

بررسی خصوصیات زمانی - مکانی بارش با استفاده از تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی (MODWT) و ابزار خوشه‌بندی مکانی

کیومرث روشنگر^{۱*}، محسن مقدس^۲، رقیه قاسم‌پور^۳

۱- استاد گروه آب دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد عمران مهندسی و مدیریت منابع آب دانشگاه تبریز

۳- دانشجوی دکتری عمران مهندسی و مدیریت منابع آب دانشگاه تبریز

چکیده

بارندگی یکی از عناصر مهم آب و هوایی بوده و از عوامل تأثیرگذار در چرخه‌ی هیدرولوژیکی محسوب می‌شود. تغییرات زمانی-مکانی بارش در یک حوضه، می‌تواند اثرات متعددی بر مهندسی، مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب آن حوضه داشته باشد. در تحقیق کنونی جهت بررسی خصوصیات بارش ماهانه ۳۰ ایستگاه واقع در جنوب شرقی کشور ایالات متحده طی سال‌های ۲۰۱۸ - ۱۹۶۸، از دو روش کلاسیک و پیشنهادی استفاده گردید. در روش پیشنهادی، از روش پیش‌پردازش سری زمانی شامل تبدیل موجک گسسته ماکزیمم همپوشانی (MODWT) به همراه خوشه‌بندی K-means استفاده شد. ابتدا سری زمانی بارش ماهانه ایستگاه‌ها با استفاده از روش MODWT و موجک مادر db به چندین زیر سری زمانی تجزیه شد. سپس، انرژی زیر سری‌ها محاسبه و به‌عنوان ورودی روش‌های K-means و RBF مورد استفاده قرار گرفت. تعداد خوشه‌های بهینه برای ایستگاه‌ها در هر دو روش کلاسیک و پیشنهادی پنج خوشه به‌دست آمد. جهت استفاده از داده‌ها به‌عنوان ورودی روش RBF/ابتدا، همبستگی داده‌ها توسط نمودارهای واریوگرام و کوواریانس بررسی شد. سپس، روش Spline with Tension در مدل RBF انتخاب و نقشه‌های پهنه‌بندی رسم گردید. بر اساس نتایج خوشه‌بندی و مطابق با تغییرات در طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌ها، مشخص گردید که با افزایش انرژی خوشه‌ها، مقدار بارش در ایستگاه‌های آن خوشه کاهش می‌یابد و بالعکس. مقادیر ضریب سیلوئت خوشه‌بندی در روش کلاسیک ۰/۳ و در روش پیشنهادی ۰/۸ به‌دست آمد که این امر، نشان‌دهنده خوشه‌بندی بهتر ایستگاه‌های مورد مطالعه در روش پیشنهادی است.

کلید واژه‌ها: بارش، تغییرات مکانی، خوشه‌بندی، MODWT، RBF.

مقدمه

بارش یکی از شناخته شده ترین پدیده های محیطی است که در سطح کره ی زمین می تواند تغییرات زیادی از نظر زمانی و مکانی داشته باشد (بانی اسدی، ۱۳۹۰). با توجه به این که در علوم کاربردی اغلب عواملی وجود دارند که علاوه بر وابستگی زمانی، نشانه هایی از وابستگی مکانی نیز در آن ها دیده می شود، در نظر گرفتن جداگانه پارامترهای زمان و مکان چندان منطقی به نظر نمی رسد و ممکن است نتایج بررسی را به درستی بیان نکند. مجموعه ای از داده های زمانی- مکانی و فرآیند شکل گیری داده های نام برده را فرآیند زمانی- مکانی می نامند. لذا، در فرآیندهای زمانی- مکانی، برازش هم زمان داده هایی که همبستگی مکانی و زمانی از خود نشان می دهند بسیار مفید بوده و دقت و صحت مطالعات را افزایش داده و راه را برای پیش بینی های بهتر هموار می کند. تحلیل این گونه داده ها مستلزم به کارگیری روش های پیچیده تر بوده و نتایج به دست آمده از آن ها منجر به استنباط دقیق تر در مورد فرآیندهای زمانی- مکانی است. یکی از مهم ترین فرآیندهای طبیعی زمانی- مکانی بارش است. محققان بسیاری تغییرات بارش را مورد بررسی قرار داده اند. چو و همکاران (Chu et al., 2010) توزیع زمانی- مکانی بارش را در تعدادی از حوضه های رودخانه های چین مورد بررسی قرار دادند. آنها با تهیه نقشه توزیع بارش چگونگی روند تغییرات بارش را بررسی نموده و به این نتیجه رسیدند که مقادیر بارش سالانه و فصلی و تغییرات روند در مناطق و فصول مختلف، متفاوت است. بایتارت و همکاران (Buytaert et al., 2006) در پژوهشی، الگوهای زمانی و مکانی بارش را برای داده های ۱۴ ایستگاه باران سنجی در غرب رشته کوه آنداکوادور بررسی نمودند. اما در عمل تنها تغییرات مکانی آن را مورد تجزیه و تحلیل قرار داده و به طور هم زمان تغییرات زمانی- مکانی بارش را تحلیل نمودند. چنگ و همکاران (Cheng et al., 2008) برای تخمین میانگین منطقه ای بارش و تخمین نقطه ای در مناطق بدون ایستگاه، به ارزیابی شبکه باران سنجی با کاربرد روش های زمین آماری پرداختند. تحلیل واریوگرام نشان داد که بارش ساعتی از تغییرات مکانی بالاتری نسبت به بارش های سالانه برخوردار است.

اغلب سری های زمانی که به عنوان داده های خام در مدل سازی های هیدرولوژیکی استفاده می شوند غیرایستا و دارای روند بوده و یا نوسانات فصلی را با خود به همراه دارند (شکری کوچک و بهنیا، ۱۳۹۲). برای لحاظ کردن اثر این عوامل در مدل سازی ها، از پیش پردازش زمانی داده ها می توان استفاده کرد. همچنین در سیگنال های هیدرولوژیکی، اطلاعاتی به صورت سیگنال مخفی وجود دارد که برای تشخیص این سیگنال ها باید از تبدیل کننده های ریاضی نظیر تبدیلات فوریه و موجک استفاده نمود. تحلیل موجکی استفاده از فاصله های زمانی طولانی مدت را برای اطلاعات دارای بسامد پایین و تناوب های کوتاه تر را برای اطلاعات دارای بسامد بالا ممکن می سازد. تحلیل موجکی قادر به نمایش جنبه های مختلف داده های متفاوت، نقاط شکست و ناپیوستگی ها است که ممکن است دیگر روش های تحلیل سیگنال آن ها را نشان ندهند. از آنجا که موجک های مادر مورد استفاده در تبدیل موجک شکل نامتقارن و بی قاعده ای دارند (برخلاف موج های سینوسی که در تبدیل فوریه مورد استفاده قرار می گیرند) بنابراین، برای تحلیل سیگنال هایی که حاوی تغییرات ناگهانی و ناپیوستگی های موضعی هستند مناسباند (Quiroz et al., 2011). شاید بتوان گفت که ناکن (Nakken, 1999) از نخستین کسانی بود که از آنالیز موجک برای مشخص کردن تغییرات سری های زمانی بارش و رواناب و روابط بین آن ها بهره گرفته است. روشنگر و همکاران (Roushangar et al., 2018) در مورد چارچوب زمانی- فضایی با استفاده از روش انتگرال چندتایی مبتنی بر تبدیل موجک بر اساس تجزیه و تحلیل و دسته بندی فصلی، تغییرات بارش را در ایران بررسی کردند. معروفی و همکاران (Marofi et al., 2013) به پیش بینی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای با استفاده از شبکه های عصبی و عصبی موجکی پرداختند. نتایج پژوهش آن ها حاکی از کارایی مناسب و دقت بالای مدل عصبی موجکی در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی جریان روزانه رودخانه بود. مطابق با کوایلتنی و آداموسفکی (Quilty and Adamowski, 2018)، تجزیه سری زمانی به زیرسری های ایجاد شده توسط WT اشتباه اصلی است که برخی محققان در استفاده از WT انجام می دهند جایی که استخراج ویژگی های مربوطه از یک سری زمانی معین با استفاده از WT مد نظر است. این

امر منجر به افزودن خطا به ضرایب موجک و مقیاس‌بندی به دلیل انتخاب اشتباه در شرایط مرزی می‌شود که صورت می‌باشد (Du et al., 2017; Roushangar and Alizadeh, 2019). فرآیندهای هیدرولوژیکی معمولاً دارای تغییرات مکانی بوده و پیش‌پردازش مکانی داده‌ها می‌تواند با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی صورت گیرد. در تحلیل خوشه‌ای تلاش می‌شود تا مشاهدات واقع در هر خوشه (گروه) بیشترین تشابه را از نظر متغیرهای موردنظر باهم داشته باشند. در این حالت داده‌های همگن در یک گروه قرار گرفته و بجای مدل کردن تمام داده‌های موجود در هر خوشه، مدل‌سازی می‌تواند برای نماینده هر خوشه صورت گیرد. اعمال پیش‌پردازش‌های مکانی و زمانی روی داده‌های هیدرومتئورولوژیکی می‌تواند در مدل‌سازی بهتر و شناسایی تأثیرات متقابل پارامترها نقش داشته باشد (Su et al., 2011).

در حالت کلی داده‌های ورودی به خوشه‌بندی در نتایج خروجی تأثیر بسیاری دارند. به علت اینکه تمامی مشخصه‌های یک متغیر در کلاس‌بندی موردنیاز نمی‌باشد، استفاده از تمامی آن‌ها ممکن است منجر به خروجی‌های اشتباه شود. بنابراین، روش‌های مناسبی جهت استخراج مشخصه‌های موردنظر از داده‌های ورودی نیاز می‌باشد. باین‌حال، اگرچه داده‌های اصلی بارش دارای مقدار زیادی اطلاعات می‌باشند، یک روش چند مقیاسی که توانایی تأکید بر روی برخی از داده‌های موردنظر را داشته باشد و بتواند اطلاعات ناخواسته یا اضافی را حذف کند مورد نیاز است. یکی از مشکلات مهم مطالعات منابع آب، برآورد منطقه‌ای بارندگی بر اساس مشاهدات نقطه‌ای می‌باشد. امروزه کاربرد سامانه اطلاعاتی جغرافیایی (GIS) تسهیلات بسیار زیادی در پهنه‌بندی‌های بارش مناطق مختلف به وجود آورده و استفاده از روش‌های زمین‌آماري و درون یابی نیز باعث شده است که دقت برآوردهای نقطه‌ای لازم برای پهنه‌بندی از پشتوانه علمی محکم‌تری برخوردار باشند. انتخاب روش مناسب جهت تهیه نقشه‌های هم‌بارش از مسائل اساسی در تهیه این نوع نقشه‌ها است (Barton, 2016). در این پژوهش نیز پس از به دست آوردن داده‌ها، روش RBF یکی از روش‌های زمین‌آماري در نرم افزار GIS از نوع درون یابی قطعی به‌عنوان روش موردنظر انتخاب شد.

همانطور که از مطالعات پیشین مشخص است، پژوهشگران قبلی تنها یکی از فرآیندهای مکانی یا زمانی را مورد بررسی قرار داده‌اند. با در نظر گرفتن مشخصات دینامیکی و توزیع نامتوازن در داده‌های بارش و به علت نیاز به تعیین ناحیه‌های همگنی از لحاظ بارش در مدیریت منابع آب، در این تحقیق یک مدل زمانی- مکانی جهت بررسی مشخصه‌های داده‌های بارش پیشنهاد شده است. بدین منظور از داده‌های بارش ماهانه ۳۰ ایستگاه بارندگی واقع در کشور ایالات متحده طی دوره آماری ۲۰۱۸-۱۹۶۸ استفاده شده و خصوصیات زمانی- مکانی بارش با دو روش کلاسیک و پیشنهادی بررسی خواهد شد. در روش پیشنهادی ابتدا داده‌ها با استفاده از روش MODWT^۱ به چندین زیر سری تجزیه شده و میزان انرژی هر زیر سری محاسبه خواهد شد. سپس این داده‌ها به عنوان ورودی در روش خوشه‌بندی K-means مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

مواد و روش‌ها

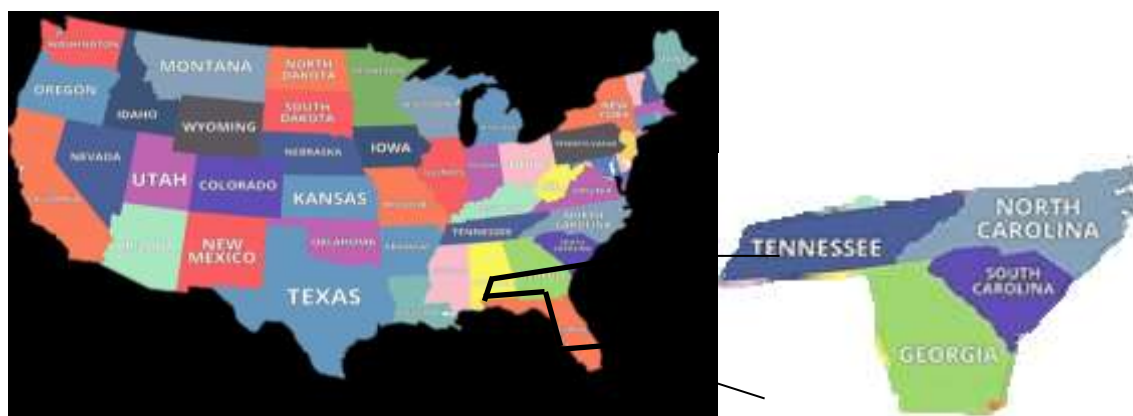
منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق جهت بررسی تغییرات زمانی- مکانی بارش از داده‌های بارش ۳۰ ایستگاه باران‌سنجی در جنوب شرقی کشور ایالات متحده و اطراف شهر آتلانتا در ایالت جورجیا (شکل ۱) استفاده شده است. قسمت جنوب شرقی ایالات متحده، بارندگی‌های فراوانی را به‌طور یکنواخت در طول سال دریافت می‌کند. شهر آتلانتا اگرچه اواخر بهار و اوایل پاییز تا حدودی خشک‌تر است اما متوسط بارندگی سالانه آن ۲۸۰۰/۱ میلی‌متر می‌باشد. حوضه مورد مطالعه از نظر طبقه‌بندی اقلیمی کوپن دارای اقلیم نیمه گرمسیری مرطوب بوده و دارای تابستان‌های داغ و مرطوب و معمولاً زمستان‌های ملایم است. حوضه مورد مطالعه دارای زمستان‌های معتدل اما متغیر بوده و به‌طور متوسط ۴۸ روز سال دارای یخبندان است. دما در زمستان به‌سختی به زیر ۱۸- درجه سانتی‌گراد می‌رسد و دلیل آن توده‌ی هوای گرمی است که از سمت خلیج مکزیک می‌وزد. شهر آتلانتا ۵/۹ میلیون نفر جمعیت داشته و دارای توانمندی اقتصادی بالایی به دلیل صنعت و کشاورزی پویا در این منطقه است. وسعت

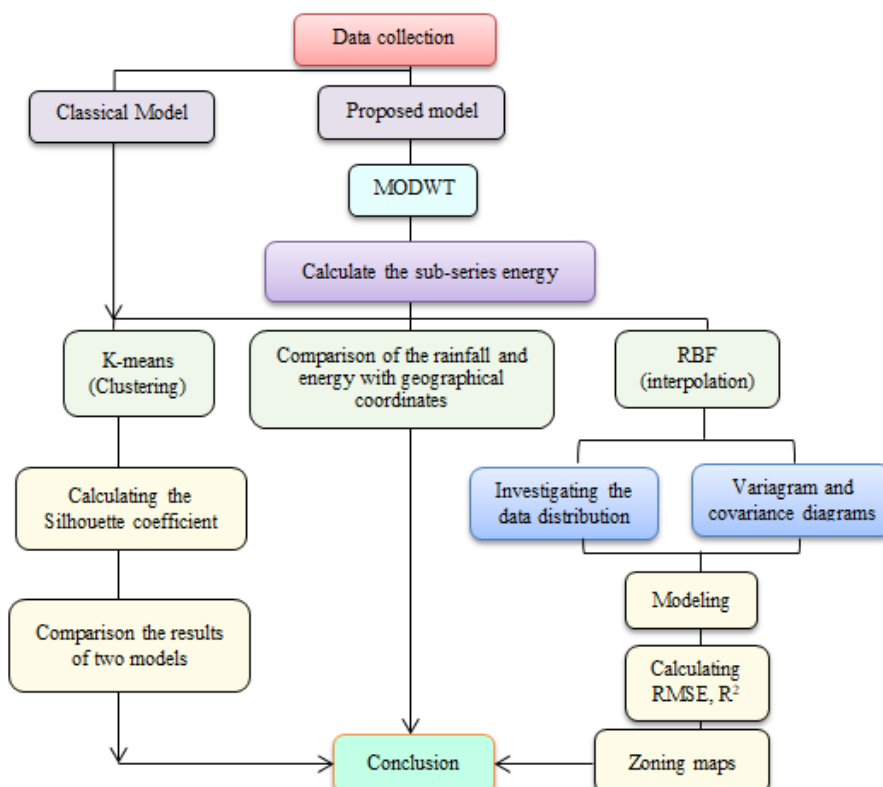
دو مدل پیشنهادی و کلاسیک آورده شده است. در این مطالعه، از داده‌های ماهانه بارش حاصل از ۳۰ ایستگاه باران‌سنجی جهت طی سال‌های ۲۰۱۸-۱۹۶۸ استفاده شده است. سری زمانی هر ایستگاه دارای ۶۱۲ داده می‌باشد که جهت بررسی تغییرات بارش در دوره زمانی مورد مطالعه با استفاده از مدل پیشنهادی ابتدا سری زمانی بارش با استفاده از روش MODWT به زیرسری‌هایی تجزیه می‌گردد.

آتلانتا ۳۴۷/۱ کیلومترمربع است که از این میزان ۳۴۴/۹ کیلومترمربع خشکی و ۲/۲ کیلومترمربع آب می‌باشد. این شهر در میان کوه‌پایه‌های کوه‌های آپالاچی واقع شده است. آتلانتا که ۳۲۰ متر بالاتر از سطح دریا قرار دارد، یکی از بالاترین ارتفاعات را در بین شهرهای بزرگ شرق رودخانه می‌سی‌سی‌پی دارد.

در شکل ۲ فلوجارت انجام مراحل مختلف تحقیق جهت برآورد خصوصیات زمانی- مکانی بارش ماهانه با استفاده از



شکل ۱- نقشه منطقه مطالعاتی



شکل ۲- شماتیک مدل‌سازی انجام گرفته در تحقیق

روش MODWT

تبدیل موجک حداکثر همپوشانی نسخه‌ی اصلاح‌شده تبدیل موجک گسسته است. با توجه به اینکه تبدیل موجک گسسته نسبت به انتخاب نقطه‌ی شروع سری زمانی حساس است و دلیل این حساسیت این است که در هر مرحله از اعمال الگوریتم و جابه‌جایی در محور زمان به مقدار زوج و تقلیل نمونه، بخشی از اطلاعات در حوزه‌ی زمان از دست می‌رود، بدین نحو موجک گسسته به موجک حداکثر همپوشانی اصلاح پیدا کرده است. در تبدیل موجک حداکثر همپوشانی، حرکت در محور زمان به‌صورت واحد به واحد و فیلتر به‌صورت گردشی اعمال می‌شود و برخلاف تبدیل موجک گسسته که پس از هر مرحله از انجام الگوریتم سری زمانی اصلی به دو سری با طول نصف سری مرحله قبل تقسیم می‌شود، در این تبدیل در هر مرحله اندازه‌ی سری جزئیات و سری هموار برابر با سری اصلی است و کار تقلیل نمونه‌ها انجام نمی‌شود. در این تبدیل انرژی سری زمانی اصلی حفظ می‌شود. تفاوت‌های اصلی تبدیل موجک با حداکثر همپوشانی و تبدیل موجک گسسته به شرح زیر است (Adamowski et al. 2009).

- ۱- با MODWT سری زمانی با هر طول را می‌توان بررسی کرد، اما در DWT محدود به سری‌های زمانی با طول‌های 2ⁿ هستیم.
- ۲- وقایع و حرکات موجود در سری زمانی با تحلیل چند وقتی MODWT هم‌راستایی بیشتری دارند.
- ۳- MODWT نسبت به جابجایی در زمان به‌صورت دوار سری زمانی حساس نیست.
- ۴- تخمین‌گر واریانس بر مبنای MODWT از تخمین‌گر DWT کاراتر است.

محاسبه انرژی سری زمانی تجزیه‌شده توسط MODWT

ضرایب موجک و مقیاس‌گذاری، که از تجزیه توسط MODWT به‌دست آمده است همان ورودی برای خوشه‌بندی و روش زمین‌آماري در مدل پیشنهادی می‌باشند. در مدل پیشنهادی برای کاهش ورودی داده‌ها و جلوگیری از اشتباه احتمالی در خروجی ابزارهای استفاده شده، انرژی زیرسری‌های تجزیه شده توسط MODWT برای هر یک از ضرایب موجک و مقیاس‌گذاری ایستگاه‌ها از طریق رابطه‌ی

(۱) محاسبه شد و به‌عنوان نماینده آن ضریب در ورودی به

خوشه‌بندی و روش درون یابی وارد گردید.

$$E = \frac{\sum (P_n^2)}{\sum P_n^2} \quad n = 1, 2, 3, \dots, 536 \quad (1)$$

که در اینجا P مقدار بارش، که اندیس n نشان دهنده ماه از سری زمانی می‌باشد و E بیانگر انرژی می‌باشد.

خوشه‌بندی K-means

تعداد خوشه‌ها در این روش ثابت و از پیش تعیین شده است. این روش بر اساس مینیم کردن مربعات خطاها یا تغییرات درون‌گروهی که معادل با بیشینه کردن تغییرات بین خوشه‌هاست، بنانهاده شده است. بنابراین، هدف کلی این الگوریتم به دست آوردن قسمت‌هایی است که با تعداد ثابت خوشه‌ها به‌طورکلی مربع خطاها را کمینه کند. با توجه به K خوشه‌ی اولیه، از طریق تخصیص داده‌های باقی‌مانده به نزدیک‌ترین مرکز و پس‌از آن بارها تغییر عضویت در خوشه‌ها بر اساس تابع خطا، صورت می‌گیرد.

روش توابع پایه‌ای شعاعی

این روش می‌تواند روی داده‌های نويز داری که به‌طور نامنظم در یک منطقه پخش شده‌اند اعمال شده و یک درون‌یابی چند متغیره هموار روی داده‌ها انجام دهد. این روش تاکنون توسط محققین به منظور درون‌یابی پارامترهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته است و تجربیات نشان می‌دهد که می‌تواند نتایج خوبی در کاربردهای مختلف ارائه کند.

به طور کلی توابع پایه‌ای شعاعی در سطوح هموار و یا سطوحی که ارتفاع به‌آرامی در آن افزایش پیدا می‌کند در صورتی که از نقاط مشاهده‌ای بیشتری برای تخمین استفاده شود نتایج بهتری در پی خواهد داشت. برای مناطقی که در فواصل کوتاه تغییرات بزرگی در مقدار نمونه‌های اندازه‌گیری شده مشاهده شود استفاده از این روش خطای زیادی خواهد داشت.

توابع پایه‌ای شعاعی انواع مختلفی دارد که می‌توان از آن‌ها در میان یابی استفاده کرد. پرکاربردترین آن‌ها به شرح زیر است:

۱- نواری با ضخامت نازک (اسپلین)

۲- توابع نواری کاملاً منظم

۳- چند ربعی معکوسچند ربعی

۴- نواری با کشش

این روش یک تابع $f(x,y)$ را می‌یابد که این تابع نه تنها از تمامی داده‌های موجود می‌گذرد بلکه مقدار یک تابع انحناء را که میزان هموار بودن تابع $f(x,y)$ را می‌سنجد را نیز کمینه می‌کند. به عبارت دیگر، روش توابع پایه‌ای شعاعی تابعی را می‌یابد که مشابه یک ورقه فلزی نازک است که به‌طور همواری خم شده است و مقید به گذشتن از تمامی داده‌ها می‌باشد.

در این روش تابعی که میزان تابع انحناء برای آن مینیمم می‌شود به شکل عمومی زیر می‌باشد تفاوت روش‌های توابع پایه‌ای شعاعی مختلف در نحوه تعریف تابع E در رابطه (۲) می‌باشد.

به‌طوری که نماد $||$ بیانگر طول بردار و x و y متغیرهای مکانی هستند. (x_j, y_j) مختصات مکانی j امین نقطه مشاهداتی پارامتر E و Z_j یک تابع پایه‌ای شعاعی می‌باشد a_j, b_0, b_1, b_2 ضرایبی هستند که باید تعیین شوند تا تابع f به طور صریح مشخص شود.

نتایج و بحث

تجزیه سری‌های زمانی بارش و محاسبه مقادیر انرژی زیرسری‌ها جهت بررسی تغییرات زمانی- مکانی بارش در منطقه مطالعاتی ابتدا سری‌های زمانی در مقیاس ماهانه توسط تبدیل MODWT در نرم‌افزار متلب به زیر سری‌هایی تجزیه گردید. در این تحقیق از موجک مادر (db) برای تجزیه سیگنال‌ها استفاده شده است، چرا که این نوع موجک مادر به‌طور گسترده در مطالعات هیدرولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته است. موجک‌های db پشتیبانی کاملی را از سری‌های زمانی ارائه می‌دهند که بیانگر آن است که این موجک‌ها توابع پایه‌ای غیرصفر در طول یک بازه معین دارند. در مدل پیشنهادی برای پیدا کردن بهترین مقدار سطح تجزیه و بهترین نوع db، ابتدا سری‌های زمانی در مقیاس ماهانه در سطح‌های ۲ الی ۶ تجزیه شدند و شماره‌های ۲ الی ۵ برای db در نظر گرفته شد. در بین ۲۰ حالت مختلف، بهترین

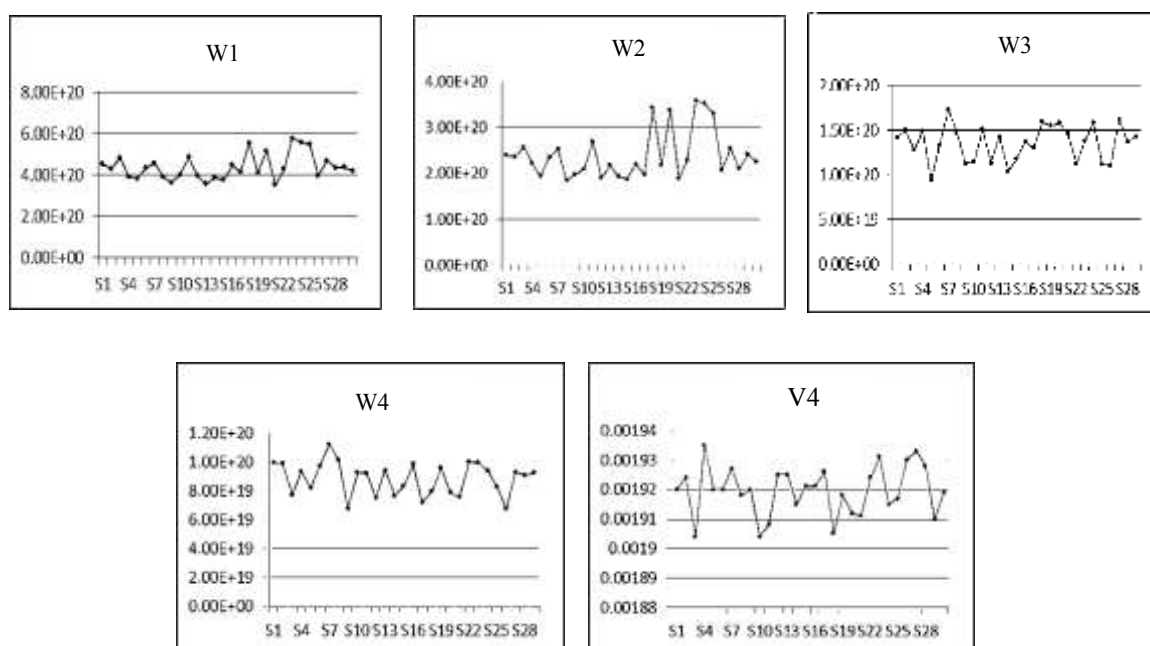
حالت از طریق محاسبه معیار ارزیابی خطای RMSE انتخاب شد که شامل سطح تجزیه ۴ و شماره db ۳ بود. لازم به ذکر است که در صورت استفاده از روش کلاسیک و فرمول‌های مرسوم در محاسبه سطح تجزیه موجک، احتمال ایجاد زیرسری‌های اضافی و نویز بیشتر می‌شود. جهت استفاده از روش MODWT ابتدا باید تعدادی داده از سمت چپ سری زمانی با استفاده از فرمول زیر حذف گردد، این در حالی است که در روش تبدیل موجک گسسته لازم است از هر دو سمت چپ و راست حذف داده‌ها صورت گیرد.

$$L_j = (2^j - 1) \cdot (l - 1) + 1 \quad (3)$$

که L_j : سطح تجزیه، l : ۲ برابر شماره db و L_j : بیانگر تعداد داده‌های ورودی حذف‌شده سری زمانی می‌باشند.

از تجزیه یک سیگنال توسط تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی، ضرایب موجک و مقیاس‌گذاری حاصل می‌شوند، ضرایب مقیاس‌گذاری (V) نشانگر ضرایب تبدیل موجک با وضوح درشت می‌باشند که روندهای صاف و هموار را در سری نشان می‌دهند و W_1, W_2, W_3 و ... ضرایب موجک می‌باشند که اطلاعات جزئی از روندها را در سری زمانی هیدرولوژیکی ارائه می‌دهند. هر کدام از جزءهای W پریودهای خاصی از سری زمانی را ارائه می‌کنند. در داده‌های ماهانه W_1, W_2, W_3 و W_4 به ترتیب بیانگر پریودهای ۲ ماهه، ۴ ماهه، ۸ ماهه، ۱۶ ماهه است.

همانگونه که ذکر شد، بعد از استخراج داده‌های حاصل از تبدیل MODWT، انرژی زیر سری‌های تجزیه شده با استفاده از فرمول (۱) محاسبه گردید. در شکل ۳ مقدار انرژی هر زیر سری تجزیه‌شده توسط MODWT به‌صورت نمودار نشان داده شده است. در این نمودارها تغییرات زیر سری‌های تجزیه شده تمامی ایستگاه‌ها قابل مشاهده است. میزان تغییرات انرژی در نمودار W_1 بین مقادیر $-5.78E+20$ تا $3.53E+20$ ، در نمودار W_2 بین مقادیر $-3.58E+20$ تا $1.84E+20$ ، در نمودار W_3 بین مقادیر $-1.73E+20$ تا $9.36E+19$ ، در نمودار W_4 بین مقادیر $-1.01E+20$ تا $6.74E+19$ و در نمودار V_4 بین مقادیر -0.001935 تا 0.001904 می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود V_4 و W_2 کمترین تغییرات و W_4 بیشترین تغییرات دارا هستند.



شکل ۳- مقدار تغییر انرژی زیرسری ایستگاه‌ها پس از تجزیه با MODWT

خوشه‌بندی منطقه مطالعاتی

پس از تعیین انرژی زیرسری‌ها خوشه‌بندی برای هر دو مدل پیشنهادی و مدل کلاسیک انجام گرفت و نتایج هر دو روش باهم مقایسه گردید. برای خوشه‌بندی، ابتدا باید تعداد خوشه‌ها تعیین گردد. بنابراین، تعداد خوشه‌ها از ۲ تا ۱۰ انتخاب شد و عملیات K-means انجام گردید. بهترین تعداد خوشه از نظر مقدار ضریب سیلوئت و پراکندگی ایستگاه‌ها بررسی و انتخاب شد. بر این اساس بهترین تعداد خوشه برابر با ۵ به‌دست آمد. در روش کلاسیک تمامی داده‌های بارش ماهانه هر ایستگاه به عنوان ورودی در نظر گرفته شدند. در این حالت برای هر ایستگاه ۶۱۲ داده به عنوان ورودی انتخاب شد و خوشه‌بندی انجام گرفت. مقدار ضریب سیلوئت برای روش کلاسیک برابر با ۰/۳۱ به‌دست آمد که بیانگر همبستگی و خوشه‌بندی نسبتاً ضعیف می‌باشد. در شکل ۴ (الف) مقدار سیلوئت هر ایستگاه در خوشه برای روش کلاسیک نشان داده شده است. نتایج نشان‌دهنده خوشه‌بندی نامناسب تمامی ایستگاه‌ها می‌باشد. خوشه‌ی شماره ۵، خوشه تک عضوی است که نشان‌دهنده عدم شباهت با دیگر ایستگاه‌ها است و در خوشه‌های ۲ و ۳ ایستگاه‌هایی با ضریب سیلوئت منفی و دیگر ایستگاه‌ها با ضریب سیلوئت پایین وجود دارند. در

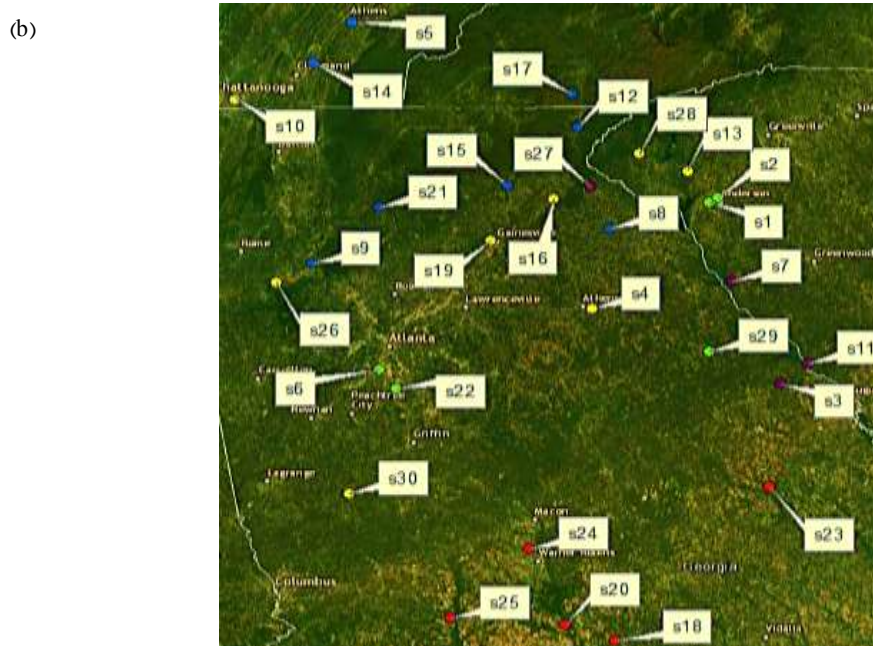
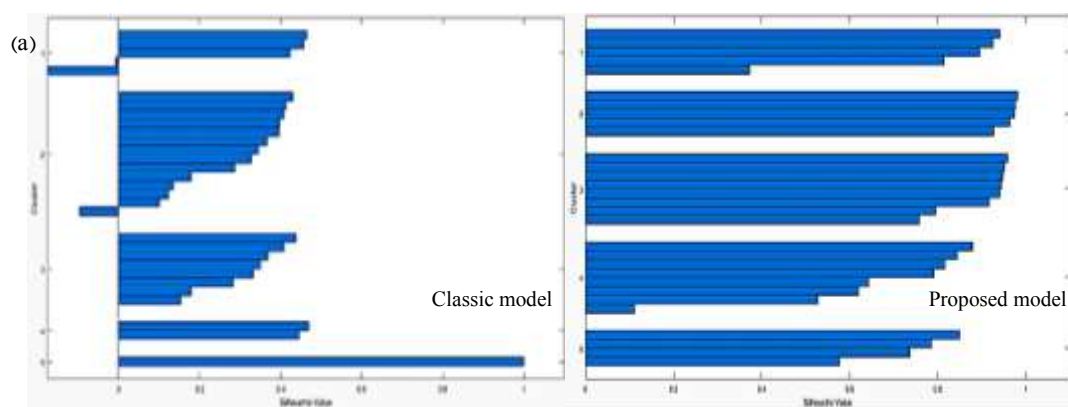
روش پیشنهادی برای انتخاب بهترین ورودی اطلاعات به خوشه‌بندی با تعداد ۵ خوشه از بین انرژی زیر سری‌های تجزیه‌شده و ترکیب بین آن‌ها که ۱۵ حالت با متغیرهای متفاوت می‌باشد، تک‌به‌تک ترکیب‌ها به‌عنوان ورودی خوشه‌بندی وارد شد و مقدار ضریب سیلوئت و پراکندگی ایستگاه‌ها از نظر مکانی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به صورت جدول ۱ و شکل ۴ ارائه شده است. ملاحظه گردید که در حالت استفاده از متغیرهای W_2 و V_4 به عنوان ورودی مقدار ضریب سیلوئت برای کل خوشه‌بندی برابر با $S=0/8$ به‌دست می‌آید. دلیل دیگری که باعث شد تا این دو متغیر به عنوان بهترین حالت بدست آیند تغییرات کمتر داده‌ها نسبت به دیگر متغیرها است. در شکل ۴ مقدار ضریب سیلوئت هر ایستگاه در خوشه برای روش پیشنهادی نشان داده شده است. نتایج نشان‌دهنده خوشه‌بندی مناسب تمامی ایستگاه‌ها است. ایستگاه‌های s_{18} و s_{24} با مقادیر $S=0/98$ و $S=0/97$ دارای بیشترین مقدار سیلوئت و ایستگاه‌های s_{30} و s_{22} با مقادیر $S=0/11$ و $S=0/37$ دارای کمترین مقدار می‌باشند. در شکل ۴ (ب) نیز خوشه‌ها در نقشه با رنگ‌های متفاوت مشخص شده‌اند. مشاهده می‌شود که ایستگاه‌ها از نظر مکانی در ظاهر به‌طور مناسبی خوشه‌بندی شده‌اند. به‌طوری‌که ایستگاه‌های خوشه شماره ۲ (قرمز) در جنوب

ورودی به مدل می‌باشد، که این خود یکی از مهمترین دلایل پایین بودن نویزها در مقایسه با روش کلاسیک می‌باشد به طوریکه ضریب سیلوئت از $0/3$ در روش کلاسیک به $0/8$ در روش پیشنهادی افزایش یافته است.

نقشه، ایستگاه‌های خوشه شماره ۳ (آبی) در شمال و شمال غربی، ایستگاه‌های خوشه شماره ۵ (بنفش) در سمت شرق نقشه و ایستگاه‌های خوشه‌های ۱ و ۴ (سبز و زرد) از سمت شرق به سمت غرب قرار گرفته‌اند. دلیل اصلی استفاده از روش پیشنهادی، کاهش قابل ملاحظه تعداد داده‌های

جدول ۱- اطلاعات مربوط به خوشه‌ها

Mean monthly rain variation range	Energy variation range	Station number	Cluster number
1051.4-951.4	2.41E+20-2.28E+20	5	1
978.2-959.4	3.58E+20-3.3E+20	5	2
1525.8-1081.8	1.98E+20-1.84E+20	8	3
1266.7-988.1	2.25E+20-2.07E+20	8	4
1252.8-956.3	2.7E+20-2.52E+20	4	5



شکل ۴- (الف): مقدار ضریب سیلوئت در روش کلاسیک و پیشنهادی هر ایستگاه در خوشه‌ها و (ب): خوشه‌بندی مکانی ایستگاه‌ها

شکل ۶(ب) نمودار میانگین بارش ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه نسبت به انرژي رسم شده است. با توجه به نمودار مشخص است که با افزایش انرژي میزان بارش کاهش یافته است و بالعکس. با تعمیم نتایج بدست آمده از ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه به تمامی ایستگاه‌ها نتایج یکسانی بدست می‌آید.

استفاده از روش RBF

برای بسط دادن داده‌ها به کل حوضه از روش‌های زمین‌آماري می‌توان استفاده کرد. در این تحقیق برای تهیه نقشه‌های هم‌مقدار، از دو پارامتر مهم بارش و انرژي به عنوان ورودی در روش RBF که یکی از روش‌های درون‌یابی قطعی زمین‌آماري است، استفاده شد. بدین منظور و جهت استفاده از روش‌های آماری از نرم‌افزار ArcGIS10.6 و از قسمت Geostatistic Analyst استفاده گردید. پیش از آنکه به درون‌یابی مقدار نقاط مجهول پرداخته شود، ابتدا باید بررسی توزیع داده‌های ایستگاه‌ها انجام گیرد. در شکل ۷ نمودارهای ستونی مقادیر بارش و انرژي رسم شده است. مطابق با نتایج، متوسط مقدار داده‌های بارش ماهانه 1109.1mm و مقدار میانه 1059.4mm و برای انرژي مقدار متوسط برابر با $2.39E+20$ و مقدار میانه $2.23E+20$ می‌باشد. با توجه باینکه مقادیر میانگین و میانه به‌طور تقریبی مساوی هستند، بنابراین توزیع داده‌ها نرمال می‌باشد. انحراف معیار که نشان دهنده ی فاصله پراکندگی داده‌ها نسبت به متوسط داده‌ها می‌باشد برای داده‌های بارش ماهانه برابر با 157.3 و برای انرژي برابر با $5.26E+19$ به‌دست آمده است. چولگی داده‌های بارش ماهانه برابر با 1.12 و داده‌های انرژي برابر با 1.16 می‌باشد که نشان دهنده عدم تقارن تابع توزیع می‌باشد. کشیدگی معیاری از بلندی منحنی در نقطه ماکزیمم است و مقدار کشیدگی برای توزیع نرمال برابر 3 است. کشیدگی برای بارش ماهانه برابر 3.55 و برای انرژي 3.14 است که نشان دهنده آن است که در توزیع هر دو توابع، قله توزیع توابع نزدیک به توزیع نرمال و کمی بالاتر می‌باشد. روش دیگر برای تشخیص اینکه توزیع داده‌ها نرمال است یا نه، استفاده از نمودار QQPlot است. در این روش، نمودار با نمودار نرمال مقایسه می‌شود. نزدیکی نقاط به خط مستقیم بیانگر آن است که توزیع داده‌ها به‌طرف

در شکل ۵ مقادیر انرژي زیرسری‌ها برای سری‌های زمانی تجزیه‌شده رسم شده است. بر اساس این شکل مقادیر انرژي تغییرات گسترده‌ای را نشان می‌دهد. اما با وارد کردن مقادیر انرژي زیر سری‌های تجزیه‌شده توسط MODWT به‌عنوان ورودی در روش خوشه‌بندی نظم در مقادیر انرژي قابل مشاهده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در تمامی ایستگاه‌ها زیر سری W_1 دارای بیشترین انرژي و W_4 و V_4 دارای کمترین انرژي می‌باشند. تمامی شکل‌ها نشان‌دهنده این است که از لحاظ درون خوشه‌ای تمامی ایستگاه‌های خوشه‌ها دارای تشابهات زیادی هستند که بیشترین شباهت درون خوشه‌ای مربوط به خوشه ۱ و کمترین شباهت برای خوشه‌های ۳ و ۴ است.

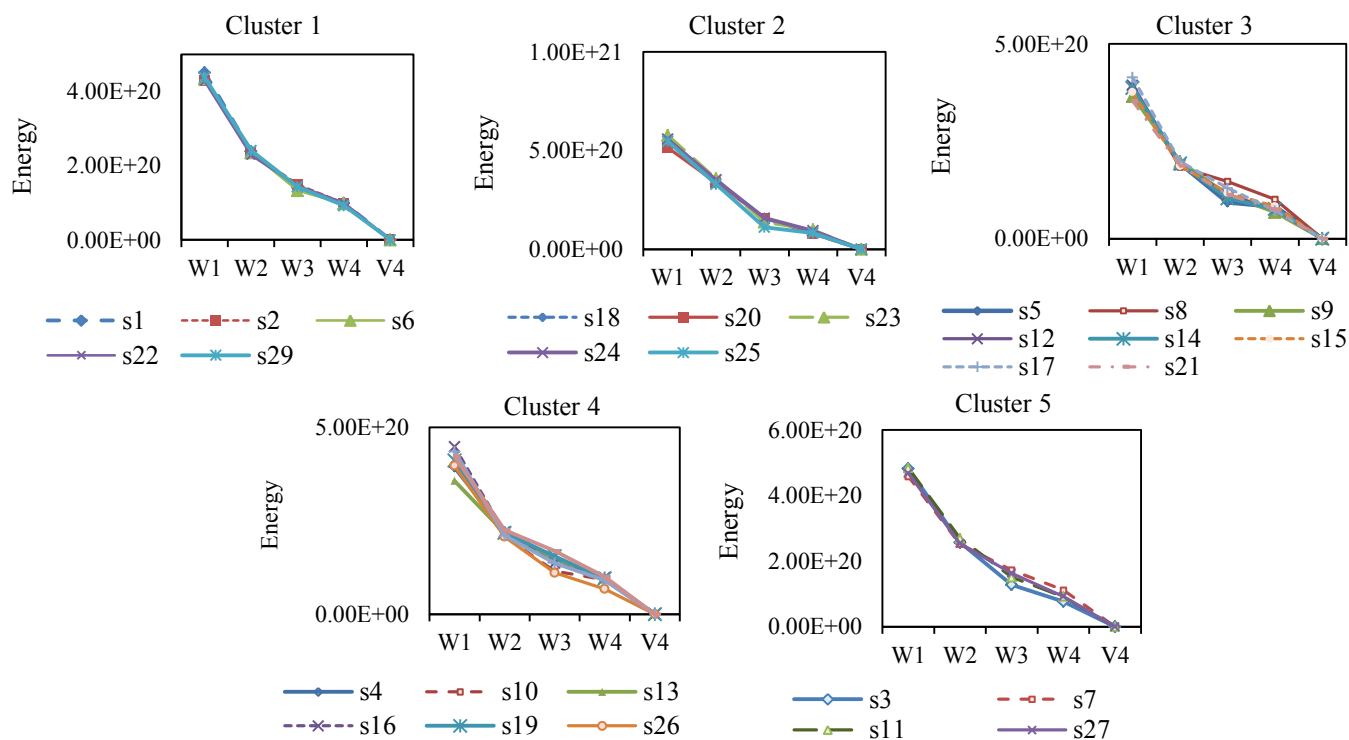
در شکل ۶(الف) میانگین بارش ایستگاه‌های خوشه‌ها نسبت به انرژي ترسیم شده است. روند نمودار نشان‌دهنده این است که با افزایش میانگین بارش در خوشه‌ها، مقدار انرژي خوشه‌ها کاهش می‌یابد. بیشترین بارش در ایستگاه‌های خوشه شماره ۳ (آبی) که ایستگاه‌های شمالی مورد مطالعه در حوضه انتخابی و شمال شهر آتلانتا در آن واقع شده‌اند، اندازه‌گیری شده است. همچنین، کمترین بارش نیز در ایستگاه‌های خوشه شماره ۲ (قرمز) که ایستگاه‌های جنوبی مورد مطالعه در حوضه انتخابی و جنوب شهر آتلانتا در آن واقع شده‌اند، اندازه‌گیری شده است. طبق نتایج به‌دست‌آمده هر چقدر ایستگاه‌ها و خوشه‌ها در شمال جغرافیایی حوضه انتخابی قرار گرفته‌اند دارای بارش بیشتر و انرژي کمتری بوده و در ایستگاه‌ها و خوشه‌های واقع در سمت جنوب حوضه انتخابی مقدار بارش کاهش و مقدار انرژي افزایش یافته است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در خوشه ۴ (زرد) بعد از خوشه شماره ۳ بیشترین بارش اندازه‌گیری شده است که طبق شکل ۴(ب) با توجه به مکان ایستگاه‌های این خوشه مشاهده می‌شود که نسبت به ایستگاه‌های خوشه‌های ۱ و ۵ در شمال جغرافیایی حوضه مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. هر خوشه دارای چندین ایستگاه به‌عنوان اعضای آن خوشه می‌باشد، در بین این اعضا یک ایستگاه به‌عنوان ایستگاه مرکزی آن خوشه تعریف می‌شود که نزدیک‌ترین فاصله به مرکز خوشه و بالاترین مقدار ضریب سیلوئت بین دیگر اعضا را دارا می‌باشد. مشخصات مربوط به ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه در جدول ۲ آورده شده است. در

نرمال شدن است (شکل ۷(ب)). پس از تحلیل‌های اولیه، نمودارهای نیم تغییر نما محاسبه و ترسیم گردیدند. با بررسی نیم تغییرنما می‌توان به وجود یا عدم وجود همبستگی داده‌ها و همچنین وجود روند در آن‌ها پی برد و کوواریانس شباهت و همبستگی کم یا زیاد بین نقاط را بررسی کرد. شکل ۸ نمودارهای نیم تغییرنما و کوواریانس را برای بارندگی ماهانه و انرژی در منطقه نشان می‌دهد. در جدول ۳ نیز مشخصات مدل نیم تغییرنمای بارش و انرژی ایستگاه‌ها آورده شده است. برای بیان استحکام ساختار فضایی یک متغیر می‌توان از نسبت $\frac{C_0}{C+C_0}$ استفاده کرد و بررسی نمود که چه مقدار از کل تغییرپذیری را اثر قطعه‌ای توجیه می‌کند. با توجه به این‌که مقدار به‌دست‌آمده در جدول ۳ برای هر دو پارامتر بارش ماهانه و انرژی از $\frac{1}{2}$ کمتر می‌باشد می‌توان نتیجه گرفت نقش مؤلفه بی ساختار کمتر از ساختار دار می‌باشد و در نتیجه می‌توان گفت که متغیر مورد بررسی از ساختار فضایی قوی برخوردار است. کوواریانس بین میانگین بارش ماهانه با فاصله ایستگاه‌ها نشان می‌دهد که بین این دو متغیر همبستگی مثبت معنی‌داری وجود دارد. به‌طوری‌که این همبستگی در فواصل اولیه بیشتر بوده و هر چه میزان فاصله افزایش پیدا می‌کند اثر میزان فاصله ایستگاه‌ها در مقدار میانگین بارش ماهانه کمتر می‌شود. در فاصله‌ی حدود ۱۴۲ کیلومتری مقدار شباهت این ۲ پارامتر به صفر می‌رسد و از این فاصله به بعد تغییرات روی میزان بارش ماهانه تقریباً بی‌تأثیر می‌باشد. کوواریانس بین انرژی با فاصله ایستگاه‌ها نیز نشان می‌دهد که بین این دو متغیر

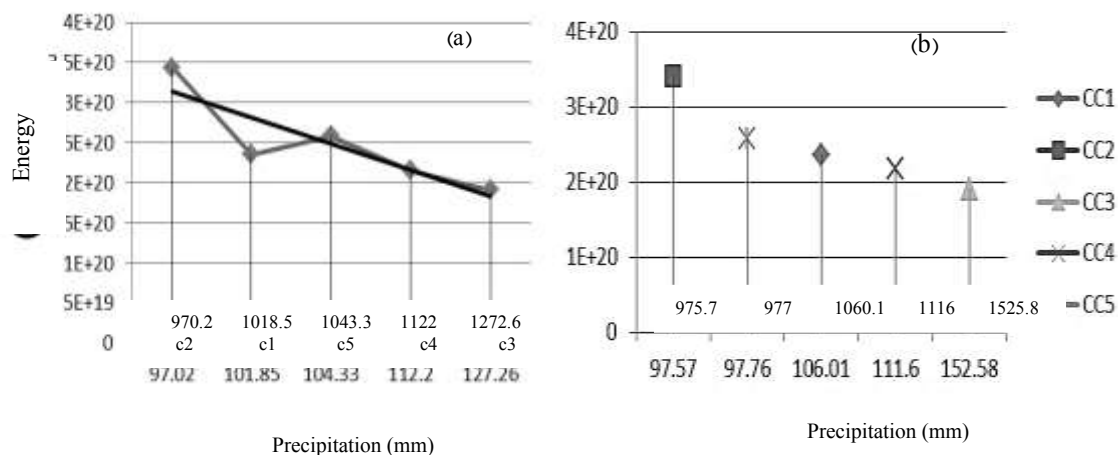
همبستگی مثبت معنی‌داری وجود دارد. به‌طوری‌که این همبستگی در فواصل اولیه بیشتر بوده و هر چه میزان فاصله افزایش پیدا می‌کند اثر میزان فاصله ایستگاه‌ها در مقدار میانگین بارش ماهانه، بدین‌صورت که مدل‌های مختلف را مورد ارزیابی قرار داد. بدین‌صورت که مدل‌های مختلف با پارامترهای متفاوت انتخاب و هریک از مدل‌ها که پس از اجرای روش درون یابی RBF دارای کمترین خطا باشد، به‌عنوان بهترین مدل انتخاب می‌گردد. نمودارهای مقدار اندازه‌گیری شده بارندگی در محور Xها و مقدار برآوردی بارندگی در محور Yها برای هر مدل رسم شده و نتایج نشان دهنده‌ی خط برازش نزدیک به ۴۵ درجه می‌باشد. با توجه به اینکه هرچه میزان (R^2) به‌عنوان ضریب همبستگی دارای مقدار بیشتری و هر چه میزان RMSE به‌عنوان کمترین خطای مربعات مقدار کمتری باشد، همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر برآوردی بارندگی و انرژی بیشتر است. طبق نتایج به‌دست‌آمده بهترین مدل برای متغیر میانگین بارش ماهانه، مدل Spline With Tension با مقدار $R^2 = 0.93$ و $RMSE=4.15$ و برای متغیر انرژی مقدار $R^2 = 0.77$ و $RMSE=2.53E+19$ می‌باشد که در شکل ۸ (ج) نشان داده شده است.

جدول ۲- اطلاعات مربوط به ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه

Distance of central station from cluster center	Silhouette coefficient	Cluster number	Station number
3.95E+35	0.94	1	S2
3.58E+35	0.98	2	S18
2.29E+36	0.96	3	S12
1.91E+36	0.88	4	S13
1.85E+36	0.85	5	S3



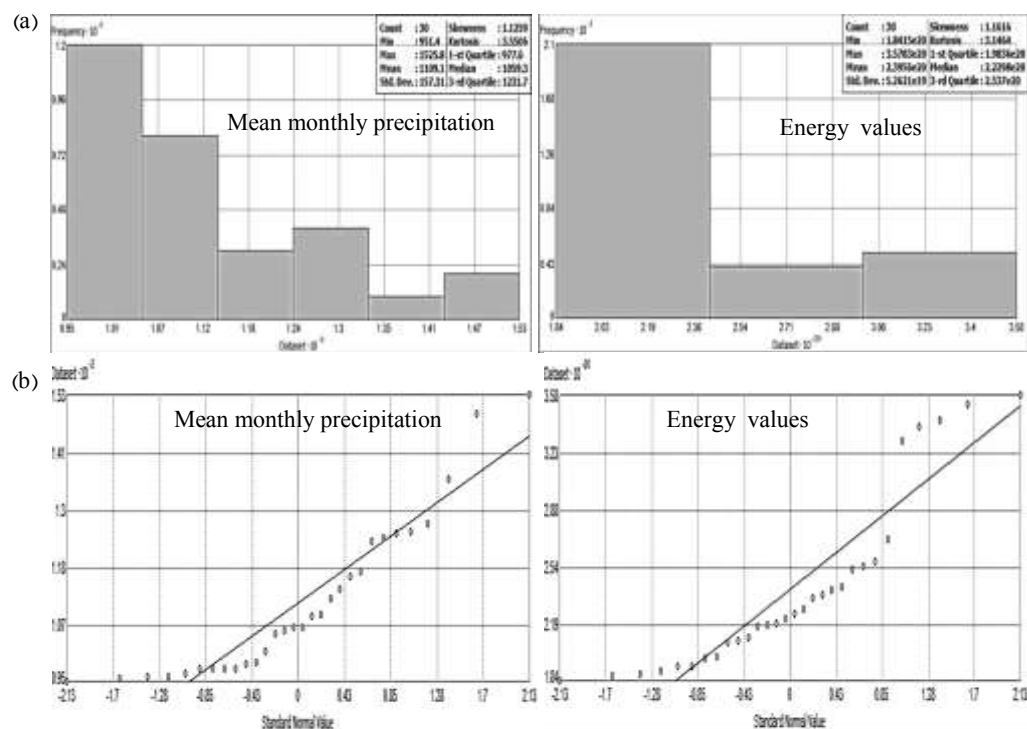
شکل ۵- مقدار انرژی خوشه‌ها نسبت به اجزای زیر سری تجزیه‌شده



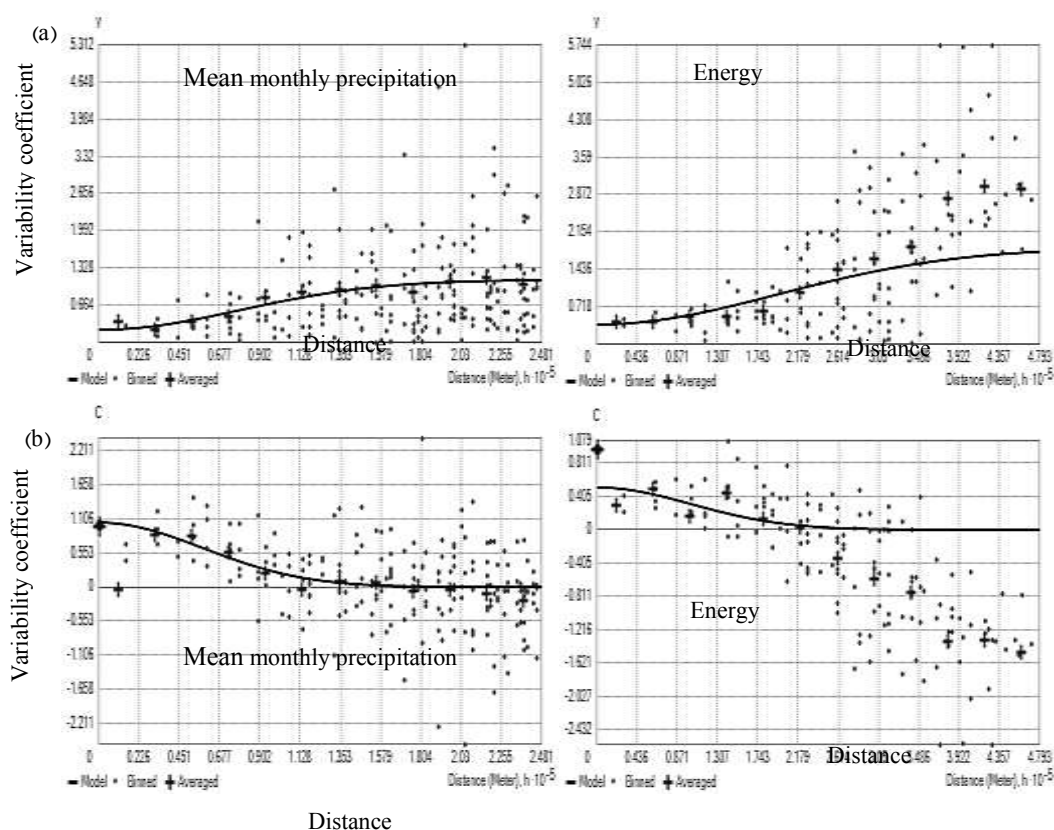
شکل ۶- (الف): ارتباط بارش میانگین هر خوشه با انرژی و (ب) ارتباط میانگین بارش ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه نسبت به انرژی

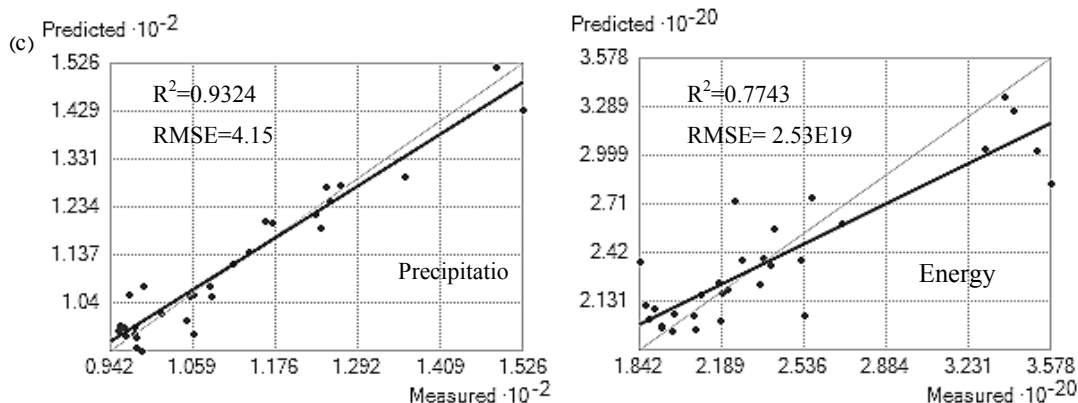
جدول ۳- مشخصات مدل نیم تغییرنمای بارش و انرژی ایستگاه‌ها

Energy	Precipitation	Parameter
479313(m)	192932(m)	Effect amplitude (R)
1.470(mm)	0.891(mm)	Partial sill (c)
0.378(mm)	0.225(mm)	Nugget effect (c_0)



شکل ۷- (الف): هیستوگرام مقادیر متوسط بارندگی ماهانه و انرژی در منطقه مورد مطالعه و (ب): نمودار Normal QQ Plot بارش ماهانه و انرژی ایستگاه‌ها



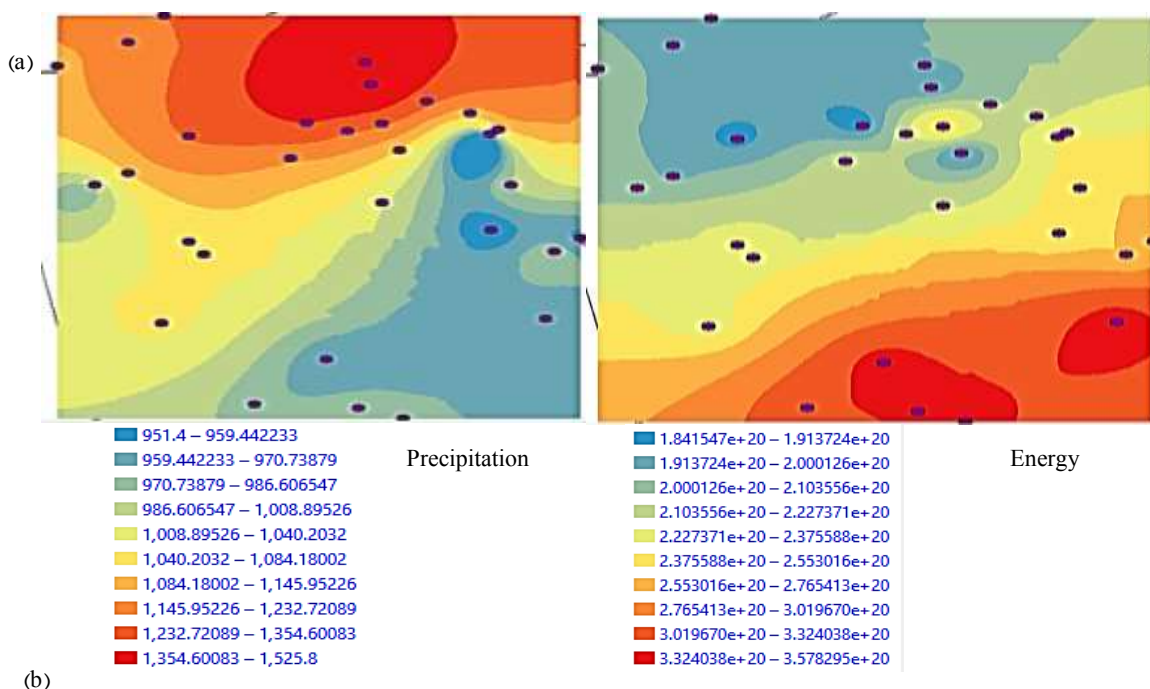


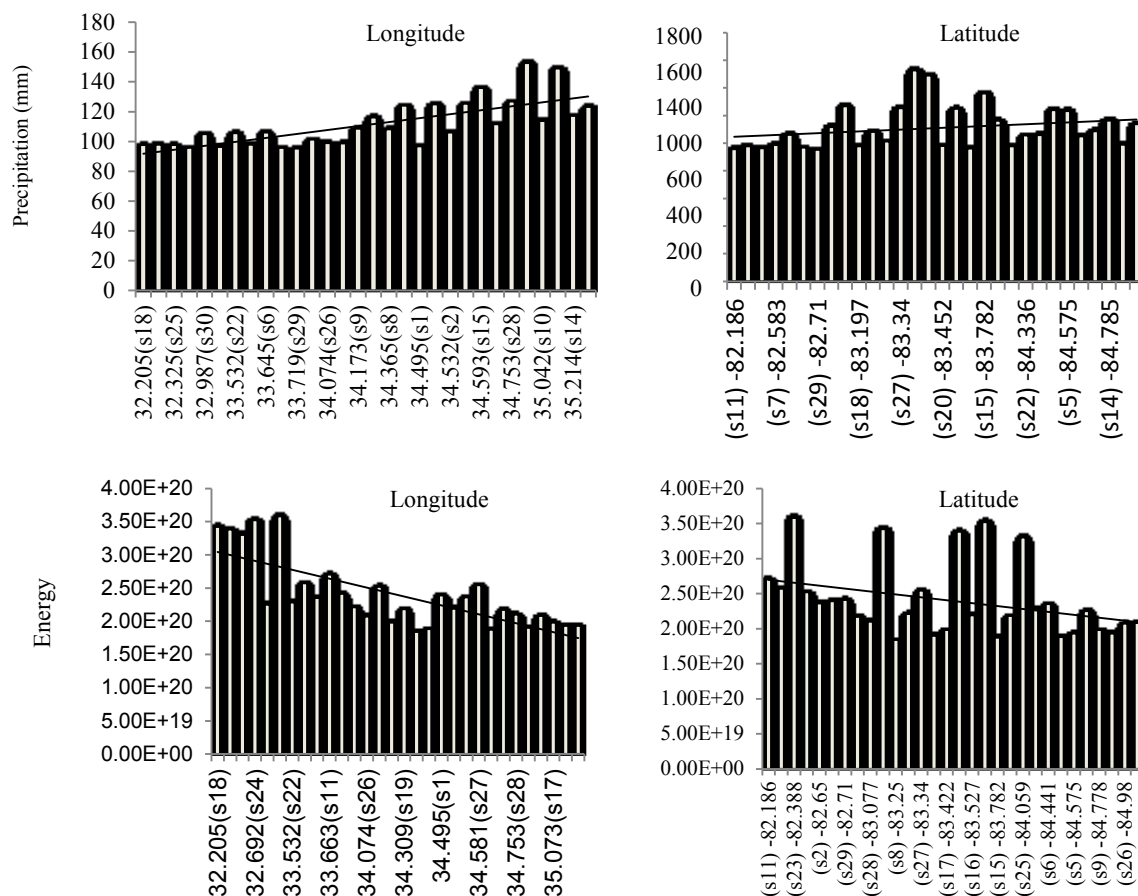
شکل ۸- (الف): نیم تغییرنما میانگین بارش ماهانه و انرژی ایستگاه‌ها؛ (ب): کوواریانس میانگین بارش ماهانه و انرژی ایستگاه‌ها و (ج): مقایسه مقادیر برآوردی و مشاهده‌ای بارش و انرژی با استفاده از روش RBF مدل Spline With Tension

انرژی در جنوب و جنوب‌شرقی حوضه دارای بیشترین مقدار بوده و هر چه به سمت شمال حوضه پیش می‌رویم مقدار آن کاهش یافته و به کمترین مقدار خود می‌رسد. نتایج نشان‌دهنده‌ی رابطه‌ی معکوس بین میزان انرژی و مقدار بارش ماهانه حوضه می‌باشد.

برای بررسی نتایج به‌دست‌آمده بین بارش و عرض و طول جغرافیایی نمودارهای مربوط به آن ترسیم شد. شکل ۹ (ب) بیانگر آن است که با افزایش طول جغرافیایی مقدار بارش کاهش و مقدار انرژی افزایش یافته است. همچنین با کاهش عرض جغرافیایی مقدار بارش افزایش و مقدار انرژی کاهش یافته است. این نتایج دال بر صحت نتایج به‌دست‌آمده توسط مدل پیشنهادی این تحقیق می‌باشد.

نقشه‌های پهنه‌بندی ایستگاه‌ها برای مقادیر انرژی W_2 و میانگین بارش ماهانه ایستگاه‌های مورد مطالعه بر اساس مدل Spline With Tension که به‌عنوان برترین مدل به دست آمد تهیه شده است. دلیل انتخاب W_2 به عنوان بهترین ورودی روش RBF، تغییرپذیری کمتر داده‌های W_2 نسبت به دیگر انرژی زیرسری‌ها و انتخاب آن به عنوان بهترین ورودی در خوشه‌بندی با ضریب سیلوئت است. مطابق با شکل ۹ (الف) مشاهده می‌شود که در جنوب و جنوب شرقی حوضه، میزان بارش ماهانه ایستگاه‌ها کمتر از بقیه نقاط بوده و هر چه به سمت شمال و شمال‌غربی حوضه پیش می‌رویم مقدار بارش ماهانه افزایش یافته و به بیشترین مقدار خود می‌رسد. همچنین ملاحظه می‌شود که مقدار





شکل ۹- (الف): نقشه پهنه‌بندی انرژی و بارش منطقه مطالعاتی با استفاده از روش RBF و (ب): نمودار تغییرات بارش و انرژی ایستگاه‌ها

نسبت به طول و عرض جغرافیایی آن‌ها

سیلوئت برابر ۰/۸ به دست آمد که نشان‌دهنده‌ی خوشه‌بندی مناسب ایستگاه‌ها است. اما در روش کلاسیک مقدار ضریب سیلوئت ۰/۳ محاسبه گردید که بیانگر خوشه‌بندی ضعیف ایستگاه‌ها است. همچنین، در تحلیل درون خوشه‌ای بعضی از ایستگاه‌ها دارای مقدار ضریب سیلوئت منفی و خوشه شماره ۵ تنها دارای یک ایستگاه به عنوان عضو بود که حاکی از عملکرد ضعیف روش کلاسیک می‌باشد. نمودارهای بارش ماهانه برای مدل پیشنهادی که مدل برتر می‌باشد برای هر خوشه به صورت جداگانه و برای ایستگاه‌های مرکزی هر خوشه رسم گردید و نتایج به دست آمده نشان داد که با افزایش بارش ماهانه، مقدار انرژی زیرسری کاهش می‌یابد و بالعکس. برای مدل‌سازی RBF، ابتدا توزیع داده‌ها بررسی گردید و نمودارهای کوواریانس و واریوگرام ترسیم شد و همبستگی داده‌ها و ایستگاه‌ها مورد تأیید قرار گرفت. سپس توسط ۵ روش پرکاربرد RBF مدل‌سازی انجام گردید و بر اساس مقدار RMSE و R^2

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای استخراج خصوصیات بارش ماهانه حوضه انتخابی در جنوب شرق آمریکا از دو روش پیشنهادی و کلاسیک استفاده شد. روش پیشنهادی شامل استفاده از موجک گسسته حداکثر همپوشانی و خوشه‌بندی K-means بر مبنای انرژی سری‌های زمانی تجزیه‌شده توسط موجک بود. پهنه‌بندی ایستگاه‌ها نیز از نظر بارش ماهانه و انرژی با استفاده از روش توابع پایه‌ای شعاعی انجام گردید. در روش کلاسیک از داده‌های بارش ماهانه به عنوان ورودی جهت خوشه‌بندی منطقه مطالعاتی استفاده شد. نتایج به دست آمده به صورت زیر می‌باشد:

در روش پیشنهادی، خوشه‌بندی براساس انرژی زیر سری‌های تجزیه‌شده با ترکیب زیرسری‌های W_2 و V_4 به عنوان مناسب‌ترین خوشه‌بندی تعیین شد و تعداد بهترین خوشه برای K-means، ۵ خوشه به دست آمد. نتیجه خوشه‌بندی برای انرژی ایستگاه‌ها از نظر مقدار ضریب

- areas: A case study from the south Ecuadorian Andes, *Hydrology*, 329(3), pp.413-421.
5. Cheng, K., Sh. Lin and J. J. Liou, 2008, Rain-gauge network evaluation and augmentation using geostatistics, *Hydrology*, NO 22, pp.2554-2564.
 6. Chu, J., J. Xia, C. Xu, L. Li and Z. Wang, 2010, Spatial and temporal variability of daily precipitation in Haihe river basin, 1958-2007, *Geographical Sciences*, 20(2), pp.248-260.
 7. Du, K., Y. Zhao and J. Lei, 2017, The incorrect usage of singular spectral analysis and discrete wavelet transform in hybrid models to predict hydrological time series, *Hydrology*, 552, pp.44-51.
 8. Marofi, S., K. Amir Moradi and N. Parsafar, 2013, River flow prediction using artificial neural network and wavelet neural network models (Case study: Barandozchay river), *Water and Soil Science*, 3(23), pp.93-103.
 9. Nakken, M., 1999, Wavelet analysis of rainfall-runoff variability isolating climatic from anthropogenic patterns, *Environmental Modeling & Software*, NO 14, pp.283-295.
 10. Quilty, J., J. Adamowski, 2018, Addressing the incorrect usage of wavelet-based hydrological and water resources forecasting models for real-world applications with best practices and a new forecasting framework, *Hydrology*. 563, pp.336-353.
 11. Quiroz, R., C. Yarlequé, A. Posadas, V. Mares and W.W. Immerzeel, 2011, Improving daily rainfall estimation from NDVI using a wavelet transform, بهترین مدل انتخاب شد. سپس، نقشه‌های پهنه‌بندی براساس بارش میانگین ایستگاه‌ها و انرژی زیرسری‌های تجزیه‌شده رسم گردید. مطابق با نقشه‌های ترسیمی، رابطه‌ی معکوسی بین بارش ماهانه و انرژی زیرسری‌ها به‌دست آمد. نتایج نشان داد که جنوب شرق حوضه دارای بیشترین انرژی و کمترین بارش و شمال آن دارای بیشترین بارش و کمترین انرژی است. همچنین پهنه‌بندی تعمیم داده‌ها برای تمام نقاط حوضه انجام گردید. از نظر تغییرات طول و عرض جغرافیایی نحوه تغییرات بارش و انرژی مقایسه شد و مانند روش پیشنهادی به نتایج مشابه‌ای منتهی گردید. ملاحظه گردید که با افزایش طول جغرافیایی و کاهش عرض جغرافیایی مقدار بارش ایستگاه‌های مورد مطالعه افزایش و انرژی آن‌ها کاهش می‌یابند. در حالت کلی، مدل پیشنهادی نتایج بهتری از مدل کلاسیک از نظر ضریب سیلوئت و شباهت ایستگاه‌ها ارائه داد. همچنین مدل پیشنهادی به‌دلیل کمتر بودن تعداد داده‌های ورودی، زمان محاسباتی و نویز کمتر دارای عملکرد بهتری نسبت به روش کلاسیک است.

منابع

1. Adamowski, K., A. Prokoph and J. Adamowski, 2009, Development of a new method of wavelet aided trend detection and estimation, *Hydrological Processes*, 23(18), 2686-2696.
2. Bani asadi, M., 2011, Investigating the temporal precipitation pattern of Kerman. *Iranian Water and Irrigation journal*, 2(1), pp.62-74. (In Persian).
3. Barton, Y., P. Giannakaki, H. Von Waldow, C. Chevalier, S. Pfahl and O. Martius, 2016, Clustering of regional-scale extreme precipitation events in southern Switzerland, *Monthly Weather Review*, 144(1), pp.347-69.
4. Buytaert, W., R. Celleri, P. Willems, B. D. Bièvre and G. Wyseure, 2006, Spatial and temporal rainfall variability in mountainous

- concept, Hydrology Research, 49(3), pp.724-743.
14. Shokrikochak, S., A. Behnia, 2013, Monitoring and Prediction of Khuzestan Province, Iran Drought Using SPI drought Index and Markov Chain, Irrigation Sciences and Engineering, 36(3), pp.1-12. (In Persian).
15. Su, H., Q. Liu and J. Li, 2011, Alleviating border effects in wavelet transforms for nonlinear time-varying signal analysis, Advances in Electrical and Computer Engineering, 11(3), pp.55-60.
- Environmental Modelling and Software, 26(2), pp.201-209.
12. Roushangar, K., F. Alizadeh, 2019, Scenario-based prediction of short-term river stage-discharge process using wavelet-EEMD-based relevance vector machine, Hydroinformatics, 21(1), pp.56-76.
13. Roushangar, K., V. Nourani and F. Alizadeh, 2018, A multiscale time-space approach to analyze and categorize the precipitation fluctuation based on the wavelet transform and information theory