

مجله مخاطرات محیط طبیعی، سال چهارم، شماره ششم، زمستان ۹۴
تاریخ دریافت مقاله: ۹۳/۰۶/۱۷
تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۱/۱۵
صفحات: ۲۱-۳۲

پیش‌بینی خشکسالی با بکارگیری از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی در حوزه مَند استان فارس

مهناز رستمی^۱، دکتر احمد پهلوانروی*^۲، علیرضا مقدم نیا^۳

چکیده

امروزه خشکسالی یک معضل جدی و گریبانگیر در بسیاری از کشورهای جهان است؛ بنابراین پیش‌بینی آن از اهمیت به‌سزایی برخوردار می‌باشد. در این تحقیق، کارایی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به عنوان روش‌هایی مؤثر برای پیش‌بینی شدت خشکسالی حوزه "مند" استان فارس مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور از داده‌های بارندگی ماهانه ایستگاه باران‌سنجی تنگاب استان فارس با دوره آماری ۳۲ ساله استفاده گردید. شدت خشکسالی در دوره ماهانه با استفاده از شاخص بارندگی استاندارد شده (SPI) تعیین شد؛ سپس به‌وسیله مدل‌های ANN و ANFIS و با استفاده از شاخص SPI پیش‌بینی شدت خشکسالی انجام گردید. از بین داده‌های موجود، ۷۰ درصد به عنوان داده‌های آموزش و مابقی به عنوان داده‌های اعتبارسنجی و داده‌های آزمون انتخاب شد؛ سپس از طریق معیارهای آماری شامل ضریب همبستگی، میانگین مجذور مربعات خطا و ضریب ناش به کارایی عملکرد مدل‌ها پرداخته شد. نتایج نشان داد که دقت روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی بیشتر می‌باشد؛ همچنین یافته‌های حاصل از این بررسی نشان می‌دهد که هرچه پراکندگی داده‌های ورودی مدل بیشتر باشد مدل استنتاج عصبی-فازی تطبیقی دارای توانایی بیشتری در شبیه‌سازی این نوع از داده‌ها می‌باشد.

کلید واژه‌ها: خشکسالی، شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، شاخص SPI، حوزه آبریز مند استان فارس.

Pahlavanravi@uoz.ac.ir

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه آب و خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه زابل
۲- *دانشیار گروه آب و خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه زابل (نویسنده مسئول)
۳- دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران

مقدمه

خشکسالی وضعیتی از کمبود بارندگی و افزایش دماست که در هر وضعیت اقلیمی ممکن است رخ دهد (علیزاده، ۱۳۸۱: ۲۶۲). این وضعیت خطرات زیادی را برای یک منطقه ایجاد می‌کند؛ زیرا کاهش رطوبت سیستم‌های حیاتی را که به آب وابسته‌اند مختل می‌کند و چه بسا این سیستم‌ها از بین بروند (کاوایانی و علیجانی، ۱۳۷۸: ۲۶۸). همچنین خشکسالی یکی از بلاهای طبیعی است که در مقایسه با سایر بلاهای طبیعی از نقطه نظر میزان، شدت، طول مدت واقعه، گسترش منطقه، تلفات جانی، خسارت‌های اقتصادی و اثرات بلندمدت از بلندترین درجات برخوردار است. خسارت‌های خشکسالی عمدتاً به شکل کاهش عملکرد مراتع، کاهش تولید محصولات زراعی - به‌ویژه دیم -، کاهش منابع آب کشاورزی و شرب، کاهش منابع آب سطحی و زیرزمینی، طغیان آفات و بیماری‌های گیاهی و دامی، افزایش مهاجرت و در نهایت اثرات سوء زیست‌محیطی، اقتصادی و اجتماعی ظاهر می‌شود که توسعه پایدار منطقه را مورد تهدید قرار می‌دهد. بدیهی است خشکسالی یک پدیده خزننده است و نیاز به ارائه تکنیک‌ها و روش‌هایی برای پیش‌بینی نقطه شروع و خاتمه دوره خشک دارد. یک سیستم پیش‌بینی کارآمد می‌تواند در راهبرد بهینه سیستم‌های آبیاری مؤثر باشد؛ بدین خاطر متخصصان و دانشمندان علم هیدرولوژی و سایر رشته‌های مرتبط در پی ایجاد مدل‌هایی مناسب، به منظور پیش‌بینی به‌موقع این حوادث شده‌اند. ظهور تئوری‌های توانمندی همچون الگوریتم‌های فازی شبکه عصبی تحولی عظیم در تحلیل رفتار سیستم‌های دینامیک در علوم مختلف مربوط به آب ایجاد کرده است.

برای پیش‌بینی خشکسالی در ایستگاه "نوده" واقع در حوضه گرگان‌رود از دو نوع شبکه عصبی پرسپترون و پایه شعاعی استفاده شده است. بررسی نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون نسبت به شبکه پایه شعاعی دارای توانایی بیشتری جهت پیش‌بینی خشکسالی است و نتایج بهتری حاصل می‌شود (عیوضی و همکاران، ۱۳۸۸).

خشکسالی‌های هیدرولوژیک در استان همدان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده، نشان دادند که مدل تأخیر زمانی شبکه عصبی، تطابق بیشتری با مقادیر مشاهده‌ای دارد و روشی مطلوب در پیش‌بینی خشکسالی‌ها در آینده است (یزدانی و بانژاد، ۱۳۸۸).

برای پیش‌بینی خشکسالی در حوضه لیقوان‌چای از شاخص‌های پیش‌بینی خشکسالی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است که مشخص شد مدل شبکه عصبی کارایی بالاتری برای پیش‌بینی خشکسالی دارد (علمی و همکاران، ۱۳۸۸).

خشکسالی استان یزد با استفاده از داده‌های اقلیمی و مدل شبکه عصبی پیش‌بینی شده است؛ نتایج حاصل از این تحقیق انعطاف‌پذیری بالای شبکه عصبی نسبت به فقدان داده‌های ورودی و توانایی خوب این شبکه جهت پیش‌بینی خشکسالی را اثبات کرد (افخمی و همکاران، ۱۳۸۹).

در مطالعه‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیگنال‌های بزرگ مقیاس اقلیمی به مطالعه خشکسالی‌های ایران پرداخته شده است. نتایج حاصل از خروجی مدل عصبی نشان داد که طی فاز گرم ENSO^۱ و فاز منفی

۱-El Nino Southern Oscillation (ENSO)

NAO، شرایط ترسالی و طی فاز سرد ENSO و مثبت NAO، شرایط خشکسالی، در ایران به وقوع می پیوندد (صداقت کردار و فتاحی، ۱۳۸۷).

پیش بینی خشکسالی در اسپانیا با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته است که در آن از یک شبکه پرسپترون چند لایه و الگوریتم پس انتشار خطا برای آموزش شبکه استفاده نمودند. نتایج بررسی ها نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی می تواند پیش بینی هایی با دقت بالا از تعداد خشکسالی ها و طول متوسط خشکسالی ارایه نماید (کریسیو و مور، ۱۹۹۳).

پیش بینی شاخص خشکسالی SPI با استفاده از شبکه عصبی انجام شده است؛ برای پیش بینی خشکسالی در حوضه رودخانه کاناباتی از مدل هیبریدی و یک شبکه غیرخطی عصبی مصنوعی استفاده کردند نتایج نشان داد که مدل ترکیبی مورد نظر دقت بالایی برای پیش بینی خشکسالی دارد (میشرا و دیسای، ۲۰۰۶).
برای پیش بینی خشکسالی در سه منطقه از حوضه رودخانه سان فرانسیسکو در شمال شرق برزیل روش شبکه های عصبی پس انتشار بکار گرفته شده است که نتایج دقت بالای مدل شبکه عصبی را تأیید کرد (سانتوس و همکاران، ۲۰۰۹).

برای پیش بینی خشکسالی از شبکه های عصبی و مدل های رگرسیونی در حوضه رودخانه اتیوپی لهستان استفاده شده است. هدف از پژوهش مقایسه روش شبکه عصبی و مدل های رگرسیونی، برای پیش بینی بلند مدت خشکسالی در مناطق خشک بوده است. که نتایج نشان داد مدل رگرسیون خطی کارایی بهتری از شبکه های عصبی مصنوعی می باشد (میشرا و سینگ، ۲۰۱۲).

جهت بیان کمی خشکسالی از شاخص های خشکسالی استفاده شده است. با استفاده از این شاخص ها اطلاعات لازم درباره آغاز، خاتمه و شدت خشکسالی در مقیاس های زمانی و مکانی مختلف فراهم می آید. در بین انواع شاخص های ارائه شده برای این منظور، شاخص بارندگی استاندارد (SPI) بیشترین توجه محققین را به خود معطوف داشته است. این شاخص بر مبنای احتمالات بارندگی در مقیاس های زمانی مختلف ارائه گردیده است و بسیاری از محققین به توانایی آن در پایش جنبه های مختلف خشکسالی اشاره داشته اند (فرخ نیا و همکاران، ۱۳۸۷).

از مدل ANFIS^۱ به منظور پیش بینی خشکسالی در کشور ترکیه استفاده نمودند، مدل های پیش بینی مختلفی برای SPI با مقیاس های زمانی ۱، ۳، ۹ و ۱۲ ماهه مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که ترکیب مقادیر پیشین بارندگی و شاخص SPI با یکدیگر، بهبود عملکرد مدل ها را به همراه دارد. مقایسه های انجام گرفته با نتایج روش های شبکه عصبی FFNN^۲ و رگرسیون خطی چندگانه، نشان از ارجحیت مدل ANFIS نسبت به دو مدل دیگر داشت (باکانلی و همکاران، ۲۰۰۸).

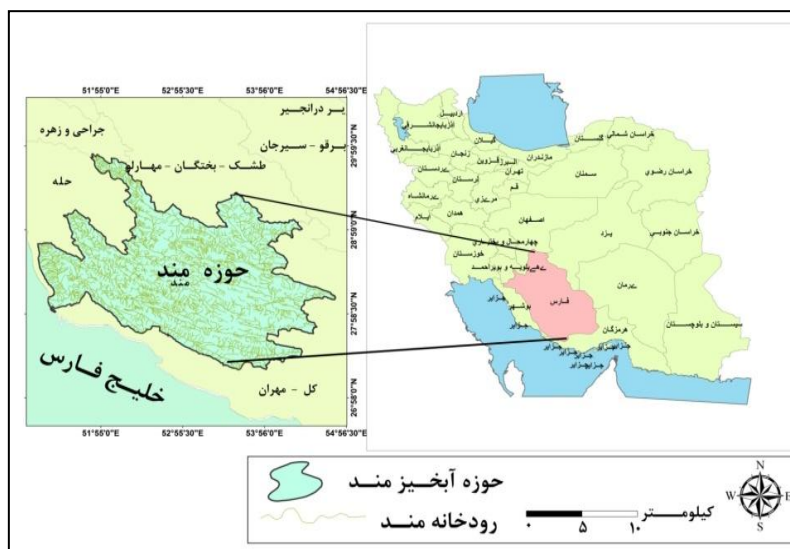
از قابلیت های سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی برای پیش بینی خشکسالی های پاییزه شهر زاهدان استفاده شده است. برای این منظور از متغیرهایی نظیر بارندگی و شاخص های اقلیمی به عنوان ورودی های مدل ها استفاده کردند و به پیش بینی شاخص خشکسالی SPI پاییزه پرداختند. نتایج نشان از قابلیت مدل ANFIS در پیش بینی

فصلی خشکسالی در منطقه مورد مطالعه داشت (نیکنام و همکاران، ۱۳۸۹). پیش‌بینی خشکسالی زاهدان با استفاده از مدل عصبی- فازی، شاخص‌های اقلیمی، بارندگی و شاخص خشکسالی انجام شده است؛ نتایج به‌دست آمده نشان داد که شاخص خشکسالی SPI تنها در بازه زمانی سه ماهه سپتامبر- اکتبر- نوامبر نتایج قابل قبولی را برای پیش‌بینی خشکسالی پاییزه به دست می‌دهد (ازدری مقدم و همکاران، ۱۳۹۰).

مطالعه حاضر تلاشی در جهت پیش‌بینی خشکسالی در ایستگاه تنگاب حوزه مند است که در آن با استفاده از داده‌های بارندگی، دما و شاخص خشکسالی SPI به بررسی قابلیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی پرداخته شده است.

داده‌ها و روش‌شناسی

حوزه آبخیز رودخانه مند ۴۷۶۵۴ کیلومترمربع مساحت دارد که بخشی از حوزه آبریز خلیج فارس و دریای عمان می‌باشد و اصلی‌ترین رودخانه این حوزه، رودخانه مند می‌باشد. بخش عمده‌ای از این حوزه در استان فارس و فقط قسمت کمی از آن در استان بوشهر قرار دارد. این منطقه بین 08° تا 51° و 49° تا 54° طول شرقی و 17° تا 27° تا 54° عرض شمالی واقع شده است. حداکثر ارتفاع در این حوزه ۳۱۸۵ متر در خرمکوه در شمال شرق حوزه و حداقل آن ۵ متر در حاشیه خلیج فارس می‌باشد. شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد:



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق جهت پیش‌بینی خشکسالی ایستگاه تنگاب حوزه مند از داده‌های بارش و دما برای یک دوره ۳۲ ساله (۲۰۱۲-۱۹۷۹) استفاده شده است. در ابتدا، آزمون همگنی داده‌ها در نرم افزار SPSS محاسبه شده است. آزمون گردش حول میانگین یا «ران تست» یکی از متداولترین آزمون‌های غیر نموداری مورد استفاده برای تأیید همگنی

داده‌هاست (مجرد قره باغ، ۱۳۷۶). نتایج آزمون ران تست در جدول (۱) آورده شده است. تفسیر خروجی نرم‌افزار بیانگر این مطلب است که تصادفی بودن داده‌ها و فرضیه صفر رد می‌شود و داده‌ها از راندمان خوبی برخوردار می‌باشند.

جدول ۱: نتایج آزمون ران تست

Asymp. Sig. (2-tailed)	Z	Number of Runs	Total Cases	Cases >= Test Value	Cases < Test Value	Test Value	
.۰۰۰	-۱۳/۲۸۴	۷۱	۴۰۸	۲۰۴	۲۰۴	۱۸	dama
.۰۰۰	-۱۱/۸۹۶	۸۵	۴۰۸	۲۰۴	۲۰۴	۹	barsh

تفسیر خروجی

H_0 : توالی گردش‌ها تصادفی است

• آزمون فرض:

H_1 : توالی گردش‌ها تصادفی نیست

$R = \text{Number of Runs}$, $Z = |z|$

• آماره آزمون:

$Z_{0.01} = 2.327$

• مقدار بحرانی:

چون $|z| > Z_{0.01} = 2.327$ می‌باشد فرض H_0 رد می‌شود و نتیجه می‌گیریم که توالی گردش داده‌ها در کلیه ایستگاه‌ها تصادفی نمی‌باشد.

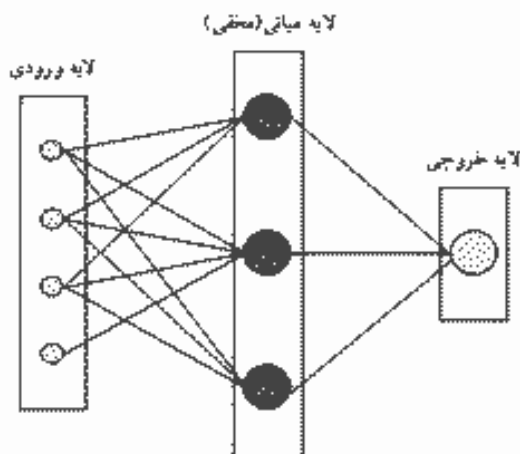
شاخص مورد استفاده، شاخص بارش استاندارد شده یا SPI می‌باشد که توسط مک کی و همکاران به منظور پیش خشکسالی اقلیمی ابداع گردید (مک کی و همکاران^۱، ۱۹۹۳). برای تعیین شاخص SPI ابتدا یک توزیع گاما به داده‌های بارش ایستگاه برازش داده می‌شود، در مرحله بعد تبدیل احتمال تجمعی از توزیع گامای به دست آمده به توزیع نرمال استاندارد تجمعی با میانگین صفر و واریانس یک صورت می‌گیرد؛ بدین ترتیب مقادیر SPI مطابق رابطه ۱ در توزیع نرمال استاندارد به دست می‌آید (ادوارد^۲، ۱۹۹۷).

$$SPI = \frac{X_{ik} - \bar{X}_i}{\delta_i} \quad :1$$

1- Mckee et al.
2-Edwards

δ_i انحراف از معیار داده‌های i امین ایستگاه؛ X_{ik} مقادیر بارندگی برای i امین ایستگاه و K امین مشاهده و \bar{X}_i متوسط بارندگی ایستگاه i ام می‌باشد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه رایج‌ترین شبکه‌های عصبی می‌باشد. این شبکه‌ها جزء شبکه‌های عصبی پیشخور می‌باشند که قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نرون‌ها، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. پارامترهای قابل تنظیم در شبکه‌های MLP وزن اتصالات مابین لایه‌ها است و فرآیند آموزش در این شبکه‌ها به معنی یافتن مقادیر مناسب برای وزن‌های اتصالات بین نرون‌ها است. متداول‌ترین الگوریتم یادگیری این شبکه‌ها الگوریتم پس‌انتشار خطا است. در شبکه‌های پیشخور نرون‌ها در لایه‌هایی که در لایه اول (ورودی)، شروع و به لایه خروجی ختم می‌شوند، آرایش می‌یابند (فتحی و کوچک‌زاده، ۱۳۸۳).

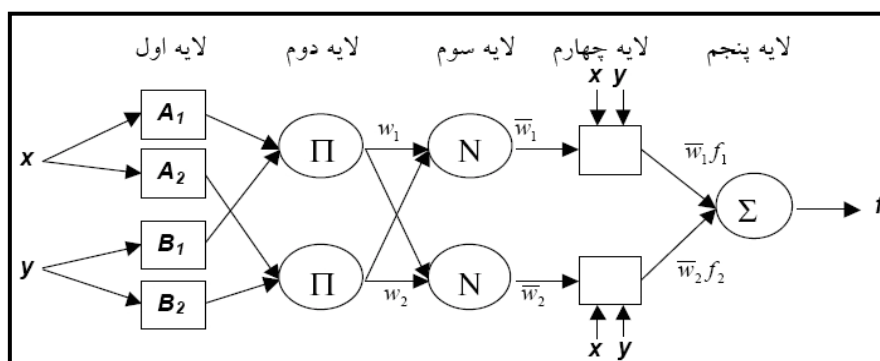


شکل ۲: ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (منهاج، ۱۳۸۷)

بین نرون‌های لایه‌های مختلف اتصالاتی وجود دارد که هر کدام دارای وزن‌هایی می‌باشد. طی فرآیند آموزش این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود و در اصطلاح بایاس نامیده می‌شود، به طور پی در پی تغییر می‌کنند تا خطای بین مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی به حداقل مقدار خود برسد. برای انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه‌های بعدی از توابع محرک استفاده می‌شود. جهت یادگیری شبکه عصبی مصنوعی از فرآیند آموزش استفاده می‌شود (حسن‌پور کاشانی و همکاران، ۱۳۸۶).

مدل‌های عصبی - فازی که توسط جانگ^۱ در سال ۱۹۹۳ گسترش یافت، جهت تسهیل فرآیند یادگیری و انطباق، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیب می‌کند. یک شبکه تطبیقی، ساختار پیشرو چندلایه‌ای است که رفتار کلی خروجی آن به وسیله مقدار یک مجموعه از پارامترهای قابل اصلاح تعیین می‌گردد. با استفاده از این شبکه عصبی تطبیقی، مشکل اصلی استفاده از سیستم استنتاج فازی که همان به دست آوردن قواعد "اگر-آنگاه"

فازی و بهینه سازی پارامترهای مدل می باشد، برطرف می گردد که پارامترهای آن را می توان با ترکیب روش های حداقل مربعات خطا و انتشار خطا به عقب بر اساس کاهش گرادیان برآورد نمود (فرخ نیا و همکاران، ۱۳۸۷).

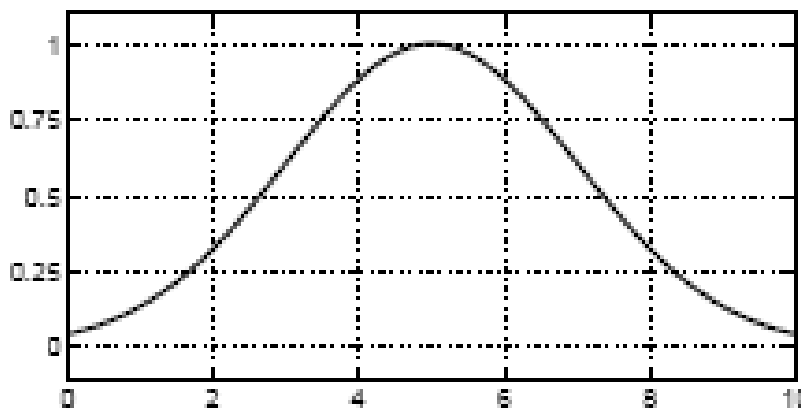


شکل ۳: معماری کلی مدل فازی- عصبی تطبیقی (Chang , 1990)

توابع عضویت بکار رفته در این پژوهش از نوع گوسی می باشد که به شرح ذیل می باشد:
تابع عضویت گوسی: یک تابع عضویت گوسی با دو پارامتر $\{c, \sigma\}$ مشخص می شود:

$$gaussian(x; c, \sigma) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right) \quad :2$$

در رابطه فوق، c مرکز و σ عرض تابع عضویت محسوب می شود. شکل (۴) نمودار تابع عضویت گوسی را نشان می دهد:



شکل ۴: نمودار تابع عضویت گوسی (Sivanandam et al., 2007)

برای مدل سازی داده های نرمال شده به سه دسته آموزش، صحت سنجی و آزمون تقسیم شد که به ترتیب ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد داده ها به هر قسمت تخصیص داده شدند. در ابتدا جهت آموزش شبکه از ورودی های نرمال شده استفاده شد که رابطه ۳ به این منظور مورد استفاده قرار گرفته است.

$$\left[N = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] \quad :3$$

که در آن N مقادیر استاندارد شده؛ X_i مقادیر واقعی؛ X_{\max} حداکثر مقادیر واقعی و X_{\min} حداقل مقادیر واقعی می باشد.

در این تحقیق از نرم افزار Matlab ۲۰۱۲ برای تدوین مدل های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و انجام محاسبات مربوط به آن ها استفاده گردید. ساختار شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه و نحوه آموزش پس انتشار خطا و الگوریتم یادگیری از نوع پیشخور با طول دوره آماری ۳۲ ساله می باشد و از تابع عضویت گوسی در مدل استنتاج عصبی-فازی تطبیقی استفاده شده است که در آن $Q_t = f(D_t, P_t)$ به عنوان ورودی در دو مدل ANN و ANFIS استفاده شده است که D_t و P_t به ترتیب دما و بارش ماهانه است. برای ارزیابی کارایی مدل های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی در پیش بینی خشکسالی، مقدار داده های آزمون به وسیله مدل های تدوین شده برآورد، با داده های واقعی مقایسه و معیارهای آماری محاسبه شد. به منظور ارزیابی دقت مدل های پیش بینی از معیارهای ناش (رابطه ۴)، ضریب همبستگی (رابطه ۵)، و ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۶) استفاده گردید (پهلوانی، ۱۳۸۸).

$$E = 1 - \frac{\sum (o_i - p_i)^2}{\sum (o_i - \bar{o})^2} \quad :4$$

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)(Q_i^s - \bar{Q}^s)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)^2 \sum_{i=1}^n (Q_i^s - \bar{Q}^s)^2}} \quad :5$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^s)^2} \quad :6$$

مباحث و یافته‌ها

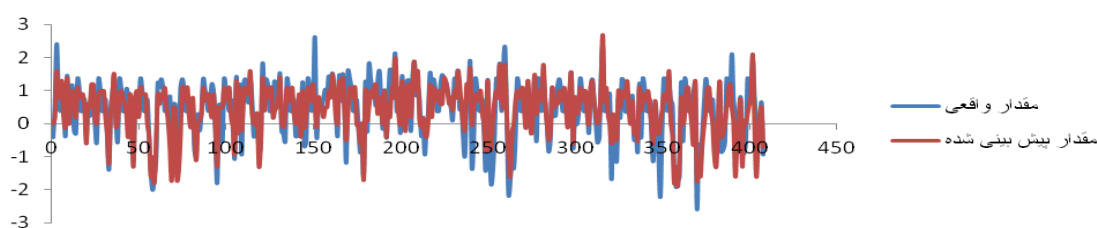
برای ایستگاه مورد مطالعه از طریق مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS)، با استفاده از داده‌های دما و بارش محاسبه و با داده‌های مشاهده‌ای مورد مقایسه قرار گرفت. برای این منظور از ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی (آموزش) و ۳۰ درصد جهت اعتبارسنجی (آزمون) استفاده شد. در این بررسی از مدل شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چندلایه و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی با تابع عضویت گوسی برای پیش‌بینی خشکسالی در سری زمانی ماهانه در ایستگاه تنگاب حوزه موند استفاده شد. ساختار مورد استفاده شامل یک لایه ورودی (مقدار بارش و دما)، یک لایه خروجی (مقدار SPI سری مورد نظر) و لایه پنهان بود. تعداد لایه پنهان و تابع انتقال مناسب به صورت سعی و خطا تعیین گردید. برای آموزش شبکه از روش آموزشی پس‌انتشار خطا استفاده و از میان الگوریتم‌های مختلف این روش آموزشی، الگوریتم پیشخور با سعی و خطا تعیین گردید؛ همچنین روند آموزش الگو به الگو در تدوین مدل‌های شبکه عصبی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی به کار رفت. در نهایت شبکه‌ای که دارای کم‌ترین مقدار جذر میانگین مربعات^۱ بود و به عبارتی نزدیک‌ترین نتیجه را با واقعیت داشت به عنوان شبکه اصلی انتخاب گردید. مشخصات شبکه عصبی مصنوعی به کار رفته در ایستگاه تنگاب و نتایج ارزیابی و دقت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی با استفاده از شاخص SPI در جدول ۲ آورده شده است:

جدول ۲: مشخصات و نتایج ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی با استفاده از شاخص SPI در ایستگاه تنگاب

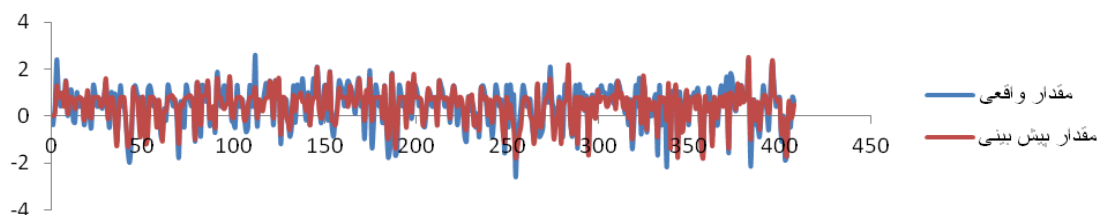
نوع شبکه	مدل بهینه شبکه													
	نوع الگوریتم	تابع انتقال	تعداد لایه مخفی	تعداد ورودی	تعداد خروجی	آموزش			اعتبارسنجی			آزمایش		
						R2	RMSE	E	R2	RMSE	E	R2	RMSE	E
ANN	پس انتشار خطا	تانژانت سیگموئید	۱	۲۰	۲	0/82	0/09	0/63	0/9	0/09	0/63	0/83	0/09	0/63
ANFIS	پس انتشار	گوسی	۱	۲۰	۲	0/615	0/0104	0/7	0/635	0/0113	0/72	0/801	0/0074	0/7

طبق نتایج به دست آمده از جدول (۲)، مدل شبکه عصبی MLP با ساختار ۱-۲۰-۲ با تابع آستانه تانژانت سیگموئید در مقایسه با مدل ANFIS نتایج بهتری را ارائه داده است. معیارهای ناش (E) و ضریب همبستگی (R2) که میزان رابطه بین دو متغیر را نشان می‌دهند به ترتیب در بازه $-\infty$ تا +۱ و -۱ تا +۱ تغییر می‌کنند. نزدیکی این

دو معیار به یک، نشان دهنده رابطه قوی بین دو متغیر است. سایر معیارهای بیان شده نیز مقادیری مثبت بوده و هر چه به صفر نزدیکتر باشند، میزان خطای دو متغیر نسبت به هم کمتر و دو متغیر به هم نزدیکترند. با توجه به مقدار RMSE در مدل شبکه عصبی مصنوعی، میزان خطا کمتر از مدل سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی می- باشد که بیانگر دقت بالای مدل شبکه عصبی نسبت به مدل استنتاج عصبی- فازی تطبیقی است. مقادیر SPI مشاهده شده و برآورد شده برای بهترین مدل شبکه عصبی و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی تدوین شده، در شکل‌های (۵) و (۶) ارائه شده است:



شکل ۵: نمودار مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی با استفاده از SPI شده با مدل MLP



شکل ۶: نمودار مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با استفاده از SPI با مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی

نتیجه

با جمع‌بندی نتایج حاصل از این دو روش، می‌توان دریافت که دقت روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، بیشتر می‌باشد. همچنین از نتایج و ارزیابی پارامترهای آماری می‌توان دریافت که سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی در شرایطی که داده‌های ورودی و خروجی دارای عدم قطعیت باشند، به عنوان یک مدل پیش‌بینی می‌تواند با دقت نسبتاً بالایی این فرایند را انجام دهد. شایان ذکر است که مطابق نتایج حاصل از این پروژه، هر چقدر پراکندگی داده‌های ورودی مدل بیشتر باشد، مدل استنتاج فازی-عصبی تطبیقی دارای توانایی بیشتری در شبیه‌سازی این نوع از داده‌ها می‌باشد.

منابع

- اژدری مقدم، مهدی، محمود خسروی، حسین حسین پور نیکنام، احسان جعفری ندوشن (۱۳۹۰). پیش بینی خشکسالی با استفاده از مدل فازی-عصبی، شاخص های اقلیمی، بارندگی و شاخص خشکسالی استان زاهدان، مجله جغرافیا و توسعه، مشهد، ۲۶، صص: ۶۱-۷۲.
- اعلمی، محمدتقی، یوسف حسین زاده، مهدی کماسی (۱۳۸۸). ارزیابی و مقایسه نمایه های خشکسالی و پیش بینی آن با شاخص SPI به روش مدل سازی دو متغیره با شبکه عصبی مصنوعی، هشتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- افخمی، حمیده، محمدتقی دستورانی، حسین ملکی نژاد، حسین مبین (۱۳۸۹). بررسی تأثیر عناصر اقلیمی بر افزایش دقت روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی خشکسالی استان یزد، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، اصفهان، ۵۱، صص: ۱۷-۱۵۷.
- پهلوانی، حمید (۱۳۸۸). ارزیابی کارایی مدل های شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هوشمند هیدروگراف سیل ورودی به سد مخزنی شیرین دره در مقایسه با مدل های تطبیقی عصبی-فازی، پایان نامه کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، دانشکده منابع طبیعی، گروه مرتع و آبخیزداری، صفحه: ۱۲۳.
- حسین پور کاشانی، م.، منتصری، م.، ع.، لطف الهی یقین، م. (۱۳۸۶). پیش بینی سیل در حوضه های فاقد آمار با استفاده از مدل رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی، سومین کنگره ملی مهندسی عمران.
- صداقت کردار، ع.، فتاحی، الف (۱۳۸۷). شاخص های پیش آگهی خشکسالی در ایران، مجله جغرافیا و توسعه، ۶(۱۱)، ۵۹-۷۶.
- عزیززاده، امین (۱۳۸۱). اصول هیدرولوژی کاربردی، مشهد انتشارات آستان قدس رضوی، جلد چهاردهم، صفحه: ۲۶۲.
- عیوضی، معصومه، ابوالفضل مساعدی، امیر احمد دهقانی (۱۳۸۸). مقایسه روش های مختلف پیش بینی شاخص خشکسالی SPI، مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، گرگان، ۱۶(۲)، صص: ۱۴۵-۱۶۷.
- فتحی، پ.، کوچک زاده، م. (۱۳۸۳). تخمین تعریق خیار گلخانه ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجله علوم خاک و آب، جلد ۱۸، شماره ۲.
- فرخ نیا، اشکان، سعید مرید، هوشنگ قائمی (۱۳۸۷). داده کاوی روی سیگنال های بزرگ مقیاس اقلیمی برای پیش بینی بلندمدت خشکسالی، سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشکده مهندسی عمران دانشگاه تبریز.
- کاویانی، محمد رضا و بهلول علیجانی (۱۳۷۸). مبانی آب و هواشناسی، تهران انتشارات سمت، جلد ششم، صفحه: ۲۶۸.
- مجرد قره باغ، فیروز (۱۳۷۶). تحلیل و پیش بینی یخبندان در آذربایجان رساله دوره دکتری، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم انسانی.

- منہاج، محمد باقر. (۱۳۸۷). مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی، جلد اول، چاپ پنجم، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران.
- نیکنام، حسین، مهدی اژدری مقدم، محمود خسروی (۱۳۸۹). استفاده از مدل فازی عصبی و الگوهای ارتباط از دور جهت پیش‌بینی خشکسالی زاهدان، چهارمین کنگره بین‌المللی جغرافی‌دانان جهان اسلام، دانشگاه سیستان و بلوچستان زاهدان.
- یزدانی، وحید و حسین بانژاد (۱۳۸۸). پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیکی استان اصفهان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، دومین همایش ملی اثرات خشکسالی و راهکارهای مدیریت آن، مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان.
- Bacanli, U, Firat, M, Dikbas, F, 2008, Adaptive neuro-fuzzy inference system for drought forecasting. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 8: 1143-1154.
- Crespo, J.L, Mora, E, 1993, Drought estimation with neural networks, *Advances in Engineering Software* 18, 167–170.
- Chang, F. and Chang, Y. 1990. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir, *Advances in Water Resources*, Vol.29, Issue 1, Pp: 1-10.
- Jang, J.-S.R, 1993, ANFIS adaptive network based fuzzy inference system, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3: 665–683.
- Mckee, T.B, Doesken, N.J and Kleist, J, 1993, The relationship of drought frequency and duration to time scales. 8th conference on Applied Climatology. 17-22 January California 176-184.
- Mishra, A.K and Desai V.R, 2006, Drought forecasting using feed-forward recursive neural network, *Ecological Modelling*, 198: 127-138.
- Mishra, A.K, Singh, V.P, 2012, Simulating hydrological drought properties at different spatial units in the United States based on wavelet-bayesian approach *Earth Interactions Journal of Hydrology*, 17: 1–23.
- Santos, Celso Augusto, G, Morais, Bruno S, Silva, Gustavo, B L, 2009, Drought forecast using an artificial neural network for three hydrological zones in San Francisco River basin, Brazil, *Proceedings of Symposium, Convention of The International Association of Hydrological Sciences*, India 312 – 302.
- Sivanandam, S.N, Sumathi, S and Deepa, S.N. 2007. *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*, Springer Berlin Heidelberg, New York.