



Predicting the Meteorological, Hydrological and Agricultural Droughts in Tehran Using Wavelet Method

H. Mashayekhi¹ and M. Zakeri Niri^{2*}

Abstract

Prediction of drought is a main challenge even for countries which apply dynamic monthly prediction modeling systems. Due to the severe damage caused to humans by drought, it is important to predict drought as accurately as possible. Wavelet-neural network integration method is one of the most accurate methods to predict drought. An important and influential factor in the results of wavelet transforms is the use of the appropriate wavelet. The aim of this study is to determine the optimal wavelet for more accurate prediction of drought types. To this end, daily precipitation data, daily discharge, and satellite imagery related to Tehran were used for the period of 1969 to 2016 as the raw data to calculate the indicators. The wave transformations (WT) conversion method and PNN neural network have been used to predict droughts. From each time series of drought, wavelet transformations were performed using haar and bior1.1 waves, and the prediction was made by neural network. It was found that the regression coefficient and error concentration for meteorological drought using haar wave are 0.68039 and 0.03368. The parameters for hydrological drought are respectively 0.76271 and 0.0666 and for agricultural drought are respectively 0.92697 and 0.1515. Then, the prediction of the three kinds of drought was also done with bior1.1 wave and the regression coefficient and error concentration for meteorological drought (0.71169 and 0.9923), hydrological drought (0.14147 and 0.0329), and agricultural drought (0.82049 and 0.0016) were respectively found. The results showed that for the meteorological drought, the bior1.1 wave and for hydrological and agricultural droughts, the haar wave gave better results.

Keywords: Fourier Transform, Wavelet Transform (WT), Possible Neural Network (PNN), Standardized Precipitation Index (SPI), Standardized Runoff Index (SRI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI).

Received: April 11, 2020

Accepted: September 26, 2020

پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی، هیدرولوژیکی و کشاورزی مبتنی بر روش موجک در تهران

محمدحسین مشایخی^۱ و محمود ذاکری نیری^{۲*}

چکیده

پیش‌بینی خشکسالی نه تنها یکی از چالش‌های اساسی کشور بلکه چالشی برای کشورهای دارای فناوری مدلسازی دینامیکی پیش‌بینی ماهانه است. با توجه به خسارت‌های سنگینی که توسط بروز پدیده‌ی خشکسالی به بشر تحمیل می‌گردد، پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر خشکسالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. روش تلفیقی موجک- شبکه‌عصبی یکی از روش‌های بسیار دقیق برای این مهم می‌باشد. یک عامل مهم و تاثیرگذار در نتایج تبدیلات موجک، استفاده از موجک مادر مناسب می‌باشد. هدف از این پژوهش تعیین موجک مادر بهینه برای پیش‌بینی دقیق‌تر انواع خشکسالی می‌باشد. بدین منظور به ترتیب از داده‌های بارش روزانه، دبی روزانه و تصاویر ماهواره‌ای مربوط به شهر تهران از سال ۱۹۶۹ تا سال ۲۰۱۶ به عنوان داده‌های خام برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی هواشناسی، هیدرولوژیکی و کشاورزی استفاده گردید. برای پیش‌بینی خشکسالی‌ها از روش تبدیلات موجک WT^۱ و شبکه‌عصبی PNN^۲ توأمان استفاده شد. از هر سری زمانی خشکسالی تبدیلات موجک با استفاده از موجک haar و bior1.1 گرفته شد و پیش‌بینی توسط شبکه‌ی عصبی انجام پذیرفت. نتایج پیش‌بینی با استفاده از موجک مادر haar نشان داد ضریب همبستگی برای خشکسالی‌های هواشناسی، هیدرولوژیکی و کشاورزی به ترتیب ۰/۶۸۰۳۹، ۰/۷۶۲۷۱ و ۰/۹۲۶۹۷ می‌باشد. سپس، پیش‌بینی هر نوع خشکسالی با موجک مادر bior1.1 انجام پذیرفت و مشخص شد ضریب همبستگی برای خشکسالی هواشناسی، هیدرولوژیکی و کشاورزی به ترتیب ۰/۷۱۱۶۹، ۰/۷۴۱۴۷ و ۰/۸۲۰۴۹ می‌باشد. نتایج کلی نشان داد که موجک مادر bior1.1 برای پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی بهتر ظاهر شده و نتایج بهتری را در اختیار ما قرار می‌دهد. اما در خصوص پیش‌بینی دو نوع خشکسالی هیدرولوژیکی و کشاورزی موجک مادر haar نتایج بهتری در اختیار ما قرار می‌دهد.

کلمات کلیدی: تبدیل فوریه، تبدیل موجک، شبکه‌عصبی PNN، شاخص بارش استاندارد (SPI)، شاخص رواناب استاندارد (SRI)، شاخص پوشش گیاهی (NDVI).

تاریخ دریافت مقاله: ۹۹/۱/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۷/۵

1- Water Resources Management and Engineering Graduated, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Islamshahr, Iran.

2- Department of Civil Engineering, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Islamshahr, Iran. Email: Zakeriiau@gmail.com

*- Corresponding Author

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد رشته مهندسی و مدیریت منابع آب، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلامشهر، ایران.

۲- گروه مهندسی عمران، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلامشهر، ایران.

*- نویسنده مسئول
بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان زمستان ۱۳۹۹ امکانپذیر است.

۱- مقدمه

(Kuirin, 2009). به طور کلی کمبود آب تمام جنبه‌های مربوط به محصور بودن آب در دسترس را پوشش می‌دهد. با توجه به اتحادیه اروپا کمبود آب به عنوان یک وضعیت تعریف شده که در آن منابع آب کافی برای برآوردن متوسط نیازهای بلند مدت در دسترس‌اند (European Union, 2007). (Wanlon (2013) در نظر گرفته که زمانی که تقاضای آب بیشتر از آب در دسترس باشد خشکسالی رخ داده است. خشکسالی زمانی به وقوع می‌پیوندد که شرایط بارز آب و هوایی به گونه‌ای باشد که بارش سهم کمتری نسبت به عامل تبخیر و تعرق داشته باشد (Teskric and Anjlus, 2005).

تاکنون روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی خشکسالی مطرح گردیده است. آنچه که اهمیت دارد این است که کدام روش می‌تواند امر پیش‌بینی را دقیق‌تر انجام دهد. به طور کلی سه نوع خشکسالی وجود دارد که با مقایسه‌ی همزمان آنها مشخص می‌گردد که شدت خشکسالی هیدرولوژیکی بیشتر از انواع دیگر خشکسالی می‌باشد (Goyang Leng et al., 2015). به منظور محاسبه‌ی انواع خشکسالی شاخص‌های مختلفی بیان گردیده است. برخی شاخص‌ها برای محاسبه‌ی انواع خشکسالی مناسب هستند در حالی که برخی دیگر میزان فشاری که به منابع آبی وارد می‌شود را مشخص می‌کنند (Mario pedro et al., 2015). به عنوان مثال SPI و EDI دو شاخصی هستند که برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی استفاده می‌گردند که شاخص SPI با تعداد وابستگی ۳، به عنوان بهترین ورودی مدل می‌باشد (Malek mahmoodi, 2017). می‌توان از داده‌های سنجش از دور نیز برای پیش‌بینی خشکسالی کمک گرفت (Basiri Shooshde, 2014). تحقیقات نشان داده است مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی در همه بازه‌های زمانی بهترین مدل برای پیش‌بینی خشکسالی می‌باشد (Bahrami, Farboudfam, 2019). (Basiri shooshde, 2014; Yonesi, 2016; 2016;

روش موجک- شبکه عصبی به عنوان مدلی قوی و کارآمد برای پیش‌بینی خشکسالی عمل می‌نماید و نتایج قابل قبولی در اختیار محقق قرار می‌دهد. هدف از این پژوهش تعیین موجک مادر بهینه برای پیش‌بینی انواع خشکسالی بر مبنای روش تلفیقی موجک- شبکه‌ی عصبی می‌باشد. در پژوهش‌های پیشین در این خصوص نظری بیان نگردیده است که مشخصاً تعیین نماید کدام نوع خشکسالی با کدام موجک مادر دقیق‌تر پیش‌بینی می‌گردد.

خشکسالی به عنوان بی سروصداترین بلایای طبیعی در مقابل سیلاب به عنوان یکی از پر صدماتین بلایا قرار گرفته است. این درحالی است که خطر و خسارت‌های ناشی از خشکسالی به مراتب بیشتر از سایر بلایای طبیعی مانند: سیل، طوفان، آتش‌نشان و حتی زلزله است. ولی به دلیل اینکه مشاهده تأثیر تخریب خشکسالی نیاز به زمان به نسبت طولانی دارد، مطالعه و تحقیق و نحوه برخورد با آن کمتر موردتوجه قرار گرفته است. درحالی که وقوع یک دوره خشکسالی شدید علاوه بر خسارت‌های آشکار به طور معمول به محصولات کشاورزی، فضای سبز و دامپروری وارد می‌آید و گاهی باعث قحطی می‌شود، خسارت‌های ناپیدای دیگری را نیز باعث می‌شود که در مواردی جبران‌ناپذیر از حوزه‌های پیدا و آشکار آن است. برای در امان ماندن از زلزله، آتش‌فشان و سیلاب کافی است برای مدت کوتاهی از مرکز وقوع این بلاها فاصله گرفت، ولی در صورت وقوع خشکسالی، کل یک جامعه در یک دوره زمانی طولانی خسارت خواهد دید و خسارت‌های ناشی از خشکسالی بسیار سنگین و جبران‌ناپذیر می‌باشد به طوری که در بسیاری از موارد شرکت‌های بیمه‌گذار نیز توان پوشش مالی این خسارت‌ها را ندارند. پیش‌گیری از بروز خشکسالی بهترین روش برای جبران خسارت‌های ناشی از آن می‌باشد. گریز از خشکسالی بدون برنامه‌ریزی میسر نخواهد بود (Apsis, 2016). لذا پیش‌بینی خشکسالی به منظور برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب و پیش‌گیری از بروز خسارات احتمالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. آنچه که بیشتر اهمیت پیدا می‌کند این است که امر پیش‌بینی با حداکثر دقت انجام پذیرد چرا که در غیر این صورت علاوه بر خسارت‌های ناشی از خشکسالی هزینه‌های اضافی مربوط به پیش‌بینی اشتباه و به تبع آن مدیریت اشتباه منابع آب را نیز باید پرداخت نمود. پیش‌بینی خشکسالی نه تنها یکی از چالش‌های اساسی کشور بلکه چالشی برای کشورهای دارای فناوری مدلسازی دینامیکی پیش‌بینی ماهانه است (Babaian et al., 2018). به منظور پیش‌بینی دقیق خشکسالی می‌بایست تمام عوامل تاثیرگذار بر امر پیش‌بینی اعم از داده‌های ورودی، شاخص‌های مورد استفاده، مدل‌های به کار رفته، نرم‌افزارهای تحلیلگر و ورودی‌های این مدل‌ها و نرم‌افزارها همگی با حداکثر دقت انتخاب گردد. در ادامه بیشتر به این موارد خواهیم پرداخت.

با وجود اهمیت اجتماعی، اقتصادی و زیست محیطی که در زمان فقدان منابع آب به وجود می‌آید هیچ نظر یکسانی درباره تعریف مفاهیم مربوط به کمبود آب یا خشکسالی وجود ندارد. همانطور که توسط کویرین اشاره شده این یک پدیده پیچیده است که توصیف دقیق آن سخت است به دلیل اینکه تعریف آن شامل متغیر فضایی و تابع مضمون می‌باشد

۲- روش تحقیق

۲-۱- منطقه‌ی مورد مطالعه

ایستگاه دبی‌سنجی واقع در نقاط مختلف تهران از شرکت آب و فاضلاب استان تهران دریافت گردید. برای پیش‌بینی خشکسالی کشاورزی از تصاویر ماهواره‌ای Landsat8 مربوط به سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ استفاده گردید. شکل ۲ موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی مورد استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهند.

۲-۳- مراحل انجام تحقیق

به طور کلی در این مطالعه سه نوع خشکسالی هواشناسی، هیدرولوژیکی و کشاورزی جهت پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفتند. بدین منظور از شاخص بارش استاندارد (SPI) برای تشکیل سری زمانی خشکسالی هواشناسی، از شاخص رواناب استاندارد (SRI) برای تشکیل سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی و از شاخص پوشش گیاهی (NDVI) برای تشکیل سری زمانی خشکسالی کشاورزی استفاده گردید. هر یک از این سری‌های زمانی توسط روش تبدیلات موجک یک بار با موجک مادر haar و یک بار با موجک مادر bior1.1 به بخش جزییات و تخمینات تجزیه شدند. از خروجی‌های تبدیلات موجک به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی استفاده شد و هر نوع خشکسالی پیش‌بینی گردید. در نهایت با مقایسه‌ی نتایج، موجک مادر بهینه برای پیش‌بینی هر نوع خشکسالی مشخص گردید. فلوجارت مراحل انجام تحقیق مطابق شکل ۳ می‌باشد.

شهر تهران در پهنه‌ای بین دو وادی کوه و کویر و در دامنه‌های جنوبی البرز گسترده شده است و ۷۳۰ کیلومتر مربع مساحت دارد. از نظر جغرافیایی نیز در ۵۱ درجه و ۱۷ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۳۳ دقیقه ی طول خاوری و ۳۵ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۴۴ دقیقه ی عرض شمالی قرار دارد گستره‌ی کنونی تهران از ارتفاع ۹۰۰ تا ۱۸۰۰ متری از سطح دریا امتداد یافته است؛ این ارتفاع از شمال به جنوب کاهش می‌یابد. تهران دارای اقلیم نیمه‌خشک است. در بیشتر سال‌ها، فصل زمستان نیمی از کل بارش‌های سالانه ی تهران را تأمین می‌کند و تابستان نیز کم‌باران‌ترین فصل در تهران است. متوسط بارش سالانه در شهر تهران ۴۲۶ میلیمتر می‌باشد.

۲-۲- داده‌های جمع‌آوری شده و ایستگاه‌های موجود

در این پژوهش از سه نوع داده برای پیش‌بینی سه نوع خشکسالی استفاده گردیده است. برای پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی داده‌های بارش روزانه از سال ۱۹۸۷ تا سال ۲۰۱۵ مربوط به هفت ایستگاه باران‌سنجی واقع در نقاط مختلف تهران از شرکت آب و فاضلاب استان تهران دریافت گردید. برای پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیکی داده‌های دبی روزانه از سال ۱۹۶۹ تا سال ۲۰۱۶ مربوط به هفت

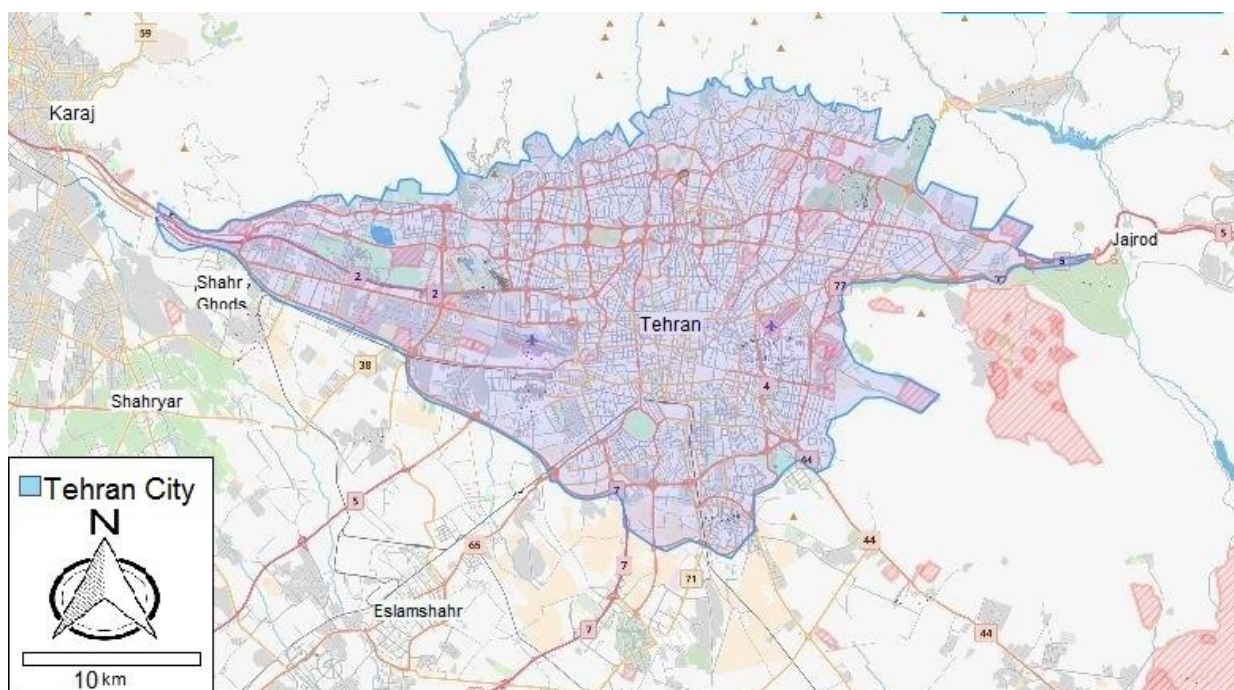


Fig. 1- Location of the study area

شکل ۱- موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه

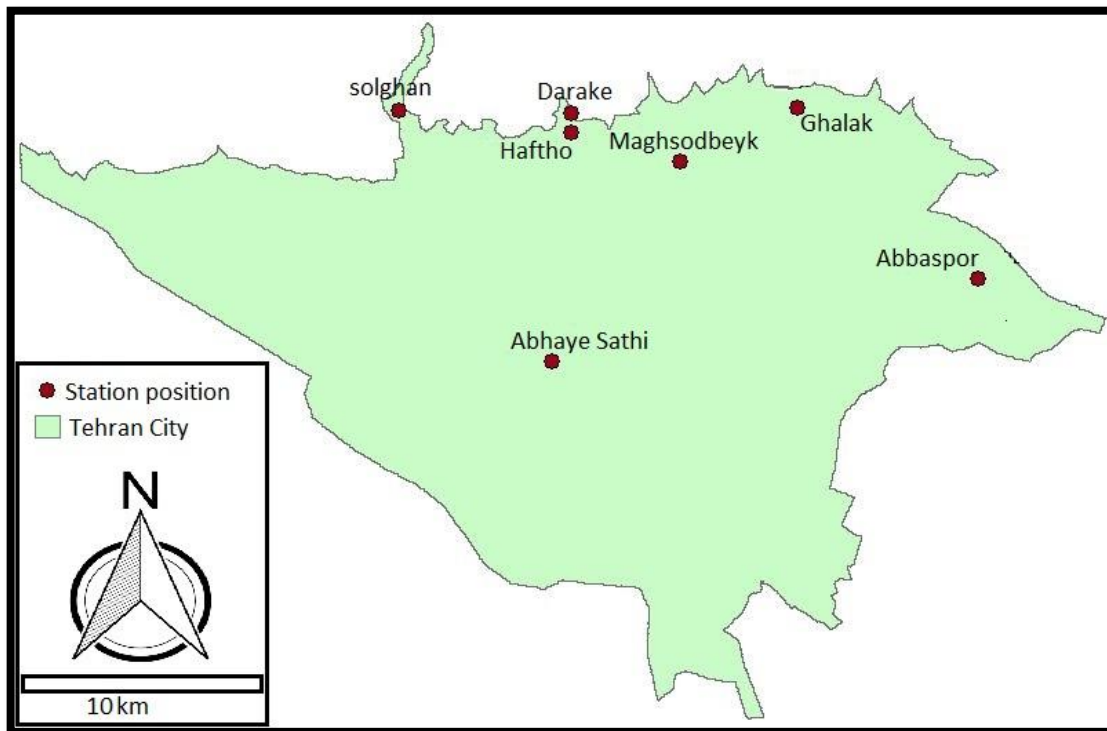


Fig. 2- Location of rain gauge stations
 شکل ۲- موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی

۲-۵- شاخص رواناب استاندارد (SRI⁴)

شاخص رواناب استاندارد شده یک توسعه طبیعی از شاخص بارش استاندارد شده است. با این حال دارای جذبه‌ی بیشتر نسبت به شاخص بارش استاندارد شده می‌باشد و شامل فرایندهای هواشناختی و هیدرولوژیکی است که بر حجم و زمان‌بندی جریان خروجی حوضه موثراند. شاخص رواناب استاندارد شده بر طبق روش‌شناسی مشابه با شاخص بارش استاندارد شده محاسبه می‌گردد. دوام خشکسالی (D) بر اساس تعداد ماه‌هایی که ارزش شاخص رواناب استاندارد شده زیر صفر باشد تعریف می‌شود و سختی خشکسالی (S) مجموع تجمعی از ارزش شاخص رواناب استاندارد شده برای رویداد خشکسالی خاص می‌باشد.

براین اساس، حالت‌های خشکسالی هیدرولوژیکی به گونه‌ای تعریف می‌گردند که با حالت‌های خشکسالی هواشناسی همانند می‌باشد (Nalbantis, 2009).

برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی داده‌های دبی روزانه از سال ۱۹۶۹ تا ۲۰۱۶ مربوط به هشت ایستگاه دبی‌سنجی جمع‌آوری گردید. ابتدا داده‌های دبی روزانه به دبی ماهانه تبدیل گردید و سپس با تعیین وزن هر ایستگاه با استفاده از روش چند ضلعی‌های تیسس و روابط ذکر شده، مقادیر مربوط به شاخص رواناب استاندارد و

۲-۴- شاخص بارش استاندارد شده (SPI³)

این شاخص کمبود بارش را برای مقیاس‌های زمانی چندگانه (۱، ۳، ۶، ۱۲، ۲۴، ۴۸ ماهه) محاسبه می‌کند. این مقیاس‌های زمانی تأثیر خشکسالی را بر منابع آبی متفاوت منعکس می‌کند. این شاخص مطابق مراحل زیر محاسبه گردید (Karamouz, 2005):

یک سیستم طبقه‌بندی برای تعریف شدت‌های خشکسالی منتج از شاخص بارش استاندارد شده مورد استفاده قرار گرفته شد که مطابق جدول یک می‌باشد (Barkhordari, 2016). خشکسالی اتفاق می‌افتد که شاخص SPI به صورت منفی تداوم یابد و به -0.1 یا کمتر از آن برسد، و هنگامی که شاخص بارش استاندارد شده مثبت شود خشکسالی خاتمه می‌یابد.

با داشتن داده‌های بارش روزانه از سال ۱۹۸۷ تا ۲۰۱۵ مربوط به هفت ایستگاه باران‌سنجی ابتدا داده‌های بارش روزانه به بارش ماهانه تبدیل گردید و سپس با تعیین وزن هر ایستگاه با استفاده از روش چند ضلعی‌های تیسس و روابط ذکر شده، مقادیر مربوط به شاخص بارش استاندارد ماهانه محاسبه و سری زمانی خشکسالی هواشناسی مطابق شکل زیر استخراج گردید.

پوشش گیاهی توسعه یافته و با استفاده از تفاوت بین مادون قرمز نزدیک (که قویاً توسط گیاهان بازتابش می‌شود) و نور قرمز (که توسط گیاهان جذب می‌شود) می‌تواند نقاط دارای پوشش گیاهی را نمایان سازد. نقشه‌های NDVI به منظور اندازه‌گیری سلامت گیاهان از ترکیب طول موج مادون قرمز نزدیک و طول موج قرمز استفاده می‌کنند.

سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی مطابق شکل زیر استخراج گردید.

۲-۶- شاخص پوشش گیاهی (NDVI)

شاخص پوشش گیاهی (NDVI) شاخصی است که به منظور توصیف

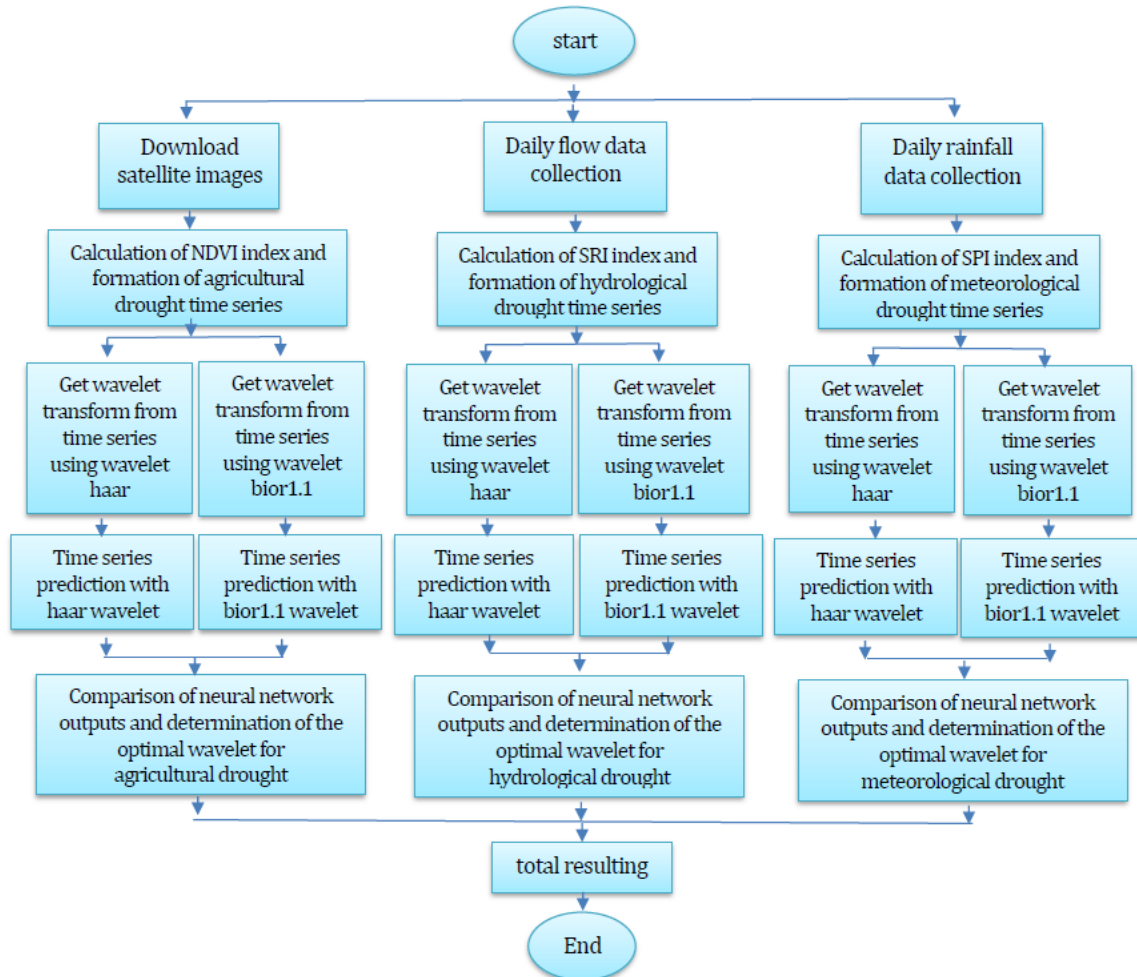


Fig. 3- Flowchart of research steps

شکل ۳- فلوچارت مراحل تحقیق

Table 1- Types of Drought based on standard precipitation index values
جدول ۱- انواع خشکسالی با توجه به مقادیر شاخص بارش استاندارد (Barkhordari, 2016)

SPI Values	Category Of Drought
$SPI \geq 2$	Extremely wet
$1.5 \leq SPI < 2$	Very wet
$1 \leq SPI < 1.5$	Moderately wet
$0 \leq SPI < 1$	normal
$-1 \leq SPI < 0$	Near normal
$-1 \leq SPI < -1$	Moderately dry
$-2 \leq SPI < -1$	Very dry
$SPI < -2$	Extremely dry

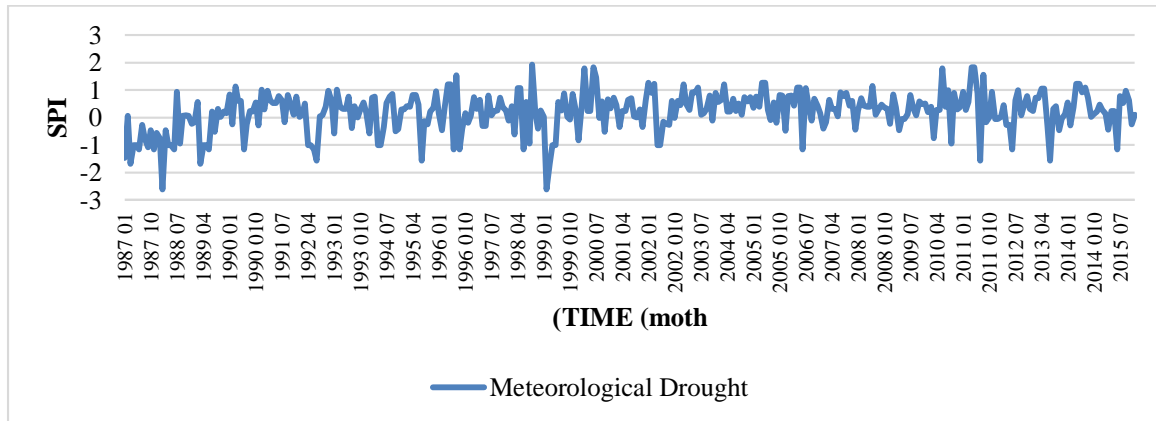


Fig. 4- Meteorological drought time series in Tehran from 1987 to 2015

شکل ۴- سری زمانی خشکسالی هواشناسی در شهر تهران از سال ۱۹۸۷ تا ۲۰۱۵

Table 2- Types of drought based on standard runoff index values
جدول ۲- انواع خشکسالی با توجه به مقادیر شاخص رواناب استاندارد (Nazaripour, 2018)

SRI Values	Category Of Drought
$SRI \geq 2$	Extremely wet
$1.5 \leq SRI < 2$	Very wet
$1 \leq SRI < 1.5$	Moderately wet
$0 \leq SRI < 1$	normal
$-1 \leq SRI < 0$	Near normal
$-1 \leq SRI < -1$	Moderately dry
$-2 \leq SRI < -1$	Very dry
$SRI < -2$	Extremely dry

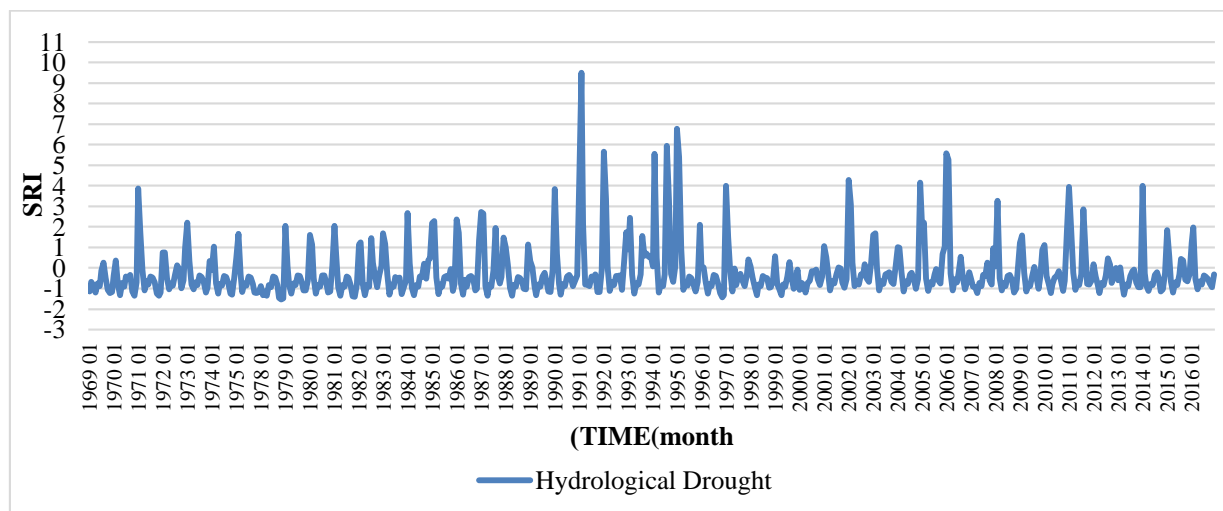


Fig. 5- Hydrological drought time series in Tehran from 1969 to 2016

شکل ۵- سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی در شهر تهران از سال ۱۹۶۹ تا ۲۰۱۶

در مدار خود قرار گرفته و دریافت تصاویر مربوط به سال‌های قبل تر امکان پذیر نمی‌باشد. تصاویر دریافتی به نرم افزار ArcGIS انتقال یافت و پس از برش منطقه‌ی مورد مطالعه و ژئورفرنس کردن تصاویر ماهواره‌ای، مقادیر شاخص NDVI توسط نرم افزار ArcGIS استخراج

برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی کشاورزی ابتدا از سایت Earth Explorer تصاویر ماهواره‌ای از سال ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۱۵ مربوط به شهر تهران و از سنجنده‌ی Oli ماهواره‌ی Landsat-8 دریافت گردید. شایان ذکر است این ماهواره از ماه آپریل سال ۲۰۱۳

نیز مقادیر منفی NDVI را اتخاذ می‌کنند. با در دست داشتن مقادیر NDVI ماهانه از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ مربوط به هشت ایستگاه پراکنده در شهر تهران، وزن هر ایستگاه با استفاده از چند ضلعی‌های تیسین تعیین شد و سری زمانی خشکسالی کشاورزی مطابق تصویر زیر استخراج گردید.

۲-۷- تبدیلات موجک

تحقیقات نشان داده استفاده از تبدیلات موجک تأثیر قابل توجهی بر روی عملکرد مدل‌ها دارد (Karimi et al., 2020). به طور کلی موجک‌ها دسته‌ای از توابع ریاضی هستند که داده‌های سری زمانی را به دو دسته‌ی کلی شامل جزییات و تخمینات تقسیم می‌کنند (Alexandridis and Zapranis, 2013). زمینه ریاضی آنالیز موجک به کار Joseph Fourier در قرن نوزدهم برمی‌گردد. تبدیل موجک در مکان و فرکانس متمرکز می‌شود. در تبدیل فوریه، سیگنال به موج‌های سینوسی که دارای بسامدهای متفاوت هستند تفکیک می‌شود. به همین نحو در تبدیل موجک، سیگنال به موجک‌هایی که شکل انتقال‌یافته یا مقیاس شده‌ای از یک موجک اصلی (یا مادر) هستند تفکیک می‌شود (Choobi, 1992).

گردید. نمونه‌ای از تصویر ماهواره‌ای شهر تهران مربوط به ماه دسامبر سال ۲۰۱۵ در تصویر زیر نمایش داده شده است.

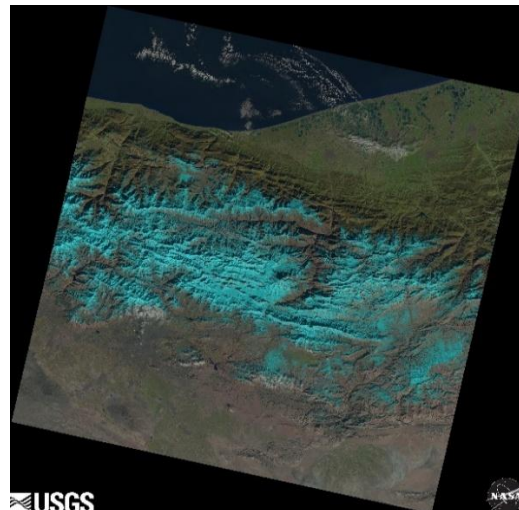


Fig. 6- Satellite image of Tehran in December 2015 (Earth Explorer)

شکل ۶- تصویر ماهواره‌ای شهر تهران در ماه دسامبر سال ۲۰۱۵ (Earth Explorer)

مقادیر NDVI بین ۱- و ۱+ تغییر می‌کند و مقادیر بالای مثبت NDVI به معنی پوشش گیاهی بلند می‌باشد. مناطق شهری و پهنه‌های آبی

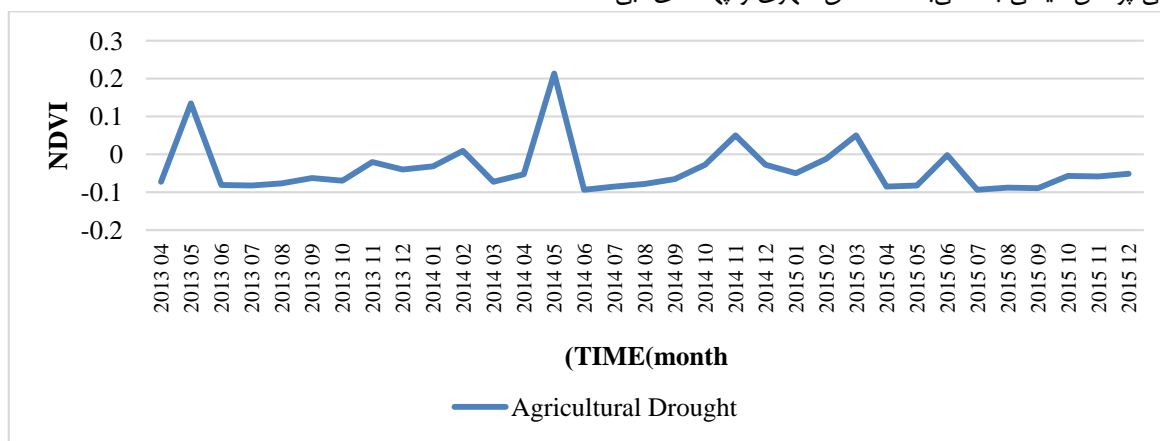


Fig. 7- Agricultural drought time series in Tehran from 2013 to 2015

شکل ۷- سری زمانی خشکسالی کشاورزی در شهر تهران از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵

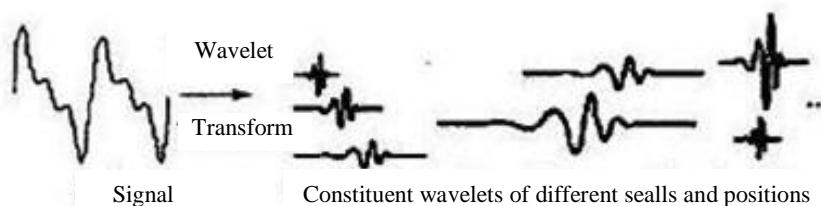


Fig. 8- Signal separation into its constituent wavelet using wavelet conversion coefficients

شکل ۸- تفکیک سیگنال به موجک‌های مادر تشکیل‌دهنده آن با استفاده از ضرایب تبدیل موجک (Choobi, 1992)

تفکیک بهتری نسبت به تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه است و مشکل تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه را هم ندارد.

در شکل زیر نحوه‌ی عملکرد تبدیل موجک گسسته و فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر نمایش داده شده است.

۲-۸- شبکه عصبی

ایده شبکه عصبی در سال ۱۹۴۳ توسط مک کلوج و پیترز ارایه شد. متغیرهای ورودی یک گره از بین N متغیر ورودی و تعداد کل PDهای لایه حاضر بر طبق تعداد متغیرهای ورودی انتخاب می‌گردد. در نتیجه تعداد گره‌ها برابر $r(N-r)$ می‌شود که r تعداد متغیرهای ورودی انتخاب شده است. ثوابت PD از رابطه‌ی زیر تخمین زده می‌شوند.

(۳)

$$C_i = (X_i^T X_i)^{-1} X_i^T Y \quad \text{و} \quad X_i = [X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}, \dots, X_{nri}]^T$$

$$X_{Ki} = [1 \ X_{Ki1} \ X_{Ki2} \ X_{Ki1}^2 \ X_{Ki2}^2 \ X_{Ki1}^3]$$

$$C_i = [C_0 \ C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_{n'}]$$

که در آن i شماره گره، k شماره داده، n تعداد ورودی‌های انتخابی، m ماکسیمم درجه و n' تعداد ثوابت تخمینی می‌باشد. هر PD توسط داده‌های آموزش و تست تخمین زده شده و ارزیابی می‌شود. سپس اینها را باهم مقایسه کرده و PDهایی را که عملکرد بهتری داشته‌اند جدا می‌گردند. خروجی‌های لایه قبل به عنوان ورودی لایه جدید در نظر گرفته می‌گردد. مراحل تا جایی تکرار می‌شود که خطای مرحله بعدی از خطای مرحله قبلی بزرگتر شود یا تعداد لایه‌ها به تعداد از قبل تعیین شده توسط کاربر برسد.

توابع موجک با اضافه کردن دو پارامتر انتقال و مقیاس، به صورت زیر از روی موجک مادر بدست می‌آیند:

$$\Psi_{a,b}^* = \left(\frac{1}{\sqrt{a}}\right) \Psi\left[\frac{x-a}{b}\right] \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (۱)$$

در این رابطه Ψ موجک مادر، a پارامتر مقیاس و b پارامتر انتقال و ضریب $a^{-1/2}$ به منظور نرمالیزه کردن مقیاس‌های مختلف اضافه شده است. در کل تبدیلات موجک به دو دسته‌ی تبدیلات موجک پیوسته و گسسته تقسیم می‌شوند.

در این مطالعه از تبدیل موجک گسسته استفاده گردید. تبدیل موجک گسسته سیگنال ورودی را با استفاده‌ی مؤلفه‌های فرکانس از یک سری فیلترهای عبوری بالا گذر و پائین گذر تجزیه می‌کند. یعنی سیگنال دریافتی را ابتدا به دو قسمت تقریبیات و جزییات تبدیل می‌کند و سپس قسمت مربوط به تقریب را دوباره به همین نحو تجزیه می‌کند تا در آخر به حالتی برسد که کمترین مقدار فرکانس خود را داشته باشد چون در این حالت مقیاس این سیگنال در بیشترین حالت خود قرار دارد. در تبدیل موجک گسسته، دو دسته تابع مد نظرند:

۱- توابع مرتبط با مقیاس، ۲- توابع مرتبط با موجک مادر که به ترتیب مربوط به صافی‌های پایین‌گذر و بالاگذر هستند.

$$Y_{low}[k] = \sum_n x[n].h[-n+2k] \quad , \quad Y_{higt}[k] = \sum_n x[n].g[-n+2k] \quad (۲)$$

که در آن‌ها به ترتیب $Y_{higt}[k]$ و $Y_{low}[k]$ خروجی‌های صافی پایین‌گذر و بالاگذر تبدیل موجک در واقع یک نوع تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه با طول پنجره‌ی متغیر است، بطوری که دارای قدرت

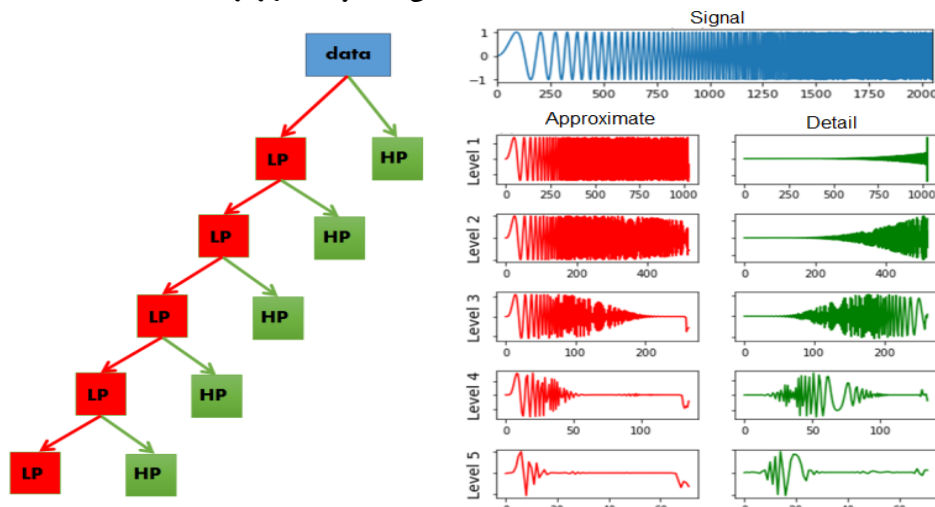


Fig. 9- Discrete wavelet transform function
شکل ۹- نحوه‌ی عملکرد تبدیل موجک گسسته

۳- نتایج و تحلیل نتایج

۳-۱- نتایج پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی

از سری زمانی خشکسالی هواشناسی (شکل ۲) با هر یک از موجک‌های مادر haar و bior1.1 تا سه لول تبدیلات موجک گرفته شد که نتایج حاصله شامل سه سری زمانی مربوط به جزئیات و یک سری زمانی تخمینات برای هر موجک مادر می‌باشد. این چهار سری زمانی مربوط به هر موجک مادر به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی داده شد. تأخیرات مربوط به سری زمانی خشکسالی هواشناسی به اندازه‌ی هفتاد درصد سری زمانی موجود و به تعداد ۷۴ تأخیر در نظر گرفته شد. میزان اعتبار سنجی مدل ۱۰٪ و داده‌های تست نیز ۱۰٪ اعمال گردید. نتایج حاصله از پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی با موجک مادر haar و bior1.1 مطابق تصاویر زیر به‌دست آمد (شکل ۸ و ۹).

۳-۲- نتایج پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیکی

از سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی (شکل ۳) با هر یک از موجک‌های مادر haar و bior1.1 تا چهار لول تبدیلات موجک گرفته شد که نتایج حاصله شامل چهار سری زمانی مربوط به جزئیات و یک سری زمانی تخمینات برای هر موجک مادر می‌باشد. این پنج سری زمانی مربوط به هر موجک مادر به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی داده شد. برای تعیین تابع هدف، تأخیرات مربوط به سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی به اندازه‌ی هفتاد درصد سری زمانی موجود و به تعداد ۱۲۹ تأخیر در نظر گرفته شد. میزان اعتبار سنجی مدل ۱۵٪ و داده‌های تست نیز ۱۵٪ اعمال گردید. نتایج حاصله از پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیکی با موجک مادر haar و bior1.1 مطابق تصاویر زیر به‌دست آمد (شکل ۱۰ و ۱۱).

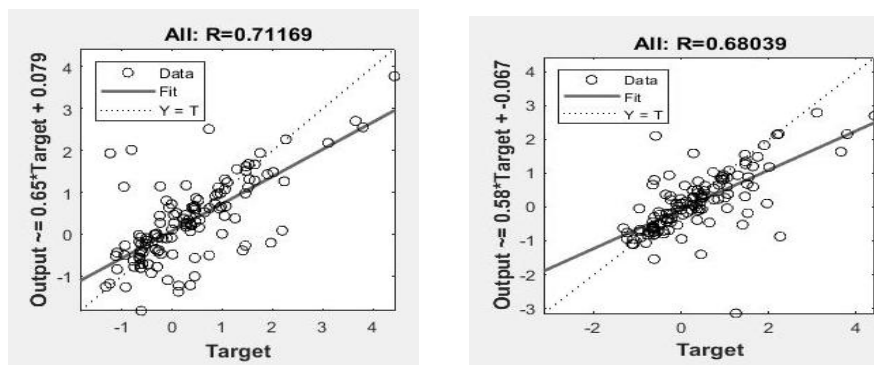


Fig. 10- Regression for meteorological drought with haar wavelet (right) and bior1.1 wavelet (left) (شکل سمت راست) و موجک bior1.1 (شکل سمت چپ)

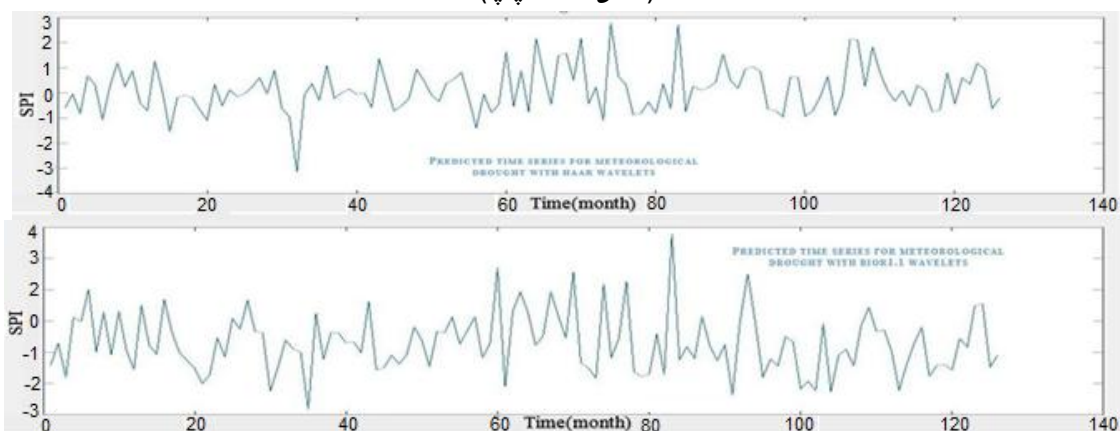


Fig. 11- Predicted time series for meteorological drought with haar wavelet (top) and bior1.1 (bottom) (شکل بالا) و bior1.1 (شکل پایین)

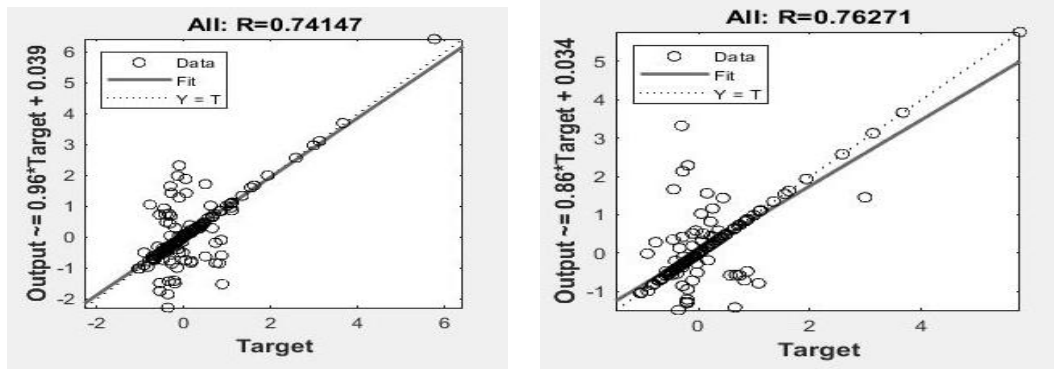


Fig. 12- Regression for hydrological drought with haar wavelet (right) and bior1.1 wavelet (left)
 شکل ۱۲- رگرسیون برای خشکسالی هیدرولوژیکی با موجک haar (شکل سمت راست) و موجک bior1.1 (شکل سمت چپ)

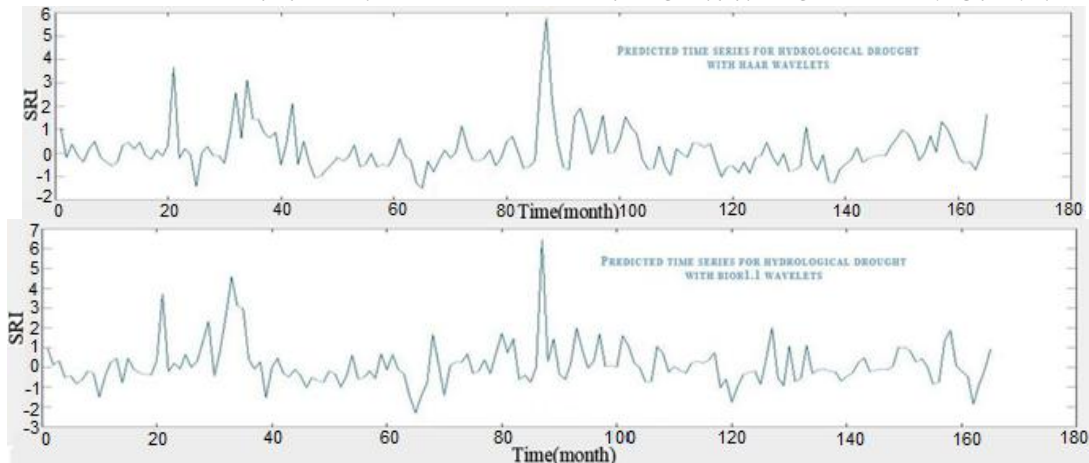


Fig. 13- Predicted time series for hydrological droughts with haar wavelets (top) and bior1.1 (bottom)
 شکل ۱۳- سری زمانی پیش‌بینی شده برای خشکسالی هیدرولوژیکی با موجک haar (شکل بالا) و bior1.1 (شکل پایین)

تعیین تابع هدف، تأخیرات مربوط به سری زمانی خشکسالی کشاورزی به اندازه‌ی پنجاه درصد سری زمانی موجود و به تعداد چهار تأخیر در نظر گرفته شد. میزان اعتبار سنجی مدل ۱۵٪ و داده‌های تست نیز ۱۵٪ اعمال گردید. نتایج حاصله از پیش‌بینی خشکسالی کشاورزی با موجک مادر haar و bior1.1 مطابق تصاویر زیر به دست آمد (شکل ۱۲ و ۱۳).

۳-۳- نتایج پیش‌بینی خشکسالی کشاورزی

از سری زمانی خشکسالی کشاورزی (شکل ۵) با هر یک از موجک‌های haar و bior1.1 تا یک لول تبدیلات موجک گرفته شد. که نتایج حاصله شامل یک سری زمانی مربوط به جزییات و یک سری زمانی تخمینات برای هر موجک مادر می‌باشد. این دو سری زمانی مربوط به هر موجک مادر به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی داده شد. برای

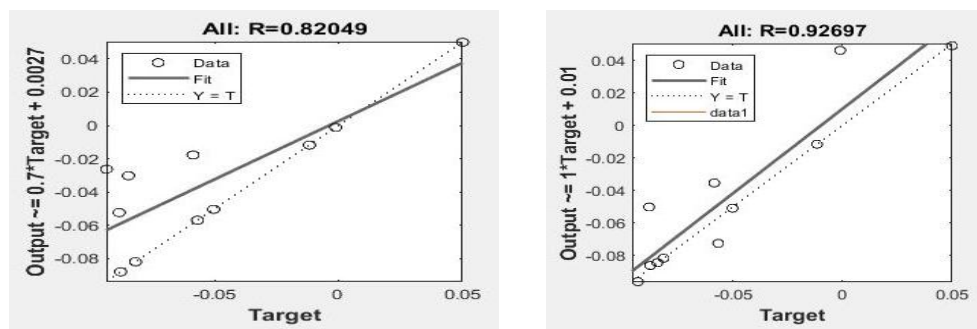


Fig. 14- Regression for agricultural drought with haar wavelet (right) and bior1.1 wavelet (left)
 شکل ۱۴- رگرسیون برای خشکسالی کشاورزی با موجک haar (شکل سمت راست) و موجک bior1.1 (شکل سمت چپ)

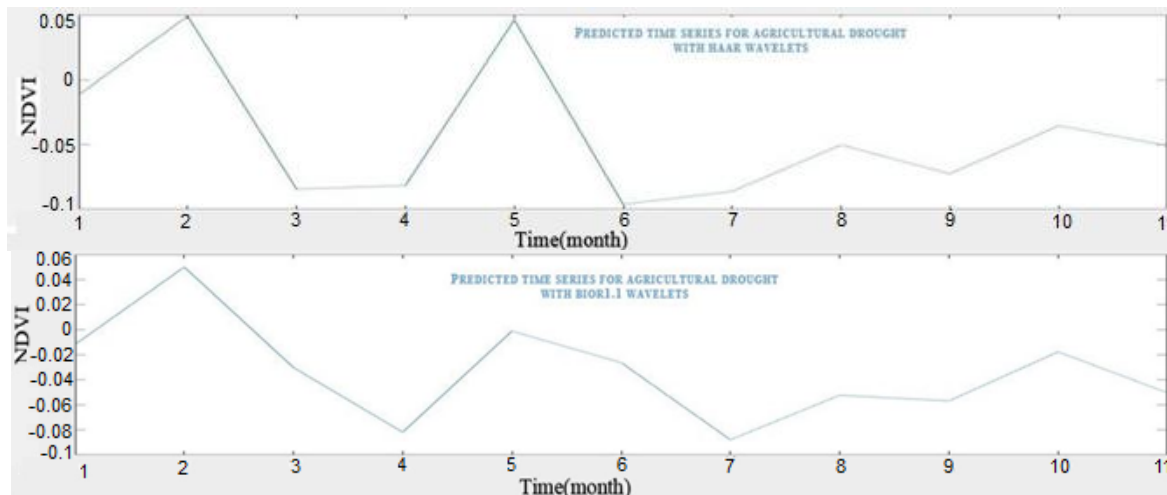


Fig. 15- Predicted time series for agricultural drought with haar wavelets (top) and bior1.1 (bottom) شکل ۱۵- سری زمانی پیش‌بینی شده برای خشکسالی کشاورزی با موجک haar (شکل بالا) و bior1.1 (شکل پایین)

هیدرولوژیکی تا چهار لول بهترین نتیجه را حاصل خواهد کرد. در خصوص خشکسالی کشاورزی مشخص گردید با توجه به محدودیت داده‌های ماهواره‌ای، تبدیلات موجک عملکرد کاملی نداشته و تأثیر چندانی روی سری زمانی اولیه ایجاد نمی‌نماید.

با توجه به مقایسه‌ای که بین نتایج پیش‌بینی هر نوع خشکسالی با استفاده از موجک haar و bior1.1 انجام گرفت مشخص شد نتایج برای موجک مادر haar بدین‌صورت می‌باشد: ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی هواشناسی به ترتیب 0.68039 و 0.3368 و ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی هیدرولوژیکی به ترتیب 0.76271 و 0.666 و ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی کشاورزی به ترتیب 0.92697 و 0.015 می‌باشد. نتایج برای موجک مادر bior1.1 بدین‌صورت می‌باشد: ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی هواشناسی به ترتیب 0.71169 و 0.9923 و ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی هیدرولوژیکی به ترتیب 0.74147 و 0.329 و ضریب رگرسیون و تمرکز خطا برای خشکسالی کشاورزی به ترتیب 0.82049 و 0.016 می‌باشد. با بررسی نتایج حاصله مشاهده می‌شود که برای پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی موجک مادر bior1.1 بهتر ظاهر شده و نتایج بهتری را در اختیار ما قرار می‌دهد. هر چند اختلاف نتایج بین دو موجک مادر ناچیز بوده و هر دو قابل قبول می‌باشند اما موجک bior1.1 در خصوص پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد. اما در خصوص پیش‌بینی دو نوع خشکسالی هیدرولوژیکی و کشاورزی مشخص گردید موجک مادر haar نتایج بهتری در اختیار ما قرار می‌دهد. شایان ذکر است در این دو نوع خشکسالی نیز اختلاف ناچیزی بین نتایج با موجک‌های مادر مختلف

۴- خلاصه و جمع‌بندی

در این پژوهش به منظور تعیین موجک مادر بهینه برای پیش‌بینی انواع خشکسالی ابتدا سری زمانی هر نوع خشکسالی محاسبه گردید. برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی هواشناسی از شاخص بارش استاندارد شده استفاده گردید و مشخص شد این شاخص نتایج بسیار خوبی در خصوص محاسبه‌ی خشکسالی هواشناسی حاصل می‌نماید (Malekmohamadi, 2017). برای محاسبه‌ی سری زمانی خشکسالی هیدرولوژیکی از شاخص رواناب استاندارد استفاده شد و مشخص گردید که این شاخص برای محاسبه‌ی خشکسالی هیدرولوژیکی بسیار خوب عمل می‌کند (Nazaripor, 2018). سری‌های زمانی مذکور توسط تبدیلات موجک به بخش جزئیات و تخمینات تقسیم شدند. با توجه به ماهیت داده‌های ایستگاه‌های بارانسنجی این نتیجه حاصل شد که مقایسه بین دو موجک مادر haar و bior1.1 انجام پذیرد. چرا که عملکرد این دو موجک مادر به گونه‌ای می‌باشد که ریخت نهایی سری زمانی مربوط به تخمینات، بیشترین شباهت را با سری زمانی اولیه مربوط به خشکسالی‌ها داشتند. این تقسیمات ابتدا با موجک مادر haar و سپس با موجک مادر bior1.1 برای هر نوع خشکسالی انجام پذیرفت. سپس با استفاده از روش تلفیقی تبدیل موجک- شبکه عصبی به پیش‌بینی سری زمانی هر نوع خشکسالی پرداخته شد. خروجی حاصل شده از تبدیلات موجک به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی به کار گرفته شد تا نتایج بهتری حاصل گردد. نتایج نشان داد روش تلفیقی موجک- شبکه‌ی عصبی راندمان بالاتری نسبت به روش تبدیلات موجک به تنهایی دارد (Farbodfam, 2019). در خصوص خشکسالی هواشناسی مشخص گردید گرفتن تبدیلات موجک تا سه لول و در خصوص خشکسالی

- of rice agriculture using a MODIS-derived soil moisture index. *GIScience & Remote Sensing* 45(1):109-129
- Lwin K K (2010) Estimation of Landsat TM surface temperature using ERDAS imagine spatial modeler. SIS Tutorial Series, Division of Spatial Information Science
- Weng Q, Lu D, and Schubring J (2004) Estimation of land surface temperature- vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment*, Elsevier Science Inc Box 882 New York NY 10159 USA, 89:467-483
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A, and Deering D W (1974) Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. Third ERTS-1 Symposium, 10-14 Dec. 1973, NASA SP-351, Washington D. C. NASA, pp. 309-317
- NASA (2013) Landsat7 science data users handbook. Available at: landsathandbook.gsfc.nasa.gov
- Alexandridis AK and Zapranis AD (2013) Wavelet neural networks: A practical guide. *Neural Networks* 42:1-27
- Daubechies I (1990) The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis. *IEEE Transactions on Information Theory* 36(5):961-1005
- Santoso S, Powers EJ, and Grady WM (1997) Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods. *IEEE Transactions on Power Delivery* 12(3):1250-1257
- Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, and Daubechies I (1992) Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing* 1(2):205-220
- Pittner S and Kamarthi S V (1999) Feature extraction from wavelet coefficients for pattern recognition tasks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis urban water consumption and weather variables in Seoul, Korea. Physical Geography* 30(4) and *Machine Intelligence* 21(1):83-88
- Rezaali M, Karimi A, Mohammadnezhad B, Rasouli A (2020) Studying the effect of wavelet transform on the uncertainty of artificial neural network based models and extreme learning machines for the prediction of urban water demand. *Iran-Water Resources Research* 15(4):124-136 (In Persian)
- Farboudfam N, Nourani V, Aminnejad B (2019) Spatial-temporal disaggregation of rainfall time series using wavelet-artificial neural network hybrid model. *Iran-Water Resources Research* 14(5):374-290 (In Persian)
- Nohegar A, Mohamadi F, Malekian A, Basiri N (2014) Meteorological drought forecasting based on remote دیده می‌شود و هر دو موجک برای پیش‌بینی سری زمانی خشکسالی مناسب می‌باشند اما موجک مادر haar در خصوص پیش‌بینی خشکسالی‌های هیدرولوژیکی و کشاورزی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد.
- پیشنهاد می‌گردد سیاستگذاران منابع آب برای پیش‌بینی دقیق‌تر انواع خشکسالی از سری‌های زمانی با بازه‌ی زمانی طولانی‌تر و مدل تلفیقی موجک- شبکه‌ی عصبی استفاده نمایند. در خصوص پیش‌بینی خشکسالی کشاورزی بهتر است از شاخص رطوبت خاک استاندارد استفاده گردد و در صورت عدم دسترسی به داده‌های رطوبت خاک بهترین جایگزین استفاده از داده‌های سنجش از دور می‌باشد. برای گرفتن تبدیلات موجک از سری زمانی خشکسالی هواشناسی استفاده از موجک مادر bior1.1 و برای گرفتن تبدیلات موجک از سری زمانی خشکسالی‌های هیدرولوژیکی و کشاورزی استفاده از موجک مادر haar پیشنهاد می‌گردد.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Wavelet Transform
- 2- Probabilistic Neural Network
- 3- Standardized Precipitation Index
- 4- Standardize Runoff Index
- 5- Normalized Difference Vegetation Index

۵- مراجع

- Karamouz M, Araghinejad Sh (2005) *Advanced hydrology*. Amirkabir University Press, 373-378
- Zarch M A A, Malekinezhad H, Mobin M H, Dastorani M T, and Kousari M R (2011) Drought monitoring by Reconnaissance Drought Index (RDI) in Iran. *Water Resurcement* 25(13):3485-3504
- Nalbantis I and Tsakiris G (2009) Assessment of hydrological drought revisited. *Water Resources Management* 23(5):881-897
- Hunt E D, Hubbard K G, Wilhite DA, Arkebauer T J, and Dutcher A L (2008) The development and evaluation of a soil moisture index. *International Journal of Climatology* 29:747-759
- Michigan Tech Research Institute (2009) Inputs to the multi-criteria decision model. National Consortium for Remote Sensing in Transportation.
- USGS (2015) Landsat 8 (L8) data users handbook. Version 1. 0., Department of the Interior, U. S. Geological Survey
- Parida B R, Collado W B, Borah R, Hazarika M K, and Samarakoon L (2008) Detecting drought-prone areas

- its prediction with Markov chain in Lut desert catchment. Proceedings of the Second International Congress of Agricultural and Environmental Sciences 196-207
- Tahririe Apsis (2016) Drought and water crisis. <http://apsis.ir/>. (In Persian)
- Yonesi M (2016) Drought prediction using an integrated model of artificial neural network-wavelet and ARIMA time series model. Irrigation Science and Engineering 41(2):167-181
- Earth explorer. <https://earthexplorer.usgs.gov/>.
- Babaian I, Khazanedari L, Abbasi F, Modirian R, Karimian M, Malbousi SH (1397) Monthly forecast of SPI drought index in the southwestern catchment using CFSv.2 outlet post-processing. Iran-Water Resources Research 14(3):102-113 (In Persian)
- sensing data and wave analysis. M.Sc. Faculty of Literature and Humanities. University of Hormozgan (In Persian)
- Komasi M, Malek Mahmoodi M, Montaseri H (2017) Drought forecasting by SPI and EDI indices using ANFIS method based on C-mean and SC clustering. Agricultural Meteorology Research 5(1):36-37 (In Persian)
- Bahrami N, Ghorbani M, Asadi E (2016) SPI drought index forecast using wave-neural models and support vector regression. M.Sc. Faculty of Agricultural Sciences, University of Tabriz (In Persian)
- Barkhordari J, Khosravi H (2016) Determine the best geostatistic method for spatial analyzing of the standard distribution index of drought in Yazd Province. Watershed Management Research (Pajouhesh & Sazandegi) 112:88-100 (In Persian)
- Nazaripour H (2018) Hydrological drought hardness assessment based on standardized runoff index and