



سنجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران سال چهاردهم، شماره دوم، تابستان ۱۴۰۱
Iranian Remote Sensing & GIS Vol.14, No. 2, Summer 2022

۷۵-۹۰

مقاله پژوهشی

بررسی ارتباط بین خشکسالی و کاهش کیفیت آب با استفاده از سنجش از دور و روش شبکه‌های عصبی

مهران شایگان^۱ و مرضیه مکرم^{۲*}

۱. استادیار، گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه تربیت مدرس

۲. دانشیار بخش جغرافیا، دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه شیراز

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۱۷

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۰/۰۵

چکیده

با توجه به تأثیر خشکسالی در کیفیت و کمیت آب، هدف از این مطالعه بررسی خشکسالی با استفاده از شاخص‌های خشکسالی و ارتباط آن با میزان کیفیت آب در مناطق شمالی استان فارس ایران است. برای این منظور، شاخص‌های خشکسالی PCI، TVDI، NDVI در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ استفاده شد. در ادامه، نقشه‌های پهنه‌بندی عناصر آب (Ca، Cl، EC، K، Na، Mg) با استفاده از روش کریجینگ تولید شد. سپس با به‌کارگیری روش شبکه‌های عصبی (MLP)، میزان عناصر آب با استفاده از شاخص‌های خشکسالی پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد که با توجه به مقادیر شاخص‌های خشکسالی، روند تغییرات خشکسالی در منطقه از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ افزایشی بوده و بخش‌های جنوبی منطقه در وضعیت حادث‌تری به نسبت دیگر بخش‌ها قرار دارد. نتایج حاصل از نقشه‌های پهنه‌بندی عناصر آب هم نشان داد که در بخش‌های جنوبی، غلظت املاح بیشتر از بخش‌های شمالی است. طبق نتایج حاصل از همبستگی بین شاخص‌های خشکسالی و مقادیر عناصر آب، Ca همبستگی بالایی ($R=0.82$) با شاخص TVDI دارد و عناصر Cl، EC، K، Na، Mg نیز دارای همبستگی معنی‌داری ($R>0.80$) با شاخص PCI است. نتایج حاصل از روش MLP، برای پیش‌بینی وضعیت کیفیت آب با استفاده از شاخص‌های خشکسالی، نشان داد که در مناطق جنوبی میزان املاح بیشتر و در نتیجه، کیفیت آب کمتر است. میزان دقت مدل در پیش‌بینی عناصر Cl، EC، K، Na، Mg، TH، TDS با استفاده از شاخص PCI برابر با $R^2=0.85$ و در مورد عنصر Ca، با استفاده از شاخص TVDI برابر با $R^2=0.71$ است.

کلیدواژه‌ها: خشکسالی، کیفیت آب، سنجش از دور، روش شبکه‌های عصبی MLP.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: شیراز، دانشگاه شیراز، دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اجتماعی، تلفن: ۰۹۱۷۷۸۴۵۳۲۰

۱- مقدمه

امروزه بیش از یک میلیارد نفر از جمعیت جهان به آب سالم دسترسی ندارند. مطالعات نشان می‌دهد که در حدود ۸۰٪ کل بیماری‌ها در کشورهای درحال توسعه به علت تغییرات در کیفیت و کمیت آب است (Eliasson, 2014). پیش‌بینی می‌شود، در صورتی که روند کنونی ادامه یابد، تا سال ۲۰۲۵ بیش از یک سوم مردم جهان مشکل تأمین آب خواهند داشت (Kulshreshtha, 1998). مطالعات نشان می‌دهد، به علت خشکسالی‌های اخیر و جایگزین نشدن آب مصرفی از طریق بارندگی، میزان آب در کشورهای دچار خشکسالی و از جمله ایران کاهش درخور ملاحظه‌ای یافته است (Ghaedi, 2021). خان^۱ و همکاران (۲۰۰۸) در بررسی ارتباط وضعیت خشکسالی در اراضی زراعی یکی از حوزه‌های کشور استرالیا با سطح آب زیرزمینی به این نتیجه رسیدند که به‌رغم بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی در نواحی گوناگون، درموارد بسیاری بین شاخص‌های خشکسالی و سطح آب زیرزمینی ارتباطی قوی وجود دارد. خشکسالی از عوامل مهم و تشدیدکننده است؛ به طوری که کاهش آب ورودی به منابع آبی و یا تبخیر آن باعث افزایش غلظت عناصر و املاح در آب می‌شود و کاهش این املاح بسیار مشکل و هزینه‌بر است.

به منظور بررسی مطالعات خشکسالی، با توجه به مشکلات کمی کردن ویژگی‌های خشکسالی مانند تداوم، شدت و بزرگی خشکسالی، شاخص‌های متعددی در دهه‌های اخیر توسعه یافته است. از این شاخص‌ها می‌توان به شاخص شدت خشکسالی پالم (PDSI) (Mishra & Singh, 2010)، شاخص SPI (Mckee et al., 1993)، شاخص SPEI (Vicente-Serrano et al., 2011) برای بررسی خشکسالی در کوتاه‌مدت، شاخص TVDI (Gao et al., 2011)، شاخص VCI (Quiring & Ganesh, 2010)، شاخص TCI (Kukunuri et al., 2020)، شاخص NDVI و شاخص EVI (Spadoni et al., 2020; Xie & Fan, 2021) اشاره کرد.

میشرا^۲ و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند که خشکسالی و شرایط وقوع سیل منجر به ایجاد بسیاری از باکتری‌ها و آلودگی آب می‌شود؛ به‌ویژه در محیط رودخانه که در آن، در جوامع میکروبی، تفاوت‌های بسیاری بین دوران خشکسالی و وقوع سیل رخ می‌دهد. طبق نتایج، تأثیر شایان توجه رویدادهای آبخیز در کیفیت آب و جوامع میکروبی مشخص شده است. تأثیر خشکسالی در شاخص‌های کیفیت آب در محیط‌های کاربری گوناگون ممکن است متفاوت باشد که نقش غالب ویژگی‌های حوزه آبخیز را برجسته می‌کند. فلاحی^۳ و همکاران (۲۰۲۰) ارتباط بین پارامترهای فیزیکوشیمیایی ۲۹ چاه را با خشکسالی، با استفاده از شاخص بارش استاندارد (SPI) در طول دوره خشکسالی ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۵، در استان مرکزی تجزیه و تحلیل کردند. نتایج نشان داد که کاهش میانگین سالیانه بارندگی در طول دوره مورد مطالعه نه تنها باعث استفاده بیش از حد از آب‌های زیرزمینی به‌منزله منابع آبی اولیه شده بلکه به کاهش شایان توجه کیفیت شیمیایی آن منجر شده است. توماز^۴ و همکاران (۲۰۲۰) کیفیت آب آبیاری در جنوب پرتغال و ارتباط آن با خشکسالی را با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و تحلیل عاملی، ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که توزیع سالیانه غیرعادی بارش و دما منجر به افزایش خشکسالی می‌شود. صابر^۵ و همکاران (۲۰۲۰) وضعیت کیفیت و کمیت آب را در دریاچه آروهد^۶ بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که با افزایش خشکسالی در سال ۲۰۱۹، کیفیت و کمیت آب کاهش یافته است. کیم^۷ و همکاران (۲۰۱۹) خشکسالی و ارتباط آن را با کیفیت آب در جنوب کشور کره ارزیابی کردند. نتایج نشان داد کیفیت آب به شدت تحت تأثیر خشکسالی قرار دارد.

1. Khan
2. Mishra
3. Fallahati
4. Tomaz
5. Saber
- 6 Arrowhead
7. Kim

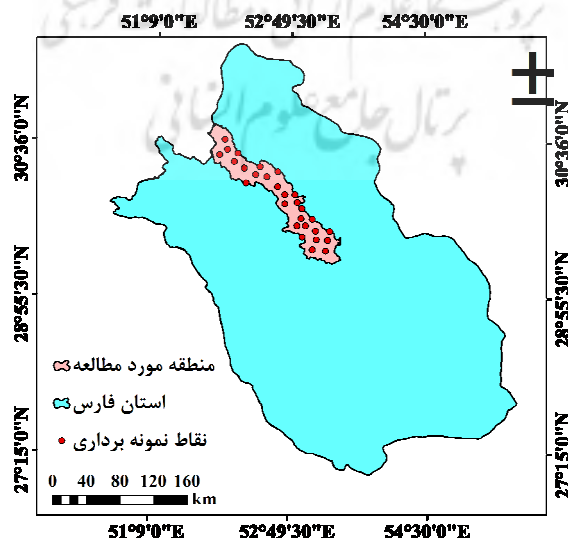
آبخیز مورد مطالعه از نظر کشاورزی، شهری، باغات و غیره اهمیت فراوانی دارد. بیشتر واحدهای سنگ‌شناختی منطقه از سنگ‌آهک و دولومیت همراه با مارن، ماسه‌سنگ و ژئوپس تشکیل شده است. کاربری عمده حوضه رودخانه کر کشاورزی است و محصول زراعی غالب شامل گندم، ذرت، برنج و جو می‌شود. منطقه اطراف این رودخانه، علاوه بر رشد کشاورزی، رشد صنعتی نسبتاً بالایی نیز دارد. حوضه آبریز دارای پنج زیرحوضه خسروشیرین، بکان، درکر- کامفیروز، آس و پاس و مرودشت- خرامه است. بارش سالیانه در محدوده مورد مطالعه از حداقل ۳۰۰ میلی‌متر در جنوب شرق آن تا بیش از ۸۰۰ میلی‌متر در مناطق کوهستانی متغیر است و متوسط وزنی بارش ۴۰۰ میلی‌متر در سال است (شرکت آب منطقه‌ای استان فارس، ایستگاه هواشناسی ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۰). محدوده مورد نظر، به لحاظ زمین‌شناسی، دو بخش کربناته و غیرکربناته را شامل می‌شود. سنگ‌های کربناته ۴۰٪ از محدوده را شامل سازندهای آسماری، سروک، ایلام، تارپور، دریان، فهلیلان و... با شکستگی‌ها یا سیستم‌های کارستی می‌پوشانند. بخش میانی حوضه سازندهای غیرکربناته از آبرفت‌های کواترنری پوشیده شده است.

در دو دهه اخیر، مناطق جنوبی ایران تحت تأثیر خشکسالی قرار گرفته است (Khalili et al., 2020; Mokarram, 2021) به طوری که افزایش خشکسالی و افزایش تولید آلاینده‌های گوناگون در صنایع به آلودگی بیشتر آب‌های منطقه ختم شده است (Mokarram et al., 2022)؛ بنابراین بررسی و پیش‌بینی خشکسالی در آینده، به منظور بررسی کیفیت آب در این مناطق، اهمیت دارد. با توجه به اهمیت موضوع، هدف از این تحقیق مطالعه و بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی (NDVI, TVDI, PCI) و میزان کیفیت آب به منظور پیش‌بینی کیفیت آب در آینده با استفاده از روش شبکه‌های عصبی است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوضه آبخیز رودخانه کر واقع در شهرستان مرودشت است. موقعیت جغرافیایی این منطقه در ۳۰° ۴۸' - ۲۹° ۱۸' شمالی و در عرض ۵۱° ۴۲' به سمت ۲۴' ۵۳ شرقی است (شکل ۱). مساحت منطقه مورد نظر ۶۰۳۵/۸۴ کیلومتر مربع و بیشترین و کمترین ارتفاع در آن به ترتیب ۳۷۰۹ و ۱۵۴۲ متر است. حوضه



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

میزان این فعالیت‌ها را نشان می‌دهد. شاخص NDVI طبق رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad \text{رابطه (۲)}$$

در این شاخص، برای سطوح دارای پوشش گیاهی، طول موج‌های قرمز (RED) و مادون قرمز نزدیک (NIR) به ترتیب با جذب بالا و بازتاب پایین مشخص می‌شود (Bhandari et al., 2012).

۲-۲-۳- شاخص TVDI

در این شاخص ارتباط بین دمای سطح زمین، پوشش گیاهی و رطوبت خاک بررسی می‌شود. نمودار نحوه پراکنش دما و شاخص پوشش گیاهی، در مناطقی با پوشش گیاهی و رطوبت متنوع، ایجاد می‌شود که به شکل مثلث و یا ذوزنقه است (Price, 1990; Sandholt et al., 2002) (شکل ۲).

طبق معادله (۳)، با در نظر گرفتن مقادیر متفاوت LST و NDVI، مقادیر TVDI محاسبه می‌شود.

$$TVDI = \frac{LST - LST_{min}}{LST_{max} - LST_{min}} T \quad \text{رابطه (۳)}$$

LST دمای سطح زمین، LST_{max} حداکثر دما در NDVI مربوط به آن پیکسل و LST_{min} حداقل دمای سطح در NDVI مورد نظر است. مقادیر TVDI رابطه‌ای معکوس با میزان رطوبت خاک دارد؛ به طوری که در مناطق با بیشترین مقدار TVDI، تبخیر و تعرق بیشترین مقدار و در نتیجه، رطوبت خاک کمترین میزان را دارد. مقادیر حداکثر و حداقل LST بر اساس معادلات (۴) و (۵) محاسبه می‌شود.

$$LST_{max} = a_1 + b_1 \times NDVI \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$LST_{min} = a_2 + b_2 \times NDVI \quad \text{رابطه (۵)}$$

در این رابطه‌ها، a_1 و a_2 به ترتیب عرض از مبدأ خطوط برازش یافته بر مقادیر بیشینه و کمینه دمای سطح و b_1 و b_2 نیز به ترتیب شیب خطوط برازش یافته‌اند. با توجه به معادله (۳)، مقادیر

در این مطالعه، از تصاویر سنجنده مادیس^۱، با تفکیک مکانی ۱ کیلومتر و تفکیک زمانی شانزده روزه، برای ماه‌های متفاوت سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ استفاده شد. به منظور بررسی کیفیت آب، از سی نقطه واقع در طول رودخانه کر، در اردیبهشت ۲۰۲۰، نمونه برداری شد. سپس با استفاده از دستگاه طیف‌سنجی جذب اتمی (AA680 Shimadzu) غلظت عناصر مشخص شد (شکل ۱). غلظت کلر نیز، با روش تیتراسیون با نیترات نقره ۱/۴۰ نرمال و شناساگر بیکرومات پتاسیم، تعیین شد.

۲-۲-۲- شاخص‌های خشکسالی سنجش از دور

شاخص‌های خشکسالی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای مادیس در سال ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ به دست آمد. پس از مجموعه‌ای از تصحیحات روی تصاویر با استفاده از نرم‌افزار ENVI Classic (V.5.3)، شاخص‌های خشکسالی تهیه شد. توضیح در مورد هر یک از شاخص‌ها و نحوه محاسبه آنها در ادامه آمده است.

۲-۲-۱- شاخص PCI

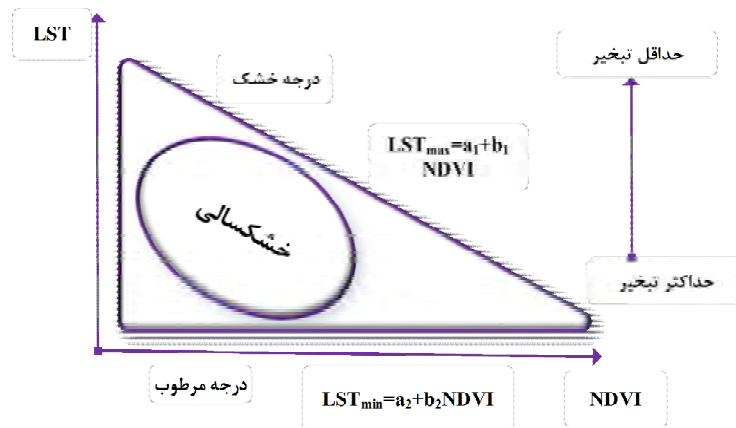
به منظور تهیه این شاخص، از داده‌های TRMM سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ با وضوح ۱ کیلومتر استفاده شد. روش محاسبه این شاخص در رابطه (۱) آمده است.

$$PCI = \frac{TRMM_i - TRMM_{min}}{TRMM_{max} - TRMM_{min}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$TRMM_{max}$ و $TRMM_{min}$ به ترتیب حداکثر و حداقل مقادیر تاریخی در هر مرحله زمانی دلخواه در طول دوره مطالعه است و $TRMM_i$ نیز میزان بارش در ماه i را نشان می‌دهد.

۲-۲-۲- شاخص NDVI

این شاخص در دامنه ۱- تا ۱ قرار دارد (Roerink et al., 2000). شاخص NDVI یک اندازه‌گیری غیرمستقیم از فعالیت‌های فتوسنتزی است که مقادیر نزدیک به ۱ حداکثر فعالیت فتوسنتزی و نزدیک به ۱- حداقل



شکل ۲. مثلث NDE\|LST

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots \beta_j X_j + \varepsilon, j = 1, 2, 3, \dots, n$$

رابطه (۶)

۲-۴- روش MLP^۱

یکی از پایه‌ای‌ترین مدل‌های عصبی مدل پرسپترون چندلایه است که عملکرد انتقالی مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند. در این نوع شبکه عصبی، بیشتر رفتار شبکه‌های مغز انسان و انتشار سیگنال مد نظر بوده است و از این‌رو، گه‌گاه با نام شبکه‌های پیش‌خورد^۲ نیز خوانده می‌شود. همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده، MLP شامل سه لایه یا بیشتر است که از گره‌های غیرخطی فعال‌کننده‌اند. از آن‌جا که MLPها به‌طور کامل متصل شده‌اند، هر گره در یک لایه با وزن مشخص W_{ij} در هر نود در لایه بعدی متصل می‌شود (Raheli et al., 2017).

یادگیری در شبکه عصبی با تغییر وزن اتصال پس از پردازش هر قطعه از داده‌ها، براساس میزان خطا در خروجی در مقایسه با نتیجه مورد انتظار، رخ می‌دهد. این نمونه از یادگیری با نظارت و از طریق بازگشت به عقب و تعمیم الگوریتم حداقل مربعات در پرسپترون خطی انجام می‌شود. خطای

شاخص TVDI بین ۰ و ۱ متغیر خواهد بود که مقدار ۰ معرف شرایط مرطوب، کمترین میزان تبخیر و تعرق و نبود محدودیت منابع آب و مقدار ۱ معرف شرایط خشک است. طبقات خشکسالی درمورد هر یک از شاخص‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. طبقات خشکسالی هر یک از شاخص‌های خشکسالی

وضعیت خشکسالی	NDVI	TVDI	PCI
خشکسالی بسیار شدید	$0/05 <$	$0/75-1$	$0/1 <$
خشکسالی شدید	$0/05-0/1$	$0/5-0/75$	$0/1-0/199$
خشکسالی متوسط	$0/1-0/6$	$0/25-0/5$	$0/2-0/399$
بدون خشکسالی	$0/6-1$	$0-0/25$	$0/4 >$

۲-۳- روش رگرسیون

در این تحقیق، به‌منظور بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی هواشناسی و سنجش از دور، از رگرسیون استفاده شد. بسیاری از مشکلات حل‌شدنی با رگرسیون غیرخطی و رگرسیون چندجمله‌ای نیز با رگرسیون خطی چندگانه حل می‌شود و بنابراین، رگرسیون خطی چندگانه در بسیاری از زمینه‌ها کاربرد گسترده‌ای دارد (Heimann & Isaacs, 2018). رگرسیون خطی چندمتغیره به تأثیر چندین عامل در یک نتیجه اشاره دارد و دارای n متغیر مستقل و یک متغیر وابسته Y است (رابطه (۶)).

1. Multi-Layer Perceptron
2. Feedforward Networks

$$\text{رابطه (۱۰)} \quad -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} = \Phi'(v_j(n)) \sum_k \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_k(n)} w_{kj}(n)$$

این به تغییر در وزن گره‌های k بستگی دارد که لایه خروجی را نشان می‌دهند؛ بنابراین، برای تغییر وزن‌های لایه پنهان، لایه خروجی با توجه به مشتق تابع فعال‌سازی تغییر می‌کند و بدین ترتیب، این الگوریتم تابعی از توابع فعال‌سازی را نشان می‌دهد.

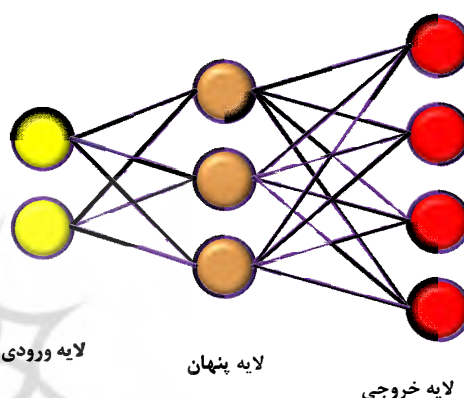
شایان ذکر است که در این مطالعه، به‌منظور آموزش پرسپترون چندلایه، از رویکرد پس انتشار خطا استفاده شد؛ بدین‌صورت که با استفاده از داده‌های ورودی (۷۰٪) آموزش شبکه انجام می‌شود. در ادامه، با استفاده از برخی داده‌های اندازه‌گیری، صحت‌سنجی اطلاعات انجام می‌شود. به‌منظور ارزیابی و دقت مدل، از ۳۰٪ داده‌ها برای آزمایش در انتها استفاده می‌شود. با توجه به اینکه می‌توان لایه‌های پنهان متفاوتی را برای آموزش و پیش‌بینی در شبکه به‌کار برد، در این مطالعه با سعی و خطا لایه‌های پنهان متفاوتی بررسی شد و براساس مقادیر RMSE بهترین مدل برای پیش‌بینی به‌کار رفت. شایان ذکر است که در تحقیق حاضر، برای شاخص PCI از دو لایه پنهان استفاده شد که پنج گره در لایه پنهان اول و یک گره در لایه پنهان دوم و یک گره نیز در لایه خروجی قرار دارد. همچنین، برای شاخص TVDI، دو لایه پنهان به‌کار رفت که یک گره در لایه پنهان اول و یک گره در لایه پنهان دوم قرار دارد. تابع فعال‌سازی برای نورون‌های دو لایه پنهان لایه سیگموئید و برای نورون خروجی خطای line pure انتخاب شد. برای آموزش شبکه، الگوریتم Levenberg-Marquardt به‌کار رفت.

۲-۵- روش کریجینگ

به‌منظور تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی برای هریک از عناصر آب، از روش کریجینگ استفاده شد. کریجینگ درون‌یاب زمین‌آماري و فرایندی تخمینی مبتنی بر میانگین متحرک وزن‌دار است. طی آن، برای تخمین مقادیر در نقاط نمونه‌برداری نشده، وزن‌هایی را به

موجود در گره خروجی n را در n مین نقطه داده به‌صورت $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$ نشان می‌دهیم که در آن d مقدار هدف و y مقدار تولیدشده با استفاده از پرسپترون است. مقادیر گره براساس تصحیحات تنظیم می‌شود که میزان خطا در کل خروجی را به حداقل می‌رساند و مطابق رابطه (۷) است.

$$\text{رابطه (۷)} \quad \varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_j e_j^2(n)$$



شکل ۳. نمونه‌ای از شبکه MLP

با استفاده از گرادیان، تغییر در وزن طبق رابطه (۸) به‌دست می‌آید

$$\text{رابطه (۸)} \quad \Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} y_i(n)$$

که در آن y_i خروجی نورون پیشین است. ^{۱۱} نیز میزان یادگیری است که انتخاب‌شده تا اطمینان حاصل شود وزن‌ها به‌سرعت در برابر واکنش بدون نوسان همگرا می‌شوند. مشتق محاسبه‌شده به میدان محلی القاشده v_j بستگی دارد که خود آن تغییر می‌کند.

$$\text{رابطه (۹)} \quad -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} = e_j(n) \Phi'(v_j(n))$$

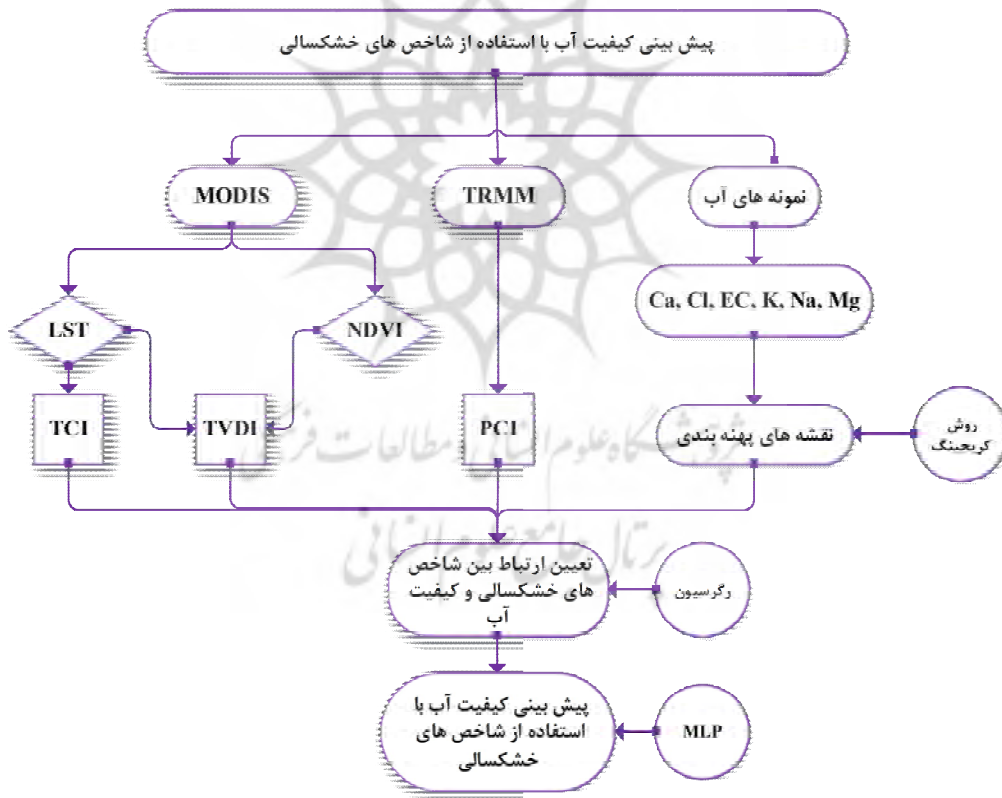
در رابطه (۹)، Φ' مشتق تابع فعال‌سازی است که در سطرهای پیشین توضیح داده شد و خود آن هم تغییر نمی‌کند. تجزیه و تحلیل درمورد تغییر وزن‌ها به یک گره پنهان سخت‌تر است اما می‌توان نشان داد که مشتق مورد نظر به‌صورت رابطه (۱۰) است.

روش کریجینگ شامل مدل‌های متعددی می‌شود. در این مطالعه از مدل کروی و نمایی و دایره‌ای، با توجه به دقت این مدل‌ها در تهیه نقشه‌های کیفیت آب، استفاده شد. در این روش، نسبت اثر قطعه‌ای به آستانه (C_0/C_0+C) برای ارزیابی ساختار مکانی داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. این نسبت اگر کمتر از $0/25$ باشد، متغیر مورد نظر دارای ساختار مکانی قوی است؛ اگر بین $0/25$ تا $0/75$ باشد، متغیر دارای ساختار مکانی متوسط و اگر بزرگ‌تر از $0/75$ باشد، ساختار فضایی متغیر ضعیف است. مراحل گوناگون تحقیق در شکل ۴ نشان داده شده است.

مقادیر نمونه‌برداری شده اطراف نسبت می‌دهد و بهترین تخمین گر خطی ناریب^۱ است. به‌منظور درون‌یابی، از سمی‌واریوگرام استفاده می‌شود که در رابطه (۱۱) آمده است (Oliver & Webster, 2007).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)] \quad (11)$$

که در آن $\gamma(h)$ تعداد زوج داده جداشده به فاصله h مقدار اندازه‌گیری شده برای مشخصه آب و x موقعیت نمونه‌های آب است.



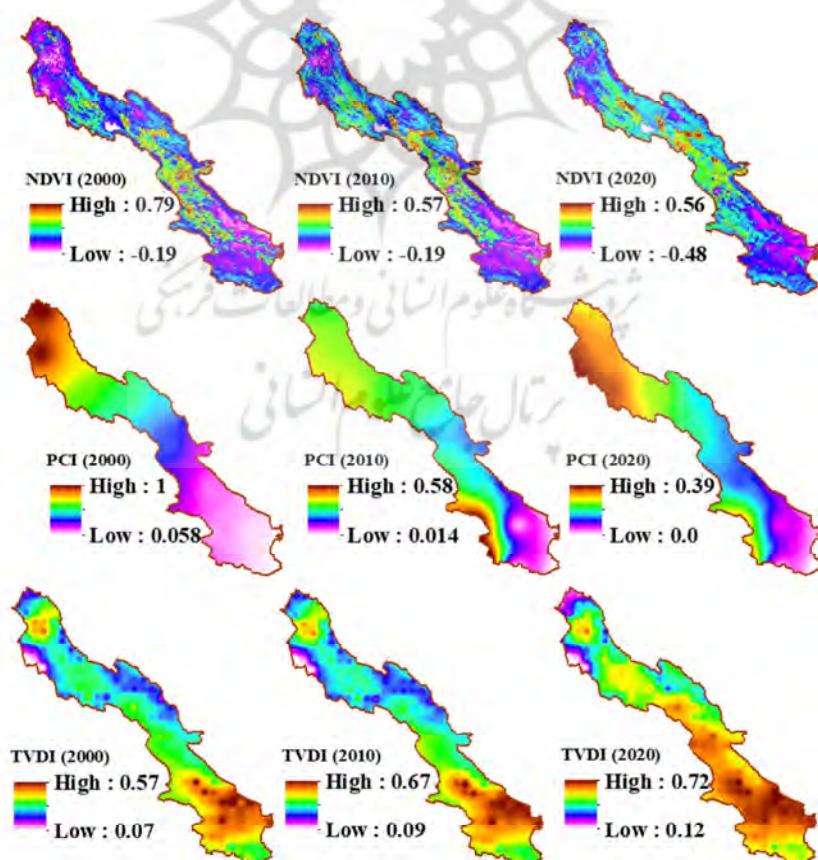
شکل ۴. مراحل تحقیق

1. Best Linear Unbiased Estimator

۳- نتایج و بحث

شاخص به سمت خشکی بیشتر بوده و به ترتیب ۳۰/۹۳، ۳۵/۶۸، ۵۹/۵۷٪ از منطقه در کلاس خشکسالی شدید قرار داشته است. طبق نتایج PCI، کلاس‌های خشکسالی شدید از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ افزایش یافته و کلاس‌های بدون خشکسالی، از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰، به ترتیب ۹، ۱۳ و ۲۵٪ شده است. بررسی مقادیر NDVI نشان می‌دهد که در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰، مقادیر خشکسالی افزایش یافته و در شاخص NDVI، حدود ۴/۳۲، ۸/۶۷ و ۲۲/۰۱٪ در کلاس خشکسالی شدید قرار گرفته است (جدول ۲). مطالعات نشان می‌دهد که استفاده از شاخص‌های خشکسالی، از جمله TVDI، در بررسی وضعیت خشکسالی دارای دقت بالایی است و این نکته با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد (Bai et al., 2017).

در این مطالعه، به منظور بررسی خشکسالی منطقه مورد مطالعه، از شاخص‌های خشکسالی NDVI، PCI و TVDI استفاده شد. نقشه پهنه‌بندی هریک از شاخص‌های خشکسالی در شکل ۵ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۵، مشخص می‌شود بخش‌های مرکزی و شمالی، در اغلب شاخص‌ها، بیشترین مقدار را دارد که با رنگ تیره‌تر نشان داده شده است؛ در حالی که بخش‌های جنوبی در بیشتر شاخص‌ها دارای مقادیر کمتری است که با رنگ روشن‌تر نشان داده شده است. شایان ذکر است که شاخص TVDI، در بخش‌های جنوبی، دارای مقادیر بیشتری است که خشکسالی بیشتر در این بخش‌ها را در مقایسه با بخش‌های شمالی منطقه، نشان می‌دهد. براساس مقادیر TVDI، در هیچ‌یک از سال‌ها منطقه مورد مطالعه در کلاس خشکسالی خیلی شدید قرار نگرفته است. از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰، مقادیر این



شکل ۵. نقشه پهنه‌بندی شاخص‌های NDVI، PCI و TVDI

بررسی ارتباط بین خشکسالی و کاهش کیفیت آب ...

جدول ۲. مساحت هریک از طبقات خشکسالی برحسب درصد

۲۰۲۰			۲۰۱۰			۲۰۰۰			کلاس‌های خشکسالی
NDVI	PCI	TVDI	NDVI	PCI	TVDI	NDVI	PCI	TVDI	
۲۶/۰۱	۱۶/۵۷	۰/۰۰	۰/۵۳	۱۲/۴۰	۰/۰۰	۰/۲۸	۰/۵۱	۰/۰۰	خشکسالی خیلی شدید
۲۲/۰۱	۴۰/۹۳	۵۹/۵۷	۸/۶۷	۳۳/۷۵	۳۵/۶۸	۴/۳۲	۲۰/۶۲	۳۰/۹۳	خشکسالی شدید
۵۱/۹۸	۳۳/۵۰	۳۵/۹۰	۹۰/۸۰	۴۰/۸۵	۶۱/۹۲	۹۵/۴۰	۵۸/۸۷	۶۵/۹۲	خشکسالی متوسط
۰/۰۰	۹/۰۰	۴/۵۴	۰/۰۰	۱۳/۰۰	۲/۴۰	۰/۰۰	۲۰/۰۰	۳/۱۴	بدون خشکسالی

آب از این رودخانه، به‌شيوه لوله‌کشی شده‌اند؛ این کار در افزایش غیرمستقیم آلودگی آب رودخانه تأثیر می‌گذارد. مکرم^۱ و همکاران (۲۰۲۲) نشان داده‌اند که غلظت عناصر در این رودخانه سالیانه افزایش زیادی داشته که مطابق با نتایج این تحقیق است.

۳-۲- روش همبستگی به‌منظور انتخاب مؤثرترین شاخص‌ها در غلظت هریک از عناصر

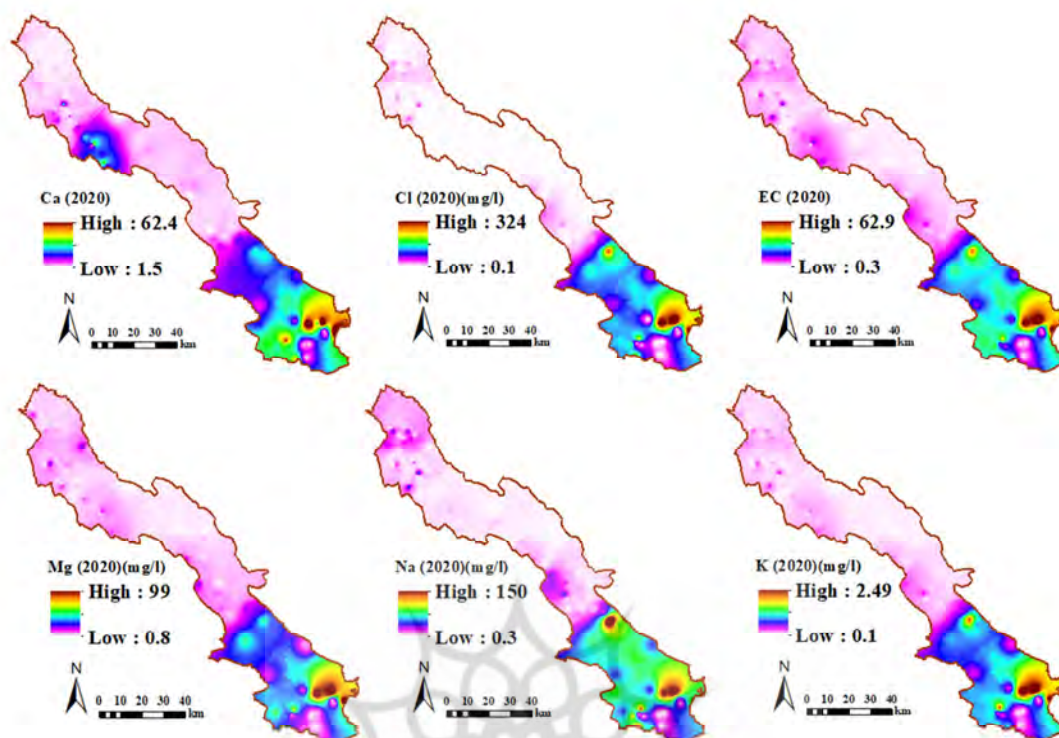
در ادامه، با هدف تعیین ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی و مقادیر هریک از پارامترها، از روش همبستگی رگرسیون استفاده شد. در واقع، هدف این بخش تعیین مهم‌ترین شاخص‌هایی که در غلظت هریک از عناصر مؤثر در کیفیت آب نقش دارد و استفاده از نتایج آن در پیش‌بینی مقادیر هریک از عناصر با استفاده از روش MLP است. مقادیر ضریب همبستگی پیرسون در سطح معنی‌داری ۰/۹۹ است و عنصر Ca همبستگی بسیاری (R= ۰/۸۲۰) با شاخص TVDI دارد. همچنین عناصر Cl، EC، K، Na و Mg بیشترین همبستگی (R> ۰/۸۰) را با شاخص PCI دارند. با توجه به نتایج

1. Phan
2. BAI
3. Spherical
4. Exponential
5. Circular
6. Mokarram

فان^۱ و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که شاخص TVDI در بررسی خشکسالی، در رودخانه دلتای کشور ویتنام، دقتی بالا دارد. بانی^۲ و همکاران (۲۰۱۷) از شاخص‌های TVDI برای بررسی خشکسالی در چین استفاده کردند. نتایج نشان داد که با استفاده از شاخص TVDI می‌توان خشکسالی را با دقت بالا بررسی کرد.

۳-۱- نقشه‌های پهنه‌بندی کیفیت آب

در ادامه، به‌منظور تهیه نقشه‌های کیفیت آب و بررسی ارتباط آن با شاخص‌های خشکسالی، از ۲۹ نمونه آب تهیه‌شده در سال ۲۰۲۰ استفاده شد. در این روش، نسبت اثر قطعه‌ای به آستانه درمورد عناصر EC، Ca و K مدل کروی^۳، درمورد Cl مدل نمایی^۴ و درمورد Na و Mg عناصر مدل دایره‌ای^۵ دارای مقادیر کمتر از ۰/۲۵ بوده است که دقت بالایی این مدل‌ها را در تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی بیان می‌کند؛ بنابراین، از این مدل‌ها برای تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی استفاده شد (شکل ۶). با توجه به شکل ۶، مشخص می‌شود بیشتر عناصر در بخش‌های شمالی غلظتی بیشتر از بخش‌های جنوبی دارند و بدین ترتیب، علاوه بر وجود کارخانجات که منجر به آلودگی بخش‌های جنوبی منطقه شده‌اند، می‌توان تغییرات در اقلیم و افزایش دما و در نهایت، تبخیر و افزایش غلظت عناصر را از عوامل مؤثر در افزایش آلودگی رودخانه مورد نظر برشمرد. به‌علت کاهش بارندگی، بسیاری از کشاورزان مجبور به تهیه



شکل ۶. میزان غلظت عناصر در سال ۲۰۲۰ در منطقه مورد مطالعه

می‌رساند. میزان تبخیر در منطقه نیز، در سال‌های مورد نظر، به ترتیب ۱۸۱۸ و ۲۲۸۴ میلی‌متر بوده که بیانگر کاهش آب و افزایش غلظت عناصر در آب است. این مسئله به ارتباط بین اقلیم و کیفیت آب منطقه منجر شده است.

۳-۳- نتایج MLP

در این پژوهش، در نهایت از روش شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی هریک از عناصر آب، با استفاده از شاخص‌های خشکسالی، استفاده شد. در این روش، شبکه عصبی MLP با تابع تبدیل لایه میانی، تانژانت هایپربولیک و تابع تبدیل لایه خروجی سیگموئید به کار رفت. در این بخش با توجه به وجود ارتباط پررنگ بین وضعیت خشکسالی و آلودگی آب، پس از تهیه نقشه‌های شاخص‌های خشکسالی برای هریک از شاخص‌های مؤثر در کیفیت آب، از این شاخص‌های

مدل، مشخص می‌شود که بین غلظت عناصر و خشکسالی ارتباط نزدیکی وجود دارد. مطالعات هم‌تأیید می‌کنند که با افزایش خشکسالی، غلظت عناصر و آلودگی آب افزایش می‌یابد (Tomaz et al., 2020; Fallahati et al., 2020). با استفاده از روابط (۱۲) تا (۱۷)، می‌توان مقادیر هریک از عناصر را پیش‌بینی کرد.

$$\text{رابطه (۱۲)} \quad Ca = -6.56 + 47.1TVDI$$

$$\text{رابطه (۱۳)} \quad Cl = 98.15 - 180.3PCI$$

$$\text{رابطه (۱۴)} \quad EC = 9849.3 - 16005.619PCI$$

$$\text{رابطه (۱۵)} \quad K = 0.741 - 1.27PCI$$

$$\text{رابطه (۱۶)} \quad Mg = 41.49 - 72.41PCI$$

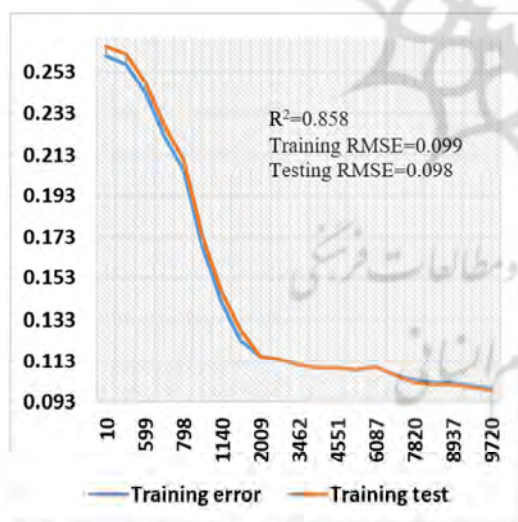
$$\text{رابطه (۱۷)} \quad Na = 43.65 - 76.46PCI$$

با توجه به اطلاعات آماری ایستگاه‌های هواشناسی، مشخص می‌شود که میانگین بارندگی در منطقه مورد مطالعه، طی سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰، به ترتیب ۶۰۰ و ۵۰۰ میلی‌متر است که کاهش بارندگی در منطقه را

کلاس‌های با آلودگی زیاد، متوسط، کم و خیلی کم جای می‌گیرند. در شکل ۸(ب)، توزیع مکانی میزان Cl ، EC ، K ، Na و Mg پیش‌بینی‌شده با روش MLP نشان داده شده است. طبق این شکل، بسیاری از بخش‌های جنوبی منطقه در وضعیت خشکسالی بالا قرار دارد. میزان مساحت هریک از کلاس‌های غلظت‌های Cl ، EC ، K ، Na و Mg از کلاس‌های آلودگی زیاد تا کم، به ترتیب ۷/۴۸، ۲۰/۴۹، ۲۸/۶۸ و ۳۳/۴۶٪ از منطقه را شامل می‌شود؛ بنابراین، در سال ۲۰۴۰ میزان غلظت املاح در قیاس با سال ۲۰۲۰ افزایش خواهد یافت. از سویی، با توجه به افزایش روند خشکسالی در سال ۲۰۲۰ (شکل ۵)، می‌توان یکی از دلایل آلودگی آب و افزایش عناصر آن را افزایش روند خشکسالی در سال ۲۰۴۰ در منطقه مورد مطالعه دانست.

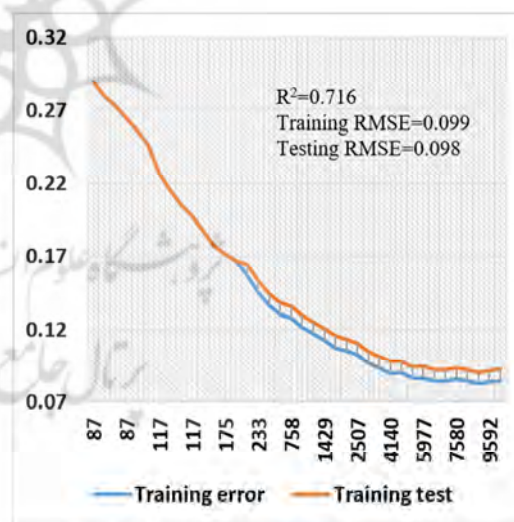
پیش‌بینی‌شده به‌منزله داده‌های ورودی مدل MLP استفاده شد. میزان خطا و دقت روش در شکل ۷ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۷(الف) و ۷(ب)، مشخص می‌شود که میزان دقت در پیش‌بینی عناصر Cl ، EC ، K ، Na و Mg با استفاده از شاخص PCI برابر با $R^2 = 0.85$ و در مورد عنصر Ca ، با استفاده از شاخص $TVDI$ برابر با $R^2 = 0.71$ است؛ بنابراین، روش MLP در پیش‌بینی خشکسالی دقت بسیاری دارد که با مطالعات محمدی^۱ و همکاران (۲۰۲۰) مطابق است.

در شکل ۸(الف)، میزان Ca پیش‌بینی‌شده به‌روش MLP به‌صورت مکانی آورده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص شده است، بسیاری از بخش‌های جنوبی و بخشی از غرب منطقه در وضعیت خشکسالی شدید قرار دارند؛ به‌طوری‌که حدود ۱۲/۰۴، ۲۸/۹۸، ۹/۵۷ و ۴۹/۱۴٪ منطقه به‌ترتیب در



پیش‌بینی Cl ، EC ، K ، Na ، Mg با استفاده از شاخص PCI

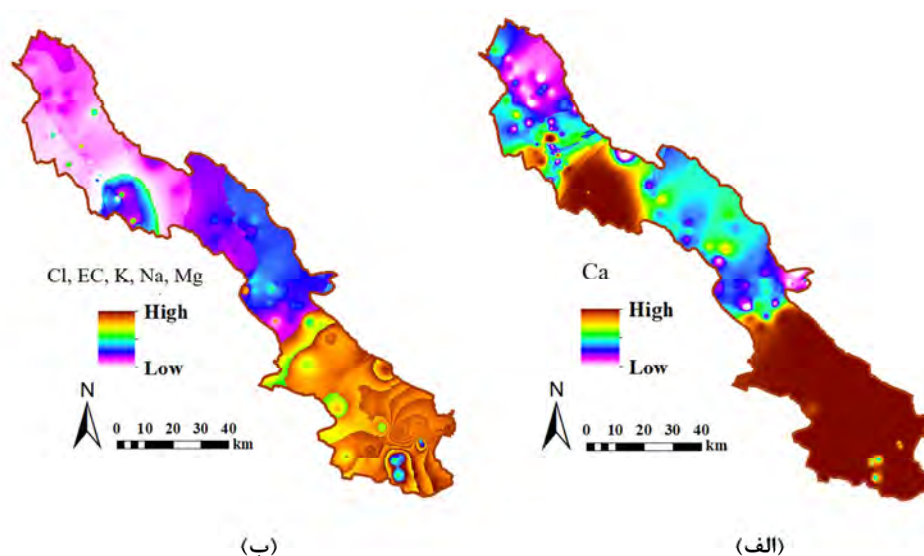
(ب)



پیش‌بینی Ca با استفاده از شاخص $TVDI$

(الف)

شکل ۷. وضعیت داده‌های آموزش و تست و میزان خطا و دقت در مدل MLP برای پیش‌بینی عناصر آب



شکل ۸. نقشه‌های پیش‌بینی‌شدهٔ هریک از عناصر در سال ۲۰۴۰، با استفاده از روش MLP

داشته است. نتایج حاصل از روش رگرسیون نشان داد عنصر Ca همبستگی بسیاری با شاخص TVDI داشته و عناصر Cl, EC, K, Na و Mg بیشترین همبستگی را با شاخص PCI داشته‌اند. با استفاده از روش MLP نقشهٔ نهایی کیفیت آب، از طریق مرتبط‌ترین شاخص‌های خشکسالی، تهیه شد که نتایج حاکی از افزایش این عناصر در آب و کاهش کیفیت آب بوده است؛ بنابراین، خشکسالی تأثیر مستقیم در کیفیت و کمیت آب دارد. از کاربردهای مهم این تحقیق، پیش‌بینی مستقیم کیفیت آب از طریق شاخص‌های خشکسالی (تساویر ماهواره‌ای) و کاهش اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی در مطالعات بعدی است که کاری هزینه‌بر و زمان‌بر است. از آن‌جا که مناطق جنوبی منطقه مورد مطالعه تحت تأثیر آلودگی بیشتر قرار دارد، پیشنهاد می‌شود بهره‌برداری و کنترل این آب‌ها با مدیریت بهتری انجام شود. همچنین با توجه به تأثیر سازندها، سیلاب‌ها و فعالیت‌های صنعتی، این پارامترها هم در مطالعات بعدی در نظر گرفته شود.

بدین ترتیب، با استفاده از روش زنجیرهٔ مارکوف و تعیین وضعیت خشکسالی در آینده می‌توان مدیریت بهتری در حوضه‌های آبخیز داشت که با نتایج مطالعات کرک^۱ (۲۰۲۱) مطابقت دارد. با توجه به نتایج این مطالعه، مشخص می‌شود که ارتباط نزدیکی بین ویژگی‌های کیفی آب و شاخص‌های خشکسالی و در نهایت، پارامترهای اقلیمی وجود دارد؛ از این‌رو، می‌توان با استفاده از پارامترهای هواشناسی اطلاعات مفیدی دربارهٔ کیفیت آب به‌دست آورد. مطالعات ترن^۲ و همکاران (۲۰۱۷) علت افزایش غلظت برخی عناصر آب را در جنوب پرتغال، افزایش دما و خشکسالی دانست. مطالعات نشان داد که دریاچهٔ آروهد در جنوب کالیفرنیا هم به‌علت تغییر در روند خشکسالی، از نظر کیفیت، دچار تغییرات مهمی شده است (Saber et al., 2020).

۴- نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از مقایسهٔ شاخص‌های خشکسالی سنجش از دور نشان داد که در سال ۲۰۲۰، با کمترین مقدار این شاخص‌ها و در نتیجه، بیشترین خشکسالی مواجه بوده‌ایم؛ همچنین کیفیت آب در منطقهٔ مورد مطالعه، طی همان سال، تحت تأثیر کم‌آبی و خشکسالی قرار

1. Krak
2. Tran

۵- منابع

- Bai, J.J., Yu, Y. & Di, L., 2017, **Comparison between TvdI and Cwsi for Drought Monitoring in the Guanzhong Plain, China**, Journal Of Integrative Agriculture, 16(2), PP. 389-397. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(15\)61302-8](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(15)61302-8).
- Bhandari, A.K., Kumar, A. & Singh, G.K., 2012, **Feature Extraction Using Normalized Difference Vegetation Index (Ndvi): A Case Study of Jabalpur City**, Procedia Technology, 6, PP. 612-621. <https://doi.org/10.1016/J.Procy.2012.10.074>
- Eliasson, J., 2014, **The Rising Pressure of Global Water Shortages**, Nature 2014 517:7532, 517(7532), PP. 6-6. <https://doi.org/10.1038/517006a>.
- Fallahati, A., Soleimani, H., Alimohammadi, M., Dehghanifard, E., Askari, M., Eslami, F. & Karami, L., 2020, **Impacts of Drought Phenomenon on the Chemical Quality of Groundwater Resources in the Central Part of Iran—Application of Gis Technique**, Environmental Monitoring And Assessment, 192(1), PP. 1-19. <https://doi.org/10.1007/S10661-019-8037-4/Figures/16>.
- Gao, Z., Gao, W. & Chang, N.B., 2011, **Integrating Temperature Vegetation Dryness Index (TvdI) and Regional Water Stress Index (Rwsi) for Drought Assessment with the Aid of Landsat Tm/Etm+ Images**, International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation, 13(3), PP. 495-503. <https://doi.org/10.1016/J.Jag.2010.10.005>.
- Ghaedi, S., 2021, **Anomalies of Precipitation and Drought in Objectively Derived Climate Regions of Iran**, Hungarian Geographical Bulletin, 70(2), PP. 163-174. <https://doi.org/10.15201/Hungeobull.70.2.5>.
- Heimann, P. & Isaacs, S., 2018, **Regression**, Developments In Psychoanalysis, PP. 169-197. <https://doi.org/10.4324/9780429473661-5>.
- Khalili, N., Arshad, M., Farajzadeh, Z., Kächele, H. & Müller, K., 2020, **Effect of Drought on Smallholder Education Expenditures in Rural Iran: Implications for Policy**, Journal Of Environmental Management, 260, 110136. <https://doi.org/10.1016/J.Jenvman.2020.110136>.
- Khan, S., Gabriel, H.F. & Rana, T., 2008, **Standard Precipitation Index to Track Drought and Assess Impact of Rainfall on Watertables in Irrigation Areas**, Irrigation and Drainage Systems, 22, PP. 159-177. <https://doi.org/10.1007/S10795-008-9049-3>.
- Kim, J.S., Jain, S., Lee, J.H., Chen, H. & Park, S.Y., 2019, **Quantitative Vulnerability Assessment of Water Quality to Extreme Drought in a Changing Climate**, Ecological Indicators, 103, PP. 688-697. <https://doi.org/10.1016/J.Ecolind.2019.04.052>.
- Krak, T., 2021, **An Introduction to Imprecise Markov Chains**, Optimization under Uncertainty with Applications to Aerospace Engineering, PP. 141-179. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60166-9_5
- Kukunuri, A.N.J., Murugan, D. & Singh, D., 2020, **Variance Based Fusion Of Vci And Tci For Efficient Classification Of Agriculture Drought Using Modis Data**, Geocarto International. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1837256>.
- Kulshreshtha, S.N., 1998, **A Global Outlook for Water Resources to the Year 2025**, Water Resources Management, 12(3), PP. 167-184. <https://doi.org/10.1023/A:1007957229865>
- Mckee, T.B., Doesken, N.J. & Kleist, J., 1993, **The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales**, Eighth Conference on Applied Climatology, PP. 17-22.
- Mishra, A., Alnahit, A. & Campbell, B., 2021, **Impact of Land Uses, Drought, Flood, Wildfire, and Cascading Events on Water Quality and Microbial Communities: A Review and Analysis**, Journal of Hydrology, 596, 125707. <https://doi.org/10.1016/J.Jhydrol.2020.125707>.

- Mishra, A.K. & Singh, V.P., 2010, **A Review of Drought Concepts**, Journal of Hydrology, 391(1-2), PP. 202-216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>.
- Mohamadi, S., Sammen, S.S., Panahi, F., Ehteram, M., Kisi, O., Mosavi, A.,... et al., 2020, **Zoning Map for Drought Prediction Using Integrated Machine Learning Models With a Nomadic People Optimization Algorithm**, Natural Hazards, 104(1), PP. 537-579. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04180-9/figures/15>.
- Mokarram, M., Pourghasemi, H.R., Hu, M. & Zhang, H., 2021, **Determining and Forecasting Drought Susceptibility in Southwestern Iran Using Multi-Criteria Decision-Making (Mcdm) Coupled with Ca-Markov Model**, Science of the Total Environment, 781, P. 146703. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146703>
- Mokarram, M., Pourghasemi, H.R., Huang, K. & Zhang, H., 2022, **Investigation Of Water Quality And Its Spatial Distribution In The Kor River Basin, Fars Province, Iran**, Environmental Research, 204(Pt C) P. 112294. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.112294>.
- Oliver, M.A. & Webster, R., 2007, **Kriging: A Method of Interpolation for Geographical Information Systems**, International Journal of Geographical Information Systems, 4(3), PP. 313-332. <https://doi.org/10.1080/02693799008941549>.
- Phan, V.H., Dinh, V.T. & Su, Z., 2020, **Trends in Long-Term Drought Changes in the Mekong River Delta of Vietnam**, Remote Sensing, 12(18), P. 2974. <https://doi.org/10.3390/rs12182974>.
- Price, J.C., 1990, **U Sing Spatial Context in Satellite Data to Infer Regional Scale Evapotranspiration**, Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 28(5), PP. 940-948. <https://doi.org/10.1109/36.58983>.
- Quiring, S.M. & Ganesh, S., 2010, **Evaluating the Utility of the Vegetation Condition Index (Vci) for Monitoring Meteorological Drought in Texas**, Agricultural and Forest Meteorology, 150(3), PP. 330-339. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.11.015>.
- Raheli, B., Aalami, M.T., El-Shafie, A., Ghorbani, M.A. & Deo, R.C., 2017, **Uncertainty Assessment of the Multilayer Perceptron (Mlp) Neural Network Model with Implementation of the Novel Hybrid Mlp-Ffa Method for Prediction of Biochemical Oxygen Demand and Dissolved Oxygen: A Case Study of Langat River**, Environmental Earth Sciences, 76(14), PP. 1-16. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6842-z/tables/8>.
- Roerink, G.J., Menenti, M. & Verhoef, W., 2000, **Reconstructing Cloudfree NDVI Composites Using Fourier Analysis of Time Series**, International Journal of Remote Sensing, 21(9), PP. 1911-1917. <https://doi.org/10.1080/014311600209814>.
- Saber, A., James, D.E. & Hannoun, I.A., 2020, **Effects of Lake Water Level Fluctuation Due to Drought and Extreme Winter Precipitation on Mixing and Water Quality of an Alpine Lake, Case Study: Lake Arrowhead, California**, Science of the Total Environment, 714, P. 136762. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.136762>.
- Sandholt, I., Rasmussen, K. & Andersen, J., 2002, **A Simple Interpretation of the Surface Temperature/Vegetation Index Space for Assessment of Surface Moisture Status**, Remote Sensing of Environment, 79(2-3), PP. 213-224. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00274-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00274-7).
- Spadoni, G.L., Cavalli, A., Congedo, L. & Munafò, M., 2020, **Analysis of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Multi-Temporal Series for the Production of Forest Cartography**, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 20, P. 100419. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100419>.

- Tomaz, A., Palma, P., Fialho, S., Lima, A., Alvarenga, P., Potes, M. & Salgado, R., 2020, **Spatial and Temporal Dynamics of Irrigation Water Quality under Drought Conditions in a Large Reservoir in Southern Portugal**, Environmental Monitoring and Assessment, 192(2), PP. 1-17. <https://doi.org/10.1007/S10661-019-8048-1/Figures/5>.
- Tran, Q.K., Jassby, D. & Schwabe, K.A., 2017, **The Implications of Drought and Water Conservation on the Reuse of Municipal Wastewater: Recognizing Impacts and Identifying Mitigation Possibilities**, Water Research, 124, PP. 472-481. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2017.07.069>.
- Vicente-Serrano, S.M., López-Moreno, J.I., Drumond, A., Gimeno, L., Nieto, R., Morán-Tejeda, E.,... et al., 2011, **Effects of Warming Processes on Droughts and Water Resources in the Nw Iberian Peninsula (1930-2006)**, Climate Research, 48(2-3), PP. 203-212. <https://doi.org/10.3354/cr01002>.
- Xie, F. & Fan, H., 2021, **Deriving Drought Indices from Modis Vegetation Indices (NDVI/EVI) and Land Surface Temperature (Lst): Is Data Reconstruction Necessary?**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 101, P. 102352. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102352>.



نشر از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران سال چهاردهم، شماره دوم، تابستان ۱۴۰۱
Vol.14, No. 2, Summer 2022 Iranian Remote Sensing & GIS

75-90

Investigating the Relationship between Drought and Water Quality Reduction Using Remote Sensing and Neural Network Methods

Shaygan M.¹ and Mokarram M.^{2*}

1. Assistant Prof., Dept. of Remote Sensing & GIS, Tarbiat Modares University

2. Associate Prof., Dep. of Geography, Faculty of Economics, Management and Social sciences, Shiraz University

Abstract

Due to the fact that droughts can affect both water quality and quantity, the purpose of this study is to determine the effect of droughts on water quality and quantity in Northern Fars province, Iran, based on drought indicators. The drought indices PCI, TVDI, and NDVI are used to study drought from 2000 to 2020. Also, the kriging method is used to generate zoning maps of elements in water (Ca, Cl, EC, K, Na, Mg). Then, using the neural network (MLP) method, the amount of elements in the water is predicted based on drought indices. Based on the values of the drought indicators, the trend of drought changes in the region is increasing from 2000 to 2020, with the southern areas of the region experiencing a more acute drought than the rest of the region. In addition, the zoning map of the elements in water indicated that salt concentrations are higher in the southern parts than in the northern parts. Correlation between drought indices and the amounts of elements in water showed that Ca has a high correlation ($R^2 = 0.820$) with TVDI index, and also Cl, EC, K, Na, and Mg have significant correlations ($R > 0.8$) with the index. Using drought indicators, MLP results for predicting water quality status show that southern regions have more solutes and lower water quality. Furthermore, the R^2 values of the model for predicting the elements Cl, EC, K, Na, Mg, TDS, TH using PCI index equal to 0.85 and for Ca using TVDI index equal to 0.71, which indicates high accuracy.

Keywords: Drought, Water quality, Remote sensing, Neural network method

* Correspondence Address: Dep. of Geography, Faculty of Economics, Management and Social sciences, Shiraz University, Shiraz.
Tel: 09177845320
Email: m.mokarram@shirazu.ac.ir