



## مدیریت آب و آبیاری

دوره ۵ ■ شماره ۲ ■ پاییز و زمستان ۱۳۹۴

صفحه‌های ۱۵۱-۱۳۹

# ارزیابی مدل شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان بیرجند)

حمید کاردان مقدم<sup>۱</sup> و عباس روزبهانی<sup>۲\*</sup>

۱. دانشجوی دکتری منابع آب، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

۲. استادیار گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۶/۲۸

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۴/۳/۱۱

### چکیده

اساس برنامه‌ریزی‌های منابع آب بر پایه حجم آب قابل استحصال در آبخوان است و برآورد دقیق این حجم از آب زیرزمینی، کمک شایانی به توسعه می‌کند. در این مطالعه، از مدل‌های بیزین با استفاده از دو ساختار خوشه‌بندی و صریح برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی آبخوان بیرجند استفاده شد. پنج متغیر تغذیه آبخوان، سطح ایستابی، دما، تبخیر و برداشت از آب زیرزمینی در ماه قبل به‌عنوان متغیرهای ورودی به شبکه بیزین و سطح آب زیرزمینی در ماه کنونی، به‌عنوان متغیر خروجی آزموده شد. در سناریوی صریح تحلیل و آموزش داده‌های ورودی بر اساس پیوستگی و با لحاظ کردن عدم قطعیت حاکم بر پارامترها انجام و در سناریوی خوشه‌بندی بر اساس شاخص‌های اعتبارسنجی تعداد خوشه‌بندی مناسب برای شبیه‌سازی انتخاب و شبیه‌سازی انجام پذیرفت. نتایج نهایی نشان داد که شبکه بیزین در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی تحت عدم قطعیت ابزار قوی بوده و متوسط ضریب تبیین برای ۱۳ پیژومتر در آبخوان، ۰/۸۳ در حالت صریح و ۰/۵۶ در حالت خوشه‌بندی است. همچنین استفاده از ساختار صریح برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در هر پیژومتر آبخوان، می‌تواند با هم‌بستگی بیشتر به کار برده شود.

کلیدواژه‌ها: آبخوان، اعتبارسنجی، خوشه‌بندی، شبیه‌سازی، عدم قطعیت.

## مقدمه

شبکه عصبی مصنوعی انجام گرفته که نتایج آن‌ها دقت رابطه متغیرها را نشان داده است (۴). مقایسه دو روش رگرسیون چندگانه خطی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی منطقه کنان،<sup>۳</sup> حاکی از دقت فراوان روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی است (۱۶).

همچنین مطالعات دیگر، برتری روش ANFIS را نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ارائه دادند (۱۲، ۶). استفاده از شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی به‌خصوص در فرایندهای هیدرولوژیکی و هیدروژئولوژیکی، رشد روزافزونی داشته است. عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی زمان واقعی رخداد سیلاب در جنوب ایتالیا با استفاده از شبکه بیزین، حاکی از ترکیب عدم قطعیت در پارامترهای توزیع بارندگی و سیلاب مشاهده شده است (۳). همچنین از شبکه بیزین برای بررسی تغییرات مکانی خشک‌سالی و توسعه مدل پیش‌بینی با استفاده از شبکه بیزین، بر اساس خشک‌سالی‌های گذشته برای پیش‌بینی خشک‌سالی در آینده استفاده شد. در این تحقیق یک مدل پیش‌بینی آماری چندمتغیره با توجه به میزان رواناب در حوزه طرح‌ریزی شد که مهم‌ترین مزیت آن، داشتن ویژگی‌های احتمالی در تجزیه و تحلیل خشک‌سالی در مهر و موم‌های آبی است (۱۱). شایان ذکر است که از مدل‌های بیزین به‌منظور پایش کیفی آب نیز استفاده شده است (۲، ۷، ۱۴).

در این مطالعه برای نخستین بار از شبکه‌های بیزین، ساختارهای آموزش و روش‌های مختلف خوشه‌بندی مربوط به آن برای پیش‌بینی احتمالاتی سطح آب زیرزمینی استفاده و قابلیت آن در آبخوان بیرجند به‌عنوان یکی از دشت‌های بحرانی کشور ارزیابی شده است.

با توجه به حجم فراوان بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی در مناطق خشک، مدیریت بهره‌برداری و شناسایی پتانسیل‌ها برای توسعه، بسیار حائز اهمیت است. بنابراین، تمامی برنامه‌ریزی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت تأمین آب در این مناطق، بر مبنای حجم آب زیرزمینی در دسترس است. کنترل حجم آب زیرزمینی با استفاده از سطح آب مشاهده شده در پیرومترهای هر آبخوان برای مدیریت تنش‌های هیدرولوژیکی بسیار اهمیت دارد.

تاکنون مدل‌ها و روش‌های مختلفی در زمینه برآورد سطح آب زیرزمینی و به تبع آن، حجم آبخوان ارائه شده است. مدل‌های عددی با روش‌های تفاضل محدود<sup>۱</sup> و اجزای محدود<sup>۲</sup> استفاده از ابزارها و الگوریتم‌های فراکاوشی توانسته‌اند تا حدودی عدم قطعیت موجود در برآورد سطح آب زیرزمینی را کاهش دهند. شناسایی رفتار و الگوی تغییرات سطح آب زیرزمینی می‌تواند راهکار مناسبی برای برنامه‌ریزی باشد. محققان زیادی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، روش‌های رگرسیونی، سری زمانی و... توجه کرده‌اند که هر یک از این روش‌ها مزایا و معایبی نیز در نوع خود دارند. سادگی فرایند شبکه عصبی مصنوعی و گسترش آن، راه‌حلی قوی در مدل‌های غیرخطی و غیرایستا ارائه داده که محققان بسیاری از آن استفاده کرده‌اند.

تحقیقات متعددی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و برآورد حجم آبخوان برای مدیریت و توسعه پایدار و مقایسات متعددی بین روش‌های مختلف صورت گرفته است؛ از جمله با استفاده از مدل تغییرات رطوبت خاک و عمق سفره و رابطه بین متغیرهای تابش حرارتی گاما و عمق سفره، شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از

1. Finite difference method

2. Finite element method

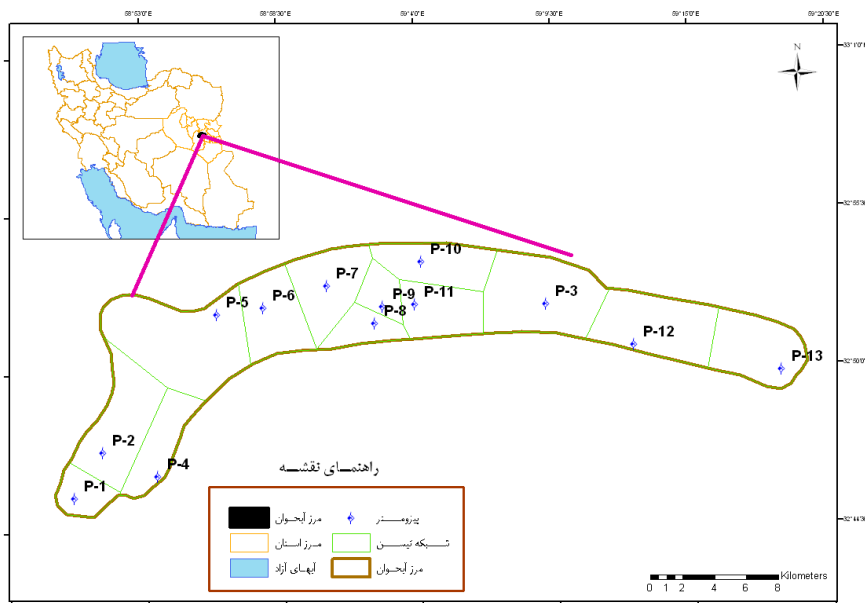
3. Konan

## مواد و روش‌ها

### منطقه طرح

حوزه آبریز بیرجند از حوزه آبریز کویر لوت در استان خراسان جنوبی، بین طول جغرافیایی  $58^{\circ}45'$  تا  $58^{\circ}43'$  و عرض جغرافیایی  $32^{\circ}34'$  تا  $33^{\circ}08'$  قرار دارد. این حوزه دارای وسعت  $3455$  کیلومتر است که  $1045$  کیلومتر از آن دشت و بقیه را ارتفاعات تشکیل می‌دهند. اقلیم منطقه خشک با میانگین بارش  $30$  ساله  $156/7$  میلی‌متر و متوسط درجه حرارت سالانه  $16/4$  درجه سانتی‌گراد است. آبخوان بیرجند از نوع آزاد است که از نواحی شمالی تغذیه می‌کند و در جنوب تخلیه می‌شود.

سطح ایستابی در گستره این آبخوان بین حداکثر  $139$  متر در نواحی شمالی و شرقی تا حداقل  $7/5$  متر در جنوب غربی تغییر می‌کند. با توجه به متکی بودن منطقه به آب زیرزمینی به عنوان تنها منبع تأمین آب در تمامی بخش‌ها و روند افت سطح ایستابی و برداشت بی‌رویه آب زیرزمینی، لزوم مدیریت برداشت در سفره آب زیرزمینی بسیار حائز اهمیت است. در محدوده طرح،  $13$  پیزومتر فعال وجود دارد که دارای آمار دراز است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور و موقعیت پیزومترها را نشان می‌دهد.



شکل ۱. محدوده شبکه تپسن آبخوان بیرجند

## شبکه بیزین

شبکه بیزین نوعی مدل گرافیکی احتمالاتی بین متغیرها و احتمالات به صورت گراف مستقیم و بدون چرخه در ارتباط است. مبنای این روش، احتمالات وابسته (تئوری بیز) است که توماس بیز در قرن هجده بنا گذاشته است.

لاپلاس این تئوری را گسترش داد و منطق تئوری احتمالات را تعیین کرد. اگر  $E$  و  $F$  دو رویداد مفروض باشند؛ به گونه‌ای که  $P(E) \neq 0$  و  $P(F) \neq 0$  باشد، آن‌گاه داریم (۸):

## مدیریت آب و آبیاری

دوره ۵ ■ شماره ۲ ■ پاییز و زمستان ۱۳۹۴

شبکه بیزین در دهه اخیر در مطالعات مختلف به دلیل سرعت زیاد، نمایش گرافیکی، قراردادن حد اقلی برای داده‌ها، سادگی در به‌کارگیری، ترکیب منابع مختلف داده و مدیریت عدم قطعیت‌ها، رشد روزافزونی داشته است (۱۶).

### مدل سازی شبکه بیزین

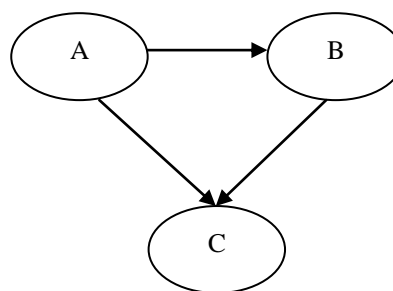
آموزش ساختار شبکه، به معنای تعیین متغیرهای وابسته، مستقل و یافتن ارتباط‌های ممکن بین متغیرهایی است که روابط علت و معلولی آن‌ها، بر اساس داده‌های مشاهده‌ای (داده‌های کالیبراسیون) قابل تشخیص است. مدل‌های مختلفی برای آموزش ساختار وجود دارد که اصول آموزش بر مبنای دو حالت صریح و خوشه‌بندی متغیرهای ورودی به شبکه طرح‌ریزی شده است. مدل Hugin v8.3 که یکی از مدل‌های فراگیر در شبکه بیزین است، ۶ ساختار آموزش برای حالت خوشه‌بندی و ۲ ساختار آموزش برای حالت صریح دارد (۸).

به منظور مدل‌سازی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، با توجه به ساختارهای آموزشی موجود، سناریوهای مختلفی طرح‌ریزی می‌شود که مبنای نتایج نهایی طرح است. طرح‌ریزی سناریوها بر اساس متغیرهای ورودی به شبکه بیزین، به صورت صریح و خوشه‌بندی تقسیم‌بندی شد. در ورود داده‌ها به مدل بیزین در حالت صریح از تابع توزیع احتمال داده‌ها طی بازه زمانی مدل‌سازی استفاده می‌شود و با توجه به احتمال رخداد فرایند، مقدار موردنظر پیش‌بینی می‌شود. خوشه‌بندی یکی از شاخه‌های یادگیری بدون نظارت است و فرایند خودکاری است که طی آن، نمونه‌ها به دسته‌هایی تقسیم می‌شوند که اعضای آن مشابه یکدیگرند؛ به این دسته‌ها خوشه گفته می‌شود.

هدف خوشه‌بندی، یافتن خوشه‌های مشابه از اشیا بین نمونه‌های ورودی است که روش‌های متعددی (K-means، K-medium و...) برای آن معرفی شده است. اعتبارسنجی

$$P(E|F) = \frac{P(F|E)P(E)}{P(F)} \quad (1)$$

شبکه‌های بیزین امکان محاسبات رو به جلو و رو به عقب را برای تحلیلگر ایجاد می‌کنند. در واقع، نه تنها از تجمیع وضعیت پارامترهای علت می‌توان به وضعیت معلول رسید، بلکه در این روش با در اختیار داشتن وضعیت معلول یا همان پارامتر پیش‌بینی‌شده، با فرایند بازگشت به عقب، امکان محاسبه وضعیت عوامل تأثیرگذار وجود دارد. به بیان دیگر، می‌توان تعیین کرد که میزان تأثیرگذاری هر عامل بر خروجی نهایی چقدر خواهد بود. استفاده از شبکه بیزین با توجه به رویکرد احتمالات برای مدل‌سازی عدم قطعیت کاربرد قوی دارد. شبکه بیزین از مجموعه گره‌های متصل به هم تشکیل شده است که دو حالت وقوع و عدم وقوع هر فرایند را بررسی می‌کنند. مطابق شکل ۲، متغیرهای A و B نقش مهمی در پیش‌بینی یا وقوع متغیر وابسته C دارند. A و B علت وقوع C هستند و افزایش یا کاهش آن معلول آن دو است. همچنین متغیر B خود وابسته به متغیر A است. احتمال توأم آن‌ها از رابطه ۲ به دست می‌آید (شکل ۲).



شکل ۲. نمونه ساده‌ای از شبکه بیزین

(۲)

$$P(A, B, C) = P(A).P(B|A).P(C|A, B)$$

نشان‌دهنده درستی تعلق ایستگاه  $i$ ام به خوشه‌ای است که در آن قرار دارد. بر این اساس، متوسط عرض سیلهوت، میانگین تمامی عرض‌های سیلهوت خواهد بود. بنابراین، خوشه‌ای بهینه است که از بیشینه متوسط عرض سیلهوت برخوردار باشد.

دو الگوریتم  $PC$  و  $NPC$ <sup>۲</sup> با توجه به سادگی، بیشترین استفاده را در آموزش شبکه بیزین برای آموزش ساختار مدل‌سازی دارند. در این مطالعه از الگوریتم  $PC$  برای آموزش در شبکه‌های بیزین، بر اساس طرح اسپرتز<sup>۳</sup> با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری مبتنی بر محدودیت عمل می‌کند. ایده اصلی در این الگوریتم، استخراج مجموعه‌ای از استقلال و وابستگی عبارات شرطی توسط آزمون‌های آماری است که در آن استقلال شرطی بین هر جفت متغیر وجود ندارد و جهت کمان‌ها بر اساس استقلال شرطی تعیین می‌شود. پس از نهایی شدن ساختار شبکه بیزین برای محاسبه احتمال سطح آب زیرزمینی با احتمال مشخص، به آموزش پارامترهای مدل و در واقع، استخراج جداول احتمال شرطی متغیرهای مختلف موجود در شبکه با استفاده از داده‌های موجود پرداخته می‌شود که در پایگاه داده‌های کالیبراسیون تنظیم شده‌اند.

در این پژوهش، برای آموزش پارامترها از الگوریتم  $EM$ <sup>۴</sup> استفاده شده است. این روش را لاریتزن<sup>۵</sup> در سال ۱۹۹۶ توسعه داده است (۱۰). این روش ابزاری منعطف برای تخمین بیشینه احتمال در مسائل مختلف شامل داده‌های ناقص ارائه می‌دهد. در این الگوریتم، فرایند، آموزش احتمالات شرطی بین متغیرها با استفاده از داده‌های

خوشه‌بندی به منظور شناسایی بهترین تناسب بین اجزای تشکیل‌دهنده است. تراکم، تناسب و فاصله به‌عنوان عوامل مؤثر در ارزیابی تعداد خوشه‌بندی معرفی می‌شود. بر این اساس، شاخص‌های متعددی از جمله دیویس بولدین، دان، ریشه میانگین مربع انحراف از معیار، عرض سیلهوت و... معرفی شده‌اند. در این مطالعه از روش  $K$ -means برای خوشه‌بندی متغیرهای ورودی و از دو شاخص دیویس بولدین و عرض سیلهوت برای اعتبارسنجی خوشه‌بندی داده‌ها استفاده شد. در شاخص دیویس بولدین، از شباهت بین دو خوشه استفاده می‌شود و پراکنش درون خوشه‌ای با پراکنش بین خوشه‌ای مقایسه می‌شود (۵). این شاخص به‌صورت رابطه ۳ تعریف می‌شود:

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k \max_{j \neq k} \left[ \frac{S_k + S_j}{d_{jk}} \right] \quad (3)$$

در این رابطه  $k$ : تعداد خوشه این شاخص،  $S$ : میانگین فاصله اقلیدسی بین مرکز ثقل مدنظر تا تمامی ایستگاه‌های آن،  $d_{jk}$ : فاصله اقلیدسی بین مراکز خوشه‌های  $j$  و  $k$  است. در واقع، هرچه مقدار این شاخص بیشتر باشد، خوشه‌های بهتری تولید می‌شود. 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، باقی بماند یا اینکه به خوشه دیگری منتقل شود. عرض سیلهوت برای پارامتر  $i$ ام در خوشه  $k$ ام برابر است با (۱۵):

$$SW_i = \frac{O_i - I_i}{\max[I_i, O_i]} \quad (4)$$

که در آن  $I_i$ : متوسط فاصله ایستگاه  $i$ ام تا تمامی ایستگاه‌های خوشه  $k$ ام و  $O_i$ : حداقل فاصله بین ایستگاه  $i$ ام تا سایر خوشه‌ها است؛ فاصله هر ایستگاه تا خوشه‌ای که به آن تعلق ندارد، متوسط فاصله آن ایستگاه تا تمامی ایستگاه‌های آن خوشه است. از این رو، مقدار  $SW_i$  بین  $+1$  تا  $-1$  خواهد بود. هرچه مقدار  $SW_i$  به  $+1$  نزدیک‌تر باشد،

1. Path condition
2. Necessary path condition
3. Spirtes
4. Estimation Maximization algorithm
5. Lauritzen

می‌گردد و الگوریتم سعی می‌کند که این مقدار را بیشینه کند.

به منظور ارزیابی استفاده از مدل بیزین برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، مراحل کار به صورت شکل ۳ ارائه شده است. این فلوجارت شامل مراحل مدل‌سازی تحت هر دو سناریوی صریح و خوشه‌بندی است.

ورودی مشاهداتی انجام می‌گیرد؛ در صورتی که جداول احتمالات شرطی شبکه بیزین دارای اطلاعات اولیه باشد (توزیع احتمالاتی شرطی اولیه برای متغیرها تعریف شده باشد). نتایج به دست آمده از داده‌های ورودی به الگوریتم با این احتمالات اولیه ترکیب می‌شود. الگوریتم EM با انجام تعدادی تکرار نتایج نهایی احتمالات شرطی را مشخص می‌کند. در هر تکرار لگاریتم احتمال داده مشاهداتی ورودی مربوط به توزیع احتمالاتی محاسبه



شکل ۳. فلوجارت روند مدل‌سازی شبکه بیزین برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی

زیرزمینی در ماه کنونی، به عنوان خروجی مدل تعریف شد (۱،۶،۹،۱۳،۱۶).

برای مدل‌سازی پارامتر برداشت از آب زیرزمینی، شبکه تیسن پیرومترهای آبخوان ترسیم شد. سپس بر اساس میزان تخلیه منابع آب زیرزمینی در هر پلیگون، مقدار کل تخلیه از آبخوان به صورت ماهانه برآورد و پیوسته وارد مدل شد. آمار دما، تبخیر و بارندگی در سطح آبخوان با استفاده از آمار ایستگاه سینوپتیک بیرجند برای دوره آماری مدل‌سازی استخراج و تحلیل داده‌های پرت با استفاده از نمودار Box-Plot انجام شد.

### ساختار مدل و پارامترهای ورودی

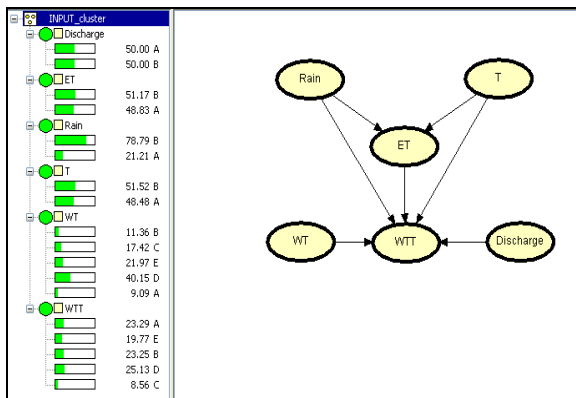
پارامترهای مختلف اقلیمی، محیطی و... نقش اساسی در افزایش یا کاهش سطح آب زیرزمینی دارند. در این مطالعه، از پنج پارامتر ورودی برای مدل‌سازی در شبکه بیزین استفاده شد. با توجه به ارزیابی نتایج استخراجی از تحقیقات گذشته (کومار، ۲۰۱۵؛ محتشم، ۱۳۸۹؛ موسوی، ۲۰۱۳؛ ساهو، ۲۰۱۳؛ امام قلیزاد، ۲۰۱۴) پارامترهای ورودی به مدل شبکه بیزین شامل میزان تبخیر، سطح آب زیرزمینی در ماه قبل، میزان تغذیه آبخوان، متوسط درجه حرارت و برداشت از آب زیرزمینی بوده و سطح آب

## ارزیابی مدل شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان بیرجند)

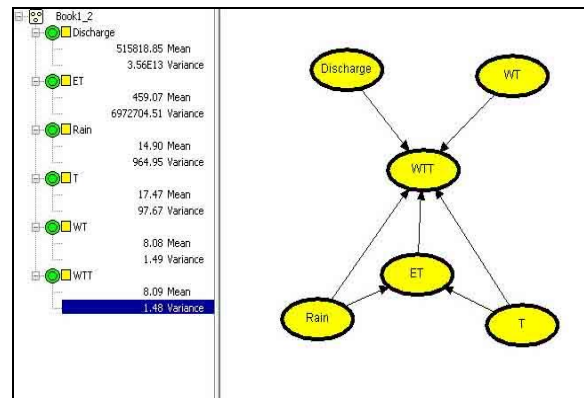
تعداد خوشه‌های مناسب و دقت آن، از شاخص اعتبارسنجی دیویس بولدین و عرض سیلهوت استفاده شد. پس از مشخص شدن تعداد خوشه‌های مورد نظر، ساختار شبکه با استفاده از ساختار آموزشی PC در سطح اطمینان ۵ درصد برای مدل‌سازی شبکه بیزین آموزش داده شد. در هر دو سناریو، یک دوره آماری ۹ساله (۸۵-۱۳۷۷) برای آموزش و یک دوره ۲ساله (۸۷-۱۳۸۶) برای صحت‌سنجی شبکه بیزین برای شبیه‌سازی در نظر گرفته شد. همچنین با توجه به ساختار و ارتباطات تعریف‌شده برای پارامترهای ورودی به شبکه بیزین در دو سناریو، از یک ساختار برای شبیه‌سازی استفاده شد. شکل ۴، هر دو مدل صریح و خوشه‌بندی شده را در مرحله آموزش نشان می‌دهد.

گام زمانی برای مدل‌سازی با توجه به داده‌های موجود به‌صورت ماهانه انتخاب شد. با توجه به تعریف سناریوهای مدل‌سازی، در اولین سناریو از متغیرهای ورودی به‌صورت صریح استفاده شد و در سناریوی دوم، روش خوشه‌بندی برای ورود متغیرهای ورودی به کار رفت. در مدل‌سازی به روش صریح، متغیرهای ورودی به‌صورت پیوسته وارد مدل شد و براین اساس، ساختار و ارتباطات بین پارامترهای مؤثر بر سطح آب زیرزمینی منطقه تحلیل و با استفاده از ساختار آموزشی PC در سطح اطمینان ۵ درصد آموزش شبکه بیزین برای مدل‌سازی انجام شد.

در سناریوی دوم که متغیرهای ورودی به‌صورت خوشه‌بندی وارد شبکه بیزین می‌شوند، ابتدا برای تعیین



(ب)



(الف)

شکل ۴. نمایی از ساختار متغیرهای ورودی به مدل HUGIN در سناریوهای صریح (الف) و خوشه‌بندی (ب)

### نتایج و بحث

یکی از مراحل مهم فرایند مدل‌سازی، استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای تعیین متغیرهای ورودی، گام‌های زمانی مؤثر، طراحی شبکه و... است. در این مطالعه، به‌منظور بررسی بهتر در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به‌صورت ماهانه، داده‌های ماهانه سطح آب زیرزمینی، تبخیر، دما، تغذیه آبخوان و برداشت از آب

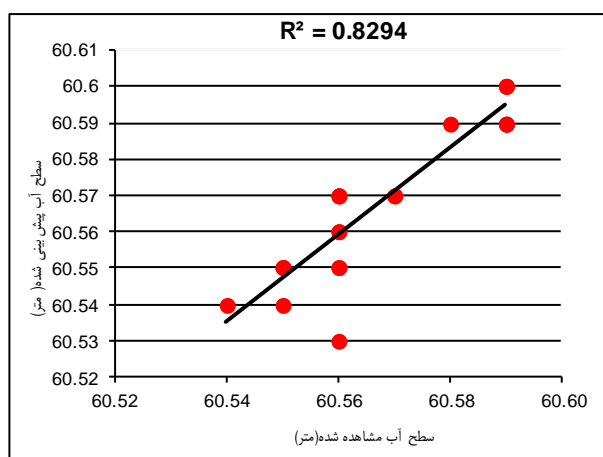
در شکل ۴، پارامترهای مدل‌سازی در شبکه بیزین عبارت‌اند از: ET: تبخیر از سطح آزاد (میلی‌متر)، Rain: متوسط تغذیه ناشی از بارندگی در ماه قبل (میلی‌متر)، T: متوسط دمای ماهانه ماه قبل (سانتی‌گراد)، Discharge: برداشت از آب زیرزمینی در ماه قبل (مترمکعب)، WT: سطح آب زیرزمینی در ماه قبل (متر) و WTT: سطح آب زیرزمینی در ماه پیش‌بینی‌شونده (ماه فعلی) (متر).

### مدیریت آب و آبیاری

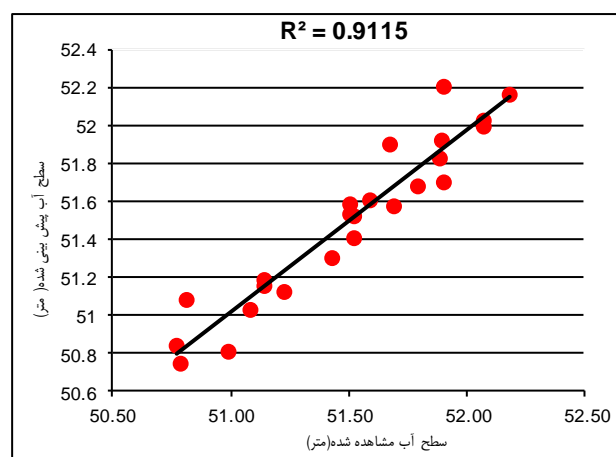
دوره ۵ ■ شماره ۲ ■ پاییز و زمستان ۱۳۹۴

خوشه‌بندی انجام گرفت. در روش صریح شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در ۱۳ پیزومتر آبخوان بیرجند انجام شد. نتایج خروجی از سناریوی صریح نشان داد که هم‌بستگی فراوانی بین سطح آب مشاهده‌شده و سطح آب شبیه‌سازی با استفاده از شبکه بیزین وجود دارد. شکل ۵ نتایج در پیزومتر شماره ۵ با ضریب تبیین ۰/۹۱ و در پیزومتر ۱۳ با ضریب تبیین ۰/۸۳ بین سطح آب مشاهده‌شده و سطح آب پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در جدول ۱، ضریب تبیین بین سطح آب مشاهده‌شده با سطح آب شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد.

زیرزمینی طی دوره آماری ۹ ساله به صورت ماهانه وارد شبکه بیزین در مدل Hugin v 8.3 شد. این پارامترها به دلیل تأثیر مستقیم بر سطح آب زیرزمینی انتخاب شدند. در این شبیه‌سازی، با در نظر گرفتن متغیرهای ورودی، ۱۰۸ ترکیب از متغیرهای ورودی به شبکه بیزین وجود دارد که با توجه به تعریف سطح اطمینان ۵ درصد و عدم قطعیت بین متغیرهای ورودی شبکه، طراحی و شبیه‌سازی شد. خطای هم‌گرایی ۰/۰۰۱ در مدل برای تصمیم‌گیری در مورد انتخاب بهترین شبکه در هر بار اجرای برنامه و خطای آماری برگزیده شد. همان‌طور که گفته شد، مدل‌سازی شبکه بیزین تحت دو سناریو صریح و



ب) پیزومتر ۱۳



الف) پیزومتر ۵

شکل ۵. هم‌بستگی بین سطح آب مشاهده‌شده و محاسباتی در پیزومترهای ۵ و ۱۳

جدول ۱. ضریب تبیین بین سطح آب مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده در آبخوان

| شماره پیزومتر | ضریب تبیین | شماره پیزومتر | ضریب تبیین | شماره پیزومتر | ضریب تبیین | شماره پیزومتر | ضریب تبیین |
|---------------|------------|---------------|------------|---------------|------------|---------------|------------|
| ۱             | ۰/۵۷       | ۴             | ۰/۴۶       | ۷             | ۰/۹۳       | ۱۰            | ۰/۹۷       |
| ۲             | ۰/۸        | ۵             | ۰/۹۱       | ۸             | ۰/۹۸       | ۱۱            | ۰/۹۸       |
| ۳             | ۰/۸۳       | ۶             | ۰/۸۳       | ۹             | ۰/۹۷       | ۱۲            | ۰/۹۹       |
| ۱۳            | ۰/۸۳       |               |            |               |            |               |            |



## ارزیابی مدل شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان بیرجند)

شبیه‌سازی و هم‌بستگی سطح آب مشاهده‌شده و سطح آب پیش‌بینی شده، تعداد خوشه‌بندی به روش عرض سیلهوت، به‌عنوان روش خوشه‌بندی انتخاب شد. تعداد خوشه‌بندی متغیرهای ورودی به شبکه بیزین و اعتبارسنجی آن در جدول ۲ ارائه شد.

شبیه‌سازی تحت سناریوی خوشه‌بندی با استفاده از روش K-means انجام شد. اعتبارسنجی تعداد خوشه‌ها نیز با استفاده از دو شاخص دیویس بولدین و عرض سیلهوت در نرم‌افزار MATLAB، حاکی از تفاوت دو روش در تعیین تعداد خوشه برای شبیه‌سازی است. با توجه به نتایج

جدول ۲. خلاصه خوشه‌بندی متغیرهای شبکه بیزین و اعتبارسنجی آن

| ردیف | نام متغیر                         | تعداد خوشه بهینه شاخص دیویس بولدین | تعداد خوشه بهینه شاخص عرض سیلهوت |
|------|-----------------------------------|------------------------------------|----------------------------------|
| ۱    | تأخیر در زمان t-1                 | ۲                                  | ۲                                |
| ۲    | دما در زمان t-1                   | ۲                                  | ۴                                |
| ۳    | سطح آب زیرزمینی در زمان t-1       | ۵                                  | ۳                                |
| ۴    | برداشت از آب زیرزمینی در زمان t-1 | ۲                                  | ۲                                |
| ۵    | تغذیه آبخوان در زمان t-1          | ۲                                  | ۲                                |
| ۶    | سطح آب زیرزمینی در زمان t         | ۵                                  | ۵                                |

ریاضی برای هر گام زمانی ماهانه استخراج شد. اشکال ۶ و ۷، شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی را در دو حالت صریح و خوشه‌بندی نشان می‌دهد. برای مثال، بر اساس نتایج شبیه‌سازی، سطح آب مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده برای پیژومتر ۵ دارای ضریب تبیین ۰/۵۵ برای سناریوی خوشه‌بندی و ۰/۹۱ برای سناریوی صریح و در پیژومتر ۱۳ ضریب تبیین ۰/۴۶ برای سناریوی خوشه‌بندی و ۰/۷۲ برای سناریوی صریح به دست آمد. نتایج شبیه‌سازی‌شده و احتمال به‌دست‌آمده برای هر ماه در دو سناریو، حاکی از دقت کمتر روش خوشه‌بندی در مقایسه با روش صریح در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی بوده است. به‌طور کلی، میانگین هم‌بستگی بین سطح آب مشاهده‌شده و محاسباتی در روش صریح ۰/۸۵ و در روش خوشه‌بندی ۰/۶۷ است.

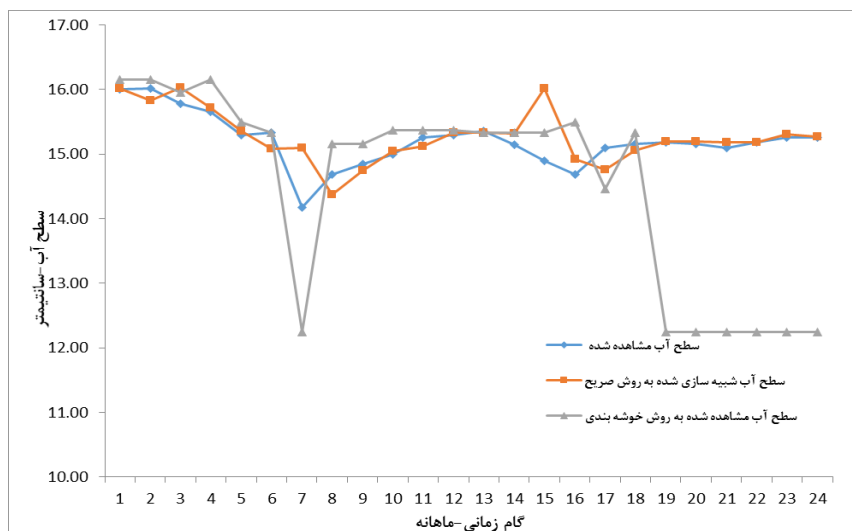
با انتخاب تعداد خوشه‌های مناسب، آموزش و مدل‌سازی با استفاده از شبکه بیزین در سناریوی خوشه‌بندی با الگوریتم آموزشی PC انجام پذیرفت. خروجی در روش خوشه‌بندی یا دسته‌بندی مشابه روش صریح به‌صورت عدد نیست و در واقع، احتمالات وقوع هر دسته در سطوح مختلف سطح آب زیرزمینی به‌صورت کلاس‌بندی‌شده مشخص می‌شود؛ بنابراین، برای محاسبه خروجی عددی صریح در این روش، از رابطه زیر استفاده شده است:

$$E(WT) = \sum_{k=1}^K P_i \cdot WT_i \quad (5)$$

در این رابطه:  $E(WT)$ : امید ریاضی سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده،  $P_i$ : احتمال برآوردشده برای هر خوشه و  $WT_i$ : سطح آب زیرزمینی در هر خوشه است. به‌منظور مقایسه دو سناریوی صریح و خوشه‌بندی شده، احتمال محاسبه‌شده توسط شبکه بیزین، به همراه امید

## مدیریت آب و آبیاری

دوره ۵ ■ شماره ۲ ■ پاییز و زمستان ۱۳۹۴



شکل ۶. مقایسه سطح آب شبیه سازی شده با دو سناریوی صریح و خوشه بندی شده در پیزومتر ۵



شکل ۷. مقایسه سطح آب شبیه سازی شده با دو سناریوی صریح و خوشه بندی شده در پیزومتر ۱۳

همچنین با توجه به حجم آب زیرزمینی و استحصال آب بر اساس بیلان آب زیرزمینی هر منطقه، توجه به هیدروگراف آب زیرزمینی برای تصمیم گیری در سطح مدیریت هر آبخوان بسیار حائز اهمیت است و تمامی شبیه سازی ها و مدل سازی های آب زیرزمینی بر اساس کل حجم آب زیرزمینی آبخوان بیان می شود. بنابراین، با توجه به برآورد سطح آب زیرزمینی در دو سال دوره

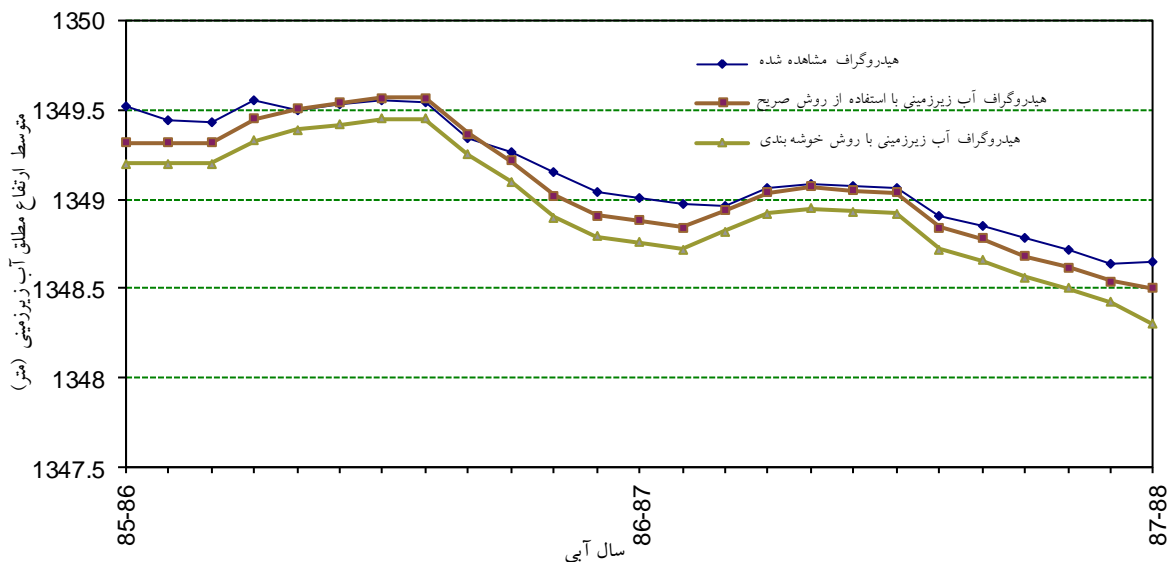
مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهده شده با سطح آب زیرزمینی شبیه سازی شده، با استفاده از دو روش صریح و خوشه بندی در شبکه بیزین، حاکی از هم بستگی و دقت بیشتر روش صریح در مقایسه با روش خوشه بندی است. با توجه به حساسیت سطح آب زیرزمینی و تصمیم گیری با دقت بیشتر، استفاده از داده های صریح راهکار مناسبی برای برآورد حجم آب زیرزمینی است.

## ارزیابی مدل شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان بیرجند)

که کمترین ضریب تبیین ۰/۴۵ و بیشترین مقدار ضریب تبیین ۰/۹۷ برای پیژومترهای سطح آبخوان است. به‌طور متوسط، ضریب تبیین بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در ۱۳ پیژومتر با استفاده از سناریوی صریح ۰/۸۳ و میانگین مجذور مربعات خطا ۰/۰۰۸ است که مقدار مناسبی برای پیش‌بینی است. در سناریوی خوشه‌بندی، متوسط ضریب تبیین برای ۱۳ پیژومتر آبخوان ۰/۵۶ با میانگین مجذور مربعات خطای ۰/۰۳۸ است که در مقایسه با روش صریح، دقت کمتر، ولی با توجه به هیدروگراف ترسیم‌شده برای آبخوان، دقت قابل قبولی دارد.

صحت‌سنجی، هیدروگراف آب زیرزمینی آبخوان بیرجند، با استفاده از دو سناریوی صریح و خوشه‌بندی‌شده، به‌صورت شکل ۸ ترسیم شد که حاکی از دقت فراوان استفاده از شبکه‌های بیزین در برآورد سطح آب زیرزمینی آبخوان است. نتایج خروجی از پیژومترها، حاکی از بسیاری هم‌بستگی بین سطح آب مشاهده‌شده و سطح آب شبیه‌سازی شده است. همچنین با توجه به نتایج، هیدروگراف آب زیرزمینی آبخوان بیرجند طی ۲ سال صحت‌سنجی، مطابق شکل ۸ نشان داده شد.

تحلیل نتایج شبیه‌سازی پیژومترهای آبخوان بیرجند با استفاده از شبکه بیزین تحت سناریو صریح نشان می‌دهد



شکل ۸. مقایسه هیدروگراف مشاهداتی آب زیرزمینی آبخوان بیرجند با دو سناریوی صریح و خوشه‌بندی شبکه بیزین

زیرزمینی شده است. مطالعات گسترده‌ای برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به‌منظور حجم سفره‌های آب زیرزمینی انجام شده است. در این مطالعه، به اهمیت شبکه‌های بیزین پرداخته شده که بر مبنای احتمالات شرطی طرح‌ریزی شده است. این شبکه‌ها با در نظر گرفتن روابط غیرقطعی بین

## نتیجه‌گیری

منابع آب زیرزمینی به‌عنوان تنها منبع حیات در مناطق خشک، تأمین‌کننده نیاز آبی در بخش‌های شرب، کشاورزی و صنعت است. همچنین رشد روزافزون جمعیت و توسعه‌های مناطق مختلف، سبب افزایش برداشت از سفره‌های آب زیرزمینی و کاهش حجم سفره‌های آب

## مدیریت آب و آبیاری

دوره ۵ ■ شماره ۲ ■ پاییز و زمستان ۱۳۹۴

شبکه‌های بیزین، می‌توان مدیریت سفره‌های آب زیرزمینی را به‌منظور ایستاشدن سطح آب زیرزمینی، بر اساس سناریوهای مختلف شبیه‌سازی کرد و از نتایج آن در سرعت‌بخشیدن به روند مدیریتی کمک شایانی گرفت.

#### منابع

1. محتشم، م. دهقانی، ا. اکبرپور، ا. مفتاح هلقی، م. اعتباری، ب (۱۳۸۹). پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند) مجله آبیاری و زهکشی. شماره ۲. صفحات ۱ تا ۱۰.
2. Ammar Kh, McKee M and Kaluarachchi (2011). Bayesian Method for Groundwater Quality Monitoring Network Analysis. J. Water Resource. Planning. Manage. 137:51-61.
3. Biondi D and De Luca, D.L (2012). A Bayesian approach for real-time flood forecasting, Physics and Chemistry of the Earth. 42-44 (2012):pp 91-97.
4. Chung Y.W, (2008). Prediction water table fluctuation using artificial neural network, in partial fulfillment of the requirements for the degree of doctor of philosophy. University of Maryland: 185 pp.
5. Davies D.L and Bouldin D.W (1979). A cluster separation measure. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1: 224-227.
6. Emamgholizadeh S, Moslemi Kh and Karami G (2014). Prediction the Groundwater Level of Bastam Plain (Iran) by Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Water Resource Manage. 28(15):5433-5446.

متغیرهای وابسته، روابط علت و معلولی ایجاد می‌کنند که با آموزش ساختار قادر به شبیه‌سازی هستند. در این مطالعه، به‌منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی آبخوان بیرجند انجام شده که در اقلیمی خشک، با برداشت بی‌رویه آب زیرزمینی روبه‌رو است. ساختار شبکه بیزین در این مطالعه برای دوره‌ای ۹ ساله برای آموزش از متغیرهای ورودی دمای متوسط ماهانه، تبخیر از سطح آزاد به‌صورت ماهانه، برداشت از آب زیرزمینی در شبکه‌بندی تیسن آبخوان به‌صورت ماهانه، متوسط تغذیه آبخوان به‌صورت ماهانه و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل تشکیل و سطح آب زیرزمینی در ماه کنونی به‌عنوان پارامتر پیش‌بینی‌شونده انتخاب شد.

با آموزش ساختار شبکه بیزین توسط الگوریتم PC تحت دو سناریو، ورودی متغیرهای مدل به‌صورت خوشه‌بندی و صریح شبیه‌سازی تحت عدم قطعیت سطح آب زیرزمینی انجام پذیرفت. به‌منظور شبیه‌سازی در حالت صریح، از توزیع احتمالاتی داده‌های ورودی در مدل و شبیه‌سازی در حالت خوشه‌بندی پس از اعتبارسنجی تعداد خوشه‌ها با استفاده از شاخص عرض سیلهوت، تعداد خوشه‌های مناسب مشخص می‌شود. سپس بر اساس احتمال هر خوشه، پیش‌بینی بر اساس امید ریاضی تعیین می‌گردد. نتایج این شبیه‌سازی حاکی از هم‌بستگی بسیار سطح آب مشاهده‌شده با سطح آب پیش‌بینی‌شده در روش صریح در شبیه‌سازی نسبت به روش خوشه‌بندی بود. بنابراین، نتایج هر دو روش شبیه‌سازی هیدروگراف آبخوان دشت نیز دقت فراوانی دارند و روند افت سطح آب زیرزمینی را طی ۲ سال پیش‌بینی نشان می‌دهند. با توجه به نتایج نهایی، متوسط ضریب تبیین در روش صریح ۰/۸۳ با میانگین مجذور خطای ۰/۰۰۸ و در روش خوشه‌بندی، متوسط ضریب تبیین ۰/۵۶ با میانگین مجذور خطای ۰/۰۳۸ به دست آمد. با توجه به نتایج استخراجی از مدل

7. Hantush M and Chaudhary A (2014). Bayesian Framework for Water Quality Model Uncertainty Estimation and Risk Management. Journal of Hydrologic Engineering, ASCE, ISSN 1084- 0699/04014015 (14).
8. Hugin, 2007. www.Hugin.com (Accessed May 2007).
9. Kumar S and Singh S (2015). Forecasting Groundwater Level Using Hybrid Modelling Technique, Management of Natural Resources in a Changing Environment: 93-98.
10. Lauritzen S. L(1996). Graphical models. Oxford: Clarendon press.
11. Madadgar Sh and Moradkhani H (2014). Spatio-temporal drought forecasting within Bayesian networks. Journal of Hydrology.512: 134–146.
12. Maiti S and Tiwari R.K (2014). A comparative study of artificial neural networks, Bayesian neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system in groundwater level prediction. Environ Earth Science 71:3147–3160.
13. Moosavi V, Vafakhah M, Shir mohammadi B, Behnia N (2013). A wavelet-ANFIS hybrid model for groundwater level forecasting for different prediction periods. Water Resource Management 27(5):1301–1321.
14. Nash D and Hannah M (2011). Using Monte-Carlo simulations and Bayesian Networks to quantify and demonstrate the impact of fertiliser best management practices. Environmental Modelling & Software 26 (2011): 1079-1088.
15. Rousseeuw P.J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, Journal of Computational and Applied Mathematics, 20: 53–65.
16. Sahoo S and Madan K.J (2013). Groundwater-level prediction using multiple linear regression and artificial neural network techniques: a comparative assessment. Hydrogeology Journal, 21 (8): 1865-1887.