استفاده از سیستم هشدار سریع خشک‌سالی برای بهره‌برداری مخزن سد زاینده رود

مهدی غلام زاده، سعید مرید* و مجید دلاور[۱]

(تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۱۱/۷ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۸/۸)

چکیده

برای مدیریت خشک‌سالی در مناطق خشک که اتکای بیشتری به سدها و ذخیره‌سازی آب‌های سطحی دارند، استفاده از سیستم‌های هشدار سریع خشک‌سالی(DEWS) راهبردی مفید می‌باشد. در تحقیق حاضر تلاش شده است تا چنین سیستمی طراحی شود که از سه بخش اصلی شامل: ۱) پایش خشک‌سالی ۲) پیش‌بینی ورودی‌های رودخانه و مصرف آب و ۳) محاسبه یک شاخص هشدار برای مدیریت خشک‌سالی تشکیل می‌شود. این سیستم برای سد زاینده رود ارائه شده است. بدین منظور، ابتدا جریان ورودی به سد و مصارف با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک دوره ۶ ماهه با در نظر گرفتن عدم قطعیت مربوط، در سطوح احتمالاتی مختلف پیش‌بینی گردید. هم‌چنین بر اساس اطلاعات تاریخی ذخیره آب مخزن و روش نگاشت خود سامان یافته (SOFM)، شدت خشک‌سالی در ۵ دسته (بدون خشک‌سالی ، خشک‌سالی ضعیف، خشک‌سالی با شدت کم، خشک‌سالی شدید و خشک‌سالی خیلی شدید) تعیین شد. سپس یک شاخص هشدار خشک‌سالی (DAI) با توجه به شرایط جاری مخزن سد، ورودی‌ها و مصرف آتی آب محاسبه گردید. در نهایت بر اساس نتایج حاصل از شاخص محاسبه شده، سطوح مختلف هشدار از وضعیت نرمال تا شرایط کم آبی شدید مشخص شد. نتایج نشان داد که استفاده از سیستم هشدار سریع طراحی شده می‌تواند نقش مؤثری در مدیریت مخزن سد زاینده رود، تعیین سیاست‌های جیره‌بندی و هم‌چنین کاهش خسارات خشک‌سالی داشته باشد.

واژه‌های کلیدی: سیستم زودهنگام خشک‌سالی، عدم قطعیت، مدیریت خشک‌سالی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، سد زاینده رود

۱. به ترتیب دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشیار و دانشجوی دکتری مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: morid_sa@modares.ac.ir

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

مقدمه

هر چند که شاخص‌های جهانی متنوعی برای پایش و هشدار سریع خشکسالی توسعه یافته است، ولی برای مدیریت سیستم‌های منابع آب، استفاده از معرف‌های منطقه‌ای و روش‌هایی که بیشتر مبین شرایط خاص آن است، بهتر و سریع‌تر عمل می‌کنند. به عنوان مثال برای مناطقی که وابستگی به سد و ذخائر سطحی دارند، وارد کردن اطلاعات تراز یا حجم موجودی از آب سد برای پایش خشکسالی، اعلام هشدارهای لازم و تنظیم مدیریت سد بر اساس آن بسیار مؤثر خواهد بود. بدین منظور هانگ و چاو (۷) یک سیستم هشدار سریع خشکسالی برای بهره‌برداری زمان واقعی مخازن چندگانه ارائه دادند. هانگ و چاو (۶)، سیستم هشدار خشکسالی سریعی را با استفاده از رویکرد ریسک برای بهره‌برداری از مخزن در تایوان به کار بردند. علاوه بر وضعیت منابع آب فعلی، استفاده از اطلاعات آتی مانند ورودی‌ها و مصارف آینده می‌تواند در ارتقای این سیستم‌ها بسیار مؤثرتر واقع گردند. برای پیش بینی‌ها، گزارش‌های مثبتی از عملکرد مدل‌های شبکه عصبی (ANN) توسط محققین نقل شده است (۴، ۵ و ۹). در مقایسه نتایج آنها با مدل‌های تصادفی، معمولاً ANNs بهتر عمل کرده‌اند(۸ و۱۱). ضمن این‌که در مراجع جدید برای آنالیز عدم قطعیت شبکه‌های عصبی مصنوعی و قابلیت اطمینان آنها، روش‌هایی ارائه شده است (۱، ۱۰ و ۱۲).

تحقیق حاضر تلاشی است در تدوین و توسعه سیستم هشدار سریع خشکسالی برای بهره‌برداری و مدیریت مخزن با در نظر گرفتن موجودی سد، پیش‌بینی مصارف با توجه به ورودی‌ها، لحاظ داشتن عدم قطعیت‌ها که بدین منظور سد زاینده رود برای ارائه روش‌شناسی آن در نظر گرفته شده است.

مواد و روش‌ها

۱. مورد مطالعاتی

حوزه آبریز زاینده‌رود با مساحت ۴۱۵۰۰ کیلومترمربع در فلات مرکزی ایران واقع شده و جزء مناطق کم آب کشور به شمار می‌رود. سد مخزنی زاینده‌رود در ۱۱۰ کیلومتری غرب اصفهان قرار دارد. متوسط سالانه جریان ورودی به سد ۱۶۰۰ میلیون مترمکعب می‌باشد که در حدود ۶۰۰ میلیون مترمکعب آن از حوزه رودخانه کارون است حجم کل مخزن سد ۱۴۶۰ میلیون مترمکعب می‌باشد که تأمین آب مورد نیاز شبکه‌های کشاورزی، صنایع، شهرها و روستاها را بر عهده دارد و نیاز کشاورزی حدود ۷۰٪ کل تقاضای پایین‌دست را شامل می‌شود.(شکل ۱).

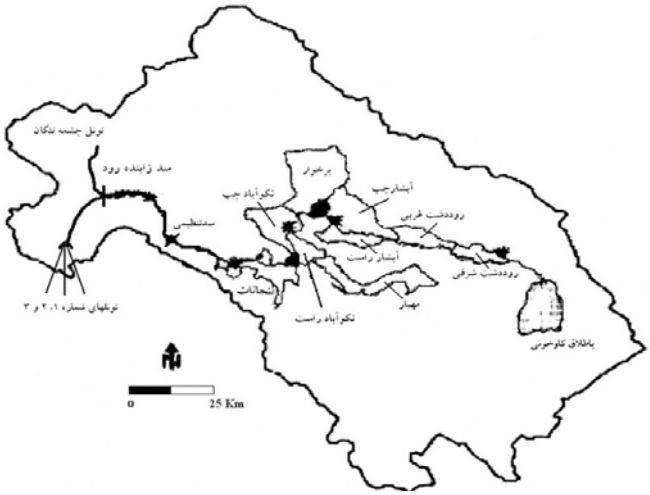
آمار و اطلاعات هواشناسی مورد نیاز در این تحقیق شامل متوسط بارندگی و دمای ماهیانه بوده که از ایستگاه سینوپتیک اصفهان تهیه شده است. اطلاعات هیدرولوژیکی نیز شامل جریان ماهیانه ورودی به سد، ذخیره ماهیانه سد، میزان رهاسازی و تقاضا می‌باشد که از شرکت مدیریت منابع آب ایران برای سال‌های آبی ۱۳۶۲-۱۳۶۱ تا ۱۳۸۴-۱۳۸۳ تأمین شده است (جدول ۱).

۲. مدل مفهومی سیستم هشدار سریع خشکسالی

سیستم هشدار سریع خشکسالی پیشنهادی این تحقیق همرا با اجزای آن (من بعد مدل(Drought early warning system) DEWS اطلاق می‌گردد) از شکل ۲ قابل مشاهده است. شکل کلی کار به این صورت است که از یک شاخص هشدار خشکسالی(DAI) در طراحی مدل DEWS استفاده می‌شود که برای محاسبه آن نیاز به مشخص بودن سطوح خشکسالی در شرایط جاری و وضعیت مصرف آب در آینده می‌باشد. بدین منظور، ابتدا پایش خشکسالی بر اساس اطلاعات مخزن سد انجام می‌شود که برای این کار، سری مشاهدات موجودی مخزن طی دوره آماری با روش SOFM طبقه‌بندی می‌شود. هم‌چنین، پیش‌بینی مصارف با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در یک دوره ۶ ماهه با لحاظ داشتن عدم قطعیت مربوط انجام می‌شود. نهایتاً با محاسبه شاخص DAI و ارزیابی دقت مدل، سطوح مختلف هشدار خشکسالی از سبز (شرایط نرمال) تا قرمز (شرایط کم آبی شدید) برای تصمیم‌گیری، محاسبه

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

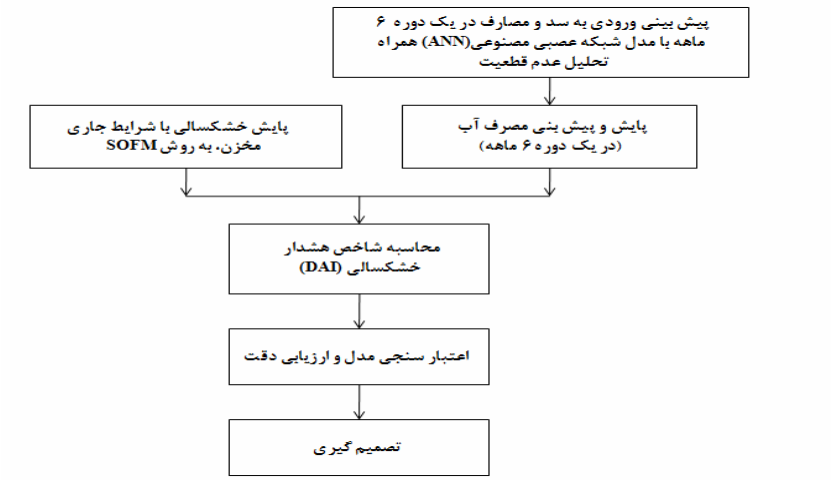
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]



شکل ۱. شماتیک منطقه مطالعاتی

جدول۱. میانگین دبی ورودی، رهاسازی، تقاضا (m^3/Sec) و سطح آب سد (m) در طی دوره ۱۳۸۴- ۱۳۶۲

	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	اردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر	میانگین
ورودی (m^3/s)	۱۶/۶۳	۲۹/۰۷	۵۱/۲۹	۷۱/۳۹	۱۲۰/۵۷	۱۱۲/۱	۶۰/۳۶	۲۸/۱	۲۳/۸	۲۵/۴۳	۲۰/۲۷	۱۴/۹۶	
رهاسازی (m^3/s)	۱۶/۶۸	۲۸/۶۳	۴۶/۳۶	۷۱/۷۷	۱۲۱/۹۴	۱۱۰/۰۵	۵۱/۲۷	۲۱/۶	۲۴/۱۴	۲۴/۰۱	۲۰/۵۶	۱۸/۱۴	
تقاضا (m^3/s)	۳۶/۴۵	۴۸/۶۱	۴۸/۶۱	۶۰/۷۶	۵۶/۷۱	۴۰/۵	۲۰/۲۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۲۴/۳	۲۸/۳۵	۱۶/۲	
سطح آب سد (m)	۲۰۳۴/۲۹	۲۰۳۶/۲۸	۲۰۳۶/۳۲	۲۰۳۹/۰۹	۲۰۴۵/۵	۲۰۴۴/۷۳	۲۰۴۱/۱۱	۲۰۳۸/۶۹	۲۰۳۶	۲۰۳۴/۵۴	۲۰۳۵/۱۴	۲۰۳۵/۰۷	



شکل ۲. قسمت‌های مختلف مدل DEWS

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

می‌گردد. در ادامه، شرح این زیر مدل‌ها ارائه خواهد شد.

۲-۱- پایش خشک‌سالی بر اساس شرایط جاری مخزن و با استفاده از روش نگاشت خود سامان یافته

برای این بخش لازم بود که ابتدا سری مشاهدات موجودی مخزن طی دوره آماری طبقه‌بندی شوند که با توجه به اهداف این تحقیق به ۵ طبقه شامل (بدون خشک‌سالی، خشک‌سالی ضعیف، خشک‌سالی با شدت کم، خشک‌سالی شدید و خشک‌سالی خیلی شدید) تقسیم شدند. بدین منظور از روش SOFM استفاده شد که قابلیت دسته‌بندی اطلاعات را بر اساس مشاهدات طی دوره آماری داراست (۲). ابتدا داده‌ها مطابق زیر نرمال می‌شوند:

$$\xi_{n,k} = \frac{x_{n,k} - \mu_n}{\sigma_n} \qquad [۱]$$

که در آن، n تعداد متغیرهای ورودی و خروجی، k اندازه هریک از متغیرها، $x_{n,k}$ داده k ام از متغیر n ام، μ_n و σ_n به ترتیب میانگین و انحراف معیار متغیر n ام و $\xi_{n,k}$ مقدار نرمال شده $x_{n,k}$ است. پس از طبقه‌بندی داده‌ها، میانگین هر طبقه از ورودی و خروجی‌های مدل محاسبه شده و برای هر میانگین، باند اطمینان $\alpha-۱$ درصد ($\alpha=۰/۰۵$) تعریف می‌شود:

$$\mathrm{CI_{Mean}} = \mathrm{Mean} \pm (\mathrm{t_{\alpha,df}} \times \mathrm{SD}) \qquad [۲]$$

در رابطه بالا CI_{Mean} حد بالا و پایین باند اطمینان $\alpha-۱$ درصد، $Mean$ مقدار میانگین هر طبقه، $\mathrm{t_{a,df}}$ مقدار توزیع T-$Student$ در سطح اطمینان α درصد و df درجه آزادی می‌باشد. SD نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$SD = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \qquad [۳]$$

در این رابطه، σ مقدار انحراف معیار و n اندازه هر طبقه است.

میانگین طبقه‌های بدست آمده از روش SOFM برای هر یک از متغیرها در مدل، نباید در باند $\alpha-۱$ درصد با یکدیگر همپوشانی داشته باشند. اگر میان طبقه‌ها از لحظ آماری همپوشانی معنی‌داری وجود نداشته باشد، طبقه‌بندی قابل قبول خواهد بود. نتایج این محاسبات برای سد زاینده رود در جدول (۲) قابل مشاهده است. نهایتاً طبقات مختلف خشک‌سالی که در این تحقیق با D مشخص شده بر اساس سطح آب مخزن به صورت شکل ۳ از "بدون خشک‌سالی " تا " خشک‌سالی خیلی شدید" در ۵ قسمت (۵، ...، ۳، ۲، ۱ =D) مشخص شد.

۲-۲- پیش بینی ۶ ماهه رهاسازی از مخزن سد

برای این بخش پس از بررسی انواع مختلف شبکه‌های عصبی، از شبکه پیشرو استفاده گردید (۳). بدین منظور، ورودی‌های متنوعی ارزیابی شد. نهایتاً بهترین ورودی‌ها برای پیش‌بینی جریان ورودی ۶ ماه آتی بارندگی ماهیانه، دمای ماهیانه و شماره ماه مورد نظر انتخاب شد که مؤثرترین عملکرد را داشت. داده‌های فوق طی سال‌های آبی ۱۳۶۲ تا ۱۳۸۴ تهیه و به مدل شبکه عصبی معرفی گردید که ۷۰ درصد آن برای آموزش، ۲۰ درصد برای صحت‌یابی و ۱۰ درصد برای آزمون مدل در نظر گرفته شد. کارآیی مدل‌ها با استفاده از ضریب هم‌بستگی(R-square) (R^2)، ریشه میانگین مجذور خطا (Root Mean Square Error)(RMSE) و متوسط قدر مطلق خطا(Mean Absolute Error)(MAE) بررسی شد که نتایج در شکل ۴ آمده است.

به عنوان نمونه R^2 نهایی برای پیش بینی رهاسازی ۰/۷۵ بدست آمد که رقم بسیار قابل قبولی است.

۲-۲-۱- آنالیز عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی پیش بینی رهاسازی از سد

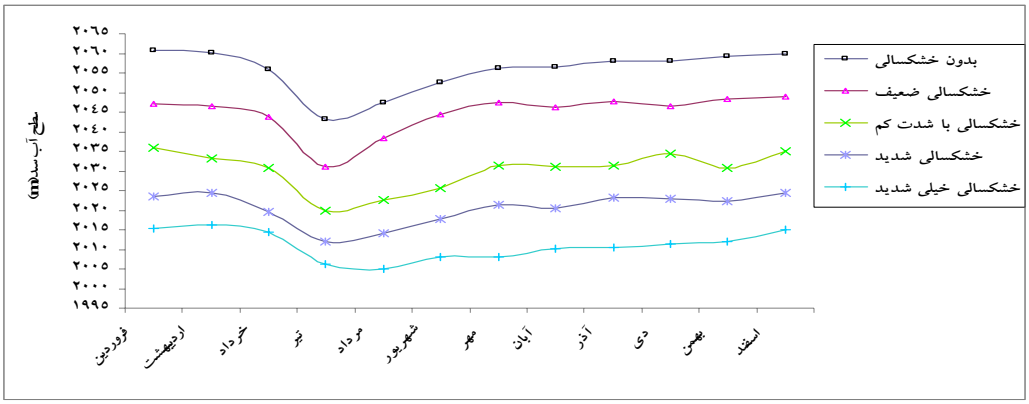
در پیش بینی، برای آنالیز عدم قطعیت مدل شبکه عصبی، از روش بازنمونه‌گیری بوت استرپ(Boot Strap Resampling) استفاده شد. در این روش به دفعات زیاد به طور تصادفی نمونه‌گیری می‌شود به طوری که پارامترهای مدل هر بار بر اساس نمونه‌ای از وقایع اتفاق افتاده در گذشته به دست می‌آیند. در نتیجه با استفاده از این تکنیک به جای پیش‌بینی یک عدد مطلق، محدوده‌ای از خروجی که نتیجه عدم قطعیت مدل است

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

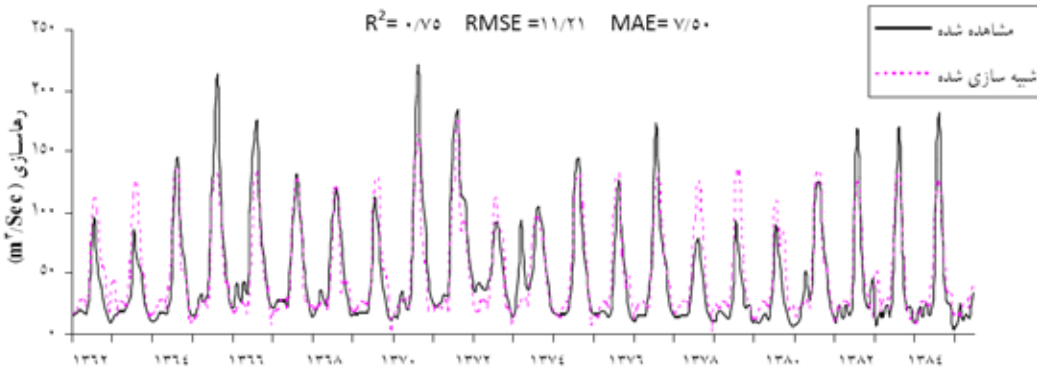
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

جدول ۲. مقدار میانگین، حد بالا و پایین باند اطمینان ۹۵٪ هر طبقه با استفاده از روش SOFM

سطح آب مخزن	بدون خشک‌سالی	شدت کم	شدت متوسط	شدید	خیلی شدید
میانگین	۲۰۵۷/۲	۲۰۴۶/۹	۲۰۳۱/۱	۲۰۲۱/۲	۲۰۱۱/۱
حد بالا	۲۰۶۰/۶	۲۰۴۹/۰	۲۰۳۵/۹	۲۰۲۴/۴	۲۰۱۵/۰
حد پایین	۲۰۴۳/۳	۲۰۳۱/۲	۲۰۱۹/۵	۲۰۱۱/۷	۲۰۰۶/۰



شکل۳. تقسیم بندی خشک‌سالی بر اساس سطح آب مخزن



شکل۴. نتایج حاصل از پیش‌بینی رهاسازی از سد زاینده رود با استفاده از مدل ANN

حاصل خواهد شد. هم‌چنین بر روی نمونه‌های تولید شده توابع چگالی احتمال با استفاده از روش‌های غیر پارامتری برازش داده شد. به عنوان مثال شکل ۵ تابع چگالی احتمال رهاسازی پیش بینی شده در اردیبهشت و خرداد ۱۳۸۱را نشان می‌دهد. هم‌چنین در شکل ۶ مقدار متوسط پیش‌بینی رهاسازی از سد در باند اطمینان ۹۵٪ ارائه شده است که در مراحل بعدی برای محاسبه شاخص DAI به کار خواهد رفت.

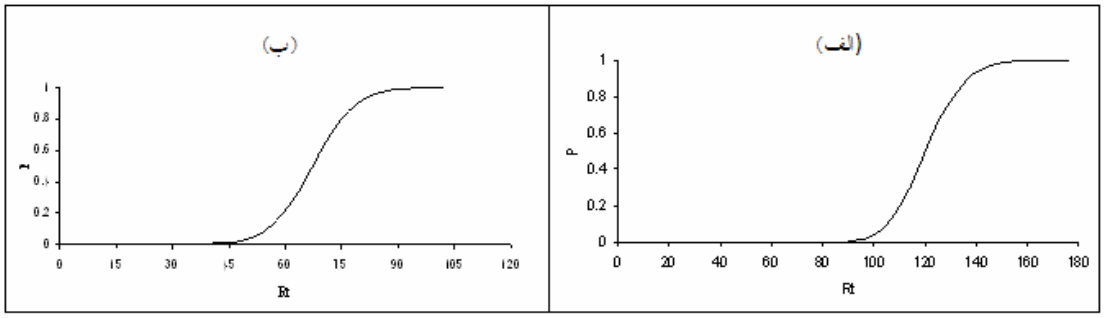
۲-۳- محاسبه میزان کمبود آب

به منظور محاسبه میزان کمبود آب در ماه‌های مختلف فلوچارت شکل ۷ می‌تواند مفید واقع شود.

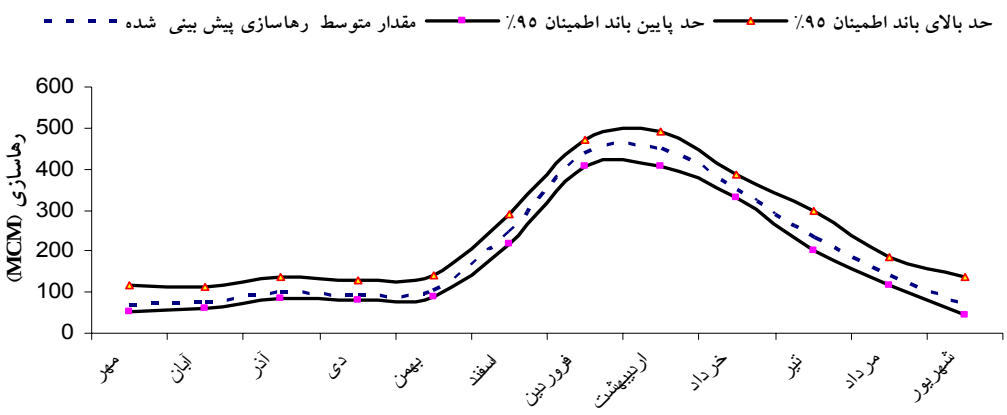
با توجه به نحوه مدیریت و بهره‌برداری مرسوم از سد، میزان کمبود آب در یک دوره ۶ ماهه در نظر گرفته شد. ابتدا مقادیر رهاسازی برای یک دوره ۶ ماهه با مدل ANN پیش‌بینی شد و سپس با توجه به مقادیرتقاضا در ماه‌های مختلف،

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

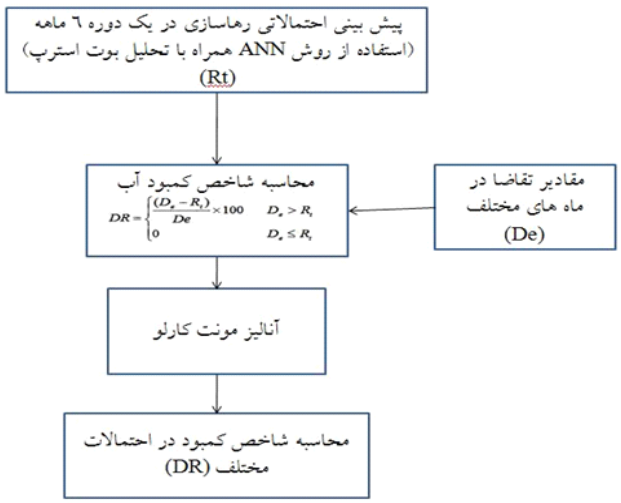
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]



شکل ۵. تابع چگالی احتمال برازش داده شده رهاسازی از سد زاینده‌رود، الف) در اردیبهشت‌ماه و ب) در خردادماه ۱۳۸۱



شکل ۶. باند اطمینان ۹۵٪ مدل ANN و مقدار متوسط رهاسازی برای پیش‌بینی ۶ ماه بعد



شکل ۷. فلوچارت محاسبه نرخ کمبود آب و تحلیل عدم قطعیت آن

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

شاخص کمبود مطابق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$DR=\begin{cases}\frac{(D_e-R_t)}{De}\times 100 & D_e>R_t\\ 0 & D_e\le R_t\end{cases} \qquad (۴)$$

در این رابطه DR شاخص کمبود، R_t رهاسازی از سد و De مقادیر تقاضا برای ماه‌های مختلف سال می‌باشد. با توجه به محاسبه شاخص کمبود بر اساس داده‌های تاریخی، مشابه تقسیم‌بندی خشک‌سالی و به روش SOFM، ۵ سطح کمبود(S) شامل (نرمال، کمی زیاد، نسبتاً زیاد، زیاد و خیلی زیاد) برای نرخ کمبود آب مطابق با جدول ۳ در نظر گرفته شد.

هم‌چنین به منظور محاسبه میزان کمبود در احتمالات مختلف با روش شبیه‌سازی مونت کارلو(Mont Carlo Simulation) تابع چگالی احتمال DR برای ماه‌های مختلف محاسبه شد. روش مونت کارلو یک الگوریتم محاسباتی است که از نمونه‌گیری تصادفی برای محاسبه نتایج استفاده می‌کند. بدین صورت که هر متغیر با استفاده از اعداد تصادفی تولید شده و تابع توزیع احتمالاتی مربوط به آن، شبیه‌سازی و تولید شده و سپس متناظر با آنها خروجی هر مدل یا معادله محاسبه می‌شود. به عنوان مثال تابع چگالی احتمال DR برای ماه‌های خرداد و شهریور سال ۱۳۸۱ در شکل (۸-الف و ب) ارائه شده است.

بدین ترتیب برای هر احتمال P، بر اساس تابع چگالی احتمال نرخ کمبود آب در هر ماه از سال خاصDR مربوط (مانند شکل ۸) محاسبه شده و سپس از جدول ۲، سطح کمبود آب (S) برآورد می‌گردد (جدول ۵ ملاحظه گردد).

۲-۴- محاسبه شاخص هشدار خشک‌سالی

همانگونه که در شکل ۲ آمد، برای مشخص کردن سطوح هشدار خشک‌سالی با استفاده از مدل DEWS از یک شاخص هشدار خشکسالی بنام DAI استفاده می‌شود که در ادامه شرح آن می‌آید. در تشریح روش DEWS و نحوه مشخص کردن تعداد سطوح هشدار فرض می‌شود که یک پدیده تصادفی گسسته (x)، دارای n رخداد می‌باشد. اندازه‌گیری عدم قطعیت این پدیده می‌تواند به صورت زیر تعریف گردد:

$$U(x)=-\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2(p_i) \qquad [۵]$$

به طوریکه $U(x)$ عدم قطعیت و P_i نشان دهنده احتمال رخداد i می‌باشد (برای یک پدیده قطعی، $U(X)=0$). در شرایط رخداد یکسان $P_i=1/n$ است. سپس:

$$U(x)=-\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{n}\log_2(\frac{1}{n})=\log_2(n) \qquad [۶]$$

به عنوان مثال برای یک سکه سالم، $U(x)=\log_2(2)=1.0$ و برای یک تاس سالم، $U(x)=\log_2(6)=2.58$ است. بدین معنی که تاس دارای عدم قطعیت بیشتری نسبت به سکه می‌باشد. برای یک پدیده پیوسته x و y رابطه ۵ می‌تواند به صورت زیر اندازه‌گیری شود(۱۳).

$$U(x,y)=-\sum_{i,j} p_{ij}\log_2(p_{ij}) \qquad [۷]$$

به طوری‌که P_{ij} احتمال پیوسته در ارتباط با هر جفت از مقادیر فضای x,y و U(x,y) در واقع تخمینی از تعداد وضعیت‌های x و y می‌باشد. این رابطه متناسب با اهداف این تحقیق n_1 وضعیت خشک‌سالی (x) و n_2 وضعیت مصرف آب (y) را در برمی‌گیرد که با توجه به تقسیم بندی مرسوم آن ۵ وضعیت برای هر کدام از متغیرها در نظر گرفته شده است. در نتیجه $U(x,y)=\log_2(n_1n_2)=\log_2(25)=5$ و بنابراین عدم قطعیتی برابر ۵ دارد که(۱۳) این عدم قطعیت قابل تبدیل به مفاهیم اجرایی در غالب سطوح هشدار هستند که در ادامه با کدهای رنگی ارائه شده است (جدول ۳).

شاخص DAI با در نظر گرفتن سطوح هشدار خشک‌سالی بر اساس شرایط جاری مخزن (D) و طبقه شدت کمبود آب در یک دوره ۶ ماهه (S)، به منظور مشخص کردن شدت خشک‌سالی در مدل DEWS به وسیله یک رابطه غیر خطی به صورت DS^k به کار برده شد. شاخص به صورت لگاریتمی در زیر آمده است:

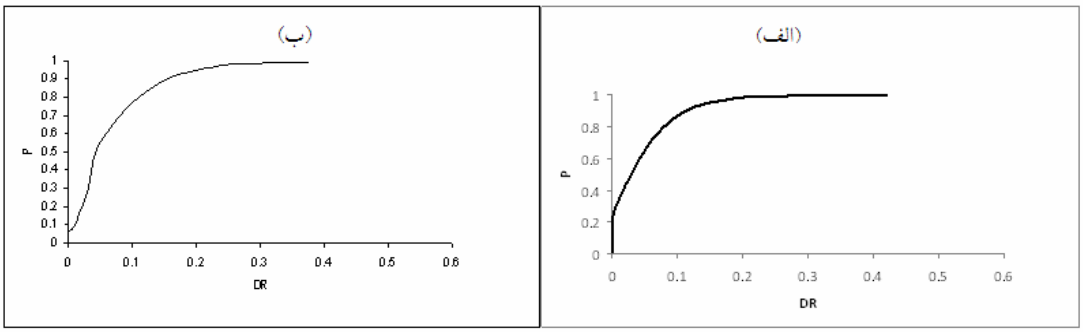
$$DAI=\log_{n1}(D)+k\log_{n2}(S) \qquad [۸]$$

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

جدول ۳. طبقه‌بندی سطوح مختلف کمبود برای بخش کشاورزی

شاخص (DR)(٪)	سطوح کمبود آب (S)
۰	نرمال (۱)
۰ – ۳۵	کمی زیاد(۲)
۳۵ – ۵۰	نسبتاً زیاد(۳)
۵۰ – ۶۰	زیاد(۴)
> ۶۰	خیلی زیاد(۵)



شکل۸. توابع چگالی احتمال تجمعی DR، الف) در خرداد ماه و ب) در شهریور ماه ۱۳۸۱

جدول ۴. مقادیر شاخص هشدار خشک‌سالی و در نظر گرفتن کاهش رهاسازی آب کشاورزی نسبت به آن

سطوح هشدار(WL)	شاخص هشدار خشک‌سالی (DAI)
۰ ≤ DAI ≤ ۱	سبز
۱ < DAI ≤ ۱/۵	آبی
۱/۵ < DAI ≤ ۲	زرد
۲ < DAI ≤ ۲/۵	نارنجی
۲/۵ < DAI ≤ ۳	قرمز

که در آن k یک عدد صحیح و $0 \le DAI \le k+1$ است. در این رابطه به شرایط مصرف در آینده، وزن بیشتری داده شده است. هانگ و چاو برای اولین بار در از یک رابطه خطی در محاسبه این شاخص استفاده کردند (۷) ولی بعد با تصحیح این رابطه و دادن وزن بیشتر به وضعیت مصرف آب به نتایج بهتری دست یافتند (۶ و ۷). واضح می‌باشد که هر چه DAI به صفر نزدیک گردد، نشان‌دهنده شرایط مساعدتری از لحاظ خشک‌سالی خواهد بود. مقدار k در تعیین سیگنال‌های هشدار نیز تأثیرگذار خواهد بود که مقدار ۲ برای آن در نظر گرفته شده است. نهایتاً بر اساس رابطه ۹ مقادیر به دست آمده از شاخص، در ۵ دسته مطابق جدول ۴ تقسیم‌بندی گردید:

$$DAI = \log_5 DS^2, \forall D = 1,2,...,5; S = 1,2,...,5 \qquad [9]$$

این جدول برای $n_1 = n_2 = 5$ و تعداد ۵ سیگنال هشدار، مقادیر DAI و میزان کاهش رهاسازی نسبت به مقادیر مختلف آن را با در نظر گرفتن k=2 نشان می‌دهد.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

جدول ۵ . مدیریت خشک‌سالی مخزن سد زاینده رود در سال ۱۳۸۲

	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند
سطح آب سد(m)	۲۰۳۳/۳	۲۰۲۵/۸	۲۰۱۸ /۴	۲۰۱۷/۱	۲۰۱۸/۹	۲۰۱۷/۶	۲۰۱۹/۵	۲۰۱۸/۵	۲۰۱۵/۹	۲۰۱۶/۲	۲۰۱۷/۱	۲۰۳۲/۶
سطوح شدت خشک‌سالی	۳	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۵	۵	۳
وضعیت مصرف آب در آینده (دوره ۶ ماهه)												
(p=۱۰٪)	۳	۲	۲	۱	۱	۱	۱	۲	۲	۲	۲	۳
(p=۳۰٪)	۳	۳	۲	۱	۱	۱	۱	۲	۳	۳	۳	۳
(p=۵۰٪)	۴	۴	۳	۲	۲	۱	۱	۲	۳	۳	۳	۳
(p=۷۰٪)	۴	۴	۴	۲	۲	۱	۱	۳	۴	۴	۴	۴
(p=۸۰٪)	۴	۴	۴	۳	۲	۲	۲	۳	۴	۴	۴	۴
(p=۹۰٪)	۵	۵	۵	۴	۴	۲	۲	۳	۴	۴	۴	۴
(p=۹۵٪)	۵	۵	۵	۵	۴	۳	۳	۴	۵	۵	۵	۵
سطوح هشدار خشکسالی												
(p=۱۰٪)	O	Y	Y	G	G	G	G	Y	Y	Y	Y	O
(p=۳۰٪)	O	O	Y	G	G	G	G	Y	O	O	O	O
(p=۵۰٪)	O	R	O	Y	Y	G	G	O	R	R	R	O
(p=۷۰٪)	O	R	R	Y	Y	G	G	O	R	R	R	O
(p=۸۰٪)	O	R	R	O	Y	Y	Y	O	O	R	R	O
(p=۹۰٪)	R	R	R	R	R	Y	Y	O	R	R	R	O
(p=۹۵٪)	R	R	R	R	R	O	O	R	R	R	R	R

سبز=G، آبی =B، زرد =Y، نارنجی =O و قرمز =R

هم‌چنین برای برآورد تابع توزیع احتمالاتی شاخصDAI با توجه به عدم قطعیت موجود در شرایط مصرف آب از روش مونت کارلو استفاده می‌گردد و نهایتاً با توجه به آن، مقادیر شاخص هشدار خشک‌سالی با احتمالات مختلف به منظور تصمیم‌گیری مناسب تعیین می‌شود. به عنوان نمونه تابع توزیع احتمال تجمعی DAI در شهریور ۱۳۸۱ در شکل ۹ قابل مشاهده است.

نتایج و بحث

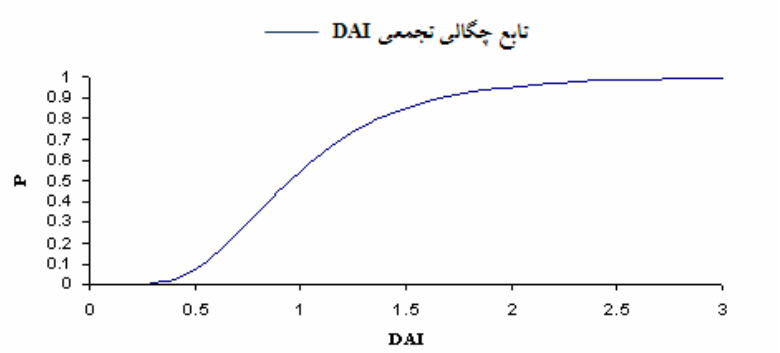
۱. اجرای مدل DEWS برای خشک‌سالی سال آبی ۱۳۸۲ در منطقه مطالعاتی

به منظور بررسی بهتر سیستم هشدار سریع طراحی شده، مدل DEWS روی سد زاینده رود برای خشک‌سالی سال آبی ۱۳۸۱، در ادامه تشریح می‌گردد. بدین منظور ابتدا با توجه به مقادیر پیش‌بینی شده رهاسازی از سد و هم‌چنین آنالیز عدم قطعیت آنها (بخش ۲- ۲ -۲) نرخ کمبود آب (جدول ۳) تعیین می‌گردد. سپس با مد نظر قرار دادن شرایط خشکسالی بر اساس سطح آب مخزن، مقادیر شاخص DAI با احتمالات مختلف برای هرماه مطابق با رابطه ۹ و توابع توزیع آن در ماه‌های مختلف محاسبه می‌شود (برای نمونه شکل ۹). بدین ترتیب در هر ماه با توجه به نرخ کمبود پیش بینی شده و مقادیر DAI محاسباتی، سطوح هشدار با احتمالات مختلف تعیین می‌گردد (جدول ۵).

همان‌طور که از جدول بالا مشاهده می‌شود ارزیابی پایش

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]



شکل ۹. تابع چگالی احتمال تجمعی DAI در شهریورماه ۱۳۸۱

خشک‌سالی با اطلاعات سطح آب مخزن در این سال نشان می‌دهد که وضعیت خشک‌سالی به غیر از ماه های اسفند و فروردین که در سطح متوسط (D = ۳) است، در بقیه ماه‌ها در سطح "شدید (D =۴)" و "خیلی شدید (D =۵)" می‌باشد. از طرفی مقادیر احتمالاتی پیش‌بینی شده کمبود (S) حاکی از آن است که به غیر از ماه‌های فروردین، اردیبهشت، شهریور، بهمن و اسفند در بقیه ماه‌های سال شرایط بحرانی وجود دارد. بدین ترتیب با توجه به سطوح مختلف شدت خشک‌سالی (D) و کمبود (s) مقادیر DAI (محاسباتی توسط مدل DEWS) و هم‌چنین سطوح هشدار (WL) بر اساس احتمالات مختلف برای ماه‌های فروردین تا اسفند مشخص شده است. به عنوان مثال سطوح هشدار در احتمالات مختلف در فروردین ماه از "سبز" تا "قرمز" تغییر می‌کند. برای انتخاب سطح هشدار مناسب و نهایتاً تصمیم‌گیری بر اساس آن، لازم است تا دقت و ارزیابی مدل در احتمالات مختلف انجام شود که در ادامه به اعتبار سنجی و ارزیابی دقت مدل پرداخته می‌شود.

۲. اعتبار سنجی مدل

برای اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل از داده‌های تاریخی شامل جریان ماهیانه، سطح آب مخزن و مقادیر تقاضای آب از سال ۱۳۶۱ تا ۱۳۸۴ استفاده شد. بدین منظور از یک ماتریس خطا مطابق جدول ۶ استفاده شد. در این ماتریس فرض می‌گردد، X_{ij} تعداد مشاهدات مربوط به هشداری خاص می‌باشد، به طوری‌که i، مبین مقدار به دست آمده از مدل DEWS و j مقادیر واقعی آن می‌باشد. مقدار پیش بینی در صورت i=j "درست"، i<j "برآورد دست پایین" (Underestimate error) و اگر i>j "برآورد دست بالا" (Underestimate error) است. سپس دقت کلی(Overall accuracy)(OA)، iامین دقت استفاده کننده(User's accuracy) (UA_i) و jامین دقت تولید شده(Producer's accuracy) (PA_j) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^{5} X_{ii}}{N} \qquad [۱۰]$$

$$UA_i = \frac{X_{ii}}{\sum_{j=1}^{5} X_{ij}} \forall i \qquad [۱۱]$$

$$PA_j = \frac{X_{jj}}{\sum_{j=1}^{5} X_{ij}} \forall j \qquad [۱۲]$$

به طوری که N تعداد کل مشاهدات در طول دوره می‌باشد. این شاخص‌ها یک بیان احتمالاتی از ماتریس خطا را داراست. در این جا دقت استفاده کننده (UA) از نظر مفهوم برابر با دقت پیش بینی مدل می‌باشد. دقت تولید شده (PA) دقتی است که بر اساس هشدار واقعی از داده‌های تاریخی به دست می‌آید. خطای برآورد دست پایین (UE) و خطای برآورد دست بالا (OE) با توجه به روابط زیر تعیین می‌شود:

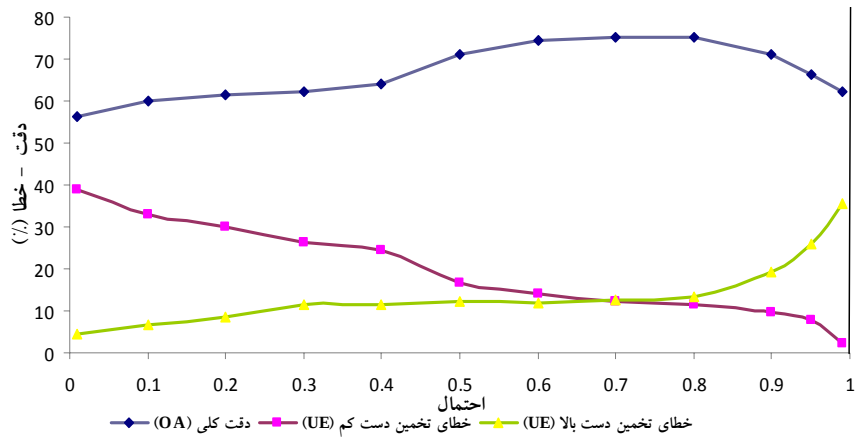
[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

جدول ۶. ماتریس خطا برای آنالیز مقادیر DAI در طی دوره ۱۳۸۴- ۱۳۶۲

	سیگنال واقعی					
	قرمز	نارنجی	زرد	آبی	سبز	
۸۱/۴	۰	۲	۸	۱۱	۹۲	
			سبز			
۵۳/۱	۱	۱	۱۲	۲۵	۸	
			آبی			
۶۰/۰	۴	۵	۲۷	۶	۳	
			زرد			
۵۴/۰	۶	۲۰	۸	۱	۲	
			نارنجی			
۹۱/۴	۳۲	۲	۱	۰	۰	
			قرمز			
۷۴/۴	۶۶/۶	۴۸/۲	۵۸/۱	۸۷/۶	دقت تولید شده	

(PA)(٪)



شکل ۱۰. تغییرات دقت نسبت به احتمالات مختلف

$$UE = \frac{\sum \forall i \sum \forall j X_{ij}}{N}, i < j \qquad [۱۳]$$

$$OE = \frac{\sum \forall j \sum \forall i X_{ij}}{N}, i > j \qquad [۱۴]$$

در روابط بالا UE و OE به ترتیب نشان‌دهنده خطای کلی در ماتریس پایین مثلثی و خطای کلی در ماتریس مربعی خطا می‌باشد به طوری که UE > OE، نشان‌دهنده "ریسک پذیری مثبت(Risk seeking)"، UE <OE "ریسک‌پذیری منفی (Risk averse)" و UE= OE "بدون ریسک"بدون ریسک را نشان می‌دهد. هم‌چنین OA + OE + UE برابر یک است.

بر اساس فرمول (۱۰) دقت کلی مدل در طول دوره

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

شبیه‌سازی ۷۴/۷ درصد به دست آمد. در نهایت تغییرات دقت مدل در مقابل احتمالات مختلف محاسبه شد که از شکل ۱۰ قابل مشاهده است. همان طور که از شکل مشاهده می‌شود بیشترین دقت مدل در احتمال بین ۶/. و ۷/. رخ می‌دهد که در این فاصله UE= OE و مطابق شرح قبل کمترین ریسک در تصمیم‌گیری در این بازه می‌باشد. بنابراین مقادیر DAI تولید شده بر اساس احتمالات بین ۶٪ و ۷٪ برای تصمیم‌گیری و مدیریت رهاسازی از سد مناسب است.

با توجه به توضیحات گفته شده برای سال ۱۳۸۱ و آنچه در جدول ۵ آمد، سطوح هشدار در ماکزیمم احتمال پیشنهادی (P = ٪۷) در ماه های فروردین تا اسفند به ترتیب "سبز"، "سبز"،"نارنجی"، "نارنجی"،"نارنجی"،"زرد"، "قرمز"، "قرمز"،"نارنجی"،"نارنجی"، "سبز" و "سبز" می‌باشد. بنابراین مقدار کاهش رهاسازی آب در این ماه‌ها با توجه به مقادیر جدول (۳)به ترتیب حدود ۵۰٪،۱۰۰٪، ۱۰۰٪، (۵۰٪ – ۳۰٪)، (۵۰٪ – ۳۰٪)، ۰٪، ۰٪، (۵۰٪ – ۳۰٪)، ۱۰۰٪، ۱۰۰٪، ۱۰۰٪ و ۵۰٪ برای بخش کشاورزی با توجه به مدل پیشنهادی خواهد بود. با توجه به این که بیشتر ماه‌ها با کم آبی شدید مواجه است، این سال به عنوان یک سال خشک طبقه بندی می‌شود.

نتیجه‌گیری

تاکنون سیستم‌های پایش متفاوتی برای مدیریت خشکسالی ارائه شده است و مقاله حاضر نیز تلاشی بود برای چنین سیستمی با رویکردی جدیدتر تحت عنوان DEWS که نتایج زیر از آن قابل ارائه است:

۱- از ویژگی‌های DEWS مراحل تنظیم و توسعه آن است که برای یک سیستم منابع آبی خاص ساخته می‌گردد، لذا بر خلاف سایر سیستم‌های پایش، DEWS به خوبی می‌تواند برای مدیریت سازمان‌های آب استانی که که متکی به سد هستند، مورد استفاده قرار گیرد.

۲- نوع معرف‌های مورد استفاده و به خصوص دخالت پیش‌بینی ورودی و مصرف در پایش، عاملی برای افزایش دقت و سرعت هشدارها می‌باشد و قابلیت آن را در مدیریت منابع آب می‌افزاید. ویژگی که از شاخص‌های مرسوم مانند SPI، نمی‌تواند قابل انتظار باشد. در نهایت بر اساس نتایج حاصل، سطوح مختلف هشدار از وضعیت سبز (شرایط نرمال) تا قرمز (شرایط کم آبی شدید) برای دوره پیش‌بینی مورد نظر و با در نظر گرفتن عدم قطعیت مربوط، با سطوح مختلف اطمینان مشخص شده است.

۳- با توجه به نیاز DEWS به پیش‌بینی نسبتاً بلند مدت ۶ ماهه مصرف، نتایج استفاده از شبکه‌های عصبی نشان داد که این تکنیک با دقت مطلوبی این کار را انجام داده، به‌طوری‌که ضریب هم‌بستگی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی ۶ ماهه مصارف ۰/۷۵ حاصل گردیده است. هم‌چنین روش‌شناسی مورد استفاده در تحلیل عدم قطعیت آن به‌خوبی مدلسازی مربوط را به انجام می‌رساند.

۴- ارزیابی دقت انجام شده از مدل در طول دوره شبیه‌سازی (۱۳۸۴- ۱۳۶۲) حدود ۷۵ ٪ است، بدین معنی که هشدارهای اعلام شده در ۷۵ درصد ایام صحیح بوده‌اند.

ادامه این تحقیق و اضافه شدن راه‌کارهای قابل توصیه بعد از اعلام وضعیت خشکسالی می‌تواند بر قابلیت‌های آن بیفزاید که هم اکنون توسط مولفین مقاله در حال انجام است.

منابع مورد استفاده

۱. فرخ نیا، ا. و س. مرید، ۱۳۸۷. تحلیل عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی و نرو فازی برای پیش‌بینی جریان رودخانه. مجله تحقیقات منابع آب ایران ۵(۳): ۱۴-۲۷.

۲. حسینی‌صفا، ح. و س. مرید. ۱۳۸۹. ارزیابی روش‌های تولید قوانین فازی برای بهره‌برداری از مخزن سد. مجله تحقیقات منابع آب ایران ۷(۱): ۱۳-۲۵.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]

3. ASCE Task Committee, 2000a. Artificial neural networks in hydrology I: preliminary concepts. J. Hydrol. Eng. 5 (2): 115–123.
4. Dawson, C.W. and R.L. Wilby. 2001. Hydrological modeling using artificial neural networks. Prog. in Phys. Geog. 25 (1): 80–108.
5. Gupta, H.V., K. Hsu and S. Sorooshian. 2000. Effective and efficient modeling for streamflow forecasting. PP. 7–22. *In*: Govindaraju, R.S. and Rao, A.R. (Eds.), Artificial Neural Networks in Hydrology. Kluwer, Dordrecht.
6. Huang, W.C. and C.C. Chou. 2008. Risk-based drought early warning system in reservoir operation. Adv. in Water Resour. 31: 649–660.
7. Huang, W.C. and C.C. Chou. 2004. Drought early warning system in reservoir operation: theory and practice. Water Resour. Res. 41: 10.1029/2004WR003830
8. Jain, S. K., A. Das and D.K. Sirvastava. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. Journal of Water Resource Plan. and Manag. ASCE,125:263-271.
9. Maier, H. and G.C. Dandy. 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications. Environ. Model. and Software 15: 101–124.
10. Noori, R., M.A. Abdoli, A. Farokhnia and M. Abbasi. 2009. Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform- neural network. Expert System with application. An Intl. J. 36(6): 9991- 9999.
11. Salas, J.D., M. Markus, A.S. Tokar. 2000. Streamflow forecasting based on artificial neural networks. PP. 23–51. *In*: Govindaraju, R.S. and A. Ramachandra. (Eds.), Artificial Neural Networks in Hydrology. Springer-Verlag, New York.
12. Sharma, S.K. and K.N. Tiwari. 2009. Bootstrap based artificial neural network (BANN) analysis for hierarchical prediction of monthly runoff in Upper Damodar Valley Catchments. J. Hydrol. 374: 209 – 222.
13. Shannon, C. E. 1948. A mathematical theory of communication. Bell Sys. Technol. J. 27: 379–423, 623– 656.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.56.3.3]