



ارزیابی روش‌های تجزیه سری زمانی و تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی در روندیابی

متغیرهای هواشناسی

لاله پرویز^۱، آیناز بیرامی^۲

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۴/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۱۴

چکیده

در این تحقیق تأثیر دو رهیافت تجزیه مد تجربی (EMD) و تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی (MODWT) بر پردازش سری زمانی متغیرهای دمای میانگین، سرعت باد و بارندگی در مقیاس‌های زمانی سالانه، ماهانه و تک ماهه ارزیابی شد. ایستگاه‌های منتخب شامل رامسر، کرمانشاه، همدان، سمنان، مشهد، شیراز، اردبیل، ارومیه، زنجان، یزد، تبریز، مراغه و میانه بودند. در تجزیه سری زمانی به روش EMD، روند برخی از زیرسری‌های ترکیبی و در رهیافت MODWT، روند برخی از زیرسری‌ها با نتایج روند آزمون من-کندال سری زمانی اصلی داده‌ها همخوانی داشتند، میزان این تطابق متأثر از مقدار عددی آماره من-کندال سری زمانی اصلی و علامت آن نیز می‌باشد. سطح معنی‌داری آزمون من-ویتنی در مقایسه سری زمانی اصلی داده‌های مشاهداتی (سالانه) با زیرسری‌های حاصل از دو رهیافت بیشتر از ۰/۰۵ بود که حاکی از عملکرد قابل قبول رهیافت‌های EMD و MODWT است. بررسی کلی نشان داد، در تمام مقایسات زیرسری‌های هر رهیافت با سری اصلی در هر ایستگاه، مقدار متوسط سطح معنی‌داری رهیافت MODWT بیشتر از EMD می‌باشد. همچنین میانگین سطح معنی‌داری سری زمانی دما از سری‌های بارندگی و سرعت باد بیشتر بوده است. آزمون LSD در سطح اطمینان ۹۵٪ حاکی از انطباق روند سری‌های زمانی اصلی و زیرسری‌های ترکیبی است و مهارت این دو رهیافت را تأیید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تجزیه مد تجربی، تبدیل موجک، پردازش، روند

مقدمه

(Nalley et al., 2012; Zhang et al., 2001). در این راستا استخراج روند حاکم بر سری‌های زمانی هواشناسی از جمله دما، بارندگی، رطوبت، تبخیر و تعرق به‌طرز صحیح و با نهایت دقت نقش مهمی در توسعه پیش‌بینی، مدیریت پایدار منابع آب دارد، چرا که وجود روند در داده‌های هواشناسی نشانه‌ای از تغییرات اقلیمی می‌باشد (Rashid et al., 2015). آزمون من-کندال در تعیین روند طیف وسیعی از سری‌های زمانی عملکرد قابل قبولی داشته است. روند تغییرات دما، بارندگی و دبی در حوزه آبخیز استان سیستان و بلوچستان طی بازه زمانی ۲۰ ساله با استفاده از آزمون من-کندال انجام گرفت.

بکارگیری روش مناسب جهت آشکارسازی تغییرات آب و هوا با توجه به ضرورت بالای بررسی و پایش این تغییرات، از اهمیت چشمگیری برخوردار است، به عنوان نمونه تغییرات در فرآیندهای هیدرولوژیکی بر دسترسی و کیفیت کلی منابع آب تأثیرگذار است و می‌تواند ویژگی‌های مکانی و زمانی پدیده‌های هیدرولوژیکی مانند زمان‌بندی جریان، فراوانی و شدت سیل و خشکسالی را تغییر دهد (Nalley et al., 2012). پیش‌بینی شده است که مناطق با عرض جغرافیایی بالا اثرات شدیدتری را در ارتباط با تغییرات آب و هوا تجربه می‌کنند

^۲ دانشجوی کارشناسی علوم و مهندسی باغبانی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

^۱ دانشیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران
(laleh_parviz@yahoo.com) (*نویسنده مسئول)

نحوه ارجاع مقاله:

پرویز، ل.، بیرامی، آ. ۱۴۰۲. ارزیابی روش‌های تجزیه سری زمانی و تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی در روندیابی متغیرهای هواشناسی. نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۱(۱): ۴۸-۶۳. DOI: 10.22125/agmj.2023.348629.1139

Parviz, L., Beyrami, A. 2023. Evaluation of empirical mode decomposition and maximal overlap discrete wavelet transform approaches in trend analysis of meteorological variables. Journal of Agricultural Meteorology, 11(1): 48-63. DOI: 10.22125/agmj.2023.348629.1139

با رویکرد تجزیه سری زمانی در نظر گرفت. با بکارگیری تبدیل موجک گسسته (DWT)^۱ و انجام آزمون من-کندال روند تغییرات دما در ایستگاه مشهد در بازه زمانی ۱۹۵۶ تا ۲۰۱۰ تحلیل شد. روند دما در مقیاس‌های زمانی ماهانه، سالانه و فصول به‌صورت مجزا مثبت معنی‌دار تخمین زده شد. همچنین دوره گرم سال تأثیر بیشتری بر روند مثبت و معنی‌دار دما داشت (Araghi et al., 2015). از تبدیل موجک گسسته و آزمون من-کندال در تشخیص تناوب تأثیرگذار در سری‌های زمانی بارندگی و رواناب در دشت اردبیل (۱۳۹۴-۱۳۵۰) استفاده شد. روند سری زمانی بارندگی معنی‌دار نبود، ولی سری زمانی رواناب معنی‌دار بود. در تعیین روند سری‌های زمانی دوره‌های کوتاه‌مدت نقش مهمی داشتند. در داده‌های مربوط به بارندگی دوره زمانی کوتاه مدت دو ماهه در مقیاس ماهانه و در سری رواناب زیرسری جزئی سطح ۳ در ترکیب با سری زمانی تقریب به عنوان مؤلفه‌های مؤثر انتخاب شدند (Daneshvar Vosoghi, 2021). از آزمون من-کندال و تبدیل موجک گسسته در تجزیه و تحلیل روند داده‌های جریان (هشت ایستگاه) و بارندگی (هفت ایستگاه) ماهانه، فصلی و سالانه بین سال‌های ۲۰۰۸-۱۹۵۴ در بخش‌هایی از کانادا استفاده شد. تجزیه و تحلیل بر روی اجزای مختلف جزئیات همراه با مؤلفه تقریب اضافه شده به آن‌ها نشان داد که روند مؤلفه‌های جزئیات بعلاوه تقریب با روند داده‌های اصلی هماهنگ هستند. این مطالعه نشان داد که بیشتر روندها مثبت بوده‌اند و از اواسط دهه ۱۹۶۰ تا اوایل ۱۹۷۰ شروع شده‌اند. نتایج ترکیبی آزمون من-کندال و تبدیل موجک نشان داد که پیشامدهای درون و بین سالی (تا ۴ سال) تأثیر بیشتری بر روندهای مشاهده شده دارد (Nalley et al., 2012). از رویکرد ترکیبی تبدیل موجک پیوسته (CWT)^۲ با آزمون من-کندال در تعیین روند حاکم بر سری زمانی بارندگی در مقیاس سالانه، فصلی و ماهانه در ۱۳ ایستگاه در استرالای جنوبی (۲۰۱۰-۱۹۶۰) استفاده شد. در ابتدا سری زمانی بارندگی با رویکرد CWT به اجزای متناوب مختلفی تجزیه شد و سپس آزمون من-کندال بر این اجزاء اعمال شد. این مطالعه نشان داد که مؤلفه‌های دوره‌ای ممکن است روندهای قابل توجهی

روند بارش، دما و دبی رودخانه به‌ترتیب کاهشی، افزایشی و کاهشی بود (Ansari et al., 2017). از این آزمون ناپارامتری در تعیین روند سری‌های زمانی بارش و دما با داده‌های همه مراکز استان‌ها در بازه زمانی ۱۳۹۴-۱۳۶۴ استفاده شد. در بیشتر مناطق بجز ناحیه زاگرس جنوبی، متغیر دما دارای روند افزایشی بود. بارندگی در نواحی خوزستان و خراسان دارای روند کاهشی و در بقیه قسمت‌ها بدون روند می‌باشد (Barani and Karami, 2020). در مناطقی با اقلیم فراهشک و خشک (کرمان، زاهدان و بندر عباس) در بازه زمانی ۲۰۱۸-۱۹۵۷، روند داده‌های ماهانه و سالانه دمای هوا و خاک با آزمون من-کندال، اسپیرمن و ضریب همبستگی پیرسون مورد مطالعه قرار گرفت. متوسط دمای هوا در ایستگاه‌های کرمان و زاهدان دارای روند افزایشی بود، ولی روند معنی‌داری در ایستگاه بندرعباس مشاهده نشد. درصد توان آزمون نشان داد که آزمون من-کندال در تخمین روند سری زمانی مناسب می‌باشد (Bakhtiari et al., 2022). از آزمون من-کندال در تعیین روند جریان رودخانه ماهانه (۲۴ سری زمانی)، فصلی (۱۰ سری زمانی) و سالانه (۲ سری زمانی) در بازه زمانی ۲۰۰۷-۱۹۷۶ در هند استفاده شد. نتایج آزمون نشان دهنده روند معنی‌داری در ۱۷ سری زمانی بود. اندازه روند در مقیاس ماهانه، فصلی و سالانه بجز سپتامبر و اکتبر منفی گزارش شد (Malik et al., 2020). با توجه به موفقیت آزمون من-کندال در تعیین روند سری زمانی، مساله قابل توجه این است که تجزیه سری زمانی اصلی به چند دوره تناوب می‌تواند عامل مؤثری در بررسی تغییرات آن باشد، مانند بکارگیری تبدیل موجک گسسته در بررسی مشابهت الگوهای نوساناتی دما و فشار بخار آب در ایستگاه‌های بابلسر، تهران و شاهرود که نتایج تحقیق نشان داد الگوهای نوسانی بلندمدت در اقلیم خشک و نیمه‌خشک و در اقلیم مرطوب الگوهای نوسانی کوتاه مدت دما و فشار بخار، همبستگی بیشتری دارند (Araghi et al., 2014). در واقع هدف آن است که مقیاس زمانی مؤثر بر روند مشاهده شده در سری زمانی شناسایی شود و تغییرات حاکم بر سری زمانی جداسازی شوند (Nalley et al., 2012). بنابراین می‌توان بررسی را به‌صورت ترکیبی آزمون من-کندال

² Continuous Wavelet Transform¹ Discrete Wavelet Transform

نحوه پردازش زیرسری‌های و زیرسری‌های ترکیبی با دو رویکرد استفاده شد. مقیاس‌های بررسی شده شامل سالانه، ماهانه و تنها یک ماه در ۱۳ ایستگاه با تنوع اقلیمی خشک، نیمه‌خشک و بسیار مرطوب بودند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

ایستگاه‌های مطالعاتی تحقیق شامل رامسر، کرمانشاه، همدان، سمنان، مشهد، شیراز، اردبیل، ارومیه، زنجان، یزد، تبریز، مراغه و میانه می‌باشند که موقعیت مکانی ایستگاه‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است. ملاک انتخاب ایستگاه‌ها وجود تنوع اقلیمی است تا صحت روش پیشنهادی در اقلیم‌های مختلف ارزیابی شود. طول دوره آماری جهت پایش دو رویکرد تجزیه داده، از سال ۱۹۹۰ تا سال ۲۰۲۱ همراه با داده‌های متوسط دما، سرعت باد و بارندگی می‌باشد که از سازمان هواشناسی کشور دریافت شدند. در بازه زمانی مورد مطالعه، بیشینه و کمینه دمای سالانه به ترتیب مربوط به ایستگاه یزد و اردبیل، بیشینه و کمینه بارندگی سالانه به ترتیب مربوط به ایستگاه رامسر و یزد است. براساس شاخص دومارتن محاسبه شده در بازه زمانی مورد مطالعه تحقیق، اقلیم ایستگاه رامسر بسیار مرطوب، ایستگاه‌های کرمانشاه، همدان، مشهد، شیراز، اردبیل، ارومیه، زنجان، تبریز، میانه، مراغه نیمه‌خشک و ایستگاه‌های یزد و سمنان خشک است که کمترین و بیشترین مقدار شاخص دومارتن به ترتیب مربوط به یزد و رامسر بوده است. براساس شاخص کوپن محاسبه شده، اقلیم ایستگاه رامسر مرطوب، ایستگاه‌های یزد و سمنان بیابانی و اقلیم سایر ایستگاه‌های مطالعاتی استپی می‌باشد. هدف اصلی این تحقیق توسعه روش تعیین روند سری زمانی است. آزمون من-کندال یکی از کاربردی‌ترین آزمون‌های ناپارامتری جهت تشخیص روند در داده‌های بارندگی، دما و کیفیت آب است (Ventura et al., 2002; Cannarozzo et al., 2006; Antonopoulos et al., 2001). فرض صفر این آزمون حاکی از عدم وجود روند در داده‌ها و یا به عبارتی دیگر تصادفی بودن سری‌های زمانی است. در مقابل، فرض یک حاکی از وجود روند در سری زمانی

داشته باشند، در صورتی که ممکن است روند قابل توجهی در داده‌های اصلی مشاهده نشود. مؤلفه‌های دوره‌ای که بر روند داده‌های اصلی غالب است از فصلی به فصل دیگر متفاوت هستند. بیشتر روندها چه مثبت و چه منفی از اواسط دهه ۱۹۷۰ تا اواسط دهه ۱۹۸۰ شروع شده‌اند. این رویکرد ترکیبی در تشخیص روند بخصوص مواقعی که تغییرات زمانی زیاد است، کاربرد دارد (Rashid et al., 2015). چهار رویکرد تجزیه مد تجربی دسته‌ای (EEMD)^۱، تبدیل موجک چند تحلیلی (MRA-WT)^۲ و DBEST در تعیین روند داده‌های شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) از ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۷ در شمال غربی تونس مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان دادند که رویکرد MRA-WT در تخمین روند و تغییرات فصلی نتایج کارآمدی بخصوص در مناطق جنگلی داشتند. BFAST و EEMD عملکرد بهتری در خاک لخت و مناطق زراعی نشان دادند (Rhif et al., 2022). ترکیب سایر روش‌های تعیین روند با رویکرد تجزیه داده نیز کارایی خوبی در تحلیل روند سری زمانی داشت، به عنوان نمونه ترکیب تحلیل روند نوآورانه مثلثی (ITTA)^۳ با تبدیل موجک گسسته در تجزیه و تحلیل داده‌های بارندگی (۱۹۷۵-۱۹۵۰) در شمال الجزایر نشان داد که حالت ترکیبی در استخراج روند داده نسبت به خود روش ITTA قوی‌تر عمل می‌کند (Zerouali et al., 2021). بنابراین بررسی روند داده‌های هواشناسی با هدف شناسایی اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب، وضعیت اکوسیستم‌ها و پایش پیشامدهای حدی ضروری است و این امر باید به طور منظم پایش شود. در این میان استفاده از آزمون کارآمد در تعیین روند سری زمانی یا ارتقاء آزمون نقش بسزایی دارد. هدف این تحقیق ترکیب آزمون من-کندال با رویکرد تجزیه سری زمانی است. با توجه به تأثیر رویکرد تجزیه سری زمانی در تشخیص روند تغییرات سری زمانی، دو رویکرد تجزیه مد تجربی (EMD)^۴ و تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی (MODWT)^۵ مورد ارزیابی قرار گرفتند. علاوه بر پایش زیرسری‌ها، زیرسری‌های ترکیبی دو رویکرد نیز بررسی می‌شوند. همچنین از آزمون من-ویتنی در

⁴ Empirical Mod

⁵ Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform

¹ Ensemble Empirical Mode Decomposition

² Multi-Resolution Analysis-Wavelet transform

³ Innovative Triangular Trend Analysis

راحتی مدل می‌شوند تجزیه کنند (Karthikeyan and Kumar, 2013).

رویکرد تجزیه مد تجربی

رویکرد تجزیه مد تجربی یک روش تجزیه سری زمانی است که توسط Huang et al., (1998) پیشنهاد شده است. رویکرد تجزیه مد تجربی بیشتر برای تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی غیر خطی مورد استفاده قرار می‌گیرد و به دلیل سادگی و هزینه محاسباتی کمتر، کاربرد زیادی داشته است (Karthikeyan and Kumar, 2013). این رویکرد عاری از محدودیت‌های نظریه تبدیل فوریه است (Tang et al., 2020). سری زمانی اصلی توسط EMD به تعدادی توابع مد ذاتی (IMF^1) و باقی‌مانده تجزیه می‌شود (Tang et al., 2020). IMFها دو شرط را برآورده می‌کنند. تفاوت بین تعداد نقاط عبور صفر و اکسترمم باید کمتر یا مساوی یک باشد و در هر نقطه مقدار میانگین تعریف شده توسط پوش بالایی و زیرین صفر است. اگر سیگنال یا سری زمانی بصورت $x(t)$ در نظر گرفته شود، $x_u(t)$ و $x_l(t)$ به ترتیب پوش بالایی و زیرین هستند. گام اول شامل پیدا کردن میانگین پوش است که به صورت معادله ۱ می‌باشد و در گام دوم معادله ۲ بیان می‌شود که روند بیان شده حالت تکراری دارد و حالت تکرار تا زمانی که یکی از شرایط توقف حاصل شود (معادله ۳) ادامه دارد و در این حالت $h_1(t)$ به عنوان اولین IMF است. در گام سوم معادله ۴ بیان می‌شود و روند تا پیدا کردن $h_2(t)$ تکرار می‌شود. به طور کلی این روند تا پیدا کردن $r_1(t) = x(t) - \sum_{n=1}^L h_n(t)$ ادامه دارد. در نهایت سری اصلی به صورت معادله ۵ و براساس IMFها مانند معادله ۶ نوشته می‌شود (Vargas and Veiga, 2021). شکل ۲ نحوه تجزیه سری زمانی اصلی را به مؤلفه‌ها نشان می‌دهد.

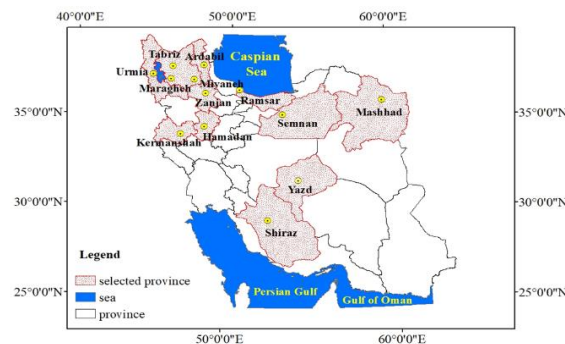
$$\frac{x_u(t) + x_l(t)}{2} \quad (1)$$

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (2)$$

$$h_1 = h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (3)$$

$$r_1(t) = x(t) - h_{1t}(t) \quad (4)$$

است (Barani and Karami, 2020). محاسبه آماره S در آزمون من-کندال می‌تواند مقدار مثبت و یا منفی باشد که به ترتیب نشان دهنده روند مثبت و منفی در سری داده‌ها است (Nalley et al., 2012).



شکل ۱- موقعیت مکانی ایستگاه‌های مطالعاتی تحقیق در کشور

Figure 1- The location of studied stations in the country

روش ناپارامتری کمتر تحت تأثیر وجود نقاط پرت در سری داده‌ها قرار می‌گیرد. یکی از دلایل کارایی آزمون من-کندال عدم تأثیر پذیری این آزمون نسبت به توزیع سری می‌باشد، حتی اگر سری زمانی دارای توزیع نامتقارن باشد. علاوه بر این، آزمون من-کندال نسبت به مقادیر غیر ایستایی، غیر خطی و گمشده مقاوم است (Rashid et al., 2015). یکی از روش‌هایی که می‌تواند کارایی تعیین روند سری زمانی را افزایش دهد، شامل ترکیب آزمون من-کندال با رویکرد تجزیه سری زمانی است، به طور کلی هدف تجزیه سری زمانی جهت شناسایی روندها در مؤلفه‌های دوره‌ای مختلف و همچنین سهم آن‌ها در روندهای سری زمانی اصلی است (Rashid et al., 2015). در واقع هدف از تکنیک تجزیه سری زمانی، تجزیه داده‌ها به اجزایی با فرکانس‌های مختلف است (Jaseena and Kovoov, 2021). رویکردهایی برای تجزیه سری زمانی توسعه داده شده است از جمله تبدیل موجک پیوسته، تبدیل موجک گسسته، تبدیل سریع موجک، تجزیه مد تجربی، تجزیه مد تجربی دسته‌ای. تبدیل موجک گسسته و تجزیه مد تجربی دو رویکردی هستند که می‌توانند داده‌های نا ایستا و غیر خطی را به مجموعه‌ای از اجزاء ساده‌تر که به

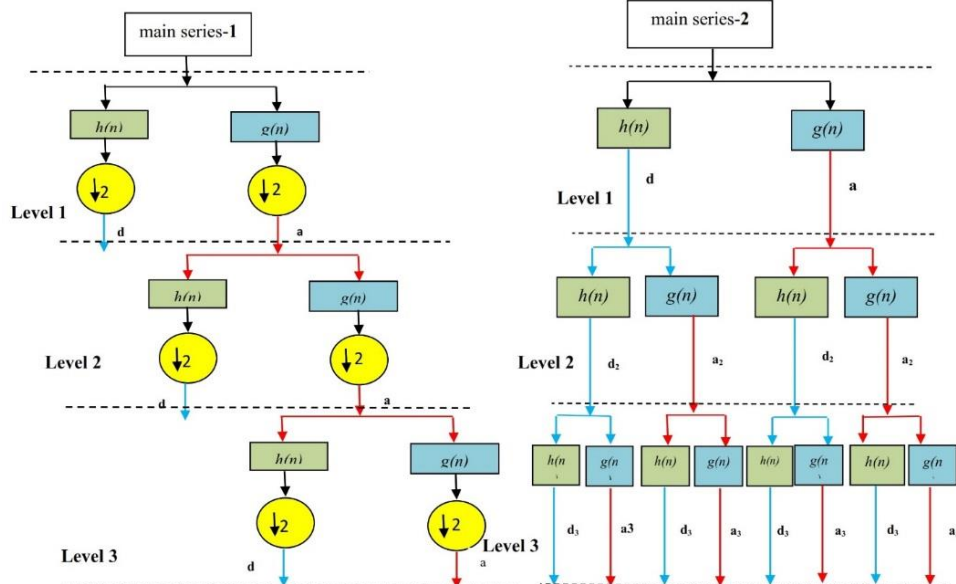
¹ Intrinsic Mode Functions

رویکرد تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی

جهت تجزیه و تحلیل دقیق سری زمانی تحت شرایطی با عدم قطعیت بالا یک رویکرد تجزیه چند تحلیلی بنظر قابل قبول می‌رسد. در این راستا بر اساس تجزیه چند تحلیلی، تبدیل موجک به بخش‌های زمانی مختلف سیگنال اعمال می‌شود. تبدیل موجک پیوسته (CWT) را می‌توان به صورت معادله ۷ بیان کرد.

$$CWT_x^\Psi(\tau, s) = \Psi_x^\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (7)$$

که S پارامتر مقیاس و Ψ تابع پنجره می‌باشد (Adib et al., 2021). در رویکرد CWT برای هر مقیاس ممکن ضرایب موجک مربوطه محاسبه می‌شود که به دلیل در برداشتن اطلاعات زیاد می‌تواند زمان بر و پرهزینه باشد. بنابراین کاربرد تبدیل موجک گسسته ترجیح داده می‌شود. DWT سری زمانی اصلی را به ضرایب تقریب و جزئیات تجزیه می‌کند (Shrifan et al., 2021). تبدیل موجک گسسته به‌عنوان ابزار قوی در تحلیل و پردازش سیگنال‌ها جهت آشکارسازی مؤلفه‌های فرکانسی می‌باشد. DWT سیگنال ورودی را به ضرایب تقریب و جزئیات تجزیه می‌کند (شکل ۳).



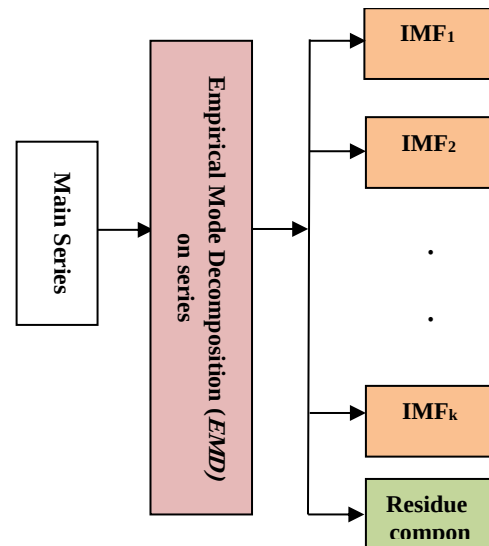
شکل ۳- نمونه ای از تجزیه سری زمانی با سه سطح تجزیه با رویکرد (۱) DWT و (۲) MODWPT

Figure 3-An example of time series decomposition with three levels by DWT (1) and MODWPT (2) approach

$$x(t) = r_j(t) + \sum_{n=1}^j h_n(t) \quad (5)$$

$$x(t) = r_j(t) + \sum_{n=1}^j IMF_n(t) \quad (6)$$

که $x(t)$ سری زمانی اصلی، IMF_n معرف n امین IMF و r_j مؤلفه باقی مانده می‌باشد.

شکل ۲- تجزیه سری زمانی به k تابع مد ذاتی و سری باقی

مانده با رویکرد تجزیه مد تجربی

Figure 2- Time series decomposition into k intrinsic mode function and residual series with empirical mode decomposition approach

سپس ضرایب مقیاس و موجک MODWT ($G_{k,t}, H_{k,t}$) برای سری $Z_t: t=0,1,\dots,N-1$ از معادلات ۱۲ و ۱۳ بدست می‌آیند (Adib et al., 2021).

$$G_{k,t} = \sum_{b=0}^{B_k-1} r_{k,b} Z_{t-b \bmod N} \quad (12)$$

$$H_{k,t} = \sum_{b=0}^{k-1} p_{k,t} Z_{t-b \bmod N} \quad (13)$$

که $B_k = (2^k - 1)(B - a) + 1$ تعریف شده است. MODWT ویژگی‌های مهمی برخوردار است که نکته کلیدی در پردازش سری‌های زمانی نا ایستا است. در یک فرآیند با حافظه طولانی مدت متغیر تصادفی دارای درجه بالایی از همبستگی است که MODWT مجموعه جدیدی از متغیرهای تصادفی (ضرایب موجک) که تقریباً همبستگی ندارند را ایجاد می‌کند (Zhu et al., 2014).

نتایج و بحث

جهت بررسی تأثیر تجزیه سری زمانی در تعیین روند سری زمانی از رویکردهای تجزیه مد تجربی و تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی استفاده شد. داده‌های مورد استفاده شامل متوسط دما، سرعت باد و بارندگی در ۱۳ ایستگاه هواشناسی در بازه زمانی ۳۲ سال می‌باشند. مقیاس زمانی بررسی شامل ۱- سالانه، ۲- هر ماه بصورت جداگانه (در این حالت ماه‌های فوریه، می، اوت و نوامبر در نظر گرفته شدند: نماینده هر فصل) و ۳- ماهانه بود. نتایج آزمون من-کندال در تمام ایستگاه‌ها و برای سه سری داده همراه با حدود اطمینان ۹۵ درصد در شکل ۴ نشان داده شده است. براساس شکل ۴، روند داده‌های دما در تمام ایستگاه‌ها بصورت افزایشی است که روند افزایشی تمام ایستگاه‌ها بجز میانه معنی‌دار می‌باشد. در مورد سرعت باد بیشتر ایستگاه دارای روند افزایشی هستند که در شش ایستگاه، روند افزایشی معنی‌دار می‌باشد. مقادیر آماره من-کندال داده‌های بارندگی در تمام ایستگاه‌ها در محدوده داخلی حدود اطمینان ۹۵٪ قرار گرفته اند که حاکی از عدم وجود روند معنی‌داری در سری زمانی بارندگی است. از بین کل ایستگاه‌ها، ۹ ایستگاه دارای روند منفی و ۴ ایستگاه دارای روند مثبت هستند، به طور کلی

سیگنال ورودی از یک فیلتر بالاگذر (h) و یک فیلتر پایین گذر (g) عبور می‌کند. خروجی فیلتر پایین گذر سیگنال تقریب (a) و خروجی فیلتر بالا گذر ضرایب جزئیات است. این فرآیند را می‌توان چندین مرتبه تکرار کرد تا چندین سطح تجزیه ایجاد شود. با این حال DWT تجزیه را معطوف به ضرایب تقریب می‌کند و تجزیه بیشتر ضرایب جزئیات حذف می‌شود. در روش‌های توسعه یافته مانند MODWPT سیگنال ورودی با استفاده از فیلترهای پایین و بالا گذر به ضرایب متعددی تجزیه می‌شوند که در شکل ۳ سطوح مختلف تجزیه هم قابل مشاهده است. بنابراین DWT سیگنال ورودی را به چندین زیر باند یا سطح، تجزیه می‌کند. در این رویکرد پارامترها براساس یک الگوی دوتایی به صورت معادله ۸ گسسته می‌شوند.

$$S = S_0^m, \quad \tau = n\tau_0 S_0^m \quad (8)$$

m و n اعداد صحیحی می‌باشند. با در نظر گرفتن پارامترهای تعریف شده، DWT بر اساس معادله ۹ تعریف می‌شود.

$$DWT_x^\psi(\tau, S) = \frac{1}{\sqrt{S_0^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t - n\tau_0 S_0^m}{S_0^m} \right) dt \quad (9)$$

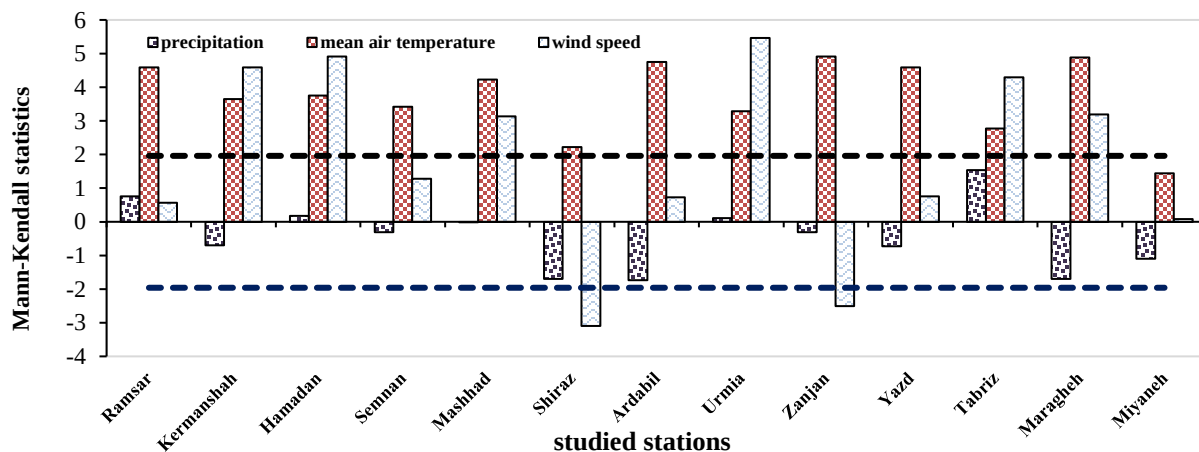
MODWT یک نسخه جدید و اصلاح شده‌ای از تبدیل موجک گسسته است که می‌تواند داده‌های زیر نمونه‌گیری از سیگنال را در هر سطح تجزیه حفظ و فرکانس‌ها را در داده‌های ورودی بازبایی کند (Adib et al., 2021). برخلاف رویکرد DWT، رویکرد MODWT متعامد نیست و برای همه اندازه‌های نمونه تعریف شده است. ضرایب موجک و مقیاس از طریق اعمال فیلترهای پایین و بالا بر روی داده‌های اصلی تعیین می‌شوند. اگر تبدیل موجک گسسته از فیلترهای مقیاس $r_{k,m}$ و ضرایب موجک $p_{k,m}$ تشکیل شده باشد (k سطح تجزیه و m طول فیلتر)، MODWT شامل فیلترهای مقیاس و ضرایب مقیاس به ترتیب با معادلات ۱۰ و ۱۱ است.

$$r_{k,m} = \frac{r_{k,m}}{2^{\frac{k}{2}}} \quad (10)$$

$$p_{k,m} = \frac{p_{k,m}}{2^{\frac{k}{2}}} \quad (11)$$

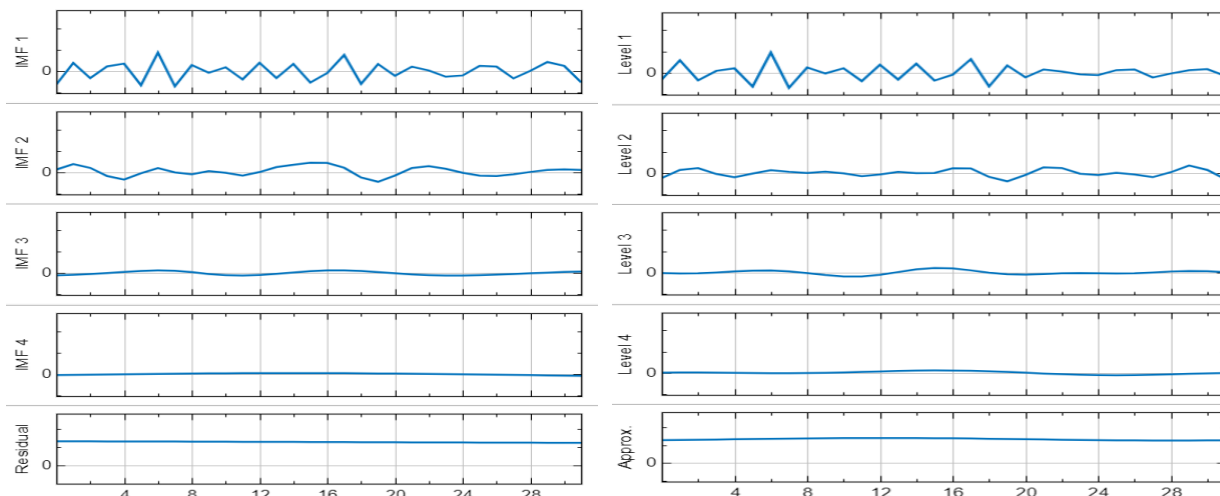
تجزیه در شکل ۵ نشان داده شده است (در شکل ۵ موجک مادر رویکرد MODWT برابر با sym4 است) و نتایج تجزیه در جداول ۱ و ۲ آورده شده است (در این جداول منظور از C علامت ترکیبی است، مثلاً در رویکرد EMD ترکیب هر سری IMF با سری باقی مانده است و در رویکرد MODWT برابر با مجموع سری تقریب (a) با سری‌های حاصل از سطوح مختلف (L) است که سری‌های اخیر در DWT تحت عنوان جزئیات در نظر گرفته می‌شوند. اندیس‌ها نماینده شماره IMFها و سطوح استفاده شده هستند، به عنوان نمونه C₁ در رویکرد EMD حاصل ترکیب سری IMF₁ با سری باقی مانده است).

بارندگی در ۱۳ ایستگاه مورد بررسی در سطح اطمینان ۹۵٪ دارای روند معنی‌دار نیست. بیشترین مقدار روند افزایشی معنی‌دار در سطح اطمینان ۹۵٪ در سری زمانی دما به ترتیب مربوط به زنجان، مراغه، اردبیل، یزد و در مورد سرعت باد شامل ایستگاه‌های ارومیه، همدان، کرمانشاه و تبریز است. کمترین مقدار روند در سری زمانی دما مربوط به ایستگاه میانه است. روند افزایش دما و عدم وجود روند در داده‌های بارندگی بیشتر نقاط کشور در تحقیق (Araghi, Ansari et al., (2017) و Barani and Karami, (2020) و et al., (2015) شد. در مرحله بعد داده‌های سالانه دما، بارندگی و سرعت باد براساس دو رویکرد EMD و MODWT تجزیه شدند که روند



شکل ۴-آزمون من-کندال برای داده‌های سالانه متوسط دما، سرعت باد و بارندگی در تمام ایستگاه

Figure 4- Mann-Kendall test of annual data for the average temperature, wind speed and precipitation at all stations



شکل ۵- نمونه‌ای از روند تجزیه سری زمانی بارندگی با دو رویکرد EMD و MODWT در ایستگاه سمنان

Figure 5-An example of precipitation time series decomposition with two EMD and MODWT approaches in Semnan station

جدول ۱- تجزیه سه سری زمانی در تمام ایستگاه با رویکرد EMD (T نماد دما، W نماد سرعت باد، P نماد بارندگی)

Table 1- Decomposition of three time series with EMD approach (T stands of temperature, W stands of wind speed and P stands of precipitation)

Station	Kind of data	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄
Ramsar	T	0.05	1.15				<u>4.46</u>	5.83		
	P	-0.4	-1.15	1.11	0.4		<u>0.54</u>	3.26	3.45	6.99
	W	-1.28	-0.08	-1.15	<u>0.24</u>		<u>1.67</u>	<u>0.86</u>	3.23	6.66
Kermanshah	T	-0.83	-0.18	-1.93			<u>4.95</u>	6.28	5.59	
	P	0.92	1.21	-0.66	3.9		<u>-0.5</u>	-1.18	-5.56	-4.4
	W	0.76	-1.05	1.93	-1.83		<u>3.29</u>	0.18	2.58	0.92
Hamadan	T	-0.66	0.05	2.29			<u>3.1</u>	5.01	6.24	
	P	0.5	0.08	-0.08	-0.47		<u>0.15</u>	-0.57		
	W	-1.28	0.24	1.93			<u>6.28</u>	<u>6.21</u>	7.96	
Semnan	T	-0.31	2.25	-0.66	0.54		<u>2.94</u>	5.82	6.34	7.35
	P	0.11	-0.15	-0.02	-1.67		<u>-0.24</u>	-0.73	-1.67	-3.88
	W	0.28	-0.57	-1.48	-0.08		<u>4.95</u>	<u>1.8</u>	0.11	4.1
Mashhad	T	0.21	1.93	1.96			<u>4.36</u>	6.54	7.61	
	P	-0.5	0.08	-1.7	0.05		<u>0.15</u>	1.25	-0.37	4.01
	W	0.08	-0.7	1.51	-0.21		<u>2.68</u>	2.81	2.87	1.51
Shiraz	T	-1.44	-0.24	1.18	0.5		<u>2.84</u>	4.2	4.1	7.44
	P	-0.05	-0.34	0.24	-1.15		<u>-2.06</u>	-2.45	-4.9	-5.9
	W	-0.23	-0.5	-5.66			-0.24	-0.5	<u>-5.66</u>	
Ardabil	T	-0.21	1.31	0.05			<u>5.27</u>	6.73	6.47	
	P	0.41	1.77	-1.18			<u>-2.55</u>	-5.46	-7.28	
	W	2.35	-2.81	-2.35			<u>0.73</u>	1.9	-3.8	-4.11
Urmia	T	-1.05	1.05	1.7	1.15		<u>1.22</u>	<u>3.29</u>	6.28	5.11
	P	0.31	-0.21	-1.38	2.77		<u>0.92</u>	<u>0.18</u>	-0.76	3.52
	W	0.34	0.34	2.45			<u>6.57</u>	<u>6.15</u>	7.25	
Zanjan	T	-1.74	2.25	1.09			<u>4.95</u>	6.79	6.79	
	P	0.66	1.51	0.37	-3.4		<u>-0.99</u>	<u>-0.18</u>	-1.28	-5.1
	W	-0.41	1.38	3.6			<u>-4.49</u>	-0.86	-4.85	
Yazd	T	-0.41	2.25	0.73			<u>4.93</u>	6.4	7.7	
	P	-0.79	0.41	-1.05	-0.18		<u>-3.9</u>	-2.7	-5.4	-2.6
	W	1.86	-0.76	4.26			<u>0.89</u>	-1.35	3.7	
Tabriz	T	-0.92	2.06	2.45	-0.79		<u>1.9</u>	5.11	7.28	7.41
	P	0.25	0.96	1.6	-1.05	0.44	<u>1.67</u>	2.77	5.14	2.55
	W	-1.44	0.6	-3.9			<u>6.47</u>	7.22	<u>5.98</u>	
Maragheh	T	-1.64	2.74	2.38			<u>3.71</u>	6.28	7.68	
	P	0.21	-0.54	-0.5	-5.85		<u>-0.92</u>	<u>-1.61</u>	-2.64	-7.09
	W	-0.54	1.99	<u>3.8</u>			<u>6.28</u>	5.37	5.53	
Mianeh	T	-0.02	1.57	-0.66	<u>1.05</u>		<u>0.89</u>	3	0.92	3.23
	P	-0.15	0.5	-1.3			<u>-1.12</u>	-0.83	-3.26	
	W	0.37	-0.24	-1.38	-2.81		<u>2.48</u>	2.61	3.2	<u>-0.05</u>

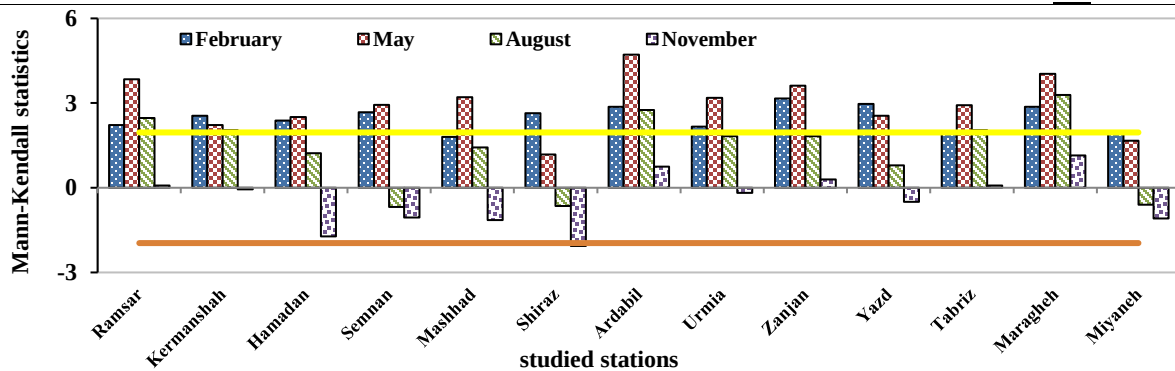
می‌شود، به‌عنوان نمونه در سری زمانی دما در ایستگاه کرمانشاه روند سالانه دارای مقدار ۳/۶۵ است که در زیرسری‌های حاصل از تجزیه با رویکرد EMD این روند مشاهده نمی‌شود، ولی به محض اعمال حالت ترکیبی در زیرسری‌های تجزیه شده مقدار روند به مقدار روند واقعی به شدت نزدیک می‌شود. تجزیه سری زمانی دما، بارندگی و سرعت باد تمام ایستگاه‌ها با رویکرد MODWT نشان می‌دهد که در بیشتر سری‌های زمانی، روند سری تقریب و سطح آخر نزدیک به روند سری زمانی است. در رویکرد MODWT، روند مربوط به حالت ترکیبی سری زمانی بارش نزدیک به روند داده‌های اصلی است.

در شکل ۵ مشاهده می‌شود که زیرسری‌ها در IMF‌های ابتدای در رویکرد EMD و سطوح ابتدایی رویکرد MODWT دارای فرکانس بالا هستند و با رسیدن به سری باقی مانده در رویکرد EMD و سری تقریب در رویکرد MODWT فرکانس‌ها کاهش می‌یابند. در جداول ۱ و ۲ اعداد داخل جدول که زیرشان خط کشیده شده است به روند سری زمانی با استفاده از آزمون من-کندال نزدیک هستند. مساله‌ای که تجزیه سری زمانی نشان می‌دهد این است که در رویکرد EMD در بیشتر سری‌های زمانی ایستگاه‌ها، روند مربوط به IMF‌ها با سری زمانی متفاوت است، در صورتی که در حالت ترکیبی مقدار روند بسیار نزدیک به سری زمانی اصلی

جدول ۲- تجزیه سه سری زمانی در تمام ایستگاه با رویکرد MODWT

Table 2- Decomposition of three time series with MODWT approach

Station	Kind of data	L ₁	L ₂	L ₃	L ₄	a	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄
Ramsar	T	0.6	0.86	2.55	<u>4.49</u>	<u>3.9</u>				
	P	-0.3	0	-0.08	2.93	2.87	0.18	1.18	<u>0.76</u>	3.29
	W	0.37	1.02	2.48	<u>0.47</u>	-1.67				
Kermanshah	T	0.37	0.6	2.19	<u>3.6</u>	<u>3.6</u>				
	P	-0.11	-0.28	-0.24	-1.38	-1.74	<u>-0.42</u>	-1.18	-0.63	-1.8
	W	0.47	0.96	2.32	<u>2.22</u>	<u>2.12</u>				
Hamadan	T	-0.02	0.57	2.51	<u>4.1</u>	<u>3.9</u>				
	P	-0.02	-0.21	<u>0.44</u>	-3.7	-3.4	0.001	<u>0.15</u>		
	W	0.6	1.05	1.93	<u>4.56</u>	<u>3.94</u>				
Semnan	T	0.15	0.41	2.6	<u>4.1</u>	<u>4.17</u>				
	P	0.02	-0.08	0.76		-2.09	<u>-0.6</u>	<u>-0.24</u>	-1.51	
	W	0.34	0.41	<u>1.28</u>	<u>1.57</u>	0.79				
Mashhad	T	0.5	0.5	2.32	<u>4.27</u>	<u>3.8</u>				
	P	0.21	0.5	-0.96	-0.99	-1.8	<u>-0.02</u>	0.21	-1.5	-1.02
	W	0.57	1.02	1.93	<u>2.06</u>	<u>2.19</u>				
Shiraz	T	0.02	0.18	2.32	<u>2.71</u>	<u>2.68</u>				
	P	-0.37	-0.41	-1.12	-6.02	-4.14	-1.18	<u>-1.54</u>	-2.48	-5.6
	W	-0.02	-0.99	-0.3	<u>-2.5</u>	<u>-3.6</u>				
Ardabil	T	0.63	1.51	2.48	<u>4.07</u>	<u>3.57</u>				
	P	-0.41	0.28	-2.71	-5.3	-3.93	<u>-1.57</u>	0.99	-4.75	-5.2
	W	0.79	0.89	1.38	-0.47	-3.9	-1.38	-0.86	<u>0.44</u>	
Urmia	T	0.21	0.37	2.25	<u>3.4</u>	<u>3.6</u>				
	P	0.08	0.7	-0.54	-0.83	3.94	0.5	0.8	<u>0.21</u>	
	W	0.28	1.64	2.32	<u>5.3</u>	<u>3.94</u>				
Zanjan	T	0.15	0.6	2.22	<u>4.69</u>	<u>4.14</u>				
	P	-0.15	0.08	-1.99	-1.6	-1.18	-0.18	<u>0.21</u>	-2.19	-1.02
	W	0.21	0.02	1.15	<u>-3.1</u>	<u>-2.68</u>				
Yazd	T	0.54	0.76	2.74	<u>4.59</u>	<u>3.97</u>				
	P	-1.18	0.6	-1.9	<u>-3.13</u>	-2.97	<u>-0.57</u>	0.21	-2.77	-3.68
	W	-0.11	0.54	0.34	2.8	2.7	1.64	<u>1.35</u>		
Tabriz	T	0.5	0.7	2.09	<u>3.26</u>	<u>3.33</u>				
	P	0.24	0.83	-0.11	2.03	1.99	0.47	<u>1.86</u>	0.63	2.09
	W	-0.18	0.86	2.8	<u>3.8</u>	<u>3.2</u>				
Maragheh	T	0.31	0.89	2.16	<u>4.69</u>	<u>4.04</u>				
	P	-0.21	0.28	-1.38	-3.4	-3.2	-1.18	-1.35	<u>-1.86</u>	-4.4
	W	0.28	1.38	2.6	<u>3.3</u>	<u>4.04</u>				
Mianeh	T	0.28	-0.15	2.42	1.86	<u>1.15</u>				
	P	-0.41	-0.24	-1.44	-1.96	-2.6	-0.57	-0.63	<u>-1.48</u>	
	W	0.47	0.76	1.41	-2.4	-1.99	0.11	0.24	<u>0.08</u>	-2.68



شکل ۶-آزمون تعیین روند برای سری‌های زمانی (فقط یک ماه) دما در تمام ایستگاه‌ها

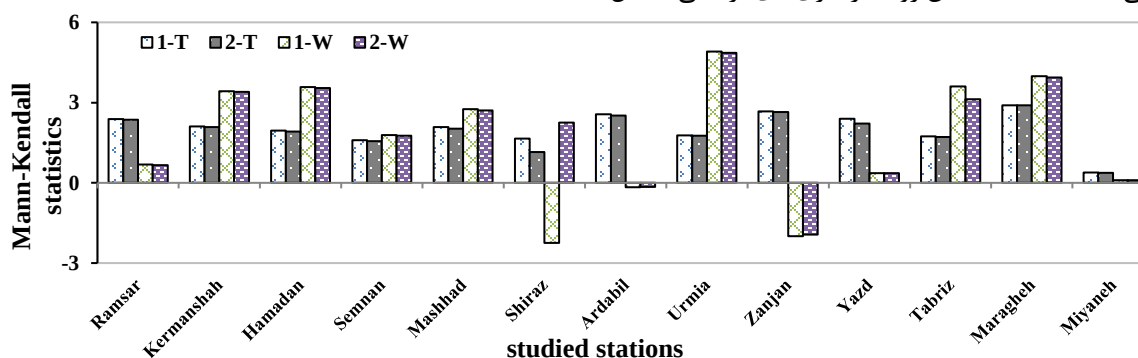
Figure 6- Trend determination test for time series (only one month) temperature at all stations

مجموع IMF_1 و سری باقی‌مانده است یا حالت ترکیبی ۲ در سری زمانی بارش ایستگاه سمنان رویکرد MODWT مربوط به حالت ترکیبی مجموع سری تقریب و سطح ۲ است. در

سری‌های ترکیبی رویکرد EMD و MODWT دارای ساختارهای مختلفی هستند مانند سری ترکیبی دما در ایستگاه رامسر با رویکرد EMD که حالت ترکیبی ۱ مربوط به

از زیرسری‌های رویکرد EMD و زیرسری‌های حاصل از MODWT مشاهده می‌شود. روند سری زمانی سرعت باد ایستگاه زنجان در ماه می برابر با ۲/۰۹- است که این روند در روند سری IMF₃ و در روند زیرسری‌های حاصل از رویکرد MODWT مشاهده می‌شود. مقایسه مقادیر آماره من-کندال در دو ایستگاه زنجان و شیراز در ماه می با مقادیر مختلف (روند کاهشی معنی‌دار البته با مقادیر متفاوت) نشان می‌دهد که مکان دقیق روند در رویکرد EMD متفاوت است، به طوری که در ایستگاه زنجان در خود زیرسری‌های رویکرد EMD و در ایستگاه شیراز در زیرسری‌های ترکیبی می‌باشد. روند سری زمانی بارندگی در ایستگاه یزد در ماه اوت ۰/۴- است که این روند در زیرسری‌های هر دو رویکرد مشاهده می‌شود که مقدار آماره رویکرد MODWT به مقدار روند سری اصلی نزدیکتر است. روند سری زمانی بارندگی در ایستگاه کرمانشاه در ماه اوت ۰/۲۵- است که این روند در زیرسری‌های هر دو رویکرد مشاهده می‌شود و مقدار روند MODWT به مقادیر روند سری زمانی اصلی نزدیکتر است. در حالت دیگر بررسی براساس چینش داده‌ها براساس ماه‌ها و سال‌های مختلف است، یعنی هدف بررسی روند کل داده‌های ماهانه است (تعداد کل داده‌ها: ۳۸۴). قبل از تجزیه سری‌های زمانی، دو نوع روش مربوط به تعیین روند سری زمانی کلی در نظر گرفته می‌شود: ۱- با استفاده از مجموع S تمام ماه‌ها ۲- محاسبه روند هر کدام از ماه‌ها و سپس میانگین‌گیری از آنها که مقایسه مقادیر روند دو روش در شکل ۷ نشان شده است.

رویکرد EMD ترکیب غالب که بیشترین نزدیکی را با روند داده‌های اصلی دارد، ترکیب حاصل از IMF₁ و سری باقی‌مانده است. نزدیکی روند زیرسری‌های ترکیبی به روند داده‌های اصلی در تحقیق (Nalley et al., 2012) با رویکرد DWT، (Araghi et al., 2015) با رویکرد DWT نیز مشاهده شد. در استفاده از دو رویکرد پارامترهای زیادی مانند درجه تجزیه، نوع موجک مادر دخالت دارند که تعیین دقیق آن‌ها از اهمیت چشمگیری برخوردار است، به عنوان نمونه مقادیر روند سری زمانی بارندگی در رویکرد MODWT برای موجک مادر db1، sym2 و fk4 در سطح تجزیه ۳ به ترتیب برابر با ۰/۳۴، ۰/۰۸ و ۰/۱۴ می‌باشد. در این تحقیق پارامترها براساس تحلیل حساسیت با هدف کاهش مقدار خطا یا اختلاف بین آماره‌های من-کندال زیرسری‌ها و سری اصلی بدست آمدند. در ادامه جهت بررسی نوع رویکرد تجزیه سری زمانی در تعیین روند از سری زمانی یک ماه (فوری، می، اوت و نوامبر) متوسط دما، بارش و سرعت باد استفاده شد که نتایج تعیین روند با آزمون من-کندال برای سری اصلی دما در شکل ۶ و تجزیه سری زمانی در جداول ۳ و ۴ آورده شده است. روند سری زمانی سرعت باد ایستگاه مشهد در ماه فوری ۳/۶۷- است، همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود این روند در زیرسری‌های تجزیه شده EMD وجود ندارد و در روند مربوط به زیرسری‌های ترکیبی حاصل از IMF و سری باقی‌مانده است، ولی در زیرسری‌های حاصل از رویکرد MODWT این روند دیده می‌شود. روند سری زمانی سرعت باد ایستگاه شیراز در ماه می ۳/۱۵- است که این روند در سری‌های ترکیبی حاصل



شکل ۷- مقایسه دو روش تعیین روند کلی داده‌ها (روش ۱ و ۲) برای داده‌های دما و سرعت باد

Figure 7- Comparison of two methods for trend determination of all data (method 1 and 2) for temperature and wind speed

جدول ۳- تعیین روند زیرسری های دمای (فقط یک ماه) حاصل از رویکرد MODWT
Table 3- Trend determination of temperature (only one month) sub-series of MODWT

Station	Month	L ₁	L ₂	L ₃	L ₄	a	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄
Ramsar	February	0.34	0.92	2.22	<u>2.48</u>	<u>2.35</u>				
	May	0.18	1.02	2.25	<u>3.75</u>	<u>4.1</u>				
	August	0.54	0.31	1.8	<u>2.58</u>	<u>2.61</u>				
	November	-0.57	-0.79	1.31	<u>-0.05</u>	-0.86				
Kermanshah	February	0.54	1.31	1.99	5.59	<u>4.04</u>	1.15	<u>2.71</u>		
	May	0.63	0.92	1.54		<u>3.75</u>				
	August	0.41	0.37	2.03	<u>2.09</u>	1.61				
	November	-0.11	<u>-0.18</u>	1.02	-1.74	-3.2	<u>-0.66</u>	1.28		
Hamedan	February	0.57	1.09	1.61	<u>4.26</u>	<u>3.65</u>				
	May	0.18	0.6	1.93	<u>3.75</u>	<u>3.93</u>				
	August	-0.44	-0.66	<u>1.67</u>	2.32	2.97				
	November	-0.5	-0.79	<u>-1.64</u>	-4.75	-3.94				
Semnan	February	0.6	0.92	<u>2.38</u>	<u>3.49</u>	<u>3.88</u>				
	May	-0.28	0.47	<u>2.32</u>	4.36	<u>3.94</u>				
	August	-0.05	-0.02	2.58	<u>-0.76</u>	4.14				
	November	-0.41	-0.73	<u>-1.02</u>	-4.3	-3.4				
Mashhad	February	0.47	1.12	2.35	2.74	3.23	<u>0.76</u>	2.42	3.26	3
	May	0.28	0.66	2.32	5.21	<u>3.94</u>				
	August	0.37	0.63	2.19	2.25	2.12	<u>1.31</u>	0.18	1.86	2.6
	November	-0.34	-0.66	<u>-1.35</u>	-2.45	-3.1	-0.63	<u>-1.22</u>	-2.38	-1.9
Shiraz	February	0.54	0.66	1.93	<u>2.45</u>	<u>2.68</u>				
	May	-0.44	0.08	1.54	<u>1.7</u>	<u>1.93</u>				
	August	-0.11	0.57	1.48	<u>-1.28</u>	-4.13	-1.36	<u>-0.41</u>	-0.21	-2.48
	November	-0.41	0.18	-1.48	-5.9	<u>-4.14</u>				
Ardabil	February	0.41	1.02	<u>2.87</u>	<u>2.94</u>	3.23				
	May	0.47	1.09	2.77	<u>5.95</u>	<u>4.14</u>				
	August	0.73	0.86	1.9	1.86	<u>2.03</u>				
	November	-0.08	-0.7	<u>0.66</u>	2.51	2.68				
Urmia	February	0.63	0.76	<u>2.19</u>	3.84	<u>3.65</u>				
	May	0.34	0.7	2.45	<u>4.17</u>	<u>4.14</u>				
	August	0.11	0.18	<u>1.86</u>	2.22	<u>1.9</u>				
	November	0.02	<u>-0.15</u>	0.92	-2.16	-3.9				
Zanjan	February	0.54	0.86	2.09	5.17	<u>3.94</u>				
	May	0.54	0.7	2.48	<u>4.88</u>	<u>4.14</u>				
	August	0.47	-0.37	<u>1.44</u>	3.19	4.1	1.18	<u>1.7</u>	2.51	4.04
	November	-0.24	-0.47	<u>0.73</u>	1.83	2.35				
Yazd	February	0.5	0.92	1.9	4.01	<u>3.65</u>				
	May	-0.54	0.54	2.19	4.52	<u>3.65</u>				
	August	-0.44	0.96	1.51	2.16	3.45	-0.45	<u>1.05</u>	1.61	2.52
	November	0.08	0	-1.54	3.1	-4.14	0.05	<u>-0.37</u>	-1.96	-3.9
Tabriz	February	0.63	0.44	2.58	4.9	3.45	1.15	<u>1.6</u>	3.4	4.46
	May	0.05	0.54	1.99	4.46	<u>3.81</u>				
	August	0.57	-0.24	1.48	<u>2.64</u>	<u>2.35</u>				
	November	-0.11	-0.44	<u>0.83</u>	-0.73	-4.14	-0.41	<u>0.08</u>	-2.03	
Maragheh	February	0.86	1.09	2.55	4.91	<u>3.81</u>				
	May	0.28	0.54	2.48	<u>5.04</u>	<u>4.14</u>				
	August	0.5	-0.44	1.93	<u>4.07</u>	<u>3.94</u>				
	November	0.08	-0.18	1.28	<u>1.86</u>	<u>1.48</u>				
Mianeh	February	0.57	2.19	4.65		3.81	0.92	<u>1.18</u>	4.3	5.14
	May	0.41	0.31	<u>1.74</u>		2.84				
	August	0.47	-1.02	1.02	<u>-0.76</u>	-4.04				
	November	0.28	<u>-0.86</u>	0.54	-2.68	-1.99	-0.44	<u>-1.15</u>	-0.05	-2.84

جدول ۴- تعیین روند زیرسری‌های دمای (فقط یک ماه) ماهانه حاصل از رویکرد EMD

Table 4- Trend determination of temperature (only one month) sub-series of EMD

Station	Month	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄
Ramsar	February	-0.05	1.18	2.51	-2.03	1.58	4.65	5.14	<u>2.61</u>
	May	-0.66	1.8	0.44	<u>4.01</u>	2.77	4.72	<u>4.23</u>	6.05
	August	-0.08	0.66	1.31	-0.02	<u>2.19</u>	3.84	5.01	7.96
	November	0.18	-0.57	0.63		<u>-0.05</u>			
Kermanshah	February	-0.15	0.66	-2.45		<u>3.06</u>	5.63	4.3	
	May	0.63	1.22	-0.89		<u>2.3</u>	2.61	4.7	
	August	0.54	1.35	0.18	0.41	1.99	<u>2.51</u>	2.61	3.19
	November	0.08	0.79	-4.04	<u>0.05</u>				
Hamedan	February	-0.21	1.15	-0.66		<u>2.03</u>	5.5	6.28	
	May	0.08	0.11	0.92	<u>2.25</u>				
	August	-1.09	1.67	<u>1.93</u>	3.97				
	November	0.28	0.76	0.6	-5.08	<u>-1.31</u>	-3.2	-5.3	-7.6
Semnan	February	0.73	0.1	1.35		<u>2.45</u>	4.3	4.04	
	May	0.41	0.28	<u>4.65</u>					
	August	-0.76	1.09	0.37	-4.59	<u>-0.83</u>	0.86	-0.02	-5.59
	November	0.02	0.05	0.18	-4.91	<u>-0.6</u>	<u>-1.28</u>	-2.58	-6.6
Mashhad	February	0.08	-0.83	-0.99		<u>2.4</u>	<u>4.04</u>	3	
	May	0.24	0.61	<u>-2.81</u>		3.29	5.4	7.12	
	August	0.15	2.25	-0.79		<u>1.8</u>	4.1	5.3	3.6
	November	-0.28	0.02	0.92	-3.75	-0.96	-2.16	<u>-1.4</u>	-7.2
Shiraz	February	-0.37	-0.05	-5.4		5.59	7.28	<u>3.91</u>	
	May	0.11	1.31	0.99	-0.31	-0.08	<u>1.22</u>		
	August	0.57	<u>-0.83</u>	-0.08		<u>-0.73</u>	0.15	0.54	
	November	0.24	-2.03	<u>-5.56</u>					
Ardabil	February	-0.31	1.35	-2.51		3.88	6.73	<u>3.49</u>	
	May	-0.3	-0.7	-0.7		<u>5.01</u>	6.18	7.74	
	August	0.37	0.44	<u>2.45</u>	-2.61	<u>3.03</u>	<u>2.45</u>	4.59	7.62
	November	-0.11	0.08	<u>0.96</u>	1.05	0.54	<u>0.57</u>	2.87	2.68
Urmia	February	0.5	1.64	-5.17	1.09	<u>2.16</u>	4.23	7.25	7.74
	May	-1.09	1.02			<u>3.3</u>	4.5		
	August	0.31	0.92	0.6		1.02	<u>1.86</u>	2.12	
	November	0.57	-0.05	<u>-1.48</u>	-4.98	0.63	<u>-1.38</u>		
Zanjan	February	-0.05	-0.15	0.5		<u>3.23</u>	6.54	6.73	
	May	-0.57	-0.02	1.51		<u>3.81</u>	5.3	6.5	
	August	0.28	-0.05	2.55	5.59	<u>1.7</u>	1.03	5.4	7.6
	November	0.24	-0.57	<u>0.28</u>	-0.7				
Yazd	February	0.34	0.44	-1.25		<u>3.03</u>	6.7	4.2	
	May	0.47	1.09	-1.64	<u>4.36</u>				
	August	-0.41	0.86	<u>0.89</u>	-2.51	<u>1.09</u>	3.78	6.08	2.22
	November	0.05	-0.21	<u>-0.96</u>	0.7				
Tabriz	February	0.7	-0.15	1.22		<u>1.83</u>	3.2	6.8	
	May	-0.66	1.44			<u>3.2</u>	4.6		
	August	0.76	0.02	0.83		1.57	1.48	<u>2.84</u>	
	November	-0.34	<u>0.28</u>	-2.9	-0.83	<u>0.08</u>	0.99	1.41	0.92
Maragheh	February	0.28	0.11	0.44		<u>2.9</u>	5.3	7.51	
	May	-0.5	1.25			<u>4.33</u>	5.92		
	August	0.57	0.99	1.09		<u>3.55</u>	4.6	5.4	
	November	0.66	0.54	2.58	-3.23	0.6	0.79	<u>1.57</u>	4.2
Mianeh	February	0.31	2.22	-1.09	0.5	<u>1.1</u>	3.55	5.4	4.3
	May	0.21	0.96	<u>1.22</u>	7.57	0.41	1.22	<u>1.64</u>	7.99
	August	0.44	<u>-0.73</u>	1.05	-5.59	0.31	<u>-0.99</u>	0.96	-5.9
	November	0.05	0.02	2.81	<u>-1.67</u>				

جدول ۵- بررسی حالت‌های مختلف روند در زیرسری‌های حاصل از EMD و MODWT

Table 5- Investigation the different trend cases in the sub-series derived from EMD and MODWT

Mashhad	February-W	EMD MODWT	IMF ₁ =-0.5 L ₁ =0.44	IMF ₂ =-0.02 L ₂ =1.15	IMF ₃ =1.09 L ₃ =1.38	C ₁ =5.04 L ₄ =3.36	C ₂ =4.62 a=4.14	C ₃ =4.91
Shiraz	May-W	EMD MODWT	-0.24 -0.15	0.31 -1.05	-1.15 -0.76	C ₁ =-4.78 -3.19	C ₂ =-3.58 a=-3.81	C ₃ =-5.79
Zanjan	May-W	EMD MODWT	-0.02 0.18	-0.5 -0.89	-3.23 0.05	-2.35	a=-2.38	
Yazd	August-P	EMD MODWT	-1.83 0.28	-1.67 -0.41	-1.28 -1.57	3.1	a=-3.32	
Kermanshah	August-P	EMD MODWT	-1.77 0.45	-0.63 0.11	2.25 -1.41	0.92 0.5	a=3.45	

آورده شده است. براساس جدول ۶، با افزایش مقادیر روند، این مساله در روند زیرسری‌های رویکرد EMD مشاهده نمی‌شود، بلکه روند مشابه سری اصلی در زیرسری‌های ترکیبی است.

بر اساس شکل ۷، اختلاف ناچیزی در تعیین روند با استفاده از دو روش وجود دارد. در ادامه تأثیر نوع رویکرد تجزیه در تعیین روند سری زمانی کلی بارندگی، دما و سرعت باد در برخی ایستگاه‌ها بررسی می‌شود که نتایج در جدول ۶

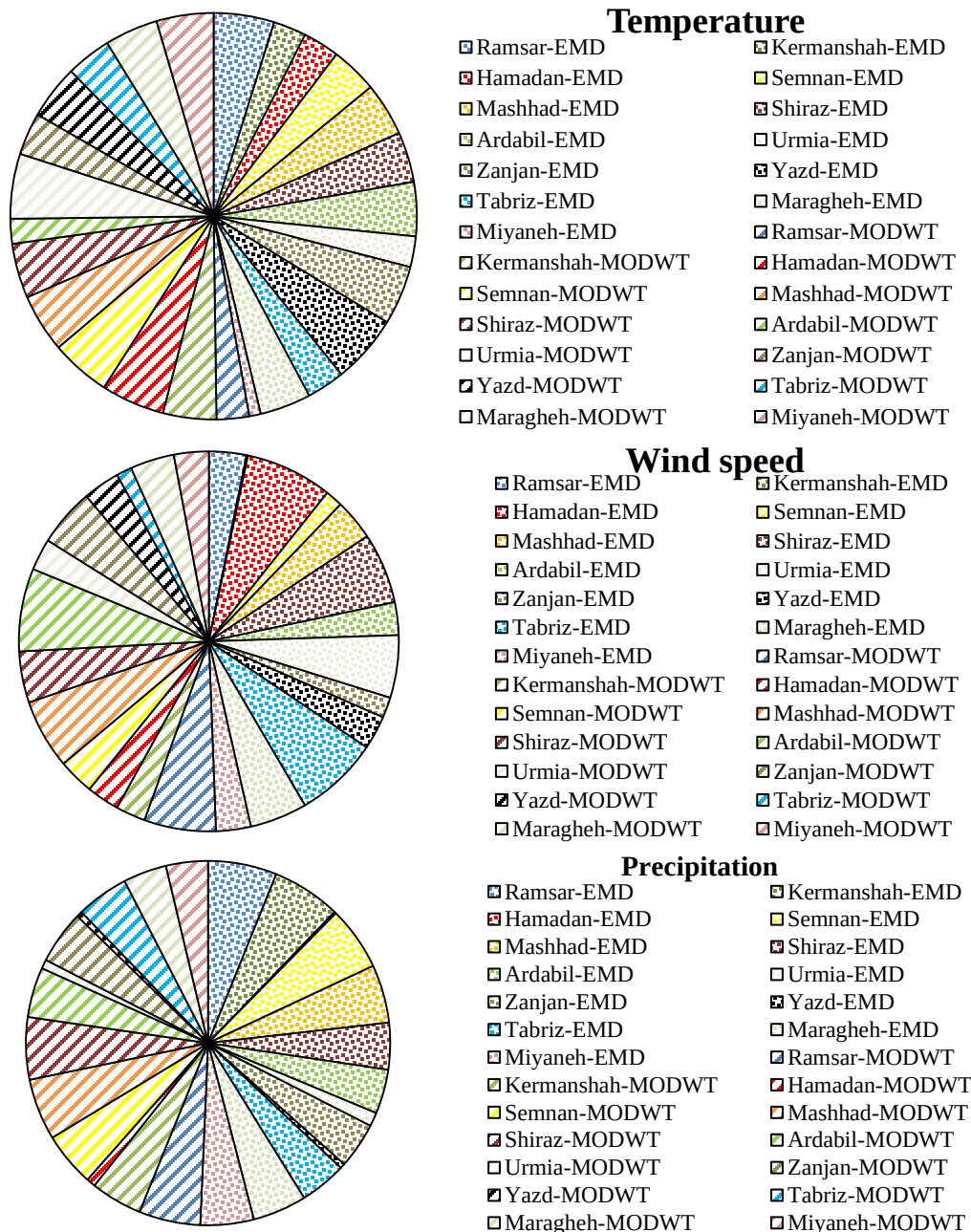
جدول ۶- نمونه‌ای از روند داده‌های ماهانه تجزیه شده با دو رویکرد

Table 6- An example of (monthly) data decomposed by two approaches

Ardabil		Hamadan		Mianeh	
Temperature		Precipitation		Wind speed	
EMD	MODWT	EMD	MODWT	EMD	MODWT
IMF ₁ =-1.42	0.45	-1.41	0.18	-0.54	-0.25
IMF ₂ =0.9	-0.16	-0.06	-0.41	0.68	0.2
IMF ₃ =-0.002	0.27	-0.19	-0.15	-0.79	0.05
IMF ₄ =-1.77	0.63	0.32	-0.69	-3.03	0.36
IMF ₅ =-2.04	2.53	-3.8	a=-0.72	0.76	1.93
C ₁ =2.86	6.45				4.2
	a=19.6				0.56
					a=-7.7

زیرسری‌ها می‌باشد، فقط در بین ۷۸ مورد بررسی شده، متوسط سطح معنی‌داری بارندگی ایستگاه همدان و سرعت باد ایستگاه کرمانشاه با رویکرد EMD کمتر از ۰/۰۵ است. اگر از متوسط سطح معنی‌داری در هر سری زمانی و تمام ایستگاه‌ها برای هر رویکرد میانگین‌گیری شود، نتایج به صورت متوسط دما با رویکرد EMD برابر با ۰/۶۲ و متوسط دما با رویکرد MODWT برابر با ۰/۶۹، بارندگی با رویکرد MODWT برابر با ۰/۵۳، سرعت باد با رویکرد EMD برابر با ۰/۴۳ و سرعت باد با رویکرد MODWT برابر با ۰/۴۵ است. مساله حائز اهمیت بالا بودن مقدار متوسط سطح معنی‌داری در هر دو رویکرد است که کارایی هر دو رویکرد را نشان می‌دهد ولی اگر مقایسه بین مقدار متوسط در هر دو رویکرد انجام شود، سطح معنی‌داری رویکرد MODWT بیشتر از EMD است.

ولی با کاهش مقدار روند این مورد در زیرسری‌ها هم مشاهده می‌شود. در مرحله بعد جهت تعیین رویکرد مؤثر در تجزیه سری زمانی از آزمون من-ویتنی استفاده شد که نحوه عملکرد شامل مقایسه سری اصلی سالانه با هر کدام زیرسری‌های حاصل از دو رویکرد مورد استفاده است. مقایسه دودویی سری اصلی با زیرسری‌های (زیرسری حاصل از رویکردهای EMD و MODWT و زیرسری‌های ترکیبی که شامل ترکیب هر زیرسری با جزء آخر است) در سطح معنی‌داری ۵٪ آزمون شد. میانگین سطح معنی‌داری تمام مقایسات دودویی در هر رویکرد برای هر ایستگاه محاسبه شد که مقادیر در شکل ۸ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۸، متوسط سطح معنی‌داری در بیشتر سری‌های زمانی و ایستگاه‌ها برای هر دو رویکرد EMD و MODWT از ۰/۰۵ بیشتر است که حاکی از شباهت سری زمانی اصلی با



شکل ۸- اعمال آزمون من-ویتنی بر سری زمانی اصلی دما، بارندگی و سرعت باد با زیرسری‌ها و زیرسری‌های ترکیبی حاصل از EMD و

MODWT

Figure 8- Man-Whitney test for main time series of temperature, precipitation and wind speed with sub-series and sub-series of EMD and MODWT

زیرسری‌های ترکیبی و زیرسری حاصل از رویکردهای تجزیه با سری اصلی با استفاده از آزمون حداقل اختلاف معنی‌دار (LSD) در سطح اطمینان ۹۵٪ انجام گیرد، مشاهده می‌شود در بیشتر موارد مقادیر سطح معنی‌داری از حالت‌های انفرادی نسبت به حالت ترکیبی افزایش می‌یابد، به‌عنوان نمونه در

در تحقیق Coşkun et al., (2015) در ادغام DWT و EMD با شبکه عصبی مصنوعی مقادیر RMSE برای DWT و EMD به‌ترتیب برابر با ۰/۰۷۸۷ و ۰/۰۶۹۳ بیان شد. همچنین سطح معنی‌داری سری متوسط دما از دیگر داده‌های هواشناسی بیشتر است. در ادامه اگر مقایسه‌ای بین

زیرسری‌ها با روند داده اصلی مطابقت دارد. ساختار حاکم بر زیرسری زمانی ترکیبی در ایستگاه‌ها و رویکردهای مختلف متفاوت است، در رویکرد EMD در بیشتر حالت‌ها، ترکیب اول و در رویکرد MODWT روند زیرسری‌های سطح آخر و تقریب نزدیک به روند سری زمانی اصلی می‌باشد. جهت مقایسه کلی دو رویکرد در پردازش سری زمانی از آزمون من-ویتنی استفاده شد و متوسط سطح معنی‌داری در بیشتر سری‌های زمانی و ایستگاه‌ها برای هر دو رویکرد از ۰/۰۵ بیشتر است که کارایی دو رویکرد را در تجزیه سری زمانی نشان می‌دهد و در مقایسه کلی متوسط سطح معنی‌داری رویکرد MODWT بیشتر از EMD است. در رویکرد EMD، هر یک از IMFها، خطی یا غیر خطی، به‌عنوان یک نوسان ساده عمل می‌کنند که تعداد یکسان از نقاط اکسترمم و عبور صفر را دارند. MODWT فیلتر را بین سطوح تغییر می‌دهد نه سری اصلی و این مساله باعث می‌شود که بتواند سری با هر طولی را مدیریت کند و کمتر از اثرات مرزی آسیب ببیند. این رویکرد بصورت تجزیه چند تحلیلی است. MODWT با محاسبه انرژی سری زمانی و مقایسه آن با مجموع انرژی‌های موجود در تمام مقیاس‌ها، انرژی را حفظ می‌کند. همچنین سطح معنی‌داری سری متوسط دما از سری بازندگی و سرعت باد بیشتر است، البته مقایسه متوسط سطح معنی‌داری حاکی از وابستگی کم رویکرد به نوع داده هواشناسی است. به‌طور کلی انتخاب رویکرد مناسب جهت تجزیه سری زمانی می‌تواند دقت رهیافت ترکیبی آزمون تعیین روند با رویکرد تجزیه را توسعه دهد.

منابع

- Adib, A., Zaerpour, A., Lotfird, M. 2021. On the reliability of a novel MODWT-based hybrid ARIMA-artificial intelligence approach to forecast daily snow depth (Case study, the western part of the Rocky Mountains in the USA). Cold Regions Science and Technology, 189, 103342.
- Ansari, M., Noori, G., Fotuhi, S. 2017. Investigation of temperature precipitation and flow trend using nonparametric mankendall (Case Study, Kaju River in Sistan and Baluchestan). Journal of Watershed Management Research, 7(14), 158-152
- Antonopoulos, V.Z., Papamichail, D.M., Mitsiou, K.A. 2001. Statistical and trend analysis of water

ایستگاه رامسر در سری متوسط دما با رویکرد EMD مقدار سطح در حالت تکی ۰/۷۶ و در حالت ترکیبی ترکیب سری باقی مانده با IMF₁ برابر با ۰/۸۴۳ و ترکیب سری باقی‌مانده با IMF₂ برابر با ۰/۹۱۵ یا در ایستگاه اردبیل در سری متوسط دما با رویکرد EMD مقدار سطح در حالت تکی ۰/۷ و در حالت ترکیبی: ترکیب باقی‌مانده با IMF₁ برابر با ۰/۹۳، ترکیب باقی مانده با IMF₂ برابر با ۰/۶۷ و ترکیب باقی مانده با IMF₃ برابر با ۰/۶۷، در ایستگاه شیراز برای سری زمانی بازندگی با رویکرد MODWT مقدار سطح از حالت تکی ۰/۵۹۱ و در حالت ترکیبی: ترکیب سری تقریب با سطح ۱ (سری ترکیبی از زیرسری‌های حاصل از رویکردها استفاده می‌کند که در این حالت شامل مجموع سری تقریب و سری سطح ۱ است) برابر با ۰/۹۸۹، ترکیب سری تقریب با سطح ۲ برابر با ۰/۸۴، ترکیب سری تقریب با سطح ۳ برابر با ۰/۶۶، ترکیب سری تقریب با سطح ۴ برابر با ۰/۷۳. بنابراین زیرسری ترکیبی که منجر به افزایش سطح معنی‌داری آزمون می‌شود، ساختار آن در همه ایستگاه‌ها و سری‌ها یکسان نیست.

نتیجه‌گیری

وجود روند در داده‌های هواشناسی و هیدرولوژیکی نشانه‌ای از تغییرات اقلیمی است و شناسایی روند داده‌ها در برنامه‌ریزی و طراحی منابع آب، سیاست گذاری‌های بخش کشاورزی از اهمیت چشمگیری برخوردار است. در این راستا ترکیب روش‌های تعیین روند با رویکرد تجزیه سری زمانی از گزینه‌های مطرح و دقیق می‌باشد، بنابراین یکی از مسایلی که می‌تواند پردازش سری زمانی و در نهایت تعیین دقیق روند سری زمانی را تحت تأثیر قرار دهد، نوع رویکرد تجزیه سری زمانی است. در این تحقیق دو رویکرد EMD و MODWT جهت تجزیه سری زمانی استفاده شد. مقایسه آزمون من-کندال سری زمانی اصلی با زیرسری‌ها و زیرسری‌های ترکیبی حاصل از دو رویکرد در حالت سالانه و ماهانه حاکی از این است که در بیشتر حالت‌ها روند IMFهای حاصل از رویکرد EMD با روند سری زمانی اصلی مطابقت ندارد و ترکیب سری IMFها با سری باقی مانده می‌تواند موجب نزدیکی به روند داده‌های اصلی شود. تجزیه سری زمانی با رویکرد MODWT نشان می‌دهد که در بیشتر سری‌های زمانی ایستگاه‌ها، روند

2020. Application of non-parametric approaches to identify trend in streamflow during 1976–2007 (Naula watershed). *Alexandria Engineering Journal*, 59(3), 1595-1606.
- Nalley, D., Adamowski, J. and Khalil, B., 2012. Using discrete wavelet transforms to analyze trends in streamflow and precipitation in Quebec and Ontario (1954–2008). *Journal of Hydrology*, 475, 204-228.
- Rashid, M.M., Beecham, S., Chowdhury, R.K. 2015. Assessment of trends in point rainfall using continuous wavelet transforms. *Advances in Water Resources*, 82, 1-15.
- Rhif, M., Abbes, A.B., Martinez, B., de Jong, R., Sang, Y. and Farah, I.R. 2022. Detection of trend and seasonal changes in non-stationary remote sensing data, Case study of Tunisia vegetation dynamics. *Ecological Informatics*, 101596.
- Shrifan, N.H., Akbar, M.F., Isa, N.A.M. 2021. Maximal overlap discrete wavelet-packet transform aided microwave nondestructive testing. *NDT & E International*, 119, 102414.
- Sneyers, R. 1991. On the statistical analysis of series of observations. *World Meteorological Organization, Technical note 143*, Geneva, Switzerland.
- Tang, L.H., Bai, Y.L., Yang, J., Lu, Y.N. 2020. A hybrid prediction method based on empirical mode decomposition and multiple model fusion for chaotic time series. *Chaos, Solitons & Fractals*, 141, 110366.
- Vargas, R.N., Veiga, A.C.P. 2021. Empirical mode decomposition, viterbi and wavelets applied to electrocardiogram noise removal. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 40(2), 691-718.
- Ventura, F., Rossi, P.P., Ardizzoni, E. 2002. Temperature and precipitation trends in Bologna (Italy) from 1952 to 1999. *Atmospheric Research*, 61, 203–14.
- Zerouali, B., Al-Ansari, N., Chettih, M., Mohamed, M., Abda, Z., Santos, C.A.G., Zerouali, B., Elbeltagi, A., 2021. An enhanced innovative triangular trend analysis of rainfall based on a spectral approach. *Water*, 13(5), 727.
- Zhang, X., Harvey, K.D., Hogg, W.D., Yuzyk, T.R., 2001. Trends in Canadian streamflow. *Water Resources Research*, 37(4), 987–998.
- Zhu, L., Wang, Y., Fan, Q. 2014. MODWT-ARMA model for time series prediction. *Applied Mathematical Modelling*, 38(5-6), 1859-1865.
- quality and quantity data for the Strymon River in Greece. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss*, 5, 679–92.
- Araghi, A., Mousavi Baygi, M., Hasheminia, S.M. 2014. Assessment of fluctuation patterns similarity in temperature and vapor pressure using discrete wavelet transform. *Journal of Water and Soil*, 28(4), 846-854.
- Araghi, A., Mousavi Baygi, M., Hasheminia, S.M. 2015. Using discrete wavelet transform for trend analysis and oscillatory patterns identification of temperature (Case Study, Mashhad Synoptic Station). *Journal of Water and Soil*, 29(1), 239-249.
- Bakhtiari, S., Mirahmadi, M., Golestani, S.K., Bakhtiari, B. 2022. Identify the monthly and annual trend of air and soil temperature changes using parametric and non-parametric statistical methods at three synoptic stations in southeast of Iran. *Nivar*, 45, 112-113.
- Barani, N., Karami, A. 2020. Annual trend analysis of climate parameters of temperature and precipitation in decuple agroecology regions of Iran. *Environmental Sciences*, 17(4), 75-90.
- Cannarozzo, M., Noto, L., Viola, F. 2006. Spatial distribution of rainfall trends in Sicily (1921–2000). *Phys Chem Earth Parts A/B/C*, 31, 1201–11.
- Coşkun, M., Gürüler, H., Istanbulu, A., Peker, M. 2015. Determining the appropriate amount of anesthetic gas using DWT and EMD combined with neural network. *Journal of Medical Systems*, 39(1), 1-10.
- Daneshvar Vosoughi, F. 2021. Determination of dominant periods in rainfall and runoff time series (Case Study, Ardabil Plain). *Water Resources Engineering*, 13(47), 27-42.
- Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., Liu, H.H. 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proc. Roy. Soc. Lond. Ser. A, Math. Phys. Eng. Sci.* 454 (1971), 903–995.
- Jaseena, K.U., Kovoov, B.C. 2021. Decomposition-based hybrid wind speed forecasting model using deep bidirectional LSTM networks. *Energy Conversion and Management*, 234, 113944.
- Karthikeyan, L., Kumar, D.N. 2013. Predictability of nonstationary time series using wavelet and EMD based ARMA models. *Journal of Hydrology*, 502, 103-119.
- Malik, A., Kumar, A., Ahmed, A.N., Fai, C.M., Afan, H.A., Sefelnasr, A., Sherif, M. and El-Shafie, A.



Evaluation of empirical mode decomposition and maximal overlap discrete wavelet transform approaches in trend analysis of meteorological variables

L. Parviz^{1*}, A. Beyrami²

Received: 23/06/2022

Accepted: 03/04/2023

Abstract

In this study, the effect of empirical mode decomposition (EMD) and maximal overlap discrete wavelet transform (MODWT) approaches in the processing of average temperature, wind speed and precipitation annual, monthly and single month time scales were evaluated. The selected study stations were Ramsar, Kermanshah, Hamadan, Semnan, Mashhad, Shiraz, Ardabil, Urmia, Zanjan, Yazd, Tabriz, Maragheh and Mianeh. In the time series decomposition using EMD, the trend of combined sub-series and in MODWT, the trend of sub-series was consistent with the Mann-Kendall test values of observed data time series, although, it can also be affected with the value and sign of of Mann-Kendall statistic. The significance level of The Mann-Whitney test in comparison of main annual observed time series with subseries of both approaches was more than 0.05, which indicates the acceptable performance of EMD and MODWT. In general, the comparisons of the sub-series of two approach with the main time series in each station, showed that the corresponding significance level for MODWT approach is higher than EMD. Also, the average of significance level for temperature series greater than those of precipitation and wind speed series. The LSD test at the 95% confidence level indicates good agreement of the observed data time series and combined sub-series.

Keywords: Empirical mode decomposition, Maximal overlap discrete wavelet transform, Processing, Trend



¹ Associate professor, Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran

(*Corresponding Author Email Address: laleh_parviz@yahoo.com)

² B. Sc. in Horticultural Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran