تحقیقات منابع آب ایران
Iran-Water Resources Research

سال سیزدهم، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۶
Volume 13, No. 4, Winter 2018 (IR-WRR)
۱۱۸-۱۳۱

مدل شبکه‌های بیزین برای بررسی تأثیر بارش پیشین بر پیش‌بینی وقوع سیلاب واریزه‌ای در ناحیه البرز ایران

میترا تنهاپور[۱]، محمدابراهیم بنی‌حبیب[۲*] و عباس روزبهانی[۳]

چکیده

تحلیل خطر سیلاب واریزه‌ای، به علت پیچیدگی و عدم قطعیت عوامل مختلف مربوط به آن، یک موضوع چالش برانگیز است. در تحقیق حاضر، اثر بارش پیشین بر رخداد سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل بیزین در ناحیه البرز ایران ارزیابی شده است. در این مدل از متوسط ارتفاع، شیب حوضه، مساحت، بارش فعلی، بارش پیشین (به مدت ۳ روز قبل از وقوع سیلاب واریزه‌ای) و دبی جریان ۱ روز قبل، استفاده شده است. ۶ سناریو شامل مقدار بارش پیشین ۳ روز قبل به صورت مجزا، بارش پیشین ۲ روز قبل به صورت مجزا، بارش پیشین ۱ روز قبل، مقدار تجمعی بارش پیشین ۳ روز قبل، مقدار تجمعی بارش پیشین ۲ روز قبل و حذف اثر بارش پیشین در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد، دقت مدل در حالت بارش پیشین مجزا، ۱۳ درصد نسبت به حالت بارش پیشین تجمعی بیشتر است و بالاترین دقت مدل به ازای سناریو بارش پیشین ۳ روز قبل به صورت مجزا، معادل ۹۱ درصد برآورد شد. هم‌چنین، حذف اثر هر یک از بارش‌های پیشین از ورودی مدل باعث افت عملکرد آن می‌شود. مدل پیشنهادی این تحقیق، قادر به ارائه نتایج قابل اعتماد برای سیستم‌های هشدار خطر سیلاب واریزه‌ای در حوضه‌های آبریز می‌باشد.

کلمات کلیدی: بارش پیشین، سیلاب واریزه‌ای، عدم قطعیت، مدل بیزین.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۲/۶
تاریخ پذیرش مقاله: ۹۶/۳/۲۷

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران
۲- دانشیار گروه مهندسی آبیاری زهکشی، دانشگاه تهران، پردیس ابوریحان
۳- استادیارگروه مهندسی آبیاری زهکشی، دانشگاه تهران، پردیس ابوریحان
*- نویسنده مسئول
بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان خرداد ۱۳۹۷ امکانپذیر است.

Bayesian Network Model for the Assessment of the Antecedent Rainfall Effect on Debris Flow Forecasting in Alborz Zone of Iran

M. Tanhapour[1] , M.E. Banihabib[2] and A. Roozbahany[3]*

Abstract

Comprehensive assessment of debris flow hazards is a challenging issue due to its complex and uncertain nature. In this paper, the effect of antecedent rainfall (AR) on the debris flow occurrence in Alborz Zone, Iran, was assessed using Bayesian networks (BN). In this model, the effect of factors such as average basin height, average basin slope, watershed area, the current rainfall, AR (three days preceding the event), and discharge for one-day ahead have been used as the model's input. Six scenarios were considered including the amounts of AR three days preceding separately, AR two days preceding separately, AR one day preceding, cumulative rainfall of AR three days preceding, cumulative rainfall of AR two days preceding, and the effect of excluding AR. The results indicated that the performance of BN model in the first scenario is %13 better than in the second scenario. The highest accuracy of the model was obtained for the scenario of AR 3 days preceding separately, with a forecasting accuracy of %91. Furthermore, excluding the effect of any of the AR events from the model declined its performance. The proposed model is able to provide reliable results in warning systems for debris flow hazards in watersheds.

Keywords: Antecedent Rainfall, Debris Flow, Uncertainty, Bayesian Network.

Received: April 26, 2017
Accepted: June 17, 2017

1- M.Sc. Student, Hydraulic Structures, College of Abouraihan, University of Tehran, Tehran, Iran
2- Associate Professor, Department of Irrigation and Drainage Engineering, College of Abouraihan, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: banihabib@ut.ac.ir
3- Assistant Professor, Department of Irrigation and Drainage Engineering, College of Abouraihan, University of Tehran, Tehran, Iran
*- Corresponding Author

۱- مقدمه

سیلاب‌های واریزه‌ای، نوعی از سیلاب با غلظت بالای رسوب است به گونه‌ای که غلظت بالای رسوب بر زبری هیدرولیکی جریان اثر می‌گذارد و جریان غلظت بالای رسوب آن از مواد درشت دانه مانند شن، ماسه، لای، سنگ، تخته سنگ و بعضاً تنه درخت پس از فروپاشی دامنه کوه تشکیل می‌شود. این سیلاب‌ها اغلب در نواحی نیمه خشک، آتش‌فشانی و به ویژه در مناطق با جمعیت متراکم در دامنه‌های کوهستانی، به علت حمل سنگ و تخته سنگ‌های بزرگ، می‌توانند بسیار مخرب و ویرانگر باشند (Banihabib, 2002; Banihabib and Forghani, 2017). عواملی از قبیل بارندگی‌های سنگین، وجود رطوبت به اندازه کافی در خاک، رسوبات، زلزله و زمین‌لغزش در وقوع این سیلاب‌ها مؤثر هستند (Banihabib and Bahram, 2009). علاوه بر این، در بسیاری از مناطق، آلودگی آب ناشی از سیلاب‌های واریزه به شدت باعث کاهش طول عمر مخازن یا سدها شده و بر کیفیت آب و تأمین آن تأثیر می‌گذارد. در واقع آلودگی ناشی از جریان‌های واریزه‌ای، باعث سرازیر شدن حجم انبوهی از گل و لای به داخل مخازن گشته و مناطق اطراف آن را با کمبود آب مواجه می‌کند. کاهش کیفیّت آب، علاوه بر گسترش بیماری‌ها، آبیاری کشاورزی و تأمین آب صنعتی را نیز به طور جدی تحت تأثیر قرار می‌دهد (Chang et al., 2010; Chang, 2007).

سیلاب‌های واریزه‌ای می‌توانند مجموعه‌ای از حوادثی را به وجود آورند که تهدیدی جدی برای جان، مال و توسعه اقتصادی بشر باشد. در سطح دنیا بسیاری از کشورها مانند ژاپن، چین، تایوان، ایالات متحده آمریکا، کانادا، نیوزیلند، فیلیپین، رشته کوه‌های آلپ اروپا، روسیه و قزاقستان از خطرات جدی این واقعه رنج می‌برند. به عنوان مثال، سیلاب واریزه‌ای عظیم رخ داده در کشور اوگاندا در تاریخ ۱ مارس سال ۲۰۱۰، تلفات فجیعی نظیر ۹۴ مرگ‌ومیر ۳۲۰ نفر مفقود و تخریب ۳ روستا بر جای گذاشت (Hassan-Esfahani and Banihabib, 2016; Liang et al., 2012). کشور ما نیز شاهد وقوع این رخداد در مناطق مختلف بوده که نمونه‌های بارز آن، شامل سیلاب تابستان سال ۱۳۶۶ تجریش، سیلاب مرداد ماه ۱۳۷۵ بندر گز، سیلاب تابستان سال ۱۳۸۰ مشکین شهر، ۱۳۷۷ دلیچای، ۱۳۷۷ شهرستان تسوج و ۱۳۸۰ و ۱۳۸۱ گلستان می‌باشد (Banihabib, 2002). بنابراین، پیش‌بینی وقوع سیلاب‌های واریزه‌ای توسط مدل‌های ریاضی به‌عنوان یک روش موثر برای کاهش خطر سیلاب مطرح شده است (Banihabib, 2002). در دهه اخیر، تحقیقات گسترده‌ای توسط محققان مختلف مانند Zhang et al. (2013) و Peng (2016) در زمینه ارزیابی خطرات وقوع سیلاب واریزه‌ای، با استفاده از روش‌های مختلف آماری، سیستم اطلاعات جغرافیایی[1] و روش‌های متعدد هوش مصنوعی انجام شده است. Hirano et al. (1995) از مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای و تحلیل آن استفاده کردند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان می‌داد، مدل شبکه عصبی، به عنوان یک ابزار کارآمد، علاوه بر پیش‌بینی سیلاب واریزه‌ای، می‌تواند برای آنالیز رواناب این سیلاب‌ها به خوبی عمل کند. هم‌چنین تحقیقات مشابه با استفاده از روش‌های دیگر مانند ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری در زمینه ارزیابی خطر سیلاب واریزه‌ای (Wan and Lei, 2009) و زمین‌لغزش که از نظر مکانیزم رخداد شبیه به سیلاب واریزه‌ای هستند (Dou et al., 2015; Hong et al., 2015; Tsangaratos and Ilia, 2016; Alkhasawneh et al., 2014)، صورت گرفته است. اما هیچ یک از روش‌های فوق، قادر نیستند عدم قطعیّت حاکم بر پدیده رخداد سیلاب واریزه‌ای را در نظر بگیرند.

Liang et al. (2012) با استفاده از داده‌های محیطی و ژئومورفولوژی و ۳ روش شبکه بیزین، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای پهنه‌بندی خطر وقوع سیلاب واریزه‌ای درکشور چین در مقیاس ملی ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که شبکه بیزین بالاترین میزان، تشخیص احتمال خطر و دقت را نسبت به سایر مدل‌ها دارد. Jomelli et al. (2015) اثر تغییرات متغیرهای محیطی لیتولوژی، کاربری اراضی و آب و هوا را با استفاده از رویکرد جدید سلسله مراتبی بیزین بر روی ۱۲۴ مورد رخداد سیلاب واریزه بین سال‌های ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۵ در ۲۷ حوضه واقع در کوه های آلپ فرانسه ارزیابی کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد، احتمال رخداد سیلاب واریزه‌ای بیشتر وابسته به ۲ متغیر آب و هوایی شامل تعداد روزهای بارانی و حداکثر دمای روزانه است و تأثیر متغیرهای زیست محیطی به مراتب کمتر است.

برخی از محققین برای ارزیابی خطر رخداد سیلاب واریزه‌ای از روش‌های آماری استفاده کردند. Yu et al. (2012) با تأکید بر تأثیر قابل ملاحظه بارش پیشین بر وقوع سیلاب واریزه‌ای، از مدل رگرسیون لجستیک، برای آنالیز مقایسه‌ای میزان تأثیر دو دسته ترکیب بارندگی به صورت ۱) بارندگی روزانه و بارندگی ۱۰ روز قبل ۲) بارش روزانه و رطوبت پیشین در منطقه سیچوان در چین استفاده کردند. هم‌چنین، روش درونیابی کریجینگ به منظور تخمین بارش روزانه و بارندگی ۱۰ روز قبل نقاطی که مستعد رخداد سیلاب واریزه‌ای هستند، به کار بردند. سپس، رطوبت پیشین را از حاصل ضرب مجموع بارش روزانه در ضریب کاهنده با استفاده از روش‌های آماری به دست آوردند. نتایج نشان داد میزان تأثیر دسته دوم بارندگی روی پدیده سیلاب

واریزه‌ای ۳ درصد بیشتر از دسته اول است. هم‌چنین، تحقیقات دیگری برای ارزیابی خطر وقوع سیلاب واریزه‌ای توسط محققان (Ayalew and Yamagishi, 2005; Gartner et al., 2008; Tang et al., 2012) با استفاده از روش‌های مختلف آماری صورت گرفته است؛ اما با استفاده از این روش‌ها نمی‌توان روابط غیرخطی بین متغیرهای مسئله برای پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای به دست آورد. با توجه به این‌که شرایط رخداد سیلاب واریزه‌ای و داده‌های مربوط به آن با عدم قطعیت همراه است و این پدیده نیز با پارامترهای وابسته به آن رابطه غیرخطی دارد، لازم است مدلی ارائه شود که محدودیت‌های یاد شده را برطرف کند. لذا در این تحقیق، سعی بر این است از روشی استفاده گردد که علاوه بر رفع مشکلات مذکور، با صرف حداقل زمان و هزینه ممکن، شرایط رخداد سیلاب واریزه‌ای را مبتنی بر واقعیت، شبیه‌سازی کرده و نتایج قابل اعتمادی ارائه داد. در واقع، شبکه بیزین به دلیل در نظر گرفتن ارتباط و وابستگی میان متغیرها و هم‌چنین عدم قطعیت، از پتانسیل بالایی برای ارزیابی خطرات طبیعی برخوردار است (Liang et al., 2012). در حوضه‌های ایران رطوبت پیشین اندازه‌گیری نمی‌شود؛ ولی از آنجاکه بارش‌های پیشین عامل تأمین رطوبت پیشین در حوضه هستند در این تحقیق استفاده از بارش‌های پیشین بعنوان راه حل جایگزین مورد بررسی قرار گرفته است. لذا هدف از این مطالعه، بررسی تأثیر بارش پیشین بر پیش‌بینی وقوع سیلاب واریزه‌ای با استفاده از رویکرد شبکه بیزین در محدوده رشته کوه‌های البرز است. بدین منظور مقدار بارش به مدت ۳ روز قبل از رخداد بارندگی که در اثر آن سیلاب واریزه‌ای رخ داده است، به عنوان بارش پیشین در نظر گرفته شده است. عملکرد مدل تحت ۶ سناریو مختلف، به صورت بارش پیشین ۳ روز قبل از وقوع سیلاب واریزه‌ای، بارش پیشین ۲ روز قبل، بارش پیشین ۱ روز قبل، بارش پیشین تجمعی ۳ روز قبل، بارش پیشین تجمعی ۲ روز قبل و حذف اثر بارش پیشین، مورد ارزیابی قرار گرفته تا سناریویی که تأثیر بیشتری بر دقت پیش‌بینی وقوع سیلاب واریزه‌ای دارد، تعیین شده و اثر بارش پیشین در دقت پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای مشخص شود. ضمناً از آنجا که در این تحقیق، پیش‌بینی وقوع سیلاب به صورت احتمال شکست و با بیان عدم قطعیت همراه است، لذا احتمال رخداد سیلاب واریزه‌ای را می‌توان به صورت تحلیل ریسک و یا تحلیل خطر بیان نمود.

۲- مواد و روش

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه، از اطلاعات مربوط به ۲۲ حوضه واقع در ناحیه البرز ایران شامل استان‌های گلستان، مازندران، گیلان، تهران، قزوین و سمنان استفاده شده است. شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری که در آن‌ها سیلاب واریزه‌ای رخ داده را نشان می‌دهد.کشور ایران از تنوع آب و هوایی زیادی برخوردار است. لیکن با توجه به گسترش ناهمواری‌ها، ایران دارای ۵ ناحیه آب و هوایی تحت عنوان‌های خزری، کوهستانی، کوهپایه‌ای، مرکزی و جنوبی می‌باشد. از آنجا که در کشور ما وقوع سیلاب واریزه‌ای اغلب تحت تأثیر بارش‌های سنگین می‌باشد، به همین علت، منطقه مورد مطالعه، بخشی از ناحیه خزری می‌باشد که اغلب تحت تأثیر بادهای سیبری، شدیدترین بارندگی‌ها در این مناطق رخ داده و بیشتر مستعد وقوع سیلاب واریزه‌ای هستند (Asghari-Pari, 2002). جدول ۱ فهرست اسامی ایستگاه‌های هیدرومتری که در آن‌ها سیلاب واریزه‌ای اتفاق افتاده به همراه خصوصیات فیزیوگرافی آن‌ها را در محدوده سال‌های ۱۳۵۰-۱۳۹۱ نشان می‌دهد. در این جدول مواردی که غلظت حجمی رسوب سیلاب، بیشتر از ۰/۰۲ بوده است، به عنوان وقوع سیلاب واریزه‌ای در نظر گرفته شده است (Banihabib, 1999).

۲-۲- مدل شبکه بیزین

شبکه بیزین برای اولین بار توسط جودا پرل در سال ۱۹۸۸ طراحی شد (Pearl, 1988). از مزایای مهم این مدل، می‌توان به مواردی از قبیل تحلیل ریسک و عدم قطعیت با دقت بیشتر نسبت به سایر مدل‌ها (که تنها مقادیر پیش‌بینی شده را ارائه می‌دهند)، مدیریت مقادیر گم‌شده از بین داده‌های ورودی، توانایی در ترکیب داده‌های کمی و کیفی و ارائه راه‌حل‌های تقریبی با استفاده از تکنیک‌های شبیه‌سازی یا روش‌های تخمین در مواردی که راه‌حل دقیقی در دسترس نباشد، اشاره کرد. همچنین، شبکه بیزین امکان محاسبات رو به جلو و رو به عقب را فراهم می‌کند. بدین معنا که علاوه بر پیش‌بینی متغیر هدف با استفاده از وضعیت متغیرهای ورودی، قادر است با در دست داشتن وضعیت متغیر پیش‌بینی شونده، میزان تأثیر هر یک از متغیرهای ورودی را بر خروجی‌های مدل تعیین کند (Aguilera et al., 2011; Ebrahimy et al., 2015; Uusitalo, 2007). لذا به دلیل خصوصیات ذکر شده در فوق، در تحقیق حاضر، این مدل انتخاب گردیده است.

شبکه بیزین استفاده شده در این تحقیق، یک مدل گرافیکی احتمالاتی است که مجموعه‌ای از متغیرها و احتمالات مربوط به آن‌ها را نشان می‌دهد و دارای دو جزء اصلی است:

۱- جزء کیفی: عبارت است از ساختار شبکه بیزین که در واقع یک نمایش گرافیکی از اثرات متقابل متغیرهایی است که بایستی مدل‌سازی شوند که در آن گره‌ها در حکم متغیرهای مسئله هستند.

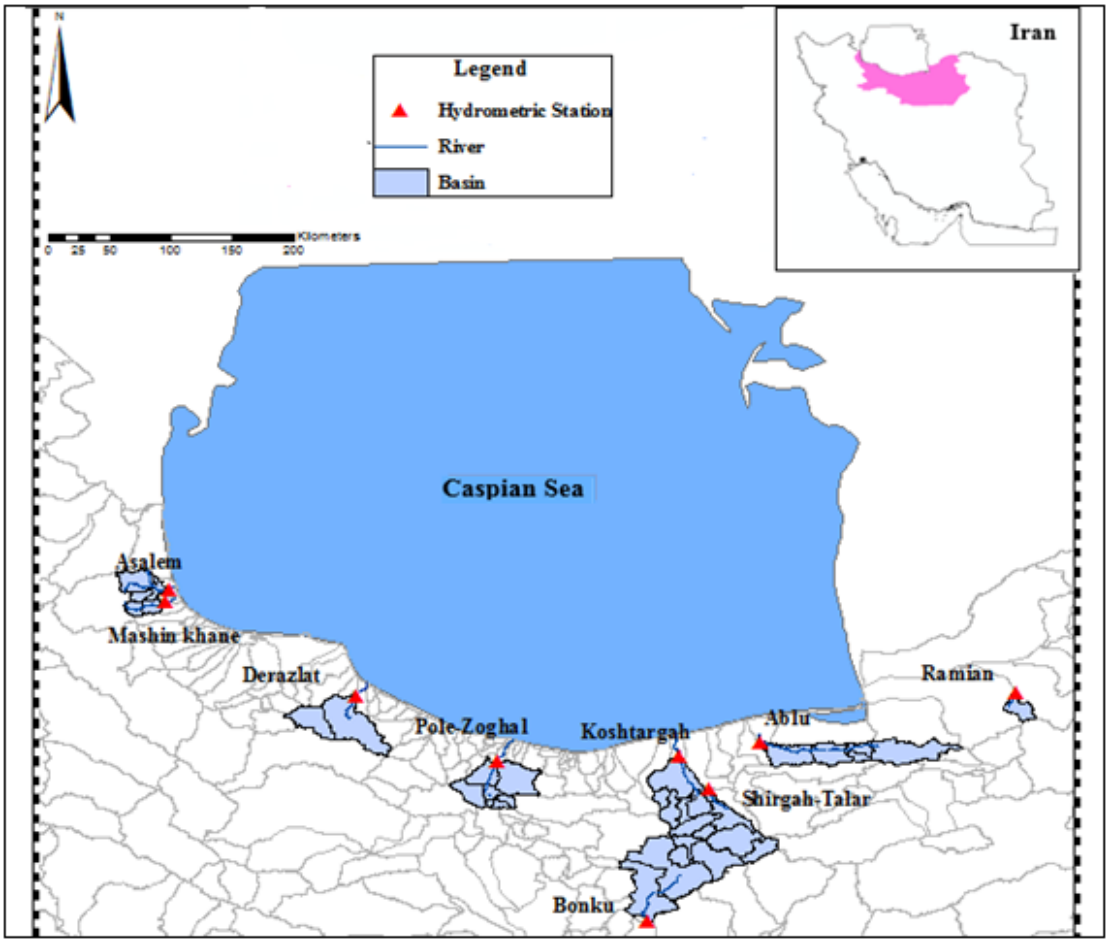


Fig. 1- Location of the studied basins and the corresponding stations

شکل ۱- موقعیت حوضه‌های مورد مطالعه و ایستگاه‌های مربوطه

Table 1- Debris flow events in the study areas

جدول ۱- سیلاب واریزه‌ای رخداده در مناطق مورد مطالعه

Date	State	River	Hydrometric station	Mean basin slope (degrees)	Mean basin height (Km^2)	Discharge (m^3/s)	Sediment concentr-ation
1971/11/17	Mazandaran	Neka	Ablu	24.76	1933.67	1.22	0.02
1971/12/9	Mazandaran	Neka	Ablu	24.76	1933.67	1.22	0.04
1972/5/21	Mazandaran	Talar	Talar-Shirgah	33.99	2337.08	106.18	0.026
1983/5/14	Gilan	Polrod	Derazlat	35.61	1586.47	54.8	0.041
1986/8/26	Mazandaran	Neka	Ablu	24.76	1933.67	3.73	0.034
1987/4/4	Golestan	Gharechai	Ramian	18.69	7664.13	19.98	0.022
1987/4/19	Mazandaran	Chalus	Pole-Zoghal	44.72	1544.07	107.07	0.022
1996/10/2	Mazandaran	Babollrood	Koshtargah	21.91	1506.61	82.34	0.028
1996/10/7	Mazandaran	Babollrood	Koshtargah	21.91	1506.61	165.36	0.037
1996/10/14	Gilan	Gorganrood	Mashinkhane	37.99	589.096	11.55	0.057
1996/10/16	Mazandaran	Babollrood	Koshtargah	21.91	1506.61	328.64	0.079
2001/8/12	Semnan	Hablerood	Bonku	27.13	3237.17	10.79	0.058
2002/7/23	Gilan	Navrood	Asalem	41.53	265.23	25.3	0.17
2002/7/26	Gilan	Navrood	Asalem	41.53	265.23	19.6	0.22
2003/5/25	Mazandaran	Neka	Ablu	24.76	1933.67	159.648	0.024
2004/7/13	Semnan	Hablerood	Bonku	27.13	3237.17	20.91	0.023
2008/9/7	Gilan	Navrood	Asalem	41.53	265.23	1.68	0.042
2008/9/12	Gilan	Navrood	Asalem	41.53	265.23	3.54	0.078
2008/9/29	Golestan	Gharechai	Ramian	18.69	7664.13	0.486	0.021
2012/9/3	Mazandaran	Neka	Ablu	24.76	1933.67	92.09	0.032

در واقع به ترکیب گره و کمان در یک مجموعه که ساختار شبکه بیزین را تشکیل می‌دهد، جز کیفی شبکه گفته می‌شود (Bromley et al., 2005; Aguilera et al., 2011; Gu et al., 2004).

۲- جزء کمی: مدل شبکه بیزین علاوه بر نشان دادن کیفیت رابطه بین متغیرهای مسئله، کمیت ارتباط میان متغیرها را نیز به صورت عددی و از طریق توزیع احتمال مشترک، با استفاده از جداول احتمالات شرطی[۲] (جداول CPT) به نمایش می‌گذارد. اساس این شبکه بر مبنای تئوری بیز استوار است. برآورد توزیع احتمالات متغیرهای مورد استفاده در جداول احتمالات شرطی، طبق قانون بیز صورت می‌گیرد. این قاعده اولین بار توسط توماس بیز در قرن ۱۸ میلادی به وجود آمد که به صورت زیر است (Aguilera et al., 2011; Ebrahimy et al., 2015; Gu et al., 2004).

اگر E و F دو رویداد مفروض باشند، به گونه‌ای که $P(E) \neq 0$ و $P(F) \neq 0$ آنگاه داریم:

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

هم‌چنین برای n رویداد شامل $E_1, E_2, \ldots, E_n$، که $P(E) \neq 0$ باشد، برای $1 \leq i \leq n$ داریم:

(۲)

$$P(E_i/F) = \frac{P(F/E_i)P(E_i)}{P(F/E_1)P(E_1)+P(F/E_2)P(E_2)+\ldots+P(F/E_n)P(E_n)}$$

در شکل ۲، نحوه استفاده از مدل و مراحل کار، به صورت فلوچارت ترسیم شده است:

۲-۳- روش‌های آموزش مدل بیزین

برای ساخت مدل بیزین، شبکه بایستی بهترین تطابق را با مجموعه داده‌های آموزش داشته باشد. روش‌های یادگیری شبکه بیزین به دو دسته شامل یادگیری پارامتری و یادگیری ساختاری تقسیم می‌شود. در یادگیری پارامتری، هدف از یادگیری متغیرها، محاسبه هر یک از اجزای جداول CPT است؛ اما هدف اصلی از یادگیری ساختاری، پیدا کردن بهترین ساختار برای شبکه بیزین است که با داده‌های موجود سازگار بوده و از نظر پیچیدگی مطلوب باشد (Hesar et al., 2012). الگوریتم‌های یادگیری ساختاری به دو دسته شامل الگوریتم‌های یادگیری بر مبنای محدودیت[۳] و الگوریتم‌های یادگیری بر مبنای امتیاز[۴] تقسیم می‌شوند که دسته اول بر اساس استقلال شرطی و وابستگی بین متغیرها، توسط آزمون‌های آماری به دست می‌آید (مانند الگوریتم‌های PC و NPC[۵]). در روش‌های یادگیری بر مبنای امتیاز نیز همه روابط ممکن بین گره‌ها را ارزیابی می‌کند و یک ساختار با بالاترین امتیاز را به عنوان ساختار مورد نظر انتخاب می‌کند (مانند الگوریتم جستجوی Greedy) (Hesar et al., 2012). در تحقیق حاضر، از روش یادگیری EM[۶] برای آموزش پارامترها استفاده شده است. در حالت کلی (ساختار و روابط میان متغیرها معلوم یا مجهول باشد) برای یادگیری مشاهدات از این الگوریتم آموزشی استفاده می‌شود و برای آموزش ساختار نیز از الگوریتم NPC استفاده شده است؛ زیرا اغلب زمانی‌که تمام مشاهدات و متغیرهای مسئله و روابط میان آن‌ها مشخص باشد، می‌توان از این الگوریتم آموزشی برای ساختار شبکه استفاده کرد (Mirzaei-Yeganeh et al., 2008).

۲-۴- عوامل مؤثر در ارزیابی خطر وقوع سیلاب واریزه‌ای

وقوع سیلاب واریزه‌ای توسط عوامل پیچیده‌ای مانند آب و هوا، زمین‌شناسی، توپوگرافی و هیدرولوژی تحت تأثیر قرار می‌گیرد (Liang et al., 2012). به طور کلی، دو عامل اساسی شامل عوامل فیزیوگرافی (خاک سست، مساحت حوضه، طول رودخانه، شکل حوضه و شیب تند) و عوامل هیدرولوژیکی (رطوبت کافی، بارندگی‌های شدید) در شکل‌گیری سیلاب واریزه‌ای مؤثر است (Chang et al., 2010). جدول ۲ فهرست اسامی محققان و مجموعه عواملی که برای تعیین وقوع سیلاب واریزه‌ای به کار بردند را نشان می‌دهد.

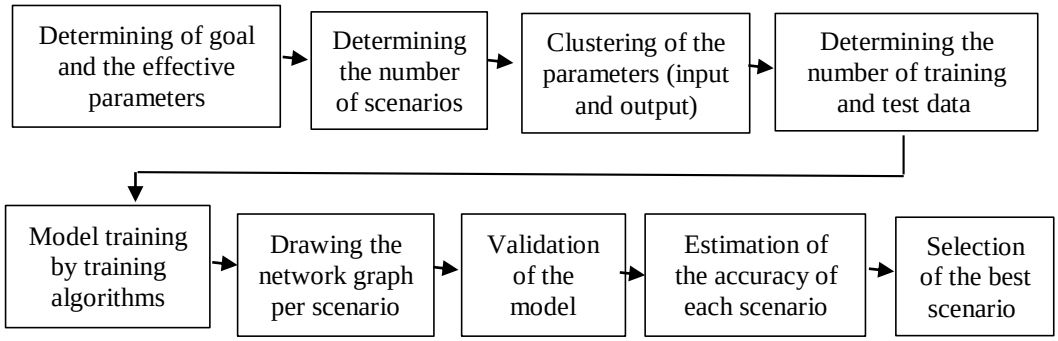


Fig. 2- Flowchart of research steps

شکل ۲- فلوچارت مراحل تحقیق

در این تحقیق سعی بر این است از عواملی استفاده گردد که به راحتی و در زمان کمتر در دسترس باشند. هم‌چنین جمع‌آوری داده‌های مربوط به اندازه ذرات خاک، ساختار سنگ‌ها با توجه به وسعت منطقه مورد مطالعه، در این تحقیق عملی نبوده و به همین علت از اثر این عوامل صرف نظر شده است.

Table 2- Factors used to assess debris flow occurrences by researchers

جدول۲- اسامی محققان و عوامل بکاررفته برای بررسی وقوع سیلاب واریزه‌ای

Names of the researchers	Set of the factors used
Lin and June (1995)	basin area, average slope of the river bed, factor form basin, slope direction and geology factors
Lin et al. (2012)	average basin slope, basin area, cumulative rainfall, rainfall intensity and geological conditions
Chang et al. (2010)	rainfall intensity, basin slope, watershed area, basin form factor, river length and soil particle size
This research	average basin height (m), average basin slope (degrees), watershed area (km^2), the current rainfall (mm), antecedent rainfall 3 days ago (mm) and discharge 1 day ago (m^3/s)

۲-۵- پردازش اولیه داده‌ها

۲-۵-۱- تعیین رخداد و عدم رخداد سیلاب واریزه‌ای

جریان‌های واریزه‌ای نوعی از جریان با غلظت بالایی از رسوبات است به گونه‌ای که بیشتر از ۵۰ درصد وزن آن را مصالح درشت‌دانه مانند شن و ماسه، سنگ و قلوه‌سنگ تشکیل می‌دهد (Banihabib and Elahi, 2009). بنابراین، میزان غلظت رسوبات نقش تعیین‌کننده‌ای در این نوع سیلاب ایفا می‌کند. در این تحقیق، جهت تعیین رخداد و عدم رخداد سیلاب واریزه‌ای، ابتدا با استفاده از داده‌های دبی جریان و دبی رسوب، برای ۲۲ ایستگاه هیدرومتری واقع در ناحیه البرز، غلظت رسوبات با استفاده از رابطه ۳ به دست آمده است و بر اساس جدول ۳، وقوع و عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای مشخص شده است (Banihabib, 1999; Hirano et al., 1997)

$$c = \frac{q_s}{q_w} \quad (۳)$$

در رابطه فوق، c بیانگر غلظت رسوبات سیلاب واریزه‌ای، q_s دبی رسوب و q_w دبی جریان آب است.

۲-۵-۲- مجموعه داده‌های ورودی مدل

پس از تعیین رخداد و عدم رخداد جریان‌های واریزه‌ای، اطلاعات فیزیوگرافی و هیدرولوژی ایستگاه‌های هیدرومتری از سازمان مدیریت منابع آب ایران، تهیه شد. بدین ترتیب متغیرهای ورودی به مدل، با استفاده از مجموعه داده‌های مساحت، متوسط شیب، ارتفاع متوسط حوضه، بارش فعلی، بارش پیشین[۷] و دبی جریان یک روز قبل، برای ارزیابی خطر رخداد یا عدم رخداد سیلاب واریزه‌ای، تعیین شد. شبکه بیزین، برای داده‌های گسسته عملکرد بهتری نسبت به داده‌های پیوسته دارد. بنابراین، بهتر است مقادیر پیوسته را به گسسته تبدیل کرد (Liang et al., 2012).

در تحقیق حاضر، متغیرهای ورودی به مدل، هر کدام به ۳ دسته (کم، متوسط و زیاد) طبقه‌بندی شدند و متغیر هدف (وقوع یا عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای) نیز، بر اساس غلظت رسوب مطابق با جدول ۳، به ۳ دسته تقسیم شد (Banihabib, 1999). برای تقسیم‌بندی داده‌ها، بدین صورت عمل شده که درصورتی‌که مقدار داده حداکثر، در محدوده اکثر داده‌ها باشد، فاصله آن تا داده حداقل به سه قسمت مساوی تقسیم شده است و در غیر این صورت، داده‌ای که فاصله کمتری نسبت به اکثر داده‌ها داشته است، مبنای دسته‌بندی قرار گرفته و فاصله آن تا داده حداقل، به ۳ قسمت تقسیم شده است. مجموعاً برای آموزش و آزمون مدل بیزین، از ۷۶ داده استفاده شده که ۵۳ داده در مرحله آموزش و ۲۳ داده در مرحله آزمون به کار رفته است. از میان ۷۶ داده، ۲۰ مورد مربوط به وقوع سیلاب واریزه‌ای (جدول ۱) و ۵۶ داده مربوط به عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای است. هم‌چنین از میان ۲۳ داده مرحله آزمون، ۴ مورد رخداد با شدت کم و ۲ مورد رخداد با شدت بالا و بقیه داده‌ها مربوط به عدم وقوع سیلاب‌های واریزه می‌باشد. جدول ۳ متغیرهای مورد استفاده برای پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای با علامت اختصاری و حدود دسته‌بندی متغیرها را نشان می‌دهد.

۲-۶- ساختار شبکه بیزین

اساس مدل ارزیابی، ساختار شبکه بیزین است که به صورت کیفی، وابستگی میان متغیرها را توصیف می‌کند (Liang et al., 2012). در این تحقیق، از نرم‌افزار Hugin به منظور شبیه‌سازی شرایط وقوع و عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای استفاده شده است. این نرم‌افزار به دلایلی از جمله محققان و توسعه دهندگان بسیار ماهر، همکاری استراتژیک بین‌المللی و تجربه پروژه‌های متعدد در مقیاس بزرگ بین‌المللی، از محبوبیت بالایی در میان کاربران و متخصصان برخوردار است (Bromley et al., 2005).

Table 3- The range and category of the parameters

جدول ۳- اسامی پارامترها و حدود دسته‌بندی

parameters	Symbol	Range of category
Sediment concentration	C	Non-occurrence debris flow: $C \prec 0.02$ Occurrence with low intensity : $0.02 \le C \le 0.05$ Occurrence with high intensity: $C \succ 0.05$
Watershed area (Km^2)	A	Low: $A \le 1340$ Average: $1340 \prec A \le 2700$ High: $A \succ 2700$
Average basin slope (degrees)	S	Low: $S \le 22°$ Average: $22° \prec S \le 36°$ High: $S \succ 36°$
Current rainfall (mm)	P	Low: $P \le 13.5$ Average: $13.5 \prec P \le 27$ High: $P \succ 27$
Average basin elevation (m)	EL	Low: $EL \le 1440$ Average: $1440 \prec EL \le 2100$ High: $EL \succ 2100$
Discharge 1 day preceding (m^3/s)	PQ	Low: $PQ \le 20$ Average: $20 \prec PQ \le 40$ High: $PQ \succ 40$
Antecedent rainfall 1 days preceding (mm)	AR1	Low: $AR1 \le 10$ Average: $10 \prec AR1 \le 20$ High: $AR1 \succ 20$
Antecedent rainfall 2 days preceding (mm)	AR2	Low: $AR2 \le 3.5$ Average: $3.5 \prec AR2 \le 6.5$ High: $AR2 \succ 6.5$
Antecedent rainfall 3 days preceding (mm)	AR3	Low: $AR3 \le 3$ Average: $3 \prec AR3 \le 20$ High: $AR3 \succ 20$
Cumulative rainfall of antecedent rainfall three days preceding	AR123	Low: $AR123 \le 18$ Average: $18 \prec AR123 \le 36$ High: $AR123 \succ 36$
Cumulative rainfall of antecedent rainfall two days preceding	AR12	Low: $AR12 \le 18$ Average: $18 \prec AR12 \le 36$ High: $AR12 \succ 36$

Table 4- Evaluated scenarios

جدول ۴- انواع سناریوهای مورد ارزیابی

Scenario No.	Inputs
1	the amounts of AR 3-days preceding separately
2	AR 2-days preceding separately
3	AR 1-day ago
4	cumulative rainfall of AR 3-days preceding
5	cumulative rainfall of AR 2-days preceding
6	excluding the effect of AR

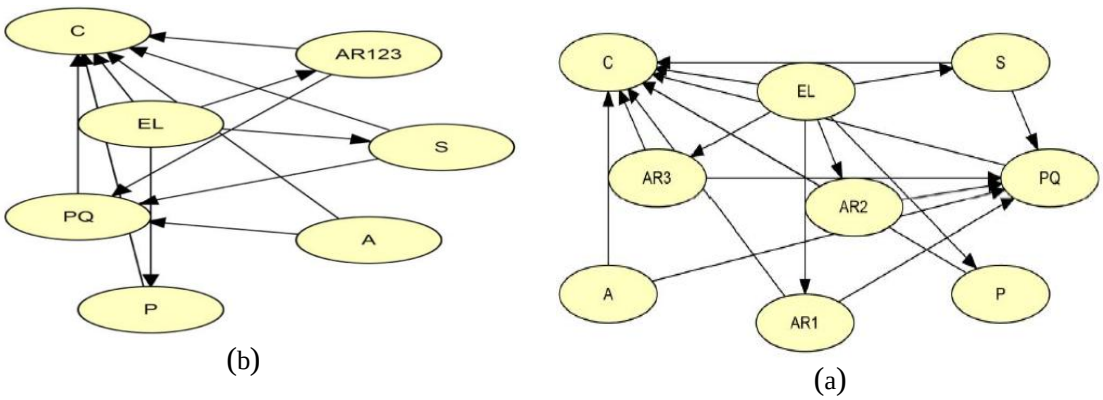
این نرم‌افزار برای کمک به اتخاذ بهترین تصمیم‌گیری بر اساس اطلاعات موجود، علی الخصوص در شرایطی که تعداد زیادی متغیر به هم پیوسته لازم است در نظر گرفته شود، استفاده می‌شوند. ضمناً، این مدل برای موضوعات مربوط به هوش مصنوعی و زیست‌محیطی و مدیریت حوضه در موارد خاص به کار می‌رود (Bromley et al., 2005). در این تحقیق، از الگوریتم یادگیری NPC به منظور آموزش ساختار مدل، استفاده شده است. این الگوریتم توسط محققان به منظور حل برخی از مشکلات الگوریتم PC توسعه یافته است. اساس این دو الگوریتم مشابه یکدیگر است به عنوان مثال ساختار هر دو الگوریتم از آزمون‌های آماری برای بیان استقلال شرطی به دست آمده است. این الگوریتم به دنبال رفع کمبودهای الگوریتم PC در برابر مجموعه داده‌های محدود است و به منظور بیان استقلال میان متغیرها، تعدادی ارتباط در گراف در نظر می‌گیرد. هم‌چنین، به منظور بررسی اثر بارش پیشین بر وضعیت پیش‌بینی سیلاب واریزه‌ای، عملکرد مدل در ۶ سناریو مختلف مطابق با جدول ۴، ارزیابی شده است. همان‌گونه که گفته شد، در این تحقیق، مقدار بارش تا ۳ روز قبل از وقوع سیلاب واریزه‌ای، به عنوان بارش پیشین در نظر گرفته شده است.

آموزش مدل بیزین، بر اساس پارامترهای بارش پیشین، به دو حالت انجام شده است. در حالت اول، هر رویداد بارش پیشین به صورت یک متغیر مستقل بر متغیر هدف تأثیرگذار است. به گونه‌ای که هر رویداد بارش پیشین، یک گره از ساختار گرافیکی مدل را (به طور مجزا) به خود اختصاص می‌دهد. تحت این حالت، آموزش مدل بیزین به ۳ شکل متفاوت مطابق با سناریوهای اول تا سوم (جدول ۴) انجام شده است و در حالت دوم، همان رویدادهای بارش پیشین این بار به صورت تجمعی به مدل آموزش داده شده است و همه رویدادها تنها یک گره از ساختار را تشکیل می‌دهند. در این حالت نیز، آموزش مدل به ۳ شکل مختلف مطابق با سناریوهای چهارم، پنجم و سوم (مشترک بین ۲ حالت) صورت گرفته است. در سناریو ۶ اثر بارش پیشین، کلاً از ساختار شبکه و آموزش مدل حذف شده است. شکل ۳ ساختار شبکه بیزین را به ازای دو حالت متفاوت آموزش مدل بیزین بر اساس پارامترهای بارش پیشین را نشان می‌دهد.

ساختار شبکه نشان می‌دهد، متغیرهای متوسط ارتفاع و مساحت حوضه، به علت عدم تأثیر هیچ یک از متغیرهای مسئله بر آن‌ها، متغیرهای والد می‌باشند. همان‌گونه که مشخص است، متغیر ارتفاع، بر شیب حوضه و بارش (بارش فعلی و پیشین) اثرگذار است. هم‌چنین، متغیرهای متوسط شیب، مساحت و بارش پیشین، بر دبی جریان روز قبل از وقوع سیلاب اثر گذاشته و کل متغیرها بر وقوع سیلاب تأثیرگذار هستند.

۳- نتایج و تحلیل نتایج

در این پژوهش، اثر بارش پیشین بر وقوع سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل بیزین، بررسی شده است. بدین منظور از اثر مجموعه عوامل متوسط ارتفاع حوضه، متوسط شیب حوضه، مساحت، بارش فعلی، بارش پیشین (به مدت ۳ روز قبل) و دبی جریان روز قبل، استفاده شده است. آموزش مدل بیزین به ۲ حالت انجام شده است. در حالت اول، هر رویداد بارش پیشین به طور مستقل و در حالت دوم به صورت تجمعی بر متغیر هدف (وضعیت وقوع سیلاب واریزه‌ای) تأثیر گذاشته است. بر همین اساس، ۶ سناریو مطابق با جدول ۴ در نظر گرفته شد. در این بخش، عملکرد مدل، برای هر یک از حالات آموزش، به تفکیک، با یکدیگر مقایسه شده است. هم‌چنین، عملکرد مدل برای دو حالت مختلف آموزش نیز، با یکدیگر مقایسه شده است. در واقع، هدف از بررسی اثر بارش پیشین بر وقوع سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل بیزین، تحلیل حساسیت ۶ سناریو مذکور بر دقت پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای می‌باشد، تا سناریویی که بیشترین تأثیر را بر دقت پیش‌بینی وقوع سیلاب واریزه‌ای دارد، مشخص گردد.

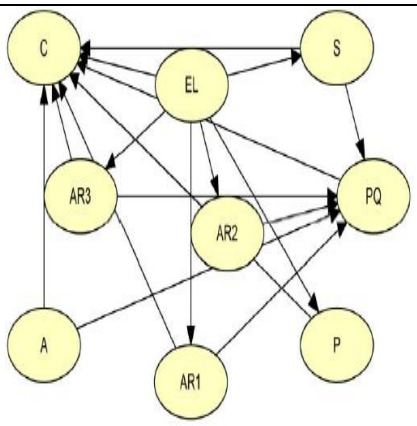


(b) (a)

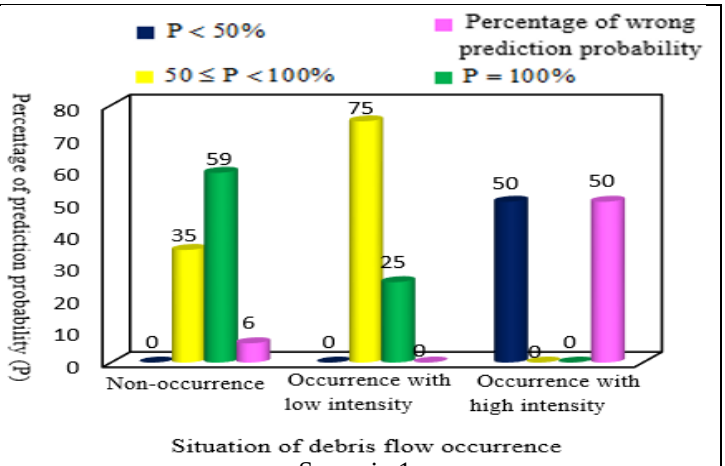
Fig. 3- Bayesian network structure: a) scenario 1 b) scenario 4

شکل ۳- ساختار شبکه بیزین: a) سناریو ۱ b) سناریو ۴

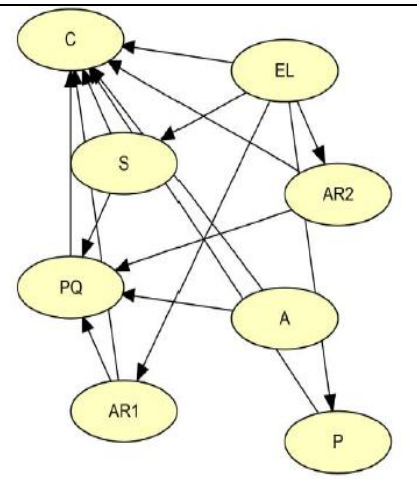
شکل ۴ نتایج عملکرد و ساختار گرافیکی مدل بیزین را به ازا هر یک از سناریوهای مذکور، در مرحله آزمون نشان می‌دهد. جدول ۵ نیز هر سناریو و دقت عملکرد مدل برای هر یک از آن‌ها را نشان می‌دهد. در این شکل، احتمال پیش‌بینی صحیح مدل بیزین، به ۳ دسته شامل احتمال کمتر از ۵۰ درصد (درصد اطمینان پایین)، احتمال بین ۵۰ تا ۱۰۰ درصد (درصد اطمینان بالا) و احتمال ۱۰۰ درصد (پیش‌بینی قاطع) تقسیم‌بندی شده است. با استفاده از این نمودارها تفاوت میان سناریوها و امکان مقایسه آن‌ها با یکدیگر به تفکیک هر یک از حالت‌های رخداد سیلاب واریزه‌ای به سهولت قابل تشخیص است. ضمناً معیار مورد نظر برای تشخیص پیش‌بینی صحیح یا اشتباه مدل، بر اساس بیشترین احتمال پیش‌بینی مدل بیزین برای هر یک از حالت‌های وقوع است.



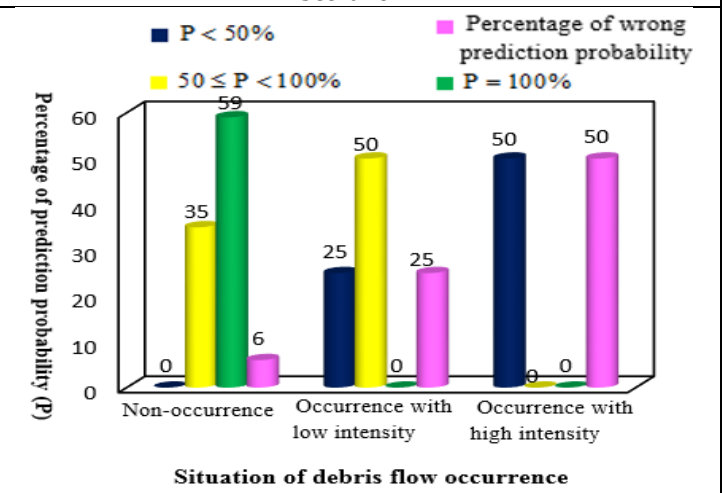
Graphical structure of scenario 1



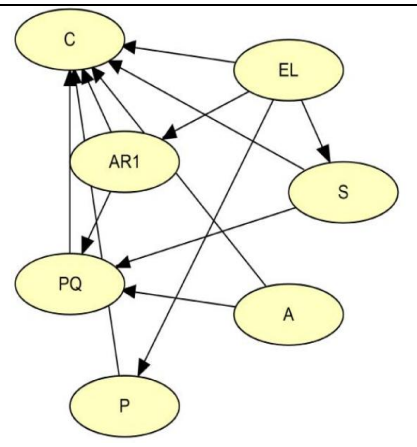
Scenario 1



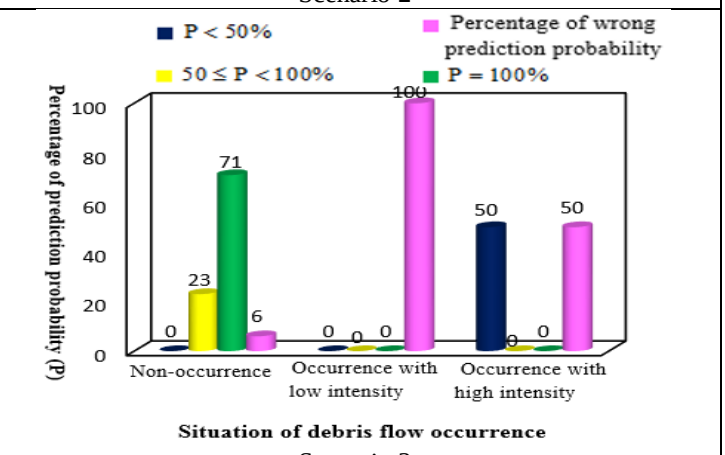
Graphical structure of scenario 2



Scenario 2



Graphical structure of scenario 3



Scenario 3

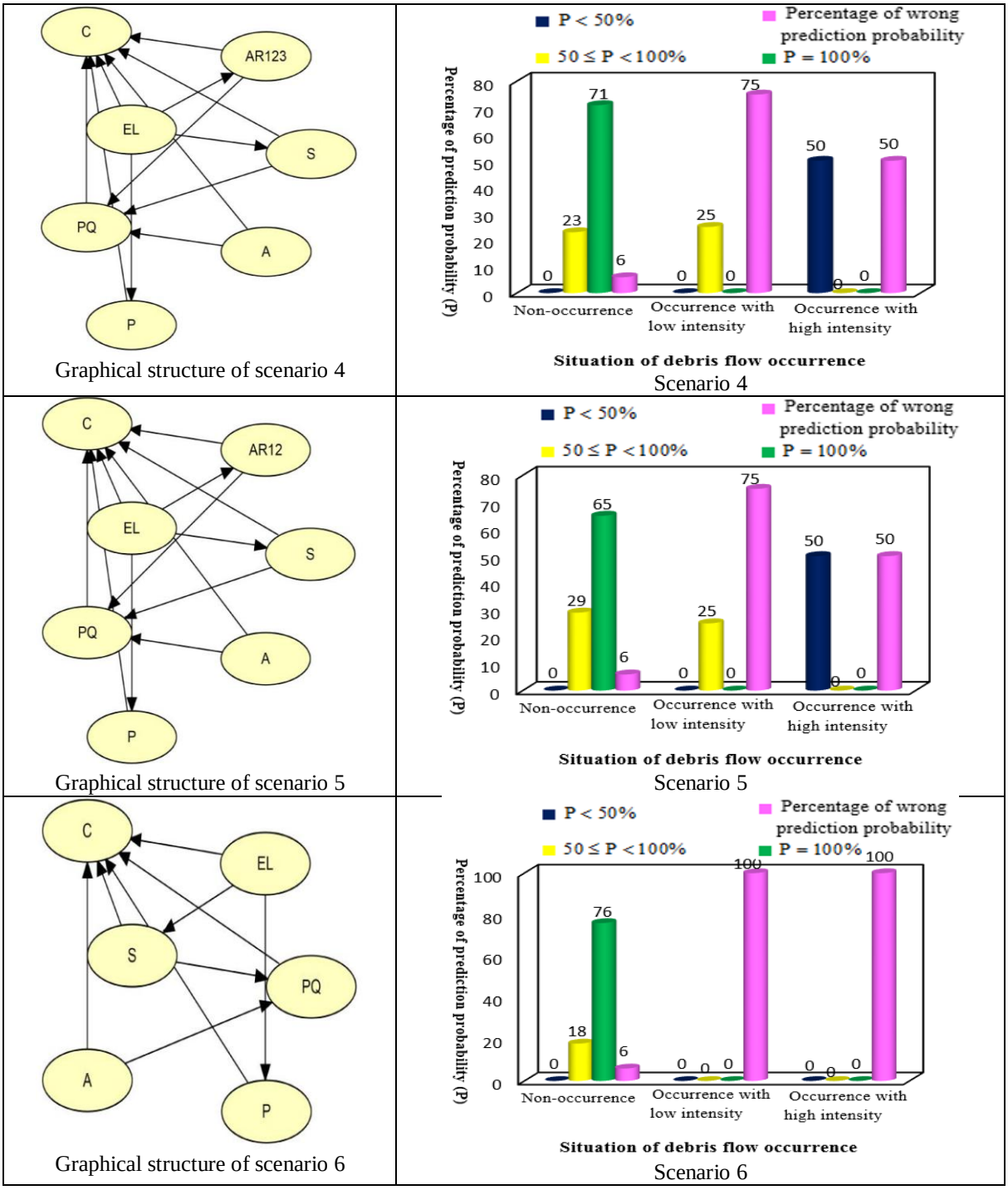


Fig. 4- Performance and graphical structure of Bayesian model for each scenario

شکل ۴- عملکرد و ساختار گرافیکی مدل بیزین برای هر سناریو

در شکل ۴ نمودار سناریو اول، نشان می‌دهد، ۷۵ درصد از موارد رخداد با شدت پایین، با احتمال پیش‌بینی بین ۵۰ تا ۱۰۰ درصد به درستی پیش‌بینی شده و ۲۵ درصد از آن‌ها با احتمال پیش‌بینی ۱۰۰ درصد، درست پیش‌بینی شده است و هیچ یک از موارد رخداد با شدت کم، با عدم قطعیت بالا (احتمال کمتر از ۵۰ درصد) و اشتباه پیش‌بینی نشده است. برای حالت عدم رخداد نیز این نمودار نشان می‌دهد، ۵۹ درصد از حالت‌های عدم رخداد، با احتمال پیش‌بینی ۱۰۰ درصد و به طور قاطع و ۳۵ درصد با احتمال پیش‌بینی بین ۵۰ تا ۱۰۰ درصد و درصد اطمینان بالا، به درستی پیش‌بینی شده است. هم‌چنین، ۶ درصد از حالت عدم رخداد، اشتباه پیش‌بینی شده است. رخداد با شدت بالا را

نیز می‌توان به همین صورت، توصیف کرد. در حالت کلی، تنها ۱ مورد عدم وقوع و یک مورد وقوع با شدت بالا را اشتباه پیش‌بینی شده است. بنابراین، به طور کلی دقت مدل ۹۱ درصد به دست می‌آید. دقت عملکرد مدل را در حالت کلی با تقسیم تعداد پیش‌بینی صحیح مدل بیزین به ازاء کلیه حالت‌های متغیر هدف (عدم وقوع، رخداد با شدت کم و رخداد با شدت زیاد) بر تعداد کل داده‌های مرحله آزمون (۲۳ داده) می‌توان برآورد کرد. در این حالت، مدل بیزین با قطعیت بالا و به خوبی وقوع و عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای را پیش‌بینی کرده است. درحالی‌که رخداد با شدت زیاد را با عدم قطیت بالا (تقریباً ۳۹ درصد) پیش‌بینی کرده و در این حالت، پیش‌بینی قابل اعتمادی ارائه نمی‌دهد. در سناریو دوم، مشابه با تفسیر ارائه شده از نمودار سناریو قبل، دقت مدل معادل ۸۷ درصد به دست آمده است. با مقایسه این حالت نسبت به سناریو اول، به علت کاهش اثر بارش پیشین از نظر طول دوره مؤثر در وقوع سیلاب، دقت مدل، در حالت کلی کاهش پیدا کرده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد دقت مدل برای حالت‌های رخداد با شدت کم، کاهش پیدا کرده و برخلاف سناریو اول که این موارد را با قطعیت و به درستی پیش‌بینی کرده بود، در این مورد عدم قطعیت، افزایش یافته است. هم‌چنین وقایع عدم رخداد سیلاب واریزه‌ای، تقریباً با قطعیت بالاتری نسبت به سناریو اول پیش‌بینی شده است.

در سناریو سوم، به علت کاهش اثر بارش پیشین، توانایی مدل برای تشخیص وقوع سیلاب واریزه‌ای به میزان قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته و برای رخداد با شدت کم، قادر به تشخیص درست نمی‌باشد. هم‌چنین، موارد عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای را نسبت به ۲ حالت قبل، با قطعیّت بالاتری، پیش‌بینی می‌کند. به طور کلی با کاهش اثر بارش پیشین، دقت مدل به ۷۴ درصد کاهش یافته و نسبتاً از تشخیص موارد رخداد سیلاب واریزه‌ای بازمانده است.

از مقایسه سناریوهای اول، دوم و سوم (حالت اول آموزش مدل)، می‌توان نتیجه گرفت، زمانی‌که متغیرهای بارش پیشین، برای هر رویداد بارندگی به صورت مجزا به مدل آموزش داده شود، هر رویداد بارندگی، به تنهایی در دقت و عملکرد مدل تأثیرگذار است. به عبارت دیگر، عدم إعمال هر رویداد بارش، بسته به میزان تأثیری که در رطوبت خاک برجای می‌گذارد منجر به کاهش دقت مدل می‌شود. در واقع هر چه مدت زمان بیشتری از وقوع بارش پیشین بگذرد، تأثیر آن در وقوع سیلاب کمتر می‌شود. به همین علت، در سناریو دوم (حذف اثر بارش پیشین، ۳ روز قبل از وقوع سیلاب) دقت مدل ۴ درصد و برای سناریو سوم (حذف اثر بارش پیشین ۳ روز قبل و ۲ روز قبـل از وقوع سیلاب)، عملکرد مدل، ۱۷ درصد کاهش پیدا کرده است.

در سناریو ۴ مشابه با سناریو سوم، مدل، تقریباً قادر به تشخیص موارد رخداد سیلاب واریزه‌ای نیست و موارد عدم رخداد را به خوبی و با قطعیت بالا پیش‌بینی می‌کند. دقت مدل در این حالت ۷۸ درصد برآورد شده است. با مقایسه سناریوی اول و چهارم، ملاحظه می‌گردد که دقت مدل در سناریو ۴، نسبت به سناریو اول، به میزان زیادی (۱۳ درصد) کاهش پیدا کرده است؛ زیرا در سناریو اول، تأثیر هر رویداد بارش پیشین، به صورت مستقل، بر پیش‌بینی مدل اعمال می‌گردد. در واقع در سناریو اول، روابط استقلال و وابستگی میان متغیرها با جزئیات دقیق‌تر به مدل معرفی می‌شود. درحالی‌که در سناریو چهارم به علت آموزش مدل با بارندگی پیشین به صورت تجمعی، امکان بررسی اثر هر رویداد بارندگی به صورت مجزا، بر پیش‌بینی نهایی مدل وجود ندارد.

اثر بارش پیشین بر روی وقوع سیلاب واریزه‌ای، بدین صورت است که به دلیل باقی ماندن اثرات رطوبت بارش پیشین در خاک، فشار منفذی افزایش پیدا کرده و مقاومت اصطکاکی در سطح گسیختگی را کاهش می‌دهد و به عنوان یک عامل محرک و مهم برای وقوع سیلاب واریزه‌ای عمل می‌کند (Asghari-Pari, 2002). لازم به ذکر است، میزان تأثیر بارش، یک روز قبل از وقوع سیلاب، نسبت به بارشی که چندین روز قبل از وقوع سیلاب، رخ داده است، بر وقوع سیلاب واریزه‌ای یکسان نیست. هرچه مدت زمان طولانی‌تری از وقوع یک بارش، که قبل از رخداد سیلاب، اتفاق افتاده است، سپری شود، به علت کاهش رطوبت خاک ناشی از آن بارش (بر اثر فرصت بیشتر برای نفوذ در آب زیرزمینی یا تبخیر در مورد خاک سطحی)، تأثیر آن در رخداد سیلاب واریزه‌ای کمتر می‌شود. به همین علت محققان زیادی (Tan and Duan, 1995Zhuang et al., 2015; Senoo et al., 1985) که با استفاده از ارائه معادلات تجربی، اثر بارش پیشین بر وقوع سیلاب واریزه‌ای را مورد ارزیابی قرار دادند، به منظور نشان دادن عدم تأثیر یکسان هر یک از رویدادهای بارش پیشین بر وقوع سیلاب، از یک ضریب کاهنده در معادله تجربی استفاده کردند. با توجه به توضیحات ذکر شده، چنین استنباط می‌گردد، در سناریو چهارم به دلیل این‌که آموزش مدل با مجموع بارش پیشین صورت می‌گیرد، به گونه‌ای اثر هر یک از رویدادهای بارش پیشین در وقوع سیلاب واریزه‌ای، یکسان در نظر گرفته شده و در این حالت، مدل قادر به اعمال اثر هر بارش به صورت مستقل، بر پیش‌بینی رخداد سیلاب واریزه‌ای نیست درنتیجه دقت مدل، نسبت به سناریو اول کاهش می‌یابد.

در مورد سناریو ۵، نتایج از نظر پیش‌بینی وقوع سیلاب، بسیار مشابه با سناریو چهارم است و برای حالت‌های عدم وقوع سیلاب واریزه‌ای، تنها اندکی عدم قطعیت پیش‌بینی افزایش پیدا کرده است. از آنجا که برای اکثر داده‌ها مقدار بارش پیشین در روز سوم ناچیز بوده است و مقدار تجمعی بارش پیشین در نظر گرفته شده، در نتیجه تغییر چندانی در مقدار تجمعی بارش پیشین در این حالت، نسبت به سناریو چهارم به وجود نیامده و به همین علت دقت مدل تغییر نکرده و مانند سناریو چهارم معادل ۷۸ درصد به دست آمده است.

مقایسه سناریوهای ۳ و ۴ و ۵ (حالت دوم آموزش مدل)، ملاحظه می‌گردد، با حذف اثر هر یک از بارش‌های پیشین، دقت مدل، ۴ درصد کاهش پیدا کرده است؛ اما نسبت به ۳ سناریو اول تغییرات چشمگیری (۱۷ درصد) نداشته است. زیرا همان‌گونه که توضیح داده شد، آموزش مدل با مقادیر تجمعی بارش پیشین، به مدل امکان بررسی اثر هر رویداد بارش را به صورت مجزا بر پیش‌بینی نمی‌دهد. به طور کلی، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد برای بررسی اثر بارش پیشین بر وقوع سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل بیزین، که عملکرد آن توسط ارتباط و وابستگی و استقلال میان متغیرها تحت تأثیر قرار می‌گیرد، آموزش مدل با مقدار هر رویداد بارش پیشین به صورت مجزا به علت اعمال روابط میان متغیرها به صورت دقیق‌تر، جامع‌تر و صحیح‌تر تأثیر چشمگیری (۱۳ درصد) در افزایش دقت مدل دارد و تغییر عملکرد مدل، در اثر عدم اعمال هر یک از بارش‌های پیشین در این حالت محسوس‌تر است.

در سناریو ۶، با حذف اثر بارش پیشین انتظار می‌رود، دقت مدل در موارد رخداد سیلاب واریزه‌ای، کاهش یابد. از همین رو به علت حذف اثر بارش پیشین، دقت پیش‌بینی مدل برای حالت‌های عدم رخداد سیلاب واریزه‌ای، نسبت به بقیه سناریوها افزایش پیدا کرده و برای حالت‌های وقوع سیلاب واریزه‌ای دقت مدل، به میزان زیادی کاهش یافته و مدل قادر به پیش‌بینی صحیح هیچ یک از موارد رخداد سیلاب نمی‌باشد. در این حالت دقت مدل معادل ۶۹ درصد برآورد شده است و نسبت به حالتی که اثر بارش پیشین به صورت مجزا در بررسی رخداد سیلاب واریزه‌ای لحاظ شده است (سناریوی اول)، ۲۲ درصد عملکرد مدل کاهش پیدا کرده است که حاکی از اهمیت ویژه بارش پیشین در وقوع سیلاب واریزه‌ای است. در واقع با در نظر گرفتن این عامل، مدل به راحتی و با عملکرد مناسبی قادر به تشخیص موارد رخداد سیلاب واریزه‌ای است. بدین ترتیب از میان سناریوهای مورد بررسی، سناریو اول تحت عنوان بارش پیشین ۳ روز قبل به صورت مجزا با دقت ۹۱ درصد به عنوان سناریو برتر پیشنهاد می‌گردد.

Table 5- The performance accuracy of the Bayesian model for each scenario

جدول ۵- دقت عملکرد مدل بیزین به تفکیک هر سناریو

Scenario	inputs	Accuracy
1	the amounts of AR three days preceding separately	91%
2	AR two days preceding separately	87%
3	AR one day preceding	74%
4	cumulative rainfall of AR three days preceding	78%
5	cumulative rainfall of AR two days preceding	78%
6	excluding the effect of AR	69%

۵- خلاصه و جمع‌بندی

در این تحقیق، عدم قطعیت بارش پیشین، بر وقوع سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل بیزین در ناحیه البرز ایران ارزیابی شده است. بدین منظور از تأثیر عواملی از قبیل متوسط ارتفاع حوضه، متوسط شیب حوضه، مساحت، بارش فعلی، بارش پیشین (به مدت ۳ روز قبل) و دبی جریان روز قبل، برای شبیه‌سازی وقوع سیلاب واریزه‌ای استفاده شده است. در این راستا، آموزش مدل به دو صورت انجام شد. در حالت اول هر یک از رویدادهای بارش پیشین به صورت مجزا و مستقل از هم به مدل بیزین معرفی گردید و در حالت دوم، آموزش مدل، با استفاده از مقادیر تجمعی بارش پیشین صورت گرفت. بر همین اساس، ۶ سناریو تحت عناوین مقدار بارش پیشین ۳ روز قبل به صورت مجزا، مقدار بارش پیشین ۲ روز قبل به صورت مجزا، مقدار بارش پیشین ۱ روز قبل، مقدار تجمعی بارش پیشین ۳ روز قبل، مقدار تجمعی بارش پیشین ۲ روز قبل و حذف اثر بارش پیشین در نظر گرفته شد. در نظرگیری بارش پیشین از آن جهت حائز اهمیت است که بارش‌های پیشین باعث افزایش رطوبت خاک حوزه قبل از بارش اصلی شده و رخداد حرکت توده‌ای خاک را که رسوب لازم برای سیلاب واریزه‌ای را فراهم می‌سازد تسریع می‌نمایند.

نتایج نشان داد، اعمال اثر بارش پیشین به طور کلی منجر به افزایش ۲۲ درصدی دقت پیش‌بینی مدل بیزین برای تشخیص وقوع سیلاب واریزه‌ای، نسبت به شرایط عدم إعمال آن در آموزش مدل می‌گردد. معرفی متغیرهای بارش پیشین به صورت مجزا به مدل بیزین، باعث افزایش دقت مدل، به میزان قابل ملاحظه‌ای (۱۳ درصد) نسبت به حالت تجمعی می‌گردد و بالاترین دقت مدل به ازا سناریو اول (بارش پیشین ۳ روز قبل به صورت مجزا) ۹۱ درصد به دست آمده است. هم‌چنین، در حالت اول آموزش مدل، حذف هر یک از رویدادهای

بارش پیشین از شبیه‌سازی مدل، تأثیر چشمگیری (۱۷ درصد) در افت عملکرد مدل دارد. درحالی‌که در حالت دوم، کاهش عملکرد مدل چندان قابل ملاحظه (۴ درصد) نیست. به طور کلی در این تحقیق، علاوه بر معرفی یک روش سریع و راحت، از رویکردی واقع‌گرا و قابل اعتماد به منظور کاهش خسارات و خطرات سیلاب واریزه‌ای استفاده شده است. هم‌چنین، با بهره‌گیری از روش ارائه شده در این تحقیق، می‌توان سیلاب واریزه‌ای را در سایر حوضه‌ها با اطمینان بالاتری پیش‌بینی کرد.

پی‌نوشت‌ها

1. GEOGRAPHICAL INFORMATION SYSTEM (GIS)
2. Conditional Probability Table (CPT)
3. CONSTRAINT-BASED Learning ALGORITHMS
4. Score-Based Learning ALGORITHMS
5. Necessary Path Condition
6. ESTIMATION-MAXIMIZATION (EM)
7. Antecedent Rainfall (AR)

۶- مراجع

Aguilera P A, Fernández A, Fernández R, Rumí R, Salmerón A (2011) Bayesian networks in environmental modelling. Environmental Modelling and Software, 26(12):1376-1388

Alkhasawneh M S, Ngah U K, Tay L T, Mat-Isa N A, Al-Batah M S (2014) Modeling and testing landslide hazard using decision tree. Journal of Applied Mathematics, 2014:1-9

Asghari-Pari A (2002) Evaluation of the appropriate conditions occurrence debris flow in the country. M.Sc. Dissertation. Civil Engineering-hydraulic structures. University of Science and Technology, Iran, Tehran (In Persian)

Ayalew L, Yamagishi H (2005) The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan, Geomorphology 65:15–31

Banihabib M E (1999) Hydraulic roughness of flow with high concentrations of sediment, 2nd Conference Hydraulic Tehran, Iran 1-8 (In Persian(

Banihabib M E (2002) Sediment Transport of Mud Flow. 1st Iranian Hydraulic Conference, Iranian Hydraulic Association, Tehran, Iran 1-8 (In Persian(

Banihabib M E, Bahram E (2009) Experimental analyses of sedimentation in the slit dam Reservoir. In World Environmental and Water Resources Congress 2009, Kansas City, Missouri, United States, 1-12

Banihabib M E, Elahi M (2009) Empirical Equation for abrasion of stilling basin caused by impact of sediment. In World Environmental and Water Resources Congress 2009, Kansas City, Missouri, United States, 36-48

Banihabib M E, Forghani A (2017) An assessment framework for the mitigation effects of check dams on debris flow. CATENA, 152:277-284

Bromley J, Jackson N A, Clymer O J, Giacomello A M, Jensen FV (2005) The use of Hugin to develop Bayesian networks as an aid to integrated water resource planning. Environmental Modelling and Software, 20(2):231-242

Chang T C (2007) Risk degree of debris flow applying neural networks. Natural hazards, 42(1):209-224

Chang T C, Wang Z Y, Chien Y H (2010) Hazard assessment model for debris flow prediction. Environmental Earth Sciences, 60(8):1619-1630

Dou J, Yamagishi H, Pourghasemi H R, Yunus A P, Song X, Xu Y, Zhu Z (2015) An integrated artificial neural network model for the landslide susceptibility assessment of Osado Island, Japan. Natural Hazards, 78(3):1749-1776

Ebrahimy E, Rozbahany A, Kardan Moghadam, H (2015) Analysis of uncertainty effective parameters on forecasting the groundwater level with Bayesian network approach. Shahid Beheshti Conference, Tehran. 17-18 Oct, 1-10 (In Persian)

Gartner J E, Cannon S H, Santi P M, Dewolfe V G (2008) Empirical models to predict the volumes of debris flows generated by recently burned basins in the western US. Geomorphology, 96(3):339-354

Gu T, Pung H K, Zhang D Q, Pung H K, Zhang D Q (2004) A bayesian approach for dealing with uncertain contexts, 205-210

Hassan-Esfahani L, Banihabib M E (2016) The impact of slit and detention dams on debris flow control using GSTARS 3.0. Environmental Earth Sciences, 75(4):1-11

Hesar A S, Tabatabaee H, Jalali M (2012) Monthly rainfall forecasting using Bayesian belief networks. International Research Journal of Applied and Basic Sciences, 3(11):2226-2231

Hirano M, Harada T, Banihabib M E, Kawahara K (1997) Estimation of hazard area due to debris flow. In Debris-Flow Hazards Mitigation: Mechanics, Prediction, and Assessment proceedings of first international conference 1997, San Francisco, 697-706

Hirano M, Moriyama T, Kawahara K (1995) Prediction of the occurrence of debris flow and a runoff analysis

Senoo K, Godai H, Hara Y, Shiojima Y (1985) Rainfall indexes for debris flow warning evacuating program. Shin-Sabo, 38(2):16-21

Tan B, Duan A (1995) Study on prediction for rainstorm debris flow along mountain district rail ways. Journal of Natural Disasters, 4(2):43-52

Tang C, Zhu J, Chang M, Ding, J, Qi X (2012) An empirical–statistical model for predicting debris-flow runout zones in the Wenchuan earthquake area. Quaternary International, 250:63-73

Tsangaratos P, Ilia I (2016) Landslide susceptibility mapping using a modified decision tree classifier in the Xanthi Perfection, Greece. Landslides, 13(2):305-320

Uusitalo L (2007) Advantages and challenges of Bayesian networks in environmental modelling. Ecological modelling, 203(3):312-318

Wan S, Lei T C (2009) A knowledge-based decision support system to analyze the debris-flow problems at Chen-Yu-Lan River, Taiwan. Knowledge-Based Systems 22:580–588

Yu W, Xu W, Zhang G (2012) Using logistic regression and GIS to analyze the relationship between precipitation and debris flow in Sichuan, China. Procedia Environmental Sciences, 12:598-603

Zhang H, Liu X, Cai E, Huang G, Ding C (2013) Integration of dynamic rainfall data with environmental factors to forecast debris flow using an improved GMDH model. Computers and Geosciences, 56:23-31

Zhuang J, Cui P, Wang G, Chen X, Iqbal J, Guo X (2015) Rainfall thresholds for the occurrence of debris flows in the Jiangjia Gully, Yunnan Province, China. Engineering Geology, 195:335-346

by the use of neural networks. Journal of natural disaster science, 17(2):53-63

Hong H, Pradhan B, Xu C, Bui D T (2015) Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. Catena, 133:266-281

Jomelli V, Pavlova I, Eckert N, Grancher D, Brunstein D (2015) A new hierarchical Bayesian approach to analyse environmental and climatic influences on debris flow occurrence. Geomorphology, 250:407-421

Liang W J, Zhuang D F, Jiang D, Pan J J, Ren H Y (2012) Assessment of debris flow hazards using a Bayesian Network. Geomorphology, 171:94-100

Lin J W, Chen C W, Peng C Y, (2012) Potential hazard analysis and risk assessment of debris flow by fuzzy modeling. Natural Hazards, 64(1):273-282

Lin M L, Jan S S (1995) A preliminary research of application of geographic information system in determining risk of debris flow. J Chinese Inst Civil Hydraulic Eng, 7(4):475-486

Mirzaei-Yeganeh S H, Taheri M (2008) Introduction on Bayesian Networks and an overview of the methods of learning in Bayesian networks. 2nd Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems, 7-9 Oct, College of Mathematical Sciences, University of Technology Isfahan, 28-30 (In Persian)

Pearl J (1988) Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference. California, Morgan Kaufmann, 57P

Peng S H (2016) Hazard ratings of debris flow evacuation sites in hillside communities of Ershui township, Changhua county, Taiwan. Water, 8(2):54