

پیش‌بینی رواناب سالانه سد زاینده‌رود و دوره‌های ترسالی و خشکسالی هیدرولوژیکی با استفاده از شبکه‌های بیزین

پریسا نوره^۱ - عباس روزبهانی^{۲*} - حمید کاردان مقدم^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۲/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۳/۱۳

چکیده

در طی چند دهه اخیر در کشور، روند کاهش رواناب مشاهده می‌شود بطوری که بسیاری از مخازن سدها در دوره‌های نرمال نیز با بحران تأمین آب مواجه هستند که عمدتاً به دلیل برداشت‌های بی‌رویه، عدم مدیریت عرضه و تقاضا و خشکسالی می‌باشد. در این پژوهش جهت پیش‌بینی رواناب ورودی به سد زاینده‌رود با رویکرد احتمالاتی شبکه‌ی بیزین ۵ سناریوی کلی طرح‌ریزی شده که براساس آن، رواناب بصورت صریح عددی (یک سناریو)، بازه‌ای (یک سناریو) و پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی هیدرولوژیکی (سه سناریو) پیش‌بینی شده است. بدین منظور پارامترهای بارش، رواناب، برف و حجم آب انتقالی از تونل‌های انتقال آب به‌عنوان ورودی به مدل و رواناب ورودی به سد زاینده‌رود به عنوان پیش‌بینی شونده لحاظ شده‌اند که جهت یافتن بهترین ساختار شبکه در این سناریوها الگوهای مختلفی برای ورود این پارامترها به مدل تعریف شده. نتایج مدلسازی شبکه بیزین نشان داد که سناریوی تعریف شده برای پیش‌بینی رواناب ورودی به صورت صریح عددی توانایی خوبی در پیش‌بینی داشته بطوری که در الگوی منتخب ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده ۰/۷۸ بوده است. هم‌چنین از بین سناریوهای پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی هیدرولوژیکی که در آن تقسیم‌بندی رواناب براساس شاخص SDI و میانگین درازمدت و تقسیم‌بندی سایر پارامترها با خوشه‌بندی انجام شده است، در الگوی برتر قادر به پیش‌بینی با دقت ۷۵ درصد می‌باشد اما مدل پیش‌بینی بازه‌ای رواناب دقت خوبی در پیش‌بینی نداشته است. بهره‌گیری از این نتایج امکان برنامه‌ریزی منابع آب را جهت تخصیص بهینه توسط متولیان آب این منطقه فراهم خواهد نمود.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی رواناب، خوشه‌بندی، سد زاینده‌رود، شاخص SDI، شبکه‌ی بیزین

مقدمه

ها به دلیل پویایی سیستم‌های هیدرولوژیکی، تصادفی بودن متغیرهای ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم، وقوع فرآیندهای حدی و غیره معمولاً با پاسخ غیرخطی در سیستم جهت پیش‌بینی همراه است (۲۰). با مرور سوابق تحقیقاتی مشاهده می‌شود روش‌های مختلفی برای مدلسازی و پیش‌بینی جریان بکار رفته است. آداموفسکی و سان (۲۰۱۰) مدلی تلفیقی از تبدیل موجک و شبکه عصبی را در چند رودخانه غیردائمی در قبرس بکار بردند تا با استفاده از داده‌های میانگین جریان، جریان روزانه را پیش‌بینی کنند که نتایج حاکی از عملکرد خوب مدل تلفیقی مذکور می‌باشد (۳). وان و کنیا (۲۰۱۵) از یک روش هیدرولوژیکی ساده‌ی و یکپارچه به نام "LinRes" برای پیش‌بینی رواناب روزانه در حوضه‌های ساحلی فاقد اندازه‌گیری در جنوب فلوریدا استفاده کردند. نتایج نشان داد که این روش ابزار خوبی برای پیش‌بینی‌های سریع است (۲۶). ولی‌پور (۲۰۱۵) عملکرد مدل‌های سری زمانی ساریما^۴ و آریما^۵ را در پیش‌بینی بلندمدت

با توجه به رشد روزافزون جمعیت و محدودیت منابع آب سطحی در کشور برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب از اهمیت برخوردار است. پیش‌بینی‌های بلندمدت و کوتاه مدت جریان رودخانه‌ها مؤلفه‌ی مهمی در مدیریت منابع آب سطحی می‌باشد که می‌تواند در بهینه‌سازی سیستم‌های منابع آب هم‌چنین برنامه‌ریزی جهت توسعه و یا احیای سیستم به شیوه‌ای پایدار، نقش اساسی را ایفا کند. پیش‌بینی‌های دقیق و قابل اطمینان بخصوص در حوضه‌های نیمه خشک به دلیل ماهیت متناوب بودن جریان‌ها و کمبود آب اهمیت می‌یابد، چرا که با استفاده از آن، با اطمینان از تأمین حقابه‌های زیست محیطی، تخصیص بهینه منابع آب برای بخش‌های مختلف نظیر کشاورزی، شرب، برقایی و... می‌تواند صورت گیرد. پیش‌بینی جریان در رودخانه-

۱، ۲ و ۳ - به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، استادیار و دانش آموخته دکتری گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، پردیس ابرویجان، دانشگاه تهران
* - نویسنده مسئول:
(Email: roozbahany@ut.ac.ir)

ی زاینده‌رود می‌باشد که تدوین یک مدل، جهت برآورد رواناب ورودی با لحاظ عدم قطعیت‌ها حائز اهمیت است. تاکنون مطالعات متعددی جهت پیش‌بینی رواناب ورودی به سد زاینده‌رود انجام شده است که از جمله این مطالعات می‌توان به مطالعات عراقی نژاد و کارآموز (۱۳۸۴)، ابریشمچی و همکاران (۲۰۰۶) و (۲۰۰۸)، نقدی و موسوی (۱۳۹۲) اشاره نمود (۶، ۱، ۲ و ۱۸).

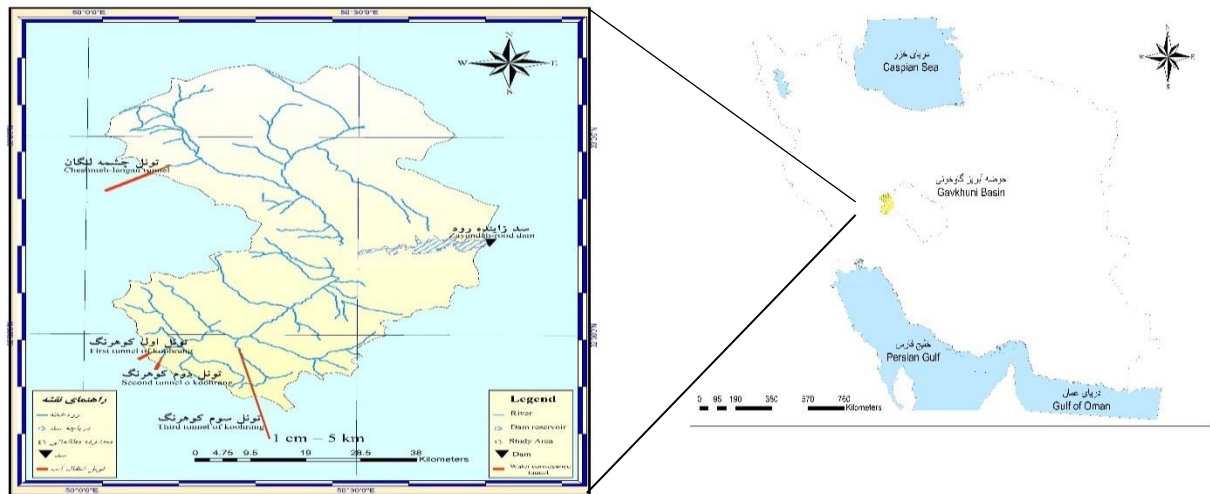
در این پژوهش با استفاده از این رویکرد، پیش‌بینی رواناب ورودی به سد زاینده‌رود به صورت عددی و بازه‌ای و همچنین پیش‌بینی دوره‌ی ترسالی و خشکسالی صورت گرفت. پیش‌بینی دوره‌ی ترسالی و خشکسالی در برنامه‌ریزی بهتر منابع آب جهت بهره‌برداری مطلوب مؤثر خواهد بود بطوری‌که در دوره‌ای که انتظار وقوع خشکسالی محرز شده، اطلاع رسانی به بهره‌برداران محلی انجام شده تا با در نظر داشتن این امر، اتخاذات لازم را در جهت تخفیف اثرات احتمالی ناشی از خشکسالی را در نظر گیرند. همچنین پیش‌بینی این دوره‌ها در برنامه‌ریزی بهتر جهت تأمین حقبه‌های زیست محیطی مؤثر خواهد بود. علاوه بر پیش‌بینی عددی میزان آبدهی ورودی، می‌توان احتمال وقوع دبی را در بازه‌های مختلف جهت مدیریت منابع آبی پیش‌بینی کرد. نتایج حاصل از این تحقیق کمک شایانی به تحلیل و اصلاح سیاست یا منحنی فرمان بهره‌برداری از سد زاینده‌رود جهت تخصیص مناسب به اراضی پایین دست در مقیاس زمانی سالانه خواهد داشت. استفاده از شبکه‌ی بیزین در قالب پیش‌بینی عددی، دوره‌های ترسالی و خشکسالی رواناب در مقیاس سالانه با وجود تعدد پارامترهای پیش‌بینی کننده‌ها، هم چنین تحلیل و استفاده از شاخص‌های خشکسالی جهت پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی به عنوان اصلی‌ترین نوآوری های این پژوهش در مقایسه با سایر مطالعات انجام شده می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعاتی

سد چند منظوره زاینده‌رود که در ۱۱۰ کیلومتری غرب اصفهان بر روی رودخانه زاینده‌رود احداث شده است با اهداف اصلی تولید انرژی برق‌آبی، کنترل سیلاب‌های فصلی، تنظیم آب کشاورزی مورد نیاز برای اراضی پایین دست و تأمین آب مورد نیاز صنایع مستقر و آب شرب منطقه تأسیس شده است. حوضه‌ی بالادست سد زاینده‌رود با مساحت ۴۲۶۵ کیلومتر مربع بین عرض‌های جغرافیایی ۱۸' و ۳۳' تا ۱۰' و ۳۳' شمالی و ۰۳' و ۵۰' تا ۴۰' و ۵۰' طول جغرافیایی شرقی قرار دارد. این حوضه از شمال به حوضه آبخیز رودخانه گلپایگان، از جنوب به حوضه آبخیز رودخانه کارون، از شرق به حوضه آبخیز رودخانه مرغاب و از غرب به حوضه آبخیز رودخانه دز محدود می‌شود. شکل ۱ حوضه‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

رواناب در ایالات متحده آمریکا مقایسه نمود که نتایج حاکی از برتری مدل ساریما نسبت به آریما در پیش‌بینی جریان می‌باشد (۲۵). نوری و کالین (۲۰۱۶) از مدل شبکه عصبی مصنوعی و SWAT به منظور پیش‌بینی روزانه جریان رودخانه در ۲۹ حوضه آبخیز آتالانتا در جنوب شرقی ایالات متحده استفاده کردند که نتایج نشان داد هر دو مدل عملکرد خوبی در پیش‌بینی جریان رودخانه داشتند (۱۹). با توجه به بحث عدم قطعیت بالای متغیرها در فرآیندهای هیدرولوژیکی استفاده از ابزارهایی که در کاهش عدم قطعیت مؤثر باشد کارایی زیادی داشته و بسیاری از بهره‌برداران به سمت این مدل‌ها سوق داده شده‌اند. مدل‌های گرافیکی، که تلفیقی از نظریه گراف و تئوری ریاضی (احتمالاتی) هستند از پیچیدگی‌ها و عدم قطعیت‌های موجود در مسائل ریاضیات و مهندسی می‌کاهند. مدل‌های گرافیکی جهت‌دار بیشتر در مباحث یادگیری ماشینی کارایی دارند که از جمله مهم‌ترین این مدل‌ها، شبکه‌های بیزین^۱ می‌باشد که بر مبنای تئوری بیز^۲ است (۱۷). استفاده از رویکرد شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی فرآیندهای هیدرولوژیکی مورد توجه محققین قرار گرفته و کارایی خود را بخوبی در این مسائل نشان داده است. ملارمضانی و تابش (۱۳۹۳) دو مدل پیش‌بینی بلندمدت مصرف آب با استفاده از شبکه‌ی بیزین ارائه دادند تا با استفاده از آن با لحاظ نمودن عدم قطعیت‌ها میزان مصرف آب شهر نیشابور را پیش‌بینی نمود (۱۵). کاردان مقدم و روزبهانی (۱۳۹۵) پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی آبخوان بیرجند را تحت دو سناریوی خوشه‌بندی و صریح انجام دادند که نتایج حاکی از عملکرد خوب مدل در پیش‌بینی می‌باشد (۱۳). سیکوراسکا و سبیرت (۲۰۱۶) برای بررسی عملکرد سه پایگاه داده‌ی بارش برای پیش‌بینی سیل در حوضه‌ی آلپ از مدل شبکه‌ی بیزین بهره گرفتند (۲۴). شیو همکاران (۲۰۱۶) از مدل بیزین، جهت پیش‌بینی خشکسالی آینده نزدیک با لحاظ عدم قطعیت بهره گرفتند. نتایج نشان داد که علاوه بر سازگاری قابل توجه بین اطلاعات مشاهده شده و پیش‌بینی شده، مدل در چارچوب ارائه چشم‌انداز، نتایج قابل اطمینانی را ارائه می‌کند (۲۳). استفاده از شبکه‌های بیزین جهت پیش‌بینی رواناب نیز در سال‌های اخیر مورد توجه محققین قرار گرفته است. احمدی و همکاران (۱۳۹۴) بمنظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای از دو روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های بیزین استفاده نمودند (۴). هامفری و همکاران (۲۰۱۶) از روش تلفیقی بیزین- شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ماهانه‌ی جریان رودخانه در جنوب شرقی استرالیا استفاده کردند که نتایج بیانگر این است که مدل ترکیبی توسعه یافته بهتر از مدل‌ها بصورت منحصر بفرد عمل می‌کند (۱۲). سد زاینده‌رود منبع اصلی تأمین آب در اراضی پائین دست حوضه



شکل ۱- منطقه‌ی مطالعاتی
Figure 1- Study area

توان از وضعیت پارامترهای علت به معلول رسید بلکه در این روش با در اختیار داشتن وضعیت معلول یا همان پارامتر پیش‌بینی شده با یک فرآیند بازگشت به عقب امکان محاسبه وضعیت عوامل وجود دارد (۲۲). ورود متغیرها به شبکه‌ی بیزین به صورت صریح و دسته‌بندی شده صورت می‌گیرد. در حالت صریح از تابع توزیع احتمال داده‌ها طی بازه زمانی مدل‌سازی استفاده می‌شود و با توجه به احتمال رخداد فرآیند، مقدار عددی مورد نظر پیش‌بینی می‌شود. در حالت دسته‌بندی هر عامل به چندین دسته تقسیم‌بندی (خوشه‌بندی) می‌شود و دریافت خروجی از شبکه بصورت احتمال قرارگیری هر متغیر در هر دسته انجام می‌شود.

خوشه‌بندی^۴

خوشه‌بندی فرآیندی بدون نظارت است که در طی آن اشیاء به گروه‌های مختلف دسته‌بندی شده بطوری که اشیای موجود در یک خوشه، بیشترین شباهت را با یکدیگر دارند. روش K- میانگین^۵، یکی از کاربردی‌ترین روش‌های خوشه‌بندی داده‌ها است. در این روش، ابتدا اشیاء به صورت تصادفی به K خوشه تقسیم می‌شوند. در گام بعد، فاصله هر یک از اشیاء از میانگین خوشه خود محاسبه می‌شود. در صورتی که فاصله شیء مورد نظر از میانگین خوشه خود زیاد و به خوشه دیگری نزدیک‌تر باشد، این شیء به خوشه‌ای که نزدیک‌تر است اختصاص می‌یابد. این کار آن قدر تکرار می‌شود تا تابع خطا حداقل شود، و یا اعضای خوشه‌ها تغییر نیابد (۱۶). جهت دسته

شبکه‌ی بیزین

به هر گره یک تابع احتمالاتی نسبت داده می‌شود که براساس آن احتمالات مربوط به قرارگیری هر متغیر در هر دسته مشخص می‌شود. جداول احتمال شرطی^۱ منعکس‌کننده‌ی تأثیرات یک متغیر بر روی متغیر دیگر است که برای هر گره با توجه به والدین آن تعیین می‌شود (۱۴). شبکه‌های بیزین بر مبنای استفاده از احتمالات شرطی و تئوری بیز توسعه داده شده‌اند. اگر E و F دو رویداد مفروض باشند به گونه‌ای که $P(E) \neq 0$ و $P(F) \neq 0$ ، آنگاه داریم:

$$P(E | F) = \frac{P(F|E) P(E)}{P(F)} \quad (۱)$$

رابطه‌ی (۱) نتیجه‌ای است که بعنوان تئوری بیز شناخته می‌شود که در آن احتمال رخداد E به شرط F یا همان احتمال پسین^۲، $P(F|E)$ احتمال رخداد F به شرط E و $P(E)$ احتمال مشاهده E یا احتمال پیشین^۳ و $P(F)$ احتمال مشاهده F است. توزیع احتمالاتی توأم مجموعه‌ای از متغیرهای (با فرض مستقل بودن از یکدیگر)، از حاصل ضرب توزیع احتمالات شرطی آن‌ها بدست می‌آید (۵).

از جمله مزیت‌های شبکه‌های بیزین می‌توان به امکان توسعه شبکه حتی در صورت وجود سری داده‌های ناقص، امکان و سهولت به‌روزرسانی پارامترها و احتمالات شرطی بین پارامترهای مختلف اشاره نمود (۱۰). علاوه بر این شبکه‌های بیزین امکان محاسبات رو به جلو و رو به عقب را برای تحلیل‌گر ایجاد می‌کند یعنی نه تنها می

4- Clustering
5- K-means

1- Conditional Probability
2- Posterior Probability
3- Prior Probability

معرفی سناریوهای موجود

شناسایی پارامترهای مؤثر بر رواناب ورودی در حوضه و نقش آنها در میزان رواناب ورودی سالانه به سد زاینده رود حائز اهمیت است. در این پژوهش با توجه به آمار و اطلاعات موجود، از متغیرهای آبدی انتقالی به حوضه توسط تونل‌های انتقال اول و دوم کوهرنگ (Q_1, Q_2)، آبدی تونل چشمه لنگان (Q_3)، جریان طبیعی رودخانه زاینده رود (Q_4)، آبدی ایستگاه قلعه‌شاهرخ و اسکندری (Q_5, Q_6)، بارش (R)، برف (S) و رواناب ورودی به سد (Q_{dam}) با تأخیر زمانی سالانه به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های مدل استفاده شد. شایان ذکر است تونل سوم کوهرنگ نیز در این حوضه راه‌اندازی شده است، اما تنها در یک بازه‌ی کوتاه انتقال آب انجام شده است که بنا به عدم وجود آمار مستند از حجم جریان انتقالی از آن صرف نظر شده است. جهت پیش‌بینی رواناب سالانه ورودی به سد ۵ سناریو براساس متغیرهای ورودی و خروجی تعریف شد. یک سناریو جهت پیش‌بینی مقادیر عددی رواناب سالانه ورودی به سد (سناریوی ۱)، ۳ سناریو جهت پیش‌بینی وضعیت هیدرولوژیکی رواناب سالانه ورودی به سد با هدف ارائه مدل جهت پیش‌بینی ترسالی، خشکسالی و نرمال (سناریوی ۳، ۲ و ۴) و یک سناریو جهت پیش‌بینی بازه‌ای سالانه رواناب (سناریوی ۵) طرح‌ریزی شده است.

آموزش و صحت‌سنجی مدل شبکه‌ی بیزین در سناریوی ۱ بر اساس داده‌های صریح رواناب سالانه و متغیرهای صریح پیش‌بینی‌کننده متناظر آنها انجام شده و مقادیر عددی رواناب ورودی به سد پیش‌بینی شده است. در سناریوی ۲ آموزش مدل و صحت‌سنجی آن بر اساس تقسیم‌بندی رواناب به دوره‌های تر و خشک براساس میانگین درازمدت و در سناریوی ۳ براساس تقسیم‌بندی رواناب ورودی به سد براساس شاخص SDI به سه دسته‌ی ترسالی، نرمال و خشکسالی انجام گرفت. در این دو سناریو متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با روش خوشه‌بندی K - میانگین به بازه‌های مناسب تقسیم‌بندی شده اند. در سناریوی ۴ مقدار عددی شاخص SDI برای تعیین دوره‌های تر و خشک پیش‌بینی شده و تحلیل نتایج براین اساس انجام گرفته که آیا داده‌های شبیه‌سازی و مشاهداتی در یک بازه از نظر ترسالی، خشکسالی و یا نرمال بودن قرار دارند یا خیر. در سناریوی ۵ با تقسیم‌بندی داده‌های سالانه رواناب ورودی به سد و سایر متغیرها به بازه‌های مناسب با استفاده از خوشه‌بندی، پیش‌بینی بازه‌ای سالانه رواناب ورودی به سد انجام گرفته است. شکل ۲ فلوجارت مراحل مدل‌سازی تحت ۵ سناریوی موجود را نشان می‌دهد.

جهت شناسایی بهترین ساختار آموزشی، الگوهای مختلف ساختار شبکه‌ی بیزین برای ورود اطلاعات برای مدل تعریف شده. بر این اساس ۲۶ الگوی ورود پارامترهای مدل‌سازی طرح گردید. الگوهای مختلف تعریف شده در جدول ۱ قابل مشاهده است.

بندی داده برای پیش‌بینی دوره‌های تر و خشک از این روش استفاده شده است.

شاخص‌های اعتبارسنجی خوشه

شاخص‌های اعتبارسنجی خوشه‌ها، برای یافتن تعداد خوشه‌های بهینه از مجموعه داده مورد استفاده قرار می‌گیرد (۹). دو شاخص دیویس بولدین و عرض سیلوت شاخص‌هایی جهت ارزیابی تعداد مناسب خوشه می‌باشند. شاخص دیویس بولدین تابعی از پراکنش درون خوشه‌ای و پراکنش بین خوشه‌ای است. این شاخص بصورت رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max_{j \neq k} \left[\frac{S_{k,q} + S_{j,q}}{d_{jk,t}} \right] \quad (2)$$

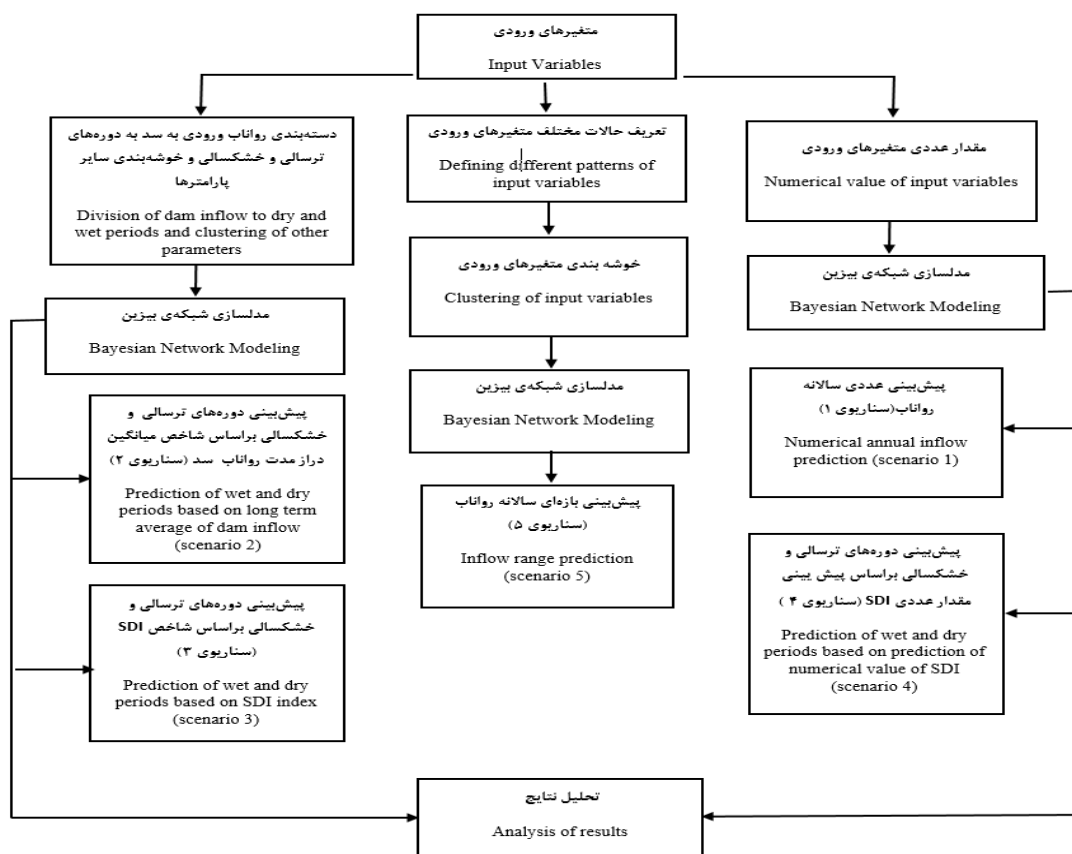
که K تعداد خوشه‌ها، $S_{k,q}$ پراکندگی در خوشه‌ی k ام از مرتبه‌ی q، $S_{j,q}$ پراکندگی در خوشه‌ی j ام از مرتبه‌ی q، $d_{jk,t}$ فاصله‌ی مینکوفسکی^۱ از مرتبه t بین مرکز خوشه‌ی j و k، می‌باشد (۲۱). شاخص عرض سیلهوت برای هر پارامتر معیاری مقایسه‌ای است که نشان می‌دهد که آیا بهتر است که این پارامتر در خوشه‌ای که در آن قرار دارد بماند یا اینکه به خوشه‌ی دیگری منتقل شود. عرض سیلهوت برای پارامتر i ام در خوشه‌ی k ام بصورت رابطه (۳) است.

$$SW_i = \frac{O_i - I_i}{\text{Max} [I_i, O_i]} \quad (3)$$

که در آن I_i متوسط فاصله‌ی ایستگاه i ام تا تمامی ایستگاه‌های خوشه k ام و O_i حداقل فاصله بین ایستگاه i ام تا سایر خوشه‌ها است. فاصله‌ی هر ایستگاه تا خوشه‌ای که به آن تعلق ندارد متوسط فاصله‌ی آن ایستگاه تا تمامی ایستگاه‌های آن خوشه است. از این رو مقدار SW_i بین ۱+ تا ۱- خواهد بود. هر چه مقدار به ۱ نزدیکتر باشد نشان دهنده‌ی درستی تعلق ایستگاه i ام به خوشه‌ای است که در آن قرار دارد (۱۳).

شاخص خشکسالی هیدرولوژیکی SDI

اصول محاسباتی شاخص SDI بدین صورت است که مقادیر دبی ماهانه هر ایستگاه هیدرومتری بر توزیع آماری مناسبی برازش داده می‌شود. لذا مقادیر دبی ماهانه بر توزیع گاما برازش داده می‌شود و احتمال تجمعی توزیع گاما محاسبه و سپس تغییر شکل هم احتمال تجمعی توزیع گاما به توزیع نرمال صورت می‌گیرد و مقدار دبی هر ایستگاه در سطوح هم احتمال از منحنی احتمالات تجمعی نرمال استخراج می‌شود (۸).



شکل ۲- فلوجارت پژوهش و سناریوهای پیش‌بینی

Figure 2- Research flowchart and prediction scenarios

قابلیت پشتیبانی از گره‌های گسسته و پیوسته را دارا می‌باشد. آموزش ساختار در این نرم‌افزار از طریق آزمون‌های آماری و بدست آوردن وابستگی یا عدم وابستگی با استفاده از آزمون‌های آماری و استفاده از الگوریتم‌های متعددی نظیر NP^1 انجام می‌شود. روش آموزش پارامترهای براساس الگوریتم آموزشی EM^2 صورت می‌گیرد. در این پژوهش به دلیل مزایا و سهولت کار از این نرم‌افزار جهت مدلسازی شبکه‌ی بیزین بهره گرفته شده است (۱۱).

بر این اساس از سه رویکرد استفاده شده است. در رویکرد اول (۱۵ الگو اول)، از متغیرهای بارش، برف، آبدهی تونل‌های انتقال آب اول و دوم کوهرنگ، تونل چشمه لنگان و جریان طبیعی رودخانه زاینده‌رود (با کسر آبدهی تونل‌های انتقال آب از جریان رودخانه زاینده‌رود)، پیش‌بینی رواناب سالانه ورودی به سد زاینده‌رود صورت گرفته است. در رویکرد دوم (۹ الگوی دوم) از متغیرهای بارش، آبدهی تونل‌های انتقال آب اول و دوم کوهرنگ، تونل چشمه لنگان، جریان طبیعی در ایستگاه قلعه‌شاهرخ که از طرف جنوب و ایستگاه اسکندری که از طرف شمال حوضه، آب را به طرف مخزن سد منتقل می‌کند، استفاده شده است. در این دو رویکرد از داده‌های سال آبی قبل جهت پیش‌بینی وضعیت رواناب ورودی به سد در سال آبی فعلی استفاده شده است. در رویکرد سوم نیز صرفاً سری زمانی جریان ورودی به سد در سال قبل و دو سال قبل به عنوان پیش‌بینی کننده‌های ورودی به مدل معرفی شده‌اند.

نرم‌افزار تجاری Hugin Lite v8.5 یکی از نرم‌افزارهای موجود در زمینه‌ی مدلسازی شبکه‌های بیزین است. این نرم‌افزار یک رابط گرافیکی بسیار خوب برای کاربران فراهم می‌کند و علاوه بر این

1- Necessary Path Condition
2- expectation-maximization

جدول ۱- الگوهای تعریف شده ساختار شبکه‌ی بیزین جهت ورود متغیرها
Table 1- Defined patterns of Bayesian Network structure for predictors

Q dam (t-2)	Qdam (t-1)	S	R	Q6	Q5	Q4	Q3	Q2	Q1	الگوهای تعریف شده (Defined patterns)	
X	✓	X	✓	X	X	X	✓	✓	✓		1
X	✓	X	✓	X	X	X	X	✓	✓		2
X	✓	X	✓	X	X	X	✓	X	✓		3
X	X	X	✓	X	X	✓	✓	✓	✓		4
X	X	✓	✓	X	X	✓	✓	✓	✓		5
X	X	X	✓	X	X	✓	X	✓	✓		6
X	✓	X	✓	X	X	✓	X	✓	✓		7
X	X	✓	✓	X	X	✓	X	✓	✓		8
X	✓	✓	✓	X	X	✓	X	✓	✓		9
X	X	X	✓	X	X	✓	✓	X	✓		10
X	✓	X	✓	X	X	✓	✓	X	✓		11
X	X	X	✓	X	X	✓	X	X	✓		12
X	✓	X	✓	X	X	✓	X	X	✓		13
X	X	✓	✓	X	X	✓	X	X	✓		14
X	✓	✓	✓	X	X	✓	X	X	✓		15
X	✓	X	✓	X	✓	X	✓	✓	✓		16
X	✓	X	✓	X	✓	X	X	✓	✓		17
X	✓	X	✓	X	✓	X	✓	X	✓		18
X	✓	X	✓	✓	X	X	✓	✓	✓		19
X	✓	X	✓	✓	X	X	X	✓	✓		20
X	✓	X	✓	✓	X	X	✓	X	✓		21
X	✓	X	✓	✓	✓	X	✓	✓	✓		22
X	✓	X	✓	✓	✓	X	X	✓	✓		23
X	✓	X	✓	✓	✓	X	✓	X	✓		24
X	✓	X	X	X	X	X	X	X	X		25
✓	✓	X	X	X	X	X	X	X	X		26

متفاوت است. جهت سنجش دقت دوره‌های تر و خشک هیدرولوژیکی و پیش‌بینی بازه‌ای از شاخص درصدگیری استفاده می‌شود. چرا که در این سناریوها احتمال قرارگیری در دسته تر، خشک و نرمال رو محاسبه شده و دسته‌ای که بالاترین احتمال به آن تعلق دارد بعنوان نتیجه انتخاب و با وضعیت واقعی و مشاهداتی مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

نتایج و بحث

الگوریتم کلی روش ارائه شده جهت مدلسازی رواناب سالانه ورودی به سد زاینده‌رود، دارای ۴ گام اصلی آماده‌سازی ورودی‌های مدل، آموزش شبکه‌ی بیزین، صحت‌سنجی مدل و دریافت خروجی از

شاخص‌های ارزیابی مدل

پس از مراحل آموزش شبکه، جهت بررسی دقت و صحت پیش‌بینی‌های مدل، از شاخص‌های درصدگیری، ضریب همبستگی پیرسون^۱، ضریب نش ساتکلیف^۲، میانگین خطای مطلق^۳ یا همان خطای نسبی، مجموعه مربعات خطا^۴ و ضریب جرم باقیمانده^۵ بهره‌گرفته شده. برحسب نوع پیش‌بینی، استفاده از شاخص‌های ارزیابی

- 1- Pearson correlation coefficient
- 2- Nash-Sutcliffe coefficient
- 3- The mean absolute percentage error
- 4- Root mean square error
- 5- Coefficient of Residual Mass

خوشه‌های هر متغیر حاکی از اختلاف کم بین نتایج این دو شاخص به یکدیگر است (جدول ۲). از این رو بصورت پیش فرض از تعداد خوشه‌های بهینه‌ی ارائه شده توسط شاخص عرض سیلپهوت جهت خوشه‌بندی داده‌ها استفاده شده است.

جهت تقسیم‌بندی داده‌های ورودی به سد به دوره تر و خشک برای سناریوی ۲ براساس میانگین دراز مدت ۴۳/۹۵ متر مکعب بر ثانیه، داده‌های بزرگتر از میانگین بعنوان دوره‌ی تر و پایین‌تر از آن بعنوان دوره‌ی خشک در نظر گرفته شدند. هم‌چنین در سناریوی ۳ به منظور بررسی وضعیت دوره‌های تر و خشک هیدرولوژیکی با بهره‌گیری از شاخص SDI داده‌های سالانه‌ی رواناب ورودی به سد به سه دوره‌ی ترسالی، خشکسالی و نرمال تقسیم شدند. در سناریوی ۴ نیز با خوشه‌بندی داده‌ها، رواناب ورودی به سد به سه بازه تقسیم شد که بازه اول ($23 \leq Q < 40/4$) متر مکعب بر ثانیه، بازه دوم ($40/4 \leq Q < 59/1$) متر مکعب بر ثانیه و بازه سوم ($59/1 \leq Q$) متر مکعب بر ثانیه می‌باشد.

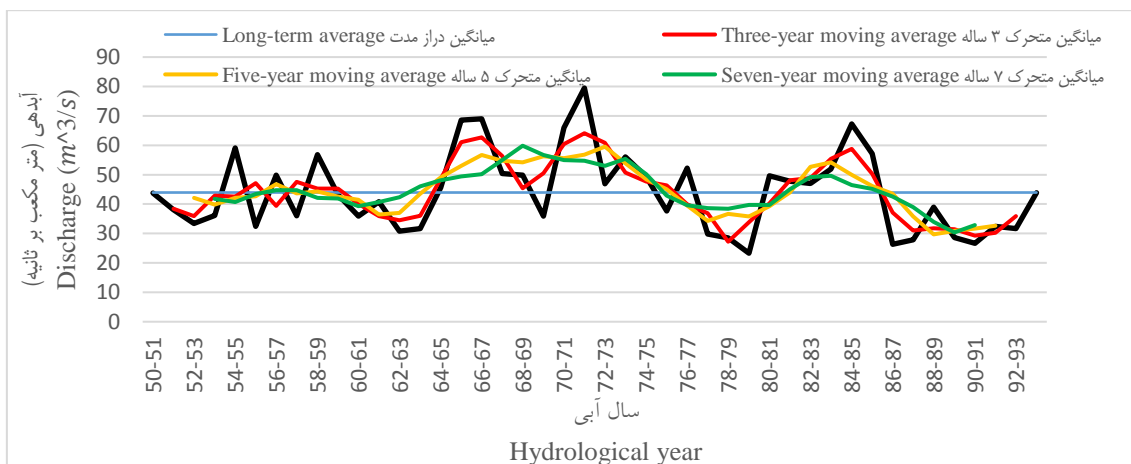
مدل می‌باشد. که در ادامه به آنها پرداخته می‌شود.

آماده‌سازی ورودی‌های مدل

تحلیل سری زمانی جهت تعیین دوره صحت‌سنجی مدل نشان می‌دهد که ۲۰ درصد انتهای سری زمانی در دوره‌ی خشک قرار داشته و جهت صحت‌سنجی مناسب نمی‌باشد. بدین منظور جهت تعیین دوره‌ی صحت‌سنجی با استفاده از میانگین متحرک جریان ورودی به سد دوره‌ی آماری ۸ ساله منتهی به سال آبی ۱۳۸۹-۹۰ به‌عنوان دوره صحت‌سنجی انتخاب شد. شکل ۳ سری زمانی آبدهی ورودی به سد را در دوره مورد بررسی نشان می‌دهد.

دسته‌بندی داده‌ها

خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از روش K- میانگین انجام و به منظور اعتبارسنجی تعداد خوشه‌ها از دو شاخص دیویس بولدین و عرض سیلپهوت استفاده شد. لازم به ذکر است کدنویسی روش‌های ذکر شده در محیط نرم‌افزار متلب انجام گرفت. نتایج تحلیل تعداد



شکل ۳- سری زمانی ورودی به سد زاینده‌رود
Figure 3- Time series of Zayandeh Rud Dam inflow

جدول ۲- تعداد خوشه بهینه براساس دو شاخص عرض سیلپهوت و دیویس بولدین

تعداد خوشه‌ی بهینه			تعداد خوشه‌ی بهینه		
Number of optimum clusters		متغیر Variable	Number of optimum clusters		متغیر Variable
دیویس بولدین Davies Bouldin	عرض سیلپهوت Silhouette width		دیویس بولدین Davies Bouldin	عرض سیلپهوت Silhouette width	
3	3	Q6s	3	2	Q1
2	2	R	3	3	Q2
2	2	S	3	3	Q3
3	3	Qdam	3	3	Q4
			3	3	Q5

جدول ۳- نتایج صحت‌سنجی در سناریوی ۱
Table 3- Results of validation of scenario 1

الگوها						الگوها					
R	CRM	RMSE (m ³ /s)	NS	MAPE	Patterns	R	CRM	RMSE (m ³ /s)	NS	MAPE	Patterns
0.45	0.09	13.25	0.13	0.21	14	0.27	-0.04	15.17	-0.14	0.31	1
0.36	0	13.83	0.05	0.26	15	0.44	0	12.82	0.18	0.27	2
0.01	-0.1	21.22	-1.23	0.46	16	0.15	0.02	15.31	-0.16	0.32	3
0.13	-0.04	16.74	-0.39	0.35	17	0.27	-0.04	15.19	-0.14	0.31	4
-0.14	-0.11	25.6	-2.25	0.56	18	0.26	-0.02	14.74	-0.08	0.29	5
0.24	-0.05	15.76	-0.23	0.33	19	0.46	0.01	12.66	0.2	0.26	6
0.45	0	12.78	0.19	0.27	20	0.08	-0.04	16.84	-0.41	0.35	7
0.14	-0.06	17.44	-0.51	0.37	21	0.45	0.03	12.74	0.2	0.25	8
-0.07	-0.15	25.92	-2.33	0.57	22	0.29	-0.02	14.59	-0.06	0.29	9
0.12	-0.03	16.7	-0.38	0.36	23	<u>0.56</u>	<u>0.07</u>	<u>12.21</u>	<u>0.26</u>	<u>0.21</u>	<u>10</u>
-0.08	-0.15	26.71	-2.54	0.59	24	0.29	-0.04	15.04	-0.12	0.31	11
0.5	-0.04	12.65	0.21	0.28	25	0.5	0.06	12.54	0.22	0.22	12
0.46	-0.05	12.88	0.18	0.29	26	0.3	-0.04	14.82	-0.09	0.31	13

تنها نسبت به سناریوی ۱۴، بلکه در بین کلیه‌ی حالات، بهترین نتایج را دارا می‌باشد. تحلیل کلی نتایج نشان می‌دهد با توجه به بالاتر بودن ضریب همبستگی در حالت ۱۰ که مقدار آن ۰/۵۶ است و کمترین خطای نسبی و RMSE بین حالات مختلف و هم چنین پایین بودن ضریب آماری CRM، این حالت به عنوان حالت منتخب پیش‌بینی کننده‌های جهت مدلسازی شبکه بیزین انتخاب می‌شود. ساختار شبکه در حالت منتخب شامل پارامترهای آبدی تونل اول کوه‌رنگ، آبدی چشمه‌لنگان، آبدی طبیعی زاینده رود و بارش می‌باشد.

پس از شبیه‌سازی اولیه مدل شبکه‌ی بیزین در حالات پیش‌بینی عددی سالانه، یک الگوی خاص تعریف شده است. در الگوی شماره ۲۷ پیش‌بینی کننده‌ها مشابه الگوی ۱۰ می‌باشند با این تفاوت که مقادیر آن‌ها در ۲ سال قبل بعنوان پیش‌بینی کننده رواناب در سال مورد نظر است. در نهایت مشاهده شد که نتایج صحت‌سنجی این الگو نزدیک به الگوی ۱۰ می‌باشد اما به دلیل بالاتر بودن ضریب همبستگی در الگوی ۲۷، می‌توان این الگو را بعنوان الگوی برتر سناریوی ۱ معرفی نمود (جدول ۴) که امکان پیش‌بینی از دو سال قبل را فراهم می‌کند.

در گام بعدی ۳ سناریو (سناریوی ۳، ۲ و ۴) به منظور پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی تعریف شده‌اند. در سناریوی ۲ متغیرهای ورودی به شبکه‌ی بیزین خوشه‌بندی و داده‌های آبدی ورودی به سد براساس میانگین درازمدت به دو دسته تر و خشک تقسیم شدند. براساس نتایج استخراجی از صحت‌سنجی در الگوهای مختلف که در جدول ۵ نشان داده شده است، مشخص شد بیشترین دقت در پیش‌بینی مربوط به الگوی ۲۵ است که با دقت ۷۵٪ قادر است در ۶ سال از مجموع ۸ سال دوره‌ی آماری صحت‌سنجی بصورت صحیح پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی را انجام

آموزش شبکه‌ی بیزین

آموزش مدل بیزین شامل دو مرحله‌ی آموزش ساختار شبکه و آموزش پارامترها است. آموزش ساختار به معنای یافتن روابط علت و معلولی بین متغیرهاست. دو الگوریتم PC و NPC^۱ از معروف‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده برای این منظور می‌باشند (۱۹). در این پژوهش به دلیل مشخص بودن ساختار شبکه از قبل از این الگوریتم‌ها استفاده نشده و بصورت مستقیم به مدل آموزش داده شده‌اند. اما آموزش پارامترها به معنی ساختن احتمالات شرطی بین هر دو گره است که از الگوریتم EM^۲ جهت آموزش پارامترهای شبکه استفاده شده است.

صحت‌سنجی و دریافت خروجی از مدل

پس از انجام آموزش مدل، بررسی دقت و صحت پیش‌بینی‌های مدل در هر سناریو انجام گرفته است. در سناریوی شماره ۱ به منظور پیش‌بینی مقدار رواناب عددی سالانه با استفاده از شبکه‌ی بیزین، در کلیه الگوهای تعریف شده جهت ورود متغیرها، پیش‌بینی کننده‌ها بصورت مقادیر صریح عددی وارد شبکه‌ی بیزین شده‌اند. تحلیل و ارزیابی نتایج صحت‌سنجی براساس شاخص‌های مختلف آماری نشان می‌دهد که براساس شاخص کمترین خطای نسبی، حالت ۱۰ و ۱۴ می‌بایست بعنوان بهترین سناریوها انتخاب شوند. نکته‌ی قابل توجه در هر دو سناریو وجود سه پارامتر پیش‌بینی کننده‌ی دبی طبیعی زاینده رود، آبدی تونل اول کوه‌رنگ و بارش است. از طرفی براساس شاخص‌های آماری ضریب نش، همبستگی و RMSE حالت ۱۰ نه

- 1- Necessary Path Condition
- 2- Expectation-maximization

دهد.

جدول ۴- نتایج صحت‌سنجی سناریوی ۱ تحت الگوهای خاص
تعریف شده

Table 4- Validation Results of special patterns for scenario 1

الگو	R	CRM	RMSE (m ³ /s)	N.S	MAPE
27	0.78	0.12	10.36	0.46	0.21

در این الگو، ساختار شبکه تنها شامل یک پیش‌بینی کننده می باشد. در واقع در این الگو پیش‌بینی رواناب ورودی به سد در سال مورد نظر با استفاده از اطلاعات رواناب یک سال قبل آن صورت گرفته است. علاوه بر این نتایج حاصل شده از الگوی ۲۶ نشان می دهد که با اضافه کردن پارامتر رواناب ورودی دو سال قبل به ساختار شبکه‌ی الگوی برتر، از دقت مدل کاسته و به همبستگی ۶۳٪ می رسد. در سناریوی ۳ که تعیین دوره‌های تر و خشک براساس شاخص SDI را نشان می‌دهد، ارزیابی مدل حاکی از دقت نامناسب جهت پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی است. جدول ۶ نتایج استخراجی را در این سناریو نشان می‌دهد. بیشترین میزان دقت در الگوهای ۳، ۱۸، ۲۴، ۲۵، ۲۶ مشاهده شده که مقدار آن ۵۰٪ است. رواناب ورودی به سد با تأخیر زمانی یکساله، پارامتر مشترک در ساختار شبکه‌ی این ۵ الگو و آبدهی تونل اول کوه‌رنگ، آبدهی چشمه‌لنگان، بارش و رواناب ورودی به سد با تأخیر یکساله پارامترهای مشترک موجود در سه الگوی ۲۴ و ۱۸ می‌باشد. یکی از علل اصلی در پائین بودن مقدار دقت پیش‌بینی در این سناریو قرار

داشتن طیف بزرگ مقداری شاخص SDI در محدوده‌ی نرمال (۱+ تا ۱-) است. آن چه در این سناریو قابل توجه است که الگوی ۲۵ که بعنوان الگوی برتر سناریوی ۲ انتخاب گردید، در بین الگوهای برتر منتخب سناریوی ۳ نیز قرار دارد. در سناریوی ۴ الگوهای ۱۰ تا ۱۵ با دقت ۶۳٪ برترین الگوها هستند. آبدهی تونل ۱ کوه‌رنگ، آبدهی تونل چشمه‌لنگان و آبدهی طبیعی زاینده‌رود به عنوان پیش‌بینی کننده‌های اصلی در این ۶ الگو بوده که مجموعاً در ۵ سال از ۸ سال دوره‌ی صحت‌سنجی نتایج مناسبی برآورد شده (جدول ۷). با مقایسه ی نتایج این سه سناریو، مشاهده می‌شود سناریوی ۲ در الگوی ۲۵ توانایی بهتری در پیش‌بینی دوره‌های ترسالی و خشکسالی داشته است. سناریوی ۵ که با خوشه‌بندی داده‌ها جهت پیش‌بینی بازه‌ای جریان تعریف شده است الگوهای ۱، ۱۴، ۱۳، ۲ و ۲۵ بهترین دقت را در پیش‌بینی بازه‌ای سالانه آبدهی ورودی به سد دارا هستند (جدول ۸). آبدهی تونل انتقال آب شماره‌ی یک کوه‌رنگ، بارش و جریان طبیعی رودخانه زاینده‌رود در ساختار شبکه‌ی هر چهار الگو ۱۲، ۱۳، ۱۴ و ۱۵ تکرار شده است.

بطور کلی نتایج حاصل از پنج سناریوی موجود نشان می‌دهد که بیشترین حساسیت مدل نسبت به پارامترهای پیش‌بینی کننده‌ی آبدهی تونل اول کوه‌رنگ و رواناب ورودی به سد با تأخیر یکساله می باشد.

براساس نتایج بدست آمده، الگوی ۲۷ در سناریوی اول مدل برتر جهت پیش‌بینی عددی رواناب سالانه ورودی به سد می‌باشد که در شکل ۴ نشان داده شده است. پیش‌بینی کننده‌های این مدل آبدهی تونل اول، آبدهی تونل چشمه‌لنگان، آبدهی طبیعی زاینده‌رود و بارش با دو سال تأخیر می‌باشد.

جدول ۶- نتایج صحت‌سنجی در سناریوی ۳

Table 6- Validation Results of scenario 3

الگوها	P(%)	الگوها	P(%)	الگوها	P(%)
1	25%	2	25%	3	50%
4	25%	5	38%	6	25%
7	25%	8	25%	9	13%
10	38%	11	38%	12	38%
13	25%	14	38%	15	25%
16	25%	17	25%	18	50%
19	13%	20	38%	21	38%
22	25%	23	38%	24	50%
25	25%	26	0%		

جدول ۵- نتایج صحت‌سنجی در سناریوی ۲

Table 5- Validation Results of scenario 2

الگوها	P(%)	الگوها	P(%)	الگوها	P(%)
1	63%	2	63%	3	38%
4	13%	5	50%	6	50%
7	38%	8	38%	9	25%
10	50%	11	38%	12	63%
13	50%	14	63%	15	50%
16	50%	17	38%	18	50%
19	38%	20	38%	21	25%
22	38%	23	25%	24	38%
25	38%	26	63%		

جدول ۸- نتایج صحت‌سنجی در سناریوی ۵

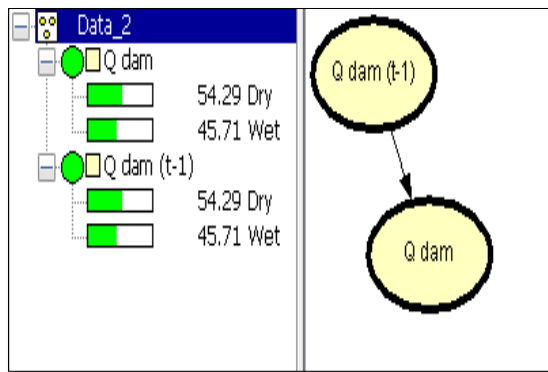
Table 8- Validation Results of scenario 5

P(%)	الگوها Patterns	P(%)	الگوها Patterns	P(%)	الگوها Patterns
25%	19	50%	10	50%	1
25%	20	50%	11	50%	2
25%	21	63%	12	50%	3
13%	22	63%	13	38%	4
13%	23	63%	14	38%	5
13%	24	63%	15	38%	6
63%	25	37%	16	50%	7
25%	26	25%	17	38%	8
		38%	18	38%	9

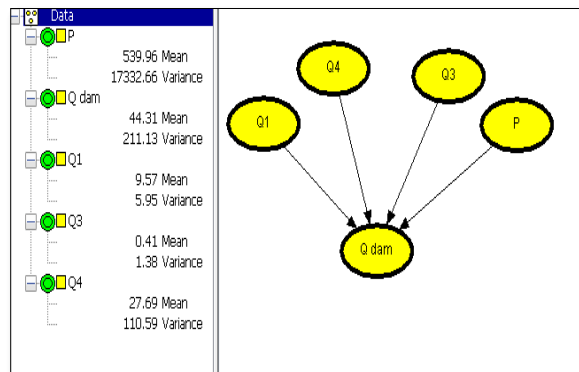
جدول ۷- نتایج صحت‌سنجی در سناریوی ۴

Table 7- Validation Results of scenario 4

P(%)	الگوها Patterns	P(%)	الگوها Patterns	P(%)	الگوها Patterns
38%	19	63%	10	50%	1
50%	20	63%	11	50%	2
50%	21	63%	12	38%	3
38%	22	63%	13	50%	4
38%	23	63%	14	50%	5
38%	24	63%	15	50%	6
50%	25	25%	16	50%	7
50%	26	38%	17	50%	8
		38%	18	50%	9



(ب)



(الف)

شکل ۴- ساختار شبکه‌ی بیزین پیشنهادی جهت پیش‌بینی (الف) مقدار رواناب ورودی به سد (ب) دوره‌های ترسالی و خشکسالی
Figure 4- The proposed Bayesian Network structure for prediction of (a) Dam inflow (b) wet and dry periods

شبکه انجام گرفت. طرح‌ریزی این سناریوها براساس متغیرهای ورودی به شبکه‌ی بیزین صورت گرفته است. در سناریوی اول پیش‌بینی عددی سالانه رواناب بر اساس داده‌های صریح رواناب سالانه و متغیرهای پیش‌بینی کننده متناظر آنها انجام شده. نتایج در این سناریو نشان داد که پیش‌بینی کننده‌های آبدی تونل اول کوه‌رنگ، آبدی تونل چشمه‌لنگان، آبدی طبیعی زاینده‌رود و بارش (همگی با تأخیر زمانی دو ساله) با ضریب همبستگی ۰/۷۸ بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده و خطای نسبی ۰/۲۱ رواناب عددی ورودی به سد را پیش‌بینی کند. از بین سناریوهای طراحی شده جهت پیش‌بینی وضعیت هیدرولوژیکی از لحاظ ترسالی و خشکسالی، الگوی شماره ۲۵ در سناریوی دوم که در آن وضعیت ترسالی و خشکسالی رواناب ورودی به سد در سال قبل، پیش‌بینی کننده‌ی وضعیت ترسالی و خشکسالی رواناب ورودی به سد در سال فعلی می‌باشد و دقت بدست آمده از آن ۷۵٪ است، برترین الگو می‌باشد. نتایج کلی نشان داد که مدل شبکه‌ی بیزین به‌خوبی توانایی پیش‌بینی سالانه رواناب داشته‌است. پیش‌بینی دوره‌ی ترسالی و خشکسالی در برنامه‌ریزی بهتر منابع آب جهت بهره‌برداری مطلوب مؤثر خواهد بود تا اتخاذات لازم را در جهت تخفیف اثرات احتمالی ناشی از خشکسالی را در نظر گیرند.

همچنین براساس نتایج، می‌توان الگوی ۲۵ در سناریوی دوم را به عنوان ساختار برتر جهت پیش‌بینی نوع سال آبی از لحاظ ترسالی و خشکسالی معرفی نمود (شکل ۴) که در آن رواناب ورودی به سد در سال قبل، پیش‌بینی کننده‌ی رواناب ورودی به سد در سال فعلی می‌باشد. این پیش‌بینی با دقت ۷۵٪ انجام شده است.

نتیجه‌گیری

در طی چند دهه اخیر در کشور و بویژه حوضه‌های پر مصرف نظیر حوضه‌ی زاینده‌رود روند کاهش رواناب مشاهده می‌شود تا جایی که بسیاری از مخازن سدها در یک دوره درازمدت پر نمی‌شوند. این روند کاهش عمده‌تاً به دلیل خشکسالی، برداشت‌های بی‌رویه و گاه‌تغییر اقلیم می‌باشد. سد زاینده‌رود به عنوان یکی از کلیدی‌ترین سازه‌های آبی موجود در سیستم حوضه‌ی زاینده‌رود و نقش آن در تأمین نیازهای متنوع پایین دست، نیازمند بکارگیری یک مدل مناسب پیش‌بینی احتمالاتی با لحاظ عدم قطعیت‌ها است. در این پژوهش پیش‌بینی سالانه‌ی رواناب ورودی به سد زاینده‌رود با رویکرد نوین احتمالاتی شبکه‌ی بیزین در ۵ سناریو تحت الگوهای مختلف ساختار

خواهد گرفت.

سیاسگزاری

بدین وسیله از پشتیبانی شرکت آب منطقه‌ای اصفهان در قالب طرح پژوهشی با عنوان "پیش‌بینی کوتاه مدت و بلند مدت آبدهی ورودی به سد زاینده‌رود با رویکرد نوین احتمالاتی شبکه‌های بی‌زین" به شماره قرارداد ۹۵/۱۸۵ صمیمانه تشکر و قدردانی می‌شود.

همچنین پیش‌بینی این دوره‌ها در برنامه‌ریزی بهتر جهت تأمین حقایق‌های زیست محیطی مؤثر خواهد بود. بطور کلی نتایج بدست آمده از مدل امکان برنامه‌ریزی منابع آب جهت تخصیص بهینه توسط بهره‌برداران را فراهم آورده که کمک شایانی به تحلیل و اصلاح سیاست یا منحنی فرمان بهره‌برداری از سد زاینده رود جهت تخصیص به پایین دست بویژه در بخش کشاورزی و محیط زیست خواهد نمود. لازم به ذکر است در قالب ادامه مطالعات فعلی پیش‌بینی در مقیاس‌های زمانی فصلی و ماهانه با استفاده از این روش انجام

منابع

- 1- Abrishamchi A., Jamali S., Mariño M. A., and Tajrishy M. 2006. Stream flow forecasting and reservoir operation models using fuzzy inference systems. P. 373-382 Operations Management Conference 9-12 May. 2006, California, USA.
- 2- Abrishamchi A., Tajrishy M., Tafarajnoruz A., Chehrenegar B., and Shadzaad, Sh. 2008. Using satellite data to improve the accuracy of river flow forecasting models a case study of Zayande-rood river basin, Iran. AWRA 2008 SPRING SPECIALTY CONFERENCE 17-19 March. 2008, San Mateo, California.
- 3- Adamowski J., and Sun K. 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. *Journal of Hydrology*, 390: 85-91.
- 4- Ahmadi F., Radmanesh F., and Mirabbasi Najafabadi R. 2016. Comparing the performance of Support Vector Machines Bayesian networks in predictiong daily river flow (Case study: Baranduz Chai River). *Journal of Water and Soil Condervation*, 22(6):171-186 (In Persian with English abstract).
- 5- Anbari M. J., Tabesh M., and Roozbahani A. 2017. Risk assessment model to prioritize sewer pipes inspection in wastewater collection networks. *Journal of Environmental Management*, 190: 91-101.
- 6- Araghinejad S., and Karamouz M. 2005. Long-Lead Streamflow Forecasting using Artificial Neural Networks and Fuzzy Inference System. *Journal of Iran-Water Resources Research*, 1(2): 29-41 (In persian with English abstract).
- 7- Bayes Server. 2017. Bayes Server researcher user guide, verion 7.25.
- 8- Eghtedar Nezhad M., Bazrafshan O., and Sadeghi Lari A. 2017. Adaptive Evaluation of SPI, RDI and SDI Indices in Analyzing the Meteorological and Hydrological Drought Characteristics (Case Study: Bam Plain). *Journal of Water and Soil Science* , 26(4.2): 61-81 (In Persian with English abstract).
- 9- Halkidi M., Batistakis Y., and Vazirgiannis. M. 2001. on clustering validation techniques. *J. Intel. Infor. Sys*, 17: 107-145.
- 10- Heckman J. J., and Snyder Jr J. M. 1996. Linear probability models of the demand for attributes with an empirical application to estimating the preferences of legislators (No. w5785). National bureau of economic research.
- 11- Hugin Expert. 2017. Hugin researcher user guide, version 8.5.
- 12- Humphrey G. B., Gibbs M. S., Dandy G. C., and Maier H. R. 2016. A hybrid approach to monthly streamflow forecasting: integrating hydrological model outputs into a Bayesian artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 540: 623-640.
- 13- Kardan moghadam H. and Roozbahani A. 2015. Assessment of Byesian Network Models in Monthly Predecion of Groundwater Level (Case study: Birjand aquifer). *Journal of Water and Irrigation Management*, 5(2): 139-151 (In Persian with English abstract).
- 14- Liedloff A.C., Woodward E.L., Harrington G.A., and Jackson S. 2013. Integrating indige-nous ecological and scientific hydro-geological knowledge using a BayesianNetwork in the context of water resource development. *Journal of Hydrology*, 499: 177-187.
- 15- Mollaramezani M., and Tabesh M. 2014. Long-term forecasting of urban water demand using Bayesian networks, 8th national congress of Civil engineering , Noshirvani university of technology, Babol, Iran (In Persian).
- 16- Momeni M. 2011. Clustering of data (Cluster analysis)" Moalef publication (1): 130 (In Persian)
- 17- Murphy K. 2001. An introduction to graphical models. Rap. tech: 19-1.
- 18- Naqdi Bansole K., and Musavi J. 2014. Prediction of Zayandehrood dam reservoir inflow using the K-Nearest Neighbors algorithm (KNN). 5th National Conference on water Resources Management. 2014, Tehran, Iran.
- 19- Noori N., and Latif K. 2016. Coupling SWAT and ANN models for enhanced daily streamflow prediction. *Journal of Hydrology*, 533: 141-151.
- 20- Noori R., Karbassi A.R., Moghaddamnia A., Han D., Zokaei-Ashtiani M. H., Farokhnia A., and Gousheh, M. G.

-
2011. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction. *Journal of Hydrology*, 401(3): 177-189.
- 21- Rao A.R., and Srinivas V.V. 2008. *Regionalization of Watersheds: an Approach Based on Cluster Analysis*, vol. 58. Springer Science & Business Media.
- 22- Roozbahani A. 2011. *Risk Based Decision Making Model of Urban Water Systems Management*, PhD thesis, College of engineering , university of Tehran , Tehran, Iran.
- 23- Shin J. Y., Ajmal M., Yoo J., and Kim T. W. 2016. A Bayesian network-based probabilistic framework for drought forecasting and outlook. *Advances in Meteorology* 2016.
- 24- Sikorska A. E., and Seibert J. 2016. Value of different precipitation data for flood prediction in an alpine catchment: A Bayesian approach. *Journal of Hydrology*, 556: 961-971.
- 25- Valipour M. 2015. Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States, *Meteorological Applications*, 22(3): 592-598.
- 26- Wan Y., and Konyha K. 2015. A simple hydrologic model for rapid prediction of runoff from ungauged coastal catchments, *Journal of Hydrology*, 528: 571-583.

Prediction of Zayandeh Rood Dam Inflow and Hydrological Wet and Dry Periods Using Bayesian Networks

P. Noorbeh¹- A. Roozbahani^{2*}- H. Kardan Moghaddam³

Received: 23-04-2018

Accepted: 03-06-2018

Introduction: During the last decades, runoff decreasing is observed in our country as many dam reservoirs face water supply crisis even in normal periods. This decreasing trend is mainly due to the uncontrolled withdrawals, lack of supply and demand management as well as droughts. Using different flow prediction methods for surface water resources state analysis is important in water resources planning aspects. These methods can provide the possibility of planning for proper operation by using different factors to meet the needs of the region. Due to the stochastic nature of the hydrological processes, various models are used for prediction. Among these models, Bayesian Networks (BNs) probabilistic model has been considered by many researchers in recent years and it has shown the efficiency on these issues. Due to the growth of demand in different sectors and crises caused by drought of the water supply system that has put the basin under water stress, the water shortage has appeared in different sectors. Regarding to the strategic situation of Zayandeh Rood Dam in providing water resources for tap water, industry, agriculture and environmental water rights in Gavkhooni basin, this research presents the development of a model for prediction of Zayandeh Rood Dam annual inflow and hydrological wet and dry periods. Since the uncertainty of the predictions increase when the prediction horizon increases, this factor is the most important challenge of long-term prediction. Using Bayesian Network with reducing this uncertainty, provides the possibility of planning for water resources management, especially for optimal water allocation.

Materials and Methods: In this study for prediction of zayandeh Rood dam inflow five scenarios were defined by applying Bayesian Network Probabilistic approach. According to this, prediction of numerical annual dam inflow (scenario1), annual wet and dry hydrological periods (scenario 2, 3, 4) and range of annual inflow (scenario 5) were performed. For this purpose rainfall, runoff, snow, and discharge of transferred water to the basin from the first and the second tunnel of koohrang and Cheshmeh Langan tunnel were considered as predictor variables and the amount of Zayandeh Rood Dam inflow was selected as predictant for modeling and different conditions of input variable's learning have been analyzed considering different patterns. Calibration and validation of the model have been done based on observed annual inflow data and the relevant predictors in scenario 1, by using SDI Hydrological drought index and long-term average of inflow to classify the runoff and clustering the other parameters in scenario 2, 3 and 4 and with classification of annual inflow data and other parameters by using clustering in scenario 5. To achieve this target, K-means method has been used for clustering and Davies-Bouldin and Silhouette Width has been used to determine optimal number of clusters.

Results and Discussion: The results of Bayesian Network modeling showed that the scenario 1 has a good potential to predict the dam inflow so that the best pattern of this scenario (considering discharge of first tunnel of Koohrang and Cheshmeh Langan tunnel, Zayandeh Rood natural inflow and rainfall with two years lag time as predictor variables), has had a correlation coefficient of 0.78 between observed and predicted dam inflow and relative error of 0.21 which shows an acceptable accuracy in prediction. Among scenarios 2, 3 and 4 for prediction of wet and dry hydrological periods, scenario 2 in which classification of runoff has been based on the long-term average, in the best pattern (with dam inflow with one-year lag predictor), is able to be predicted up to 75% accuracy. The analysis of the results showed that the scenario 5 is not very accurate in prediction of dam inflow's range.

Conclusions: The results showed that the Bayesian Network model has a good efficiency to predict annual dam inflow numerically as well as hydrological dry and wet periods. Obtained results from prediction of hydrological dry and wet periods will be effective in better planning of water resources in order to considering

1, 2 and 3- M.Sc. Student, Assistant Professor and Ph.D. Graduate, Department of Irrigation and Drainage Engineering, Aburaihan Campus, University of Tehran, Respectively
(*- Corresponding Author Email: roozbahany@ut.ac.ir)

possible ways of drought effect reduction. The overall results provide the possibility of water resources planning for the water authorities of this region. Systematic planning leads to optimal use of water and soil resources and helps considerably to analyze and modify the policy or rule *curve of this dam for allocating water to downstream especially for agriculture and environment and industry sectors.*

Keywords: Bayesian Networks, Clustering, Runoff Prediction, SDI index, Zayandeh Rood Dam