمایه$h(q)$ را نسبت به q مشخص می‌کنند. می‌توان مشاهده کرد که در روش پیشنهادی در دو حالت بلندمدت و کوتاه‌مدت رابطه بین دو جفت‌ارز موردنظر چندفرکتالی پیش‌بینی شده است زیرا که با تغییرات q مقدار نمایه $h(q)$ ثابت نبوده و وابسته به آن تغییر می‌کند ولی در روش پایه MF-DCCA در حالت

بلندمدت رابطه دو جفت‌ارز تک‌فرکتالی پیش‌بینی شده است.همچنین می‌توان به بررسی فرکتالی بودن سری‌های زمانی نسبت به یکدیگر با آزمایش بر روی حجم داده‌های شرکت‌کننده در تحلیل همبستگی پرداخت که نتایج در شکل (۵) بیان‌شده‌اند. همان‌طور که در شکل (۵) مشخص شده است، رابطه چندفرکتالی و تک‌فرکتالی دو سری زمانی در مجموعه داده‌های با طول مختلف توسط دو روش مورد بحث مشخص شده است.

جدول۲ : رابطه کوتاه‌مدت H(q) در مقابل q برای EURUSD and USDJPY

Time Scale	IMFDCCA (ATR fit)				MFDCCA(Linear fit)			
q	h_{xx}	h_{yy}	H_{xy}	h_{xy}	h_{xx}	h_{yy}	H_{xy}	h_{xy}
-۱۰	۰,۰۰۴	۰,۷۳۵	۰,۳۶۸	۰,۳۶۹	۰,۰۲۴	۰,۸۶۹	۰,۵۱۵	۰,۴۴۶
-۹	۰,۰۸۶	۰,۷۳۵	۰,۳۷۳	۰,۴۱۰	۰,۰۴۰	۰,۸۶۸	۰,۵۲۰	۰,۴۵۴
-۸	۰,۰۸۷	۰,۷۳۵	۰,۳۷۹	۰,۴۱۱	۰,۰۵۳	۰,۸۶۸	۰,۵۲۵	۰,۴۶۱
-۷	۰,۰۸۸	۰,۷۳۵	۰,۳۸۷	۰,۴۱۱	۰,۰۶۸	۰,۸۶۸	۰,۵۳۱	۰,۴۶۸
-۶	۰,۰۹۰	۰,۷۳۵	۰,۳۹۷	۰,۴۱۲	۰,۰۸۴	۰,۸۶۷	۰,۵۳۹	۰,۴۷۵
-۵	۰,۰۹۴	۰,۷۳۴	۰,۴۱۱	۰,۴۱۴	۰,۱۰۶	۰,۸۶۴	۰,۵۴۸	۰,۴۸۵
-۴	۰,۱۰۲	۰,۷۳۳	۰,۴۳۰	۰,۴۱۷	۰,۱۳۹	۰,۸۵۹	۰,۵۵۹	۰,۴۹۹
-۳	۰,۱۱۸	۰,۷۳۰	۰,۴۵۹	۰,۴۲۴	۰,۱۹۱	۰,۸۴۶	۰,۵۷۱	۰,۵۱۹
-۲	۰,۱۶۲	۰,۷۰۹	۰,۵۰۱	۰,۴۳۶	۰,۲۹۸	۰,۸۰۳	۰,۵۸۵	۰,۵۵۰
-۱	۰,۳۴۲	۰,۵۶۷	۰,۵۵۷	۰,۴۵۴	۰,۶۲۵	۰,۶۲۱	۰,۵۹۹	۰,۶۲۳
۰	۰,۱۶۰	۱,۰۷۵	۰,۶۱۵	۰,۶۱۷	۰,۴۷۱	۱,۰۹۶	۰,۶۱۵	۰,۷۸۴
۱	۰,۶۳۷	۱,۵۵۷	۰,۶۵۸	۱,۰۹۷	۰,۶۸۴	۱,۵۷۰	۰,۶۳۰	۱,۱۲۷
۲	۰,۴۵۲	۱,۳۶۷	۰,۶۸۶	۰,۹۰۹	۰,۴۹۰	۱,۳۸۹	۰,۶۴۴	۰,۹۴۰
۳	۰,۳۹۹	۱,۳۱۲	۰,۷۰۴	۰,۸۵۶	۰,۴۲۲	۱,۳۴۹	۰,۶۵۷	۰,۸۸۵
۴	۰,۳۷۶	۱,۲۸۷	۰,۷۱۶	۰,۸۳۲	۰,۳۸۹	۱,۳۳۸	۰,۶۶۷	۰,۸۶۳
۵	۰,۳۶۴	۱,۲۷۴	۰,۷۲۵	۰,۸۱۹	۰,۳۷۱	۱,۳۳۴	۰,۶۷۶	۰,۸۵۳
۶	۰,۳۵۷	۱,۲۶۶	۰,۷۳۲	۰,۸۱۱	۰,۳۶۰	۱,۳۳۳	۰,۶۸۳	۰,۸۴۷
۷	۰,۳۵۲	۱,۲۶۰	۰,۷۳۷	۰,۸۰۶	۰,۳۵۴	۱,۳۳۳	۰,۶۸۸	۰,۸۴۳
۸	۰,۳۴۹	۱,۲۵۶	۰,۷۴۱	۰,۸۰۳	۰,۳۴۹	۱,۳۳۳	۰,۶۹۳	۰,۸۴۱
۹	۰,۳۴۷	۱,۲۵۳	۰,۷۴۵	۰,۸۰۰	۰,۳۴۷	۱,۳۳۳	۰,۶۹۷	۰,۸۴۰
۱۰	۰,۳۴۵	۱,۲۵۱	۰,۷۴۸	۰,۷۹۸	۰,۳۴۵	۱,۳۳۲	۰,۷۰۰	۰,۸۳۹
RMSE	۰,۱۲۵				۰,۱۷۳			

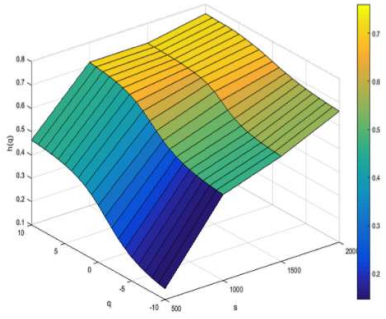
همان‌طور که بیان شد رابطه در بلندمدت توسط روش استاندارد MF-DCCA تک‌فرکتال پیش‌بینی

شده است، درحالی‌که با روش پیشنهادی IMFDCCA چندفرکتال پیش‌بینی شده است. رابطه چندفرکتالی که با روش پیشنهادی به دست آمده است با توجه به خطای کم‌تر آن، نشان می‌دهد که حرکت یک جفت‌ارز در بلندمدت می‌تواند بر جفت‌ارز دیگر تأثیرگذار باشد و در تحلیل بازار مورد استفاده قرار گیرد.حال به بررسی رابطه جفت‌ارز EURUSD با سایر جفت‌ارزهای بازار مالی پرداخته می‌شود که در جدول (۴) نتایج بیان شده است. در این بررسی همبستگی MF-DCCA با q=2 یا به‌عبارت‌دیگر مقدار DCCA بر روی رابطه بلندمدت سری‌های زمانی نسبت به یکدیگر، محاسبه شده است.

جدول۳ : رابطه بلندمدت H(q) در مقابل q برای EURUSD and USDJPY

Time Scale	IMFDCCA (ATR fit)				MFDCCA(Linear fit)			
q	h_{xx}	h_{yy}	H_{xy}	h_{xy}	h_{xx}	h_{yy}	H_{xy}	h_{xy}
-۱۰	۰,۰۵۹	۰,۷۱۰	۰,۳۵۱	۰,۳۸۵	۰,۲۱۱	۰,۹۴۶	۰,۶۶۱	۰,۵۷۸
-۹	۰,۰۶۱	۰,۷۱۰	۰,۳۵۳	۰,۳۸۵	۰,۲۰۶	۰,۹۴۶	۰,۶۶۴	۰,۵۷۶
-۸	۰,۰۶۱	۰,۷۱۰	۰,۳۵۷	۰,۳۸۶	۰,۲۰۵	۰,۹۴۶	۰,۶۶۶	۰,۵۷۵
-۷	۰,۰۶۲	۰,۷۱۰	۰,۳۶۲	۰,۳۸۶	۰,۲۰۳	۰,۹۴۶	۰,۶۶۹	۰,۵۷۴
-۶	۰,۰۶۳	۰,۷۱۰	۰,۳۶۸	۰,۳۸۶	۰,۲۰۲	۰,۹۴۵	۰,۶۷۳	۰,۵۷۴
-۵	۰,۰۶۵	۰,۷۰۹	۰,۳۷۷	۰,۳۸۷	۰,۲۰۰	۰,۹۴۵	۰,۶۷۷	۰,۵۷۲
-۴	۰,۰۷۰	۰,۷۰۹	۰,۳۸۹	۰,۳۸۹	۰,۱۹۶	۰,۹۴۲	۰,۶۸۳	۰,۵۶۹
-۳	۰,۰۷۹	۰,۷۰۶	۰,۴۰۶	۰,۳۹۲	۰,۱۸۷	۰,۹۳۶	۰,۶۸۹	۰,۵۶۱
-۲	۰,۱۰۶	۰,۶۹۰	۰,۴۳۲	۰,۳۹۸	۰,۱۵۹	۰,۹۱۴	۰,۶۹۶	۰,۵۳۷
-۱	۰,۲۱۶	۰,۵۹۷	۰,۴۶۵	۰,۴۰۷	۰,۰۴۰	۰,۸۱۲	۰,۷۰۵	۰,۴۲۶
۰	۰,۰۹۶	۰,۹۰۹	۰,۵۰۰	۰,۵۰۲	۰,۳۸۱	۱,۱۲۰	۰,۷۱۵	۰,۵۷۰
۱	۰,۳۹۶	۱,۲۰۸	۰,۵۲۸	۰,۸۰۲	۰,۶۶۲	۱,۴۲۴	۰,۷۲۵	۱,۰۴۳
۲	۰,۲۸۴	۱,۰۹۳	۰,۵۴۸	۰,۶۸۸	۰,۵۴۱	۱,۳۱۶	۰,۷۳۴	۰,۹۲۸
۳	۰,۲۵۴	۱,۰۶۱	۰,۵۶۲	۰,۶۵۸	۰,۵۰۳	۱,۲۸۸	۰,۷۴۱	۰,۸۹۶
۴	۰,۲۴۱	۱,۰۴۸	۰,۵۷۱	۰,۶۴۵	۰,۴۸۷	۱,۲۷۷	۰,۷۴۷	۰,۸۸۲
۵	۰,۲۳۵	۱,۰۴۲	۰,۵۷۸	۰,۶۳۸	۰,۴۸۰	۱,۲۷۱	۰,۷۵۲	۰,۸۷۵
۶	۰,۲۳۱	۱,۰۳۸	۰,۵۸۲	۰,۶۳۵	۰,۴۷۶	۱,۲۶۸	۰,۷۵۶	۰,۸۷۲
۷	۰,۲۲۸	۱,۰۳۶	۰,۵۸۶	۰,۶۳۲	۰,۴۷۴	۱,۲۶۵	۰,۷۵۷	۰,۸۶۹
۸	۰,۲۲۷	۱,۰۳۵	۰,۵۸۹	۰,۶۳۱	۰,۴۷۲	۱,۲۶۴	۰,۷۵۸	۰,۸۶۸
۹	۰,۲۲۵	۱,۰۳۵	۰,۵۹۱	۰,۶۳۰	۰,۴۷۲	۱,۲۶۲	۰,۷۵۹	۰,۸۶۷
۱۰	۰,۲۲۴	۱,۰۳۴	۰,۵۹۳	۰,۶۲۹	۰,۴۷۱	۱,۲۶۱	۰,۷۶۰	۰,۸۶۶
RMSE	۰,۰۷۸				۰,۱۴۴			

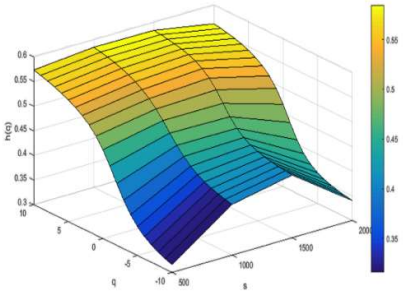
برای آزمایش روش پیشنهادی از روش R.S می‌توان جهت محاسبه نمایه هارست به‌عنوان معیار خودشباهتی هر سری زمانی استفاده کرد و سپس بر اساس رابطه (۱۲) نمایه هارست کلی برای همبستگی دو سری زمانی را به دست آورد. برای نمونه بر روی مجموعه داده پیشنهادی مورد آزمایش قرار گرفت. نتایج ارزیابی این روش در جدول(۵) با نتایج دو روش پایه MFDCCA و روش پیشنهادی IMFDCCA مقایسه شده است و خطای میانگین مربعات ریشه(RMSE) برای هر گروه محاسبه شده است و همان‌طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در مقابل روش استاندارد دارای خطای کمتری است. با توجه به مقادیر جدول (۵) خطای جذر مربعات به‌طور نسبی برای مجموعه داده موردنظر با روش پیشنهادی ۳۰ درصد کاهش یافته است.



(b) MFDCCA (Linear fit)

شکل۴ : نمایه هارست در کوتاه‌مدت و بلندمدت

با روش پیشنهادی و روش پایه بر روی جفت‌ارزهای EUR/USD USD/JPY



(a) IMFDCCA (ATR fit)

شکل۵ : $h_{xy}(q,s)$ در مقیاس‌های مختلف برای نمایش رابطه تک‌فرکتالی و چندفرکتالی

دو سری زمانی در طول‌های مختلف

جدول۴ : همبستگی بلندمدت و درجه چندفرکتالی جفت‌ارز EURUSD با سایر جفت‌ارزهای بازار مالی

	USDCHF	GBPUSD	USDCAD	AUDUSD	EURJPY	XAUEUR	XAUUSD
	۰,۲۶۱	۰,۲۰۸	۰,۱۲۸	۰,۰۵۸	۰,۳۲۱	۰,۷۹۲	۰,۵۶۵
	۰,۲۶۴	۰,۲۱۱	۰,۱۳۰	۰,۱۳۰	۰,۳۲۳	۰,۷۹۵	۰,۵۶۸
	۰,۲۶۸	۰,۲۱۵	۰,۱۳۳	۰,۱۳۳	۰,۳۲۶	۰,۷۹۸	۰,۵۷۱
	۰,۲۷۲	۰,۲۱۹	۰,۱۳۷	۰,۱۳۷	۰,۳۳۰	۰,۸۰۱	۰,۵۷۵
	۰,۲۷۸	۰,۲۲۵	۰,۱۴۱	۰,۱۴۲	۰,۳۳۵	۰,۸۰۶	۰,۵۸۰
	۰,۲۸۷	۰,۲۳۴	۰,۱۴۷	۰,۱۴۸	۰,۳۴۳	۰,۸۱۲	۰,۵۸۸
	۰,۲۹۹	۰,۲۴۶	۰,۱۵۶	۰,۱۵۵	۰,۳۵۳	۰,۸۲۰	۰,۵۹۹
	۰,۳۱۷	۰,۲۶۶	۰,۱۶۶	۰,۱۶۶	۰,۳۶۸	۰,۸۳۰	۰,۶۱۶
	۰,۳۴۵	۰,۲۹۸	۰,۱۸۱	۰,۱۷۹	۰,۳۹۰	۰,۸۴۵	۰,۶۴۳
	۰,۳۸۳	۰,۳۵۰	۰,۱۹۹	۰,۱۹۵	۰,۴۲۲	۰,۸۶۳	۰,۶۸۵
h(q)	۰,۴۲۲	۰,۴۱۴	۰,۲۲۰	۰,۲۱۴	۰,۴۵۸	۰,۸۸۵	۰,۷۳۳
	۰,۴۵۰	۰,۴۶۰	۰,۲۴۰	۰,۲۳۲	۰,۴۸۸	۰,۹۰۶	۰,۷۶۹
	۰,۴۶۷	۰,۴۸۶	۰,۲۵۷	۰,۲۴۷	۰,۵۰۶	۰,۹۲۳	۰,۷۹۲
	۰,۴۷۸	۰,۵۰۱	۰,۲۷۱	۰,۲۶۰	۰,۵۱۸	۰,۹۳۷	۰,۸۰۷
	۰,۴۸۶	۰,۵۱۱	۰,۲۸۰	۰,۲۶۹	۰,۵۲۶	۰,۹۴۷	۰,۸۱۸
	۰,۴۹۲	۰,۵۱۸	۰,۲۸۸	۰,۲۷۶	۰,۵۳۱	۰,۹۵۴	۰,۸۲۶
	۰,۴۹۷	۰,۵۲۳	۰,۲۹۳	۰,۲۸۲	۰,۵۳۴	۰,۹۶۰	۰,۸۳۲
	۰,۵۰۱	۰,۵۲۷	۰,۲۹۸	۰,۲۸۶	۰,۵۳۷	۰,۹۶۴	۰,۸۳۷
	۰,۵۰۴	۰,۵۳۰	۰,۳۰۱	۰,۲۹۰	۰,۵۳۹	۰,۹۶۸	۰,۸۴۰
	۰,۵۰۷	۰,۵۳۳	۰,۳۰۴	۰,۲۹۳	۰,۵۴۱	۰,۹۷۰	۰,۸۴۳
	۰,۵۰۹	۰,۵۴۵	۰,۳۰۷	۰,۲۹۵	۰,۵۴۲	۰,۹۷۳	۰,۸۴۶
MF Degree	۰,۲۴۷	۰,۳۳۰	۰,۱۷۹	۰,۲۳۹	۰,۲۳۱	۰,۱۸۰	۰,۲۸۱

جدول ۵ : نتایج تحلیل روش‌های ارزیابی R.S و GHE

Length of time series(n)	IMFDCCA (q=2)	MFDCCA (q=2)	R.S	GHE (q=1)
۵۰۰	۰,۵۰۱۱۴	۰,۳۹۵۸۱	۰,۵۰۶۲۸	۰,۳۶۱۵۴
۱۰۰۰	۰,۵۲۱۰۹	۰,۶۳۵۰۸	۰,۵۲۷۹۷	۰,۵۳۳۴۳
۱۵۰۰	۰,۵۲۴۹۰	۰,۶۹۵۰۴	۰,۵۳۷۳۵	۰,۵۴۶۸۵
۲۰۰۰	۰,۴۹۲۵۸	۰,۷۳۴۰۳	۰,۶۵۱۳۶	۰,۵۹۰۰۳
RMSE w.r.t R.S	۰,۰۷۹۷۴	۰,۱۱۵۱۹		
RMSE w.r.t GHE	۰,۰۸۶۰۵	۰,۱۱۶۴۰		

در روش GHE، طبق مرجع [۱۳] مقدار q=1 در نظر گرفته می‌شود و نتیجه برای طول سری‌های زمانی مختلف بر روی مجموعه داده موردنظر در جدول (۵) مشخص شده است. لازم به توضیح است که مقدار q=2 در روش‌های تحلیل همبستگی مقدار استاندارد یا ضریب همبستگی را مشخص می‌کند. در روش GHE نیز با توجه به [۱۳] بیان شده است که درصورتی‌که q=1 باشد مقدار آن برابر ضریب تحلیل همبستگی است. همان‌طور که قابل مشاهده است مقدار GHE با دو روش استاندارد MF-DCCA و روش پیشنهادی IMFDCCA مقایسه شده است و مقدار خطای میانگین مربعات ریشه در روش پیشنهادی کمتر به دست آمده است. با توجه به مقادیر جدول (۵) خطای جذر مربعات به‌طور نسبی برای مجموعه داده موردنظر با روش پیشنهادی ۲۶ درصد کاهش یافته است.

روش‌های موجود در بررسی همبستگی چندفرکتالی سری‌های زمانی تنها مبتنی بر خود سری زمانی است و تاثیر فاکتورهای بیرونی، خصوصا در بازارهای مالی، بر سری‌های زمانی و همبستگی آن‌ها نادیده گرفته شده است. در این راستا از اندیکاتورهای تکنیکی بازار مالی استفاده شده است که توابعی هستند که با استفاده از قیمت‌های مختلف باز، بسته، بالاترین، پایین‌ترین و حجم معاملات نمودارهایی را ایجاد می‌کنند که در پیش‌بینی سری‌های زمانی و آینده بازار نقش دارند. با این استدلال برای روندزدایی از سری‌های زمانی از اندیکاتورهای تکنیکی استفاده شد تا بتوان با صحت بالاتری روندهای محلی را از سری‌های زمانی حذف نمود و درنهایت همبستگی سری‌ها به‌طور دقیق‌تر استخراج شود. بررسی نتایج نشان‌دهنده کارآیی بالاتر روش پیشنهادی تحلیل مبتنی بر اندیکاتور نسبت به روش استاندارد می‌باشد، که این نتیجه را می‌توان ناشی از افزایش صحت تابع روندزدایی در بخش‌های مختلف سری زمانی دانست.

بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جدیدی برای تحلیل همبستگی بلندمدت سری زمانی مالی مبتنی بر اندیکاتور به نام (IMFDCCA) پیشنهاد شد. با توجه به اینکه روش‌های موجود تاکنون به بررسی و حذف روندهای محلی با توابعی به جز سری زمانی نپرداخته‌اند، روش پیشنهادی با هدف افزایش صحت استخراج رابطه بلندمدت دو سری زمانی مالی پیشنهاد شده است. این روش بر روی جفت‌ارزهای بازار فارکس مورد ارزیابی قرار گرفت و توسط روش‌های ارزیابی تخمین نمایه هارست درستی آن سنجیده شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، دو معیار R.S و GHE پیشنهاد شده است که در روش R.S میزان مجموع خطای نسبی میانگین جذر مربعات روش پیشنهادی ۳۰ درصد و در روش GHE ۲۶ درصد نسبت به روش استاندارد (MFDCCA) کاهش داشته است.

می‌توان گفت یافته‌های این پژوهش نشان‌دهنده تاثیرگذاری اندیکاتورهای تکنیکی در بازارهای مالی است. درواقع ما با به‌کارگیری اندیکاتورهای تکنیکی در تحلیل همبستگی چندفرکتالی جفت‌ارزهای بازار مالی توانستیم صحت تحلیل را نسبت به روش استاندارد افزایش دهیم و این افزایش صحت درواقع می‌تواند در تحلیل‌های بازار توسط معامله‌گران و درنتیجه سودآوری از بازار تاثیر گذار باشد.

پیشنهاد ما برای کارهای آینده تحقیق بر روی سایر سری‌های تاثیرگذار بر بازارهای مالی و استفاده از توابع آن‌ها برای عمل روندزدایی در روش تحلیل همبستگی است. همچنین بر روی تعداد بهینه دسته‌ها در داده‌های پیوسته در حال تغییر، می‌توان به تحقیق پرداخت.

منابع

۱) محمودی, یعقوب, رهنمای رودپشتی, شاهوردیانی, شادی, کردلویی, & معدنچی زاج. (۲۰۲۱). آزمون فرضیه بازار فرکتال با مدل تغییر رژیم مارکوف در بازار بورس تهران (یک ترکیب و همگرایی امکانپذیر) A Survey of Fractal Market Hypothesis with the Markov Regime change model in the Tehran Stock Exchange. اقتصاد مالی financial Economics, ۱۵(۵۴), ۱-۲۲.

۲) جعفری غلامرضا, ایزدی نیا ناصر و پیروتی جلال. ۱۳۹۰. "تحلیل چندفراکتالی نوسانات روندزدایی شده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران.". (۱۴). ۱۱۵-۱۳۴.

۳) اوجی مهر, منتخب, صمدی, & علی حسین. (۲۰۲۰). رتبه بندی کارایی صنایع منتخب فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران: کاربرد روش تحلیل نوسانات روندزدایی شده چند فرکتالی. فصلنامه پژوهش‌های اقتصاد صنعتی, ۴(۱۴), ۱۱-۲۶.

4) Alamatian, Z., Jahan, M.V. and Fard, A.M., 2021. Using market indicators to eliminate local trends for financial time series crosscorrelation analysis. In Proceedings of the 34th Canadian Conference on Artificial Intelligence (Canadian AI).

5) Alamatian, Z. and VAFAEI, J.M., 2018. Iran Stock Market Prediction Based on Bayesian Networks and Hidden Markov Models.

6) Cao, G., Han, Y., Cui, W. and Guo, Y., 2014. Multifractal detrended cross-correlations between the CSI 300 index futures and the spot markets based on high-frequency data. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 414, pp.308-320.

7) Ceballos, R.F. and Largo, F.F., 2018. On the estimation of the Hurst exponent using adjusted rescaled range analysis, detrended fluctuation analysis and variance time plot: A case of exponential distribution. arXiv preprint arXiv:1805.08931.

8) Cenedese, G. and Mallucci, E., 2016. What moves international stock and bond markets?. Journal of International Money and Finance, 60, pp.94-113.

9) Chordia, T., Sarkar, A. and Subrahmanyam, A., 2005. An empirical analysis of stock and bond market liquidity. The Review of Financial Studies, 18(1), pp.85-129.

10) Devi, P., Kumar, P. and Kumar, S., 2021. Multi-fractal detrended cross-correlation analysis (MFDCCA) approach to study effect of global crisis and demonetization on financial sector of India. Mathematics in Engineering, Science & Aerospace (MESA), 12(2).

11) Elliott, R.J., Van Der Hoek*, J. and Malcolm, W.P., 2005. Pairs trading. Quantitative Finance, 5(3), pp.271-276.

12) Fang, V., Lin, E. and Lee, V., 2007. Volatility linkages and spillovers in stock and bond markets: Some international evidence. Journal of international finance and economics, 7(1), pp.1-10.

13) Fernandez-Martinez, M., Sanchez-Granero, M.A. and Segovia, J.T., 2013. Measuring the self-similarity exponent in Levy stable processes of financial time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 392(21), pp.5330-5345.

14) Ge, X. and Lin, A., 2021. Multiscale multifractal detrended partial cross-correlation analysis of Chinese and American stock markets. Chaos, Solitons & Fractals, 145, p.110731.

15) Harte, D., 2001. Multifractals: theory and applications. Chapman and Hall/CRC.

16) Hurst, H.E., 1951. Long-term storage capacity of reservoirs. Transactions of the American society of civil engineers, 116(1), pp.770-799.

17) Jahan, M.V. and Akbarzadeh-T, M.R., 2012. Extremal optimization vs. learning automata: Strategies for spin selection in portfolio selection problems. Applied Soft Computing, 12(10), pp.3276-3284.

18) Jahan, M.V. and Akbarzadeh-Totonchi, M.R., 2010. From local search to global conclusions: migrating spin glass-based distributed portfolio selection. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 14(4), pp.591-601.

19) Kantelhardt, J.W., Zschiegner, S.A., Koscielny-Bunde, E., Havlin, S., Bunde, A. and Stanley, H.E., 2002. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 316(1-4), pp.87-114.

20) Kolluri, B., Wahab, S. and Wahab, M., 2015. An examination of co-movements of India's stock and government bond markets. Journal of Asian Economics, 41, pp.39-56.

21) Li, B.G., Ling, D.Y. and Yu, Z.G., 2021. Multifractal temporally weighted detrended partial cross-correlation analysis of two non-stationary time series affected by common external factors. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 573, p.125920.

22) Mandelbrot, B.B., 2013. Fractals and scaling in finance: Discontinuity, concentration, risk. Selecta volume E. Springer Science & Business Media.

23) Mandelbrot, B.B. and Van Ness, J.W., 1968. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. SIAM review, 10(4), pp.422-437.

24) McCauley, J.L., Gunaratne, G.H. and Bassler, K.E., 2007. Hurst exponents, Markov processes, and fractional Brownian motion. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 379(1), pp.1-9.

25) Panas, E., 2001. Estimating fractal dimension using stable distributions and exploring long memory through ARFIMA models in Athens Stock Exchange. Applied Financial Economics, 11(4), pp.395-402.

26) Peng, C.K., Buldyrev, S.V., Goldberger, A.L., Havlin, S., Sciortino, F., Simons, M. and Stanley, H.E., 1992. Long-range correlations in nucleotide sequences. Nature, 356(6365), pp.168-170.

27) Perazzo, C.A., Fernandez, E.A., Chialvo, D.R. and Willshaw, P., 2000. Large scale-invariant fluctuations in normal blood cell counts: A sign of criticality?. Fractals, 8(03), pp.279-283.

28) Schmitt, D.T. and Schulz, M., 2006. Analyzing memory effects of complex systems from time series. Physical Review E, 73(5), p.056204.

29) Shi, W., Shang, P., Wang, J. and Lin, A., 2014. Multiscale multifractal detrended cross-correlation analysis of financial time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 403, pp.35-44.

30) Zhang, X., Yang, L. and Zhu, Y., 2019. Analysis of multifractal characterization of Bitcoin market based on multifractal detrended fluctuation analysis. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 523, pp.973-983.

31) Zhu, D., Zhang, C., Pan, D. and Hu, S., 2021. Multifractal cross-correlation analysis between carbon spot and futures markets considering asymmetric conduction effect. Fractals, 29(7), pp.2150176-311.

یادداشت‌ها :

1 Short Term
2 Long Term
3 www.forextime.com
4 Close Price
5 Major
6 Crossover