

EXTENDED ABSTRACT

Evaluation of Bayesian Network Model for Estimation of Pan Evaporation

M. Jafari ^{1*}, Y. Dinpashoh ², E. Asadi³ and S. Darbandi⁴

1*- Corresponding Author, Phd of Water Resource Engineering, University of Tabriz, Iran
(m.jafari.twone@gmail.com).

2 -Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran.

3- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran.

4- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran.

Received: 22 June 2017

Revised: 28 June 2018

Accepted: 1 July 2018

Keywords: East Azerbaijan, Bayesian network, Evaluation, Pan evaporation.

DOI: 10.22055/jise.2018.22434.1608.

Introduction

Evaporation is one of the main elements of hydrologic cycle. Accurate estimation of pan evaporation is very important in many water-related activities such as irrigation and drainage projects, water balance studies, reservoir operation, and the like. The class A pan is one of the main pan evaporation instruments, which is used in standard synoptic weather stations in Iran. Direct measurement of evaporation is expensive and time-consuming. Therefore, different empirical models, which use different meteorological variables, can be used to estimate pan evaporation. This is so crucial in arid and semi-arid countries such as Iran, where the climate is mostly hyper-arid and it is not easy to measure evaporation directly. In the recent decades, by the development of computers many data driven models have been created for estimating evaporation. One of the intelligent models widely used to hydrologic processes is Bayesian Network Model, which was introduced by Bentin in 1990, and then applied for neural networks by MacKey (1992). Bayesian networks (BNs), also known as *belief networks* (or Bayes nets for short), belong to the family of probabilistic *graphical models* (GMs). These graphical structures are used to represent knowledge about an uncertain domain. In particular, each node in the graph represents a random variable, while the edges between the nodes represent probabilistic dependencies among the corresponding random variables. These conditional dependencies in the graph are often estimated by using known statistical and computational methods. Hence, BNs combine principles from graph theory, probability theory, computer science, and statistics. GMs with *undirected edges* are generally called *Markov random fields* or *Markov networks*. These networks provide a simple definition of independence between any two distinct nodes based on the concept of a *Markov blanket*. Markov networks are popular in fields such as statistical physics and computer vision. BNs correspond to another GM structure known as a *directed acyclic graph* (DAG) that is popular in statistics, machine learning, and artificial intelligence societies. They enable an effective representation and computation of the joint probability distribution (JPD) over a set of random variables (Reggiani and Weerts, 2008). In addition, BNs model the quantitative strength of the connections between variables, allowing probabilistic beliefs about them to be updated automatically as new information becomes available. In this model, the unknown relationships between parameters in processes can be shown by a diagram. This diagram is non-circular, and has directions composed of

nodes and curves for showing the possible relationships in parameters (Money et al, 2012). Therefore, the main objective of this study is modeling of daily class A pan evaporation using the Bayesian Network model in six stations of East Azerbaijan Province.

Methodology

The study area is East Azerbaijan Province, which is one of the important areas in cultivation of many agricultural products especially cereals and different fruits. In East Azerbaijan Province, the six weather stations (Tabriz, Jolfa, Maraghe, Mianeh, Marand, and Ahar) selected for modeling of evaporation using the Bayesian model. Some meteorological variables, namely maximum and minimum air temperature, dew point temperature, maximum and minimum relative humidity, actual number of sunshine hours, and wind speed were used to model evaporation in the selected stations. The same period which is 1992-2012 applied for all the stations. In order to evaluate performance of models, 4 statistical measures (R², RMSE, MAE, and D) were used here (Bowker and Lieberman, 1972).

Results and Discussion

BNs became extremely popular models in the last decade. They have been used for applications in various areas such as machine learning, text mining, natural language processing, speech recognition, signal processing, bioinformatics, error-control codes, medical diagnosis, weather forecasting, and cellular networks. Results showed that except for RH_{max} and RH_{min} the rest of meteorological parameters had negative correlation with daily evaporation for all the stations. Different models were obtained using the correlation coefficients for selected stations. These models are represented in Table1.

Table1- Bayesian network models for selected stations

Station name	Bayesian Network Models
Tabriz	$E_p = 0.308T_{min} + 0.130T_{max} - 0.030RH_{max} + 0.029RH_{min} + 0.430wind - 0.027T_{dew} + 0.255n$
Jolfa	$E_p = 0.528T_{min} + 0.202T_{max} - 0.040RH_{max} + 0.060RH_{min} + 0.405wind - 0.328T_{dew} + 0.174n$
Maraghe	$E_p = 0.435T_{min} + 0.070T_{max} - 0.020RH_{max} + 0.014RH_{min} + 0.234wind - 0.126T_{dew} + 0.197n$
Mianeh	$E_p = 0.288T_{min} + 0.067T_{max} - 0.054RH_{max} + 0.019RH_{min} + 0.470wind + 0.012T_{dew} + 0.230n$
Marand	$E_p = 0.195T_{min} + 0.190T_{max} - 0.025RH_{max} + 0.01RH_{min} + 0.280wind + 0.151n$
Ahar	$E_p = 0.260T_{min} + 0.152T_{max} - 0.048RH_{max} + 0.019RH_{min} + 0.102wind - 0.050T_{dew} + 0.110n$

Table 2- The statistical measures of performances of models

Station name	Train				Test			
	R ²	RMSE mm/day	MAE mm/day	D	R ²	RMSE mm/day	MAE mm/day	D
Tabriz	0.68	2.28	1.7	1.5	0.77	2.12	1.63	1.45
Jolfa	0.8	3.22	2.42	1.47	0.83	3.11	2.33	1.62
Maraghe	0.69	2.4	1.85	1.72	0.74	2.53	1.9	1.7
Mianeh	0.74	2.14	1.76	1.65	0.76	2.16	1.7	1.6
Marand	0.59	2.79	2.09	1.49	0.71	2.36	1.92	1.54
Ahar	0.57	3.14	2.6	1.55	0.61	2.82	2.25	1.48

The statistical measures of performances of models are shown in Table 2. In test section, the R² values varied from 0.61 in Ahar to 0.83 in Jolfa. In the training phase, these values varied from 0.57 in Ahar to 0.8 in Jolfa. Time series of residuals are shown in Figure 1 for Tabriz station. Furthermore, in Fig.1, scatter plot of observed evaporation versus model E_{pan} are shown for Tabriz station. As it can

be seen from Fig.1, the Bayesian model had a good capability in estimation of pan evaporation. This is due to the fact that the clouds of points are located around the 1:1 line. In general, the Bayesian method can model E_{pan} in the study area satisfactorily.

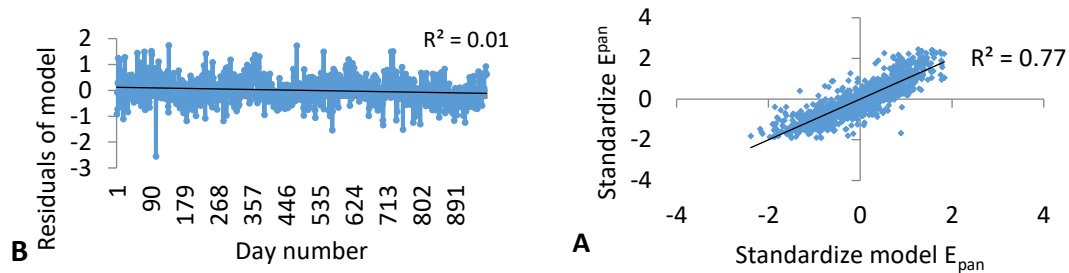


Fig. 1- Time series of residuals and scatter plot of observed E versus model E_{pan} .

Conclusion

Bayesian method was applied to estimate pan evaporation records off six stations in East Azerbaijan Province. Results indicated that this method can estimate E_{pan} satisfactorily. It should be emphasized that better management for water resources is so crucial in this semi-arid region if Iran.

Acknowledgments

The present study was carried out with the unwavering cooperation and moral support of the East Azerbaijan Regional Water Company and the Office of Surface Water Studies, for which they are thanked and appreciated.

References

- 1- Bowker, H. and Lieberman, G. J., 1972. *Engineering Statistics*. Prentice-Hall.
- 2- MacKay, D. J. C., 1992. Bayesian Interpolation. *Neural Computation*, 4, pp. 415-447.
- 3- Money, E.S., Reskhow, K.H. and Wiesner, M.R., 2012. The use of Bayesian networks for nanoparticle risk forecasting: Model formulation and baseline evaluation. *Journal of Science of the Total Environment*, 426, pp. 436- 445.
- 4- Reggiani, P. and Weerts, A., 2008. Bayesian approach to decision-making under uncertainty: An application to real time forecasting in the river Rhine. *Journal of Hydrology*, 356, pp. 56-69.



© 2020 by the authors. Licensee SCU, Ahvaz, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license) (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).



ارزیابی مدل شبکه بیزین در برآورد تبخیر از تشت

مجید جعفری^{۱*}، یعقوب دین پژوه^۲، اسماعیل اسدی^۳ و صابره دربندی^۴

۱- نویسنده مسئول، دانشجوی دکترای مهندسی منابع آب، دانشگاه تبریز، M.jafari.twone@gmail.com

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

۴- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

پذیرش: ۱۳۹۷/۴/۱۰

بازنگری: ۱۳۹۷/۴/۷

دریافت: ۱۳۹۶/۴/۱

چکیده

یکی از مؤلفه‌های مهم در برنامه‌ریزی و بهره‌برداری از مخازن آب و طراحی سامانه‌های آبیاری، تبخیر می‌باشد. تخمین دقیق تبخیر از یک سو و پیچیدگی رابطه علت و معلولی این پدیده از سوی دیگر، استفاده از روش‌های جدید داده‌کاوی را اجتناب‌ناپذیر می‌سازد. تخمین دقیق تبخیر در هر منطقه به‌ویژه در نواحی خشک و نیمه‌خشک از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. در این مطالعه امکان شبیه‌سازی تبخیر از تشت در شش ایستگاه سینوپتیک آذربایجان شرقی (تبریز، جلفا، مراغه، میانه، مرند و اهر) با استفاده از مدل شبکه بیزین بررسی شد. داده‌های هواشناسی مورد استفاده شامل حداکثر و حداقل دمای هوا، دمای نقطه شبنم، حداکثر و حداقل رطوبت نسبی، تعداد ساعات آفتابی و سرعت روزانه باد در خلال سال‌های ۱۳۹۱-۱۳۷۱ بودند. مدل‌ها برای یکایک ایستگاه‌های مذکور بسط داده شدند. آماره‌های R^2 ، RMSE، MAE و D برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها به‌کار برده شد. نتایج نشان داد که در مرحله آزمون میان‌مقدار R^2 معادل ۰/۷۵ و میان‌مقدار RMSE معادل ۲/۴ بوده است. همچنین میان‌مقدار MAE و D به ترتیب ۱/۹۱ و ۱/۵۷ بود. در حالت کلی نتایج نشان‌دهنده‌ی قابل قبول بودن کاربرد مدل‌های بسط داده شده برای تبخیر از تشت در منطقه مورد مطالعه می‌باشد.

کلید واژه‌ها: آذربایجان شرقی، تبخیر از تشت، تخمین، شبکه بیزین.

مقدمه

یکی از موضوعات مهم جوامع بشری در قرن حاضر گرمایش جهانی ناشی از افزایش گازهای گلخانه‌ای و بحران منابع آب است. گرم شدن جهانی ممکن است باعث تغییرات مهمی در فرایندهای مختلف هیدرو اقلیمی شود. تغییرات اقلیمی نیز ممکن است تاثیر معنی‌داری بر برخی از فرایندهای هیدرولوژیکی مثل روان‌آب، تبخیر-تعرق، رطوبت خاک، بارش و آب زیرزمینی داشته باشد. یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت تبخیر است (Alizadeh, 2004). از آنجایی که تبخیر می‌تواند از سطوح مختلف از جمله: رطوبت موجود در پوشش‌های گیاهی، سطح خاک و سطوح آزاد آب حتی سفره‌های آب زیرزمینی و غیره صورت بگیرد، پس در نظر گرفتن نقش تبخیر برای برنامه‌ریزی و مدیریت میزان آب مصرفی در کشاورزی و طرح‌های عمرانی مانند ایجاد سدهای مختلف، بیان جرم دریاچه‌ها و غیره بسیار مهم است (Ghobadian et al., 2008). تشت‌های تبخیرسجی از جمله ادواتی هستند که به‌طور مستقیم و با هزینه کم برای اندازه‌گیری تبخیر استفاده می‌شوند. نتایج حاصل از آن قابل تعمیم به تبخیر از سطوح دریاچه،

مخازن و تبخیر تعرق در کشاورزی است (Irmak et al., 2002). روش‌های هوش مصنوعی کاربردی وسیع در علوم مختلف دارند و در زمینه هیدرولوژی نیز به‌طور گسترده به‌کار رفته‌اند. شبکه عصبی بیزین (Bayesian Network) یکی از روش‌های هوشمند مدل‌سازی پدیده‌های هیدرولوژیکی می‌باشد. شبکه بیزین، روابط نامشخص بین پارامترها را در یک فرایند به‌صورت معنی‌دار در نموداری نمایش می‌دهد و شامل نموداری جهت‌دار و غیرحلقوی متشکل از گره‌ها (برای نمایش متغیرهای تصادفی) و کمان‌ها (برای نمایش روابط احتمالی میان متغیرها) است. روش بیزین به‌وسیله MacKay (1992) برای شبکه‌های عصبی به‌کار برده شد. در شبکه‌های بیزین برخلاف شبکه‌های عصبی متداول هدف یافتن یک بردار وزن بهینه نیست بلکه ارایه عدم قطعیت صریح با توجه به مقادیر وزن به‌وسیله توزیع احتمال ثانویه است Brandt و Henriksen (2003) با استفاده از شبکه‌های تصمیم بیزین به حفاظت و مدیریت کمی و کیفی آب شرب استحصالی از منابع آب زیرزمینی در دانمارک پرداختند. در این تحقیق فرض شد که نوع کاربری اراضی بر آبخوان سطحی اثرگذار است و تامین آب برای

انواع مصارف کشاورزی، شرب، صنعت و نیاز محیط زیستی مد نظر قرار گرفت و مقدار تامین آب شرب به عنوان متغیر تصمیم مساله بود. در نهایت، ایشان به این نتیجه رسیدند که کاربرد شبکه تصمیم بیزین به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری در مدیریت و حفاظت از منابع آب زیرزمینی موجود بسیار موثر است. Sadjad Khan و Coulibaly (2006) کاربرد شبکه عصبی بیزین را در فرایند بارش - روان‌آب در منطقه‌ای سردسیر در کانادا مورد بررسی قرار دادند. ایشان برای شبیه‌سازی فرایند مذکور از داده‌های روزانه حوضه ساگونی استفاده نمودند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی بیزین خطای ناچیزی ($RMSE=6/45$ Root Mean Square Error) متر مکعب بر ثانیه) در شبیه‌سازی فرایند بارش - روان‌آب داشته و نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مقادیر حداقل، حداکثر و میانی دقت بالایی دارد. Mohajerani et al (2010)، مدل‌های گرافیکی و احتمالاتی شبکه‌های بیزین را به-طور مختصر معرفی کردند تا با گسترش کاربرد آن‌ها بتوان با رویکردی دیگر به مباحث مربوط به منابع آب پرداخت. ایشان عقیده داشتند که بزرگ‌ترین مشکل که مدیران در عرصه منابع آب با آن مواجه هستند، تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت‌ها از جمله عدم قطعیت در درک چگونگی کارکرد سیستم مورد نظر و تاثیر کارهای مدیریتی بر آن است. ایشان مدل بیزین را دارای مزیت در نظرگیری عدم قطعیت‌ها معرفی کردند. به‌علاوه توانستند سناریوهای تغییر سیستم را برای ارزیابی پروسه‌های تصمیم‌گیری به‌دست آورند. Farmani et al. (2009)، با شبکه‌های بیزین به مدیریت بهینه آلودگی آب‌های زیرزمینی در کپنهاگ پرداختند. نتیجه به‌دست آمده حاکی از موفقیت‌آمیز بودن کاربرد الگوهای بیزین در مدیریت آلودگی آب‌های زیرزمینی منطقه بوده است. Khanteymooori و Sameni (2011) پدیده بارندگی را توسط شبکه بیزین مدل‌سازی کرده‌اند و عوامل موثر در این پدیده و میزان تاثیر هرکدام از آن‌ها توسط این مدل را توصیف کرده و این مدل را برای پیش‌بینی میزان بارندگی در آینده برای شهرستان زنجان ارایه دادند. در نهایت نتیجه گرفتند که شبکه بیزین در مدل‌سازی بسیاری از پدیده‌ها از جمله بارندگی ابزار مناسبی به حساب می‌آید و استفاده از آن برای این پدیده نقش قابل ملاحظه‌ای در بهینه‌سازی هزینه‌ها و استفاده از منابع آبی دارد. Sadeghi Hesar et al. (2012) مدلی برای پیش‌بینی تبخیر روزانه در خلیج فارس با خطای بسیار کم با استفاده از شبکه‌های بیزین ارائه دادند. ایشان از داده‌های ۱۳ ایستگاه هواشناسی هرمزگان و بوشهر استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده از این مدل نشان‌دهنده مشابهت بیشتر خروجی مدل با داده‌های مشاهداتی در روش بیزین در مقایسه با دیگر روش‌های آماری موجود می‌باشد. Ghorbani et al. (2013) برای تخمین سطح آب زیرزمینی دشت تبریز از شبکه عصبی بیزین استفاده کردند. بدین منظور از پارامترهای بارندگی، دما و عمق سطح ایستابی به عنوان ورودی مدل استفاده کردند. نتایج حاصله برای مدل خروجی نشان داد که شبکه بیزین دقت بالا ($R^2=0/91$) و خطای ناچیزی

($RMSE=2$) متر) در تخمین سطح آب زیرزمینی داشته است. Dehghani et al (2015) قابلیت کاربرد شبکه عصبی بیزین، برنامه‌ریزی‌زن، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی چندمتغیره برای پیش‌بینی سری زمانی جریان رودخانه صوفی چای را بررسی نمودند. سری زمانی جریان روزانه رودخانه برای دوره ۱۳۷۶ تا ۱۳۸۹ برای ایستگاه هیدرومتری تازه‌کند رودخانه صوفی چای مورد استفاده واقع شد. برای به‌دست‌آوردن بهترین نگاهت ورودی و خروجی ترکیبات مختلف ورودی با استفاده از داده‌های پیشین جریان روزانه رودخانه محاسبه شد. کارایی مدل‌ها با استفاده از چهار معیار خطای: ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب نش ساتکلیف (Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient) و بایاس محاسبه شد. مقایسه مدل‌ها نشان داد که شبکه عصبی بیزین با ضریب همبستگی ($0/99$)، جذر میانگین مربعات خطا ($0/03$) نش ساتکلیف ($0/98$) و مقدار بایاس ($0/06$ -) بهترین تخمین را از داده‌های روزانه جریان رودخانه نسبت به مدل‌های برنامه‌ریزی بیان‌زن، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی چند متغیره داشته است. Moradkhani و Madadgar (2014) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی تغییرات مکانی خشک‌سالی در حوضه آبریز رودخانه گانیسون در آمریکا پرداختند. بدین منظور برای پیش‌بینی روان‌آب حوضه و محاسبه مشخصه‌های خشک‌سالی‌های آتی، از مدل‌های بیزین استفاده شد. نتایج حاصل نشان داد که این مدل‌ها در پیش‌بینی جریان رودخانه از توانایی بالایی برخوردار هستند. تبخیر از مهم‌ترین فرایندهای هیدرولوژیکی است که منابع آبی منطقه را تحت تاثیر قرار می‌دهد و آگاهی از میزان تبخیر و مدل‌سازی آن ضروری به‌نظر می‌رسد. با توجه به این‌که استان آذربایجان شرقی یکی از استان‌های استراتژیک کشور از لحاظ کشاورزی و منابع آبی کشور محسوب می‌شود، آگاهی از چگونگی مصرف منابع آب و مدیریت آن‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بنابراین هدف این مطالعه عبارتند از مدل‌سازی تبخیر از تشریح استان آذربایجان شرقی با روش شبکه بیزین برای استفاده مدیران بخش مدیریت منابع آبی این منطقه می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌های به کار رفته

منطقه مورد مطالعه استان آذربایجان شرقی می‌باشد که یکی از مهم‌ترین مراکز تولید کشاورزی در شمال غرب ایران می‌باشد. استان آذربایجان شرقی بین مدارهای ۳۶ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۳۹ درجه و ۲۶ دقیقه عرض شمالی و نصف‌النهارهای ۴۵ درجه و ۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۲۲ دقیقه طول شرقی جای گرفته‌است. آب و هوای آذربایجان شرقی سرد کوهستانی است. این استان از شمال به دره رود ارس و از سایر جهات به کوه‌ها و ارتفاعات محصور است. شکل (۱) منطقه مورد مطالعه در این پژوهش را نمایش می‌دهد. با وجود تنوع اقلیمی در استان، ویژگی‌های حرارتی، سرد بودن (در اثر ارتفاع، جریانات هوایی سرد و عرض جغرافیایی) ویژگی مشترک

درصد) اشتباه داشتند که به جای آن‌ها با استفاده از داده‌های ایستگاه-های همسایه و با روش تفاضل‌ها مقدار مناسب جای‌گذاری شد. ایستگاه سراب برای ایستگاه‌های اهر و میانه، ایستگاه کلیبر برای اهر و جلفا، ایستگاه بناب برای مراغه، و ایستگاه سهند برای تبریز و مرند، بعد از تشکیل رگرسیون و اطمینان از بالا بودن و معنی‌داری همبستگی میان این ایستگاه‌ها استفاده شد. داده‌ها از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی اخذ شده و پس از بررسی اشتراک زمانی داده‌های ثبت‌شده برای پارامترهای مذکور، سال ۱۳۷۱ به-عنوان مبدأ مطالعه‌ها انتخاب شد. جدول (۱) برخی از اطلاعات جغرافیایی ایستگاه‌های سینوپتیک مورد استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهد. علامت * نشان‌دهنده استفاده از داده‌های این ایستگاه‌ها برای تکمیل داده‌های ناقص دیگر ایستگاه‌ها است.

تمام اقلیم‌های استان می‌باشد. حتی گوشه شمال شرقی منطقه که برای پست بودن دارای اقلیم معتدل می‌باشد، به‌طور متوسط ۵۰ روز از سال شاهد یخبندان می‌باشد. میزان نزولات جوی در استان به‌طور متوسط از ۲۵۰ الی ۶۰۰ میلی‌متر در سال در نوسان است و میزان تبخیر در حدود ۱۷۰۰ میلی‌متر در سال می‌باشد که نشان از این واقعیت دارد که باید در برنامه‌ریزی و مدیریت مصرف آب منطقه نهایت دقت به‌کار برده شود. در این مطالعه از داده‌های روزانه تبخیر از تشت (E)، میانگین دمای حداکثر (T_{max})، میانگین دمای حداقل (T_{min})، رطوبت نسبی حداکثر (RH_{max})، رطوبت نسبی حداقل (RH_{min})، تعداد ساعات آفتابی (n)، سرعت باد (w) و دمای نقطه شبنم (T_{dew})، در شش ایستگاه سینوپتیک (تبریز، جلفا، میانه، مراغه، اهر و مرند) استفاده شد. در ایستگاه مرند دمای نقطه شبنم موجود نبوده و به‌کار برده نشد. تعداد کمی از داده‌ها (کمتر از پنج

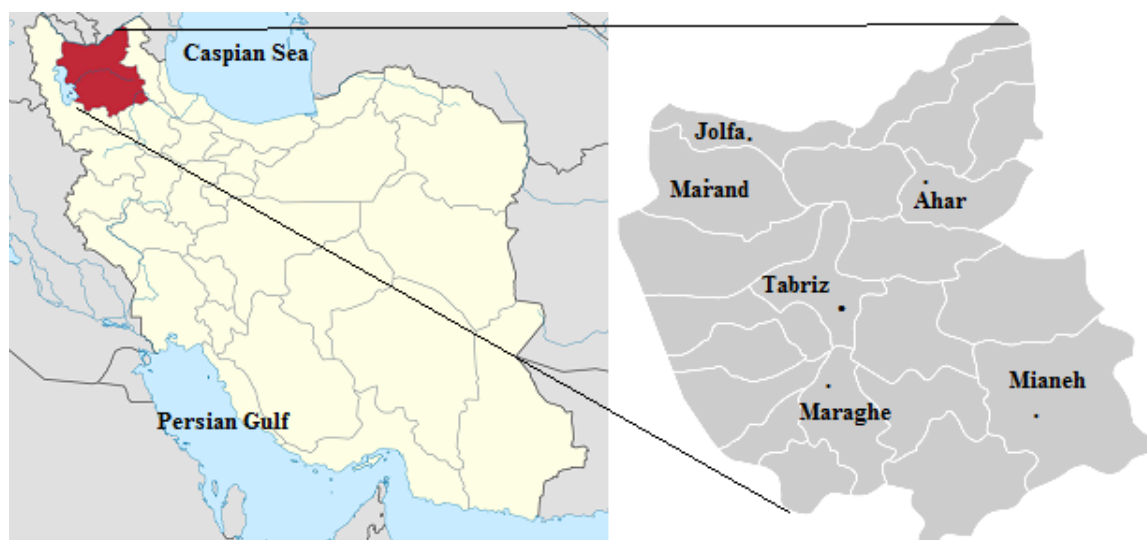


Fig.1- Geographical location of the study Area and selected synoptic stations
 شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه و ایستگاه‌های سینوپتیک منتخب مورد مطالعه

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های سینوپتیک مورد مطالعه

Table 1- Specifications of the studied synoptic stations

Station Name	Longitude	Latitude	Height (m)	Established Year	Statistical range
Tabriz	46 17	38 05	1364	1951	1371-91
Ahar	47 04	38 26	1391	1985	1371-91
Sarab*	47 23	37 56	1682	1986	1375-91
Jolfa	45 36	38 56	736	1985	1371-91
Mianeh	47 42	37 27	1110	1987	1371-91
Maraghe	46 10	37 01	1344	1983	1371-91
Kaleibar*	47 01	38 52	1210	1998	1375-91
Marand	45 46	38 26	1550	1998	1371-91
Bonab*	46 04	37 20	1290	1998	1375-91
Sahand*	46 07	37 56	1641	1990	1375-91

پیش پردازش داده‌های به کار رفته

تردیدی نیست که در صورت استفاده از داده‌های غلط و نادرست، نتیجه‌گیری نهای معتبر نخواهد بود. در این پژوهش از روش رگرسیون خطی ساده (ما بین سری زمانی داده‌های ایستگاه مورد نظر و ایستگاه‌های همسایه) برای تخمین داده‌های مفقود (که مقدار آن‌ها کمتر از پنج درصد کل داده‌ها است) هر ایستگاه استفاده شد. برای این منظور، بعد از تشکیل ماتریس همبستگی داده‌های موجود هر ایستگاه با ایستگاه‌های همسایه، بیشترین ضریب همبستگی به دست آمده توسط آزمون t در سطح معنی‌داری پنج درصد مورد آزمون واقع شد. سپس داده‌های گم شده با توجه به مناسب‌ترین رابطه رگرسیونی، تخمین زده شدند. آماره آزمون t (برای بررسی معنی‌داری ضریب همبستگی بین متغیرها)، به شرح زیر استفاده شد (Maidment, 1993)

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (1)$$

که در آن r ضریب همبستگی بین داده‌های ایستگاه مورد نظر با ایستگاه همسایه و n تعداد داده‌ها می‌باشد. اگر قدر مطلق آماره t محاسبه شده از رابطه فوق بیشتر از مقدار t جدول (جدول t -student با درجه آزادی $n-2$ و سطح معنی‌داری $\alpha/2$) می‌بود، آنگاه ضریب همبستگی معنی‌دار تلقی می‌شود.

شبکه عصبی بیزین

در سال‌های اخیر سیستم‌های پشتیبانی تصمیم (Decision Support System (DSS)، برای جمع‌آوری و یک‌پارچه‌سازی دانش و اطلاعات برای اتخاذ مناسب‌ترین تصمیم‌گیری، در سطح وسیعی از علوم گسترش یافته است که مدل شبکه تصمیم‌گیری بیزین یکی از انواع مختلف سیستم‌های پشتیبانی تصمیم است. شبکه تصمیم‌گیری بیزین (Bayesian Decision Network (BDN))، روشی سودمند است که می‌تواند اطلاعات و داده‌های کمی را به خوبی با دانش کیفی کارشناسی همسو نماید (Baran and Jantunen, 2004). برای مدل بیزین می‌توان مزیت‌های زیر را بیان کرد:

۱) در شبکه‌های بیزین برای انجام تحلیل، چیزی به عنوان اندازه حداقل برای داده‌های نمونه وجود ندارد و این شبکه‌ها در محاسبات خود از تمامی داده‌های موجود استفاده می‌کنند و حتی با وجود نمونه‌هایی با اندازه‌های نسبتاً کوچک می‌توان به پیش‌بینی‌هایی با دقت خوب دست یافت.

۲) به کارگیری و ترکیب منابع مختلف داده‌ها: از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه بیزین، استفاده از اطلاعات پیشین و اولیه راجع به موضوع مورد نظر می‌باشد. سپس برای کسب ترکیبی از دانش اولیه و داده‌های جدید، این اطلاعات به وسیله داده‌ها به روز می‌شوند. این تلفیق به دست آمده نیز می‌تواند به عنوان اطلاعات اولیه در یک

مطالعه جدید مورد استفاده قرار گیرد. در این صورت دانش کارشناسی می‌تواند در خصوص متغیرهایی که داده لازم در مورد آن‌ها موجود نیست، با سایر اطلاعات در دسترس ترکیب شود (Mohajerani et al., 2010).

۳) توان بالای شبکه‌های بیزین در نمایش تصویری متغیرها و روابط بین آن‌ها در یک سیستم منجر به شناخت و درک بالاتری از سامانه می‌گردد (Sadoddin et al., 2005). شبکه بیزین یک ابزار نسبتاً جدید برای شناسایی (هویت) روابط احتمالی به منظور پیشگویی یا ارزیابی کلاس عضویت است. شبکه‌های بیزین اغلب برای شرایط مدل احتمالی استفاده می‌شوند و به استدلال‌های تحت شرایط نامشخص (احتمالی یا عدم قطعیت) کمک می‌کنند. این شبکه شامل بخش کیفی (مدل ساختاری) است که نمایش چشمی از فعل و انفعالات در میان متغیرها و بخش کمی (مجموعه‌ای از مشخصات احتمال محلی) را فراهم می‌کند که مجاز به استنتاج احتمالات و اندازه‌گیری عددی است که متغیرها یا مجموعه‌ای از متغیرها را تحت تاثیر قرار می‌دهد. بخش کیفی به صورت توزیع احتمالی پیوسته منحصر به فرد بر روی کلیه متغیرها تعریف می‌شود. روش شبکه بیزین بر مبنای محاسبات احتمالات وابسته یا قانون بیز می‌باشد (Cain, 2001).

$$P(b|a) = P(a|b) \times \frac{P(b)}{P(a)} \quad (2)$$

که در رابطه فوق $P(a)$ احتمال وقوع پیشامد a ، $P(b)$ احتمال وقوع پیشامد b ، $P(b|a)$ احتمال وقوع پیشامد b به شرطی که a اتفاق افتاده باشد و $P(a|b)$ احتمال وقوع پیشامد a به شرطی که b اتفاق افتاده باشد، هستند. هر شبکه بیزین از سه جزء اصلی تشکیل شده است:

۱) مجموعه‌ای از گره‌ها که در واقع متغیرهای سیستم مدیریتی هستند. (McCann et al., 2009).

۲) مجموعه‌ای از بندها: روابط سببی بین متغیرها به وسیله بندها به وجود می‌آیند (Sadoddin et al., 2005). این روابط به وسیله پیکان نمایش داده می‌شوند. گره‌ها به وسیله پیکان‌ها بهم مربوط می‌شوند.

۳) مجموعه‌ای از احتمالات: هر کدام برای متغیر شرایط تصمیمی را مشخص می‌کند که این شرایط از طریق متغیرهایی که مستقیماً آن را تحت تاثیر قرار می‌دهند (والدین)، به آن نسبت داده می‌شوند (Cain, 2001).

ابتدا همه ایستگاه‌ها به ترتیب با روش مورد اشاره در بخش مواد و روش‌ها، مدل‌سازی شده و نتایج همه آن‌ها در قالب جداول و نمودارها ارائه می‌شود. در این مطالعه از داده‌های روزانه تخیل از تشت، دمای حداکثر، دمای حداقل، رطوبت نسبی حداکثر و رطوبت نسبی حداقل، تعداد ساعات آفتابی، سرعت باد و دمای نقطه شبنم، در شش ایستگاه سینوپتیک آذربایجان شرقی (تبریز، جلفا، میانه،

اگر مقدار آماره دوربین- واتسون محاسبه شده بین این دو عدد قرار می‌گرفت فرض وجود خودهمبستگی در خطاها رد می‌شد و مدل رگرسیونی خطی به‌دست آمده مناسب تلقی می‌گردید (Bowker and Lieberman, 1972).

نتایج و بحث

یک شبکه بیزین یک نمودار جهت‌دار غیرمدوراست که مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی و نحوه ارتباط مستقل آن‌ها را نشان می‌دهد. به‌عنوان نمونه یک شبکه بیزین می‌تواند نشان‌دهنده ارتباط بین علت بیماری‌ها با خود آن‌ها باشد. پس با داشتن اطلاعاتی از عوامل بیماری‌زایی توان احتمال یک بیماری خاص را در یک مریض تشخیص داد. از طرف دیگر این شبکه‌ها را می‌توان به عنوان هوش مصنوعی نیز قلمداد کرد. روش‌های مدل‌سازی بیزین دارای ویژگی‌هایی هستند که آن‌ها را برای پرسش‌های تحلیلی و مدیریتی داده‌های جهان واقعی، کاربردی و مفید ساخته‌اند (Reggiani and Weerts, 2008). امروزه این مدل‌های احتمالاتی کاربرد وسیعی در علوم مربوط به محیط‌زیست و منابع آب پیدا کرده‌اند. در این بخش به بررسی نتایج به‌دست آمده از مدل‌ها پرداخته می‌شود. یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. از این رو ابتدا همبستگی متقابل بین متغیرهای ورودی و خروجی محاسبه‌گردید. پارامترهای ورودی به‌منظور دستیابی به مدل مناسب جهت تخمین میزان تبخیر از تشت انتخاب و در جدول (۲) ارایه شده است. مشاهده می‌شود که در ایستگاه سینوپتیک تبریز، ضریب همبستگی تبخیر از تشت با دمای حداکثر، دمای حداقل هوا، رطوبت حداکثر و حداقل هوا، ساعات آفتابی، سرعت باد و دمای نقطه شبنم به‌ترتیب برابر با ۰/۷۸، ۰/۶۰، ۰/۵۰، ۰/۴۱، ۰/۳۸ و ۰/۵۹ می‌باشند. برای سایر ایستگاه‌ها هم ضرایب همبستگی مذکور در ستون‌های سه تا هفت درج شده‌اند. با توجه به این جدول متغیرهای ورودی به مدل شبکه بیزین انتخاب شود. طبق رابطه (۱) می‌توان دریافت که تمامی متغیرها در سطح معنی‌داری پنج درصد قابل اعتماد هستند. یعنی در همه ایستگاه‌ها می‌توان تمامی متغیرهای استفاده‌شده در این مطالعه را به کار برد. شکل (۲) نمایشی از ساختار ارتباط مورد نظر بین متغیرها می‌باشد. در این مرحله باید ارتباط بین متغیرها مشخص شود. با انجام چندین حالت و انتخاب روابط احتمالی بین متغیرها در نهایت بهترین حالت همان ساختار موجود در شکل (۲) است. پس از ایجاد ساختار شبکه و استفاده از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه بیزین که برای تک‌تک ایستگاه‌ها انجام شد، مدل‌های ایجادشده توسط این روش برای همه ایستگاه‌ها به‌دست آمد. جدول (۳) نمایش مدل‌های ایجاد شده برای ایستگاه‌های مورد مطالعه می‌باشد. جدول (۴) نیز آماره‌های ارزیابی را در دو مرحله آموزش و آزمون در ایستگاه‌های مورد مطالعه نمایش می‌دهند.

مراغه، اهر، مرند) در خلال سال‌های آماری ۱۳۷۱ تا ۱۳۹۱ استفاده شد. سپس ۸۰ درصد از داده‌ها در بخش آموزش مدل‌سازی و ۲۰ درصد در آزمون مدل‌ها به کار برده شدند. از نرم افزار GeNIe برای ایجاد مدل‌های شبکه بیزین استفاده گردید. شبکه‌های بیزین که با نام شبکه‌های اعتقاد یا باور نیز شناخته می‌شوند، متعلق به خانواده مدل‌های گرافیکی هستند. این ساختارهای گرافیکی برای نشان دادن اطلاعات در یک حوزه دارای عدم قطعیت به کار می‌روند. به‌طور خاص هر گره در هر گراف نشان‌دهنده یک متغیر تصادفی بوده و شاخه‌ها یا کمان‌ها وابستگی‌های احتمالاتی بین متغیرها را نشان می‌دهند.

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

به منظور مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد بررسی از آماره‌های میانگین مربعات خطا (RMSE)، خطای مطلق میانگین (MAE) و ضریب تعیین (R^2) استفاده گردید. فرمول‌های استفاده شده برای این آماره‌ها به‌صورت زیر بود:

$$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2 \right)^{0.5} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i - o_i| \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (5)$$

در این روابط، n تعداد داده‌ها، O_i مقادیر مشاهداتی تبخیر از تشت، P_i مقادیر محاسباتی تبخیر از تشت مدل‌ها و \bar{P} و \bar{O} به‌ترتیب میانگین این مقادیر می‌باشد. بعد RMSE و MAE میلی‌متر بر روز و R^2 بدون بعد است. هرچه R^2 به عدد یک و RMSE به عدد صفر نزدیک شود عملکرد مدل خوب ارزیابی می‌شود (Salas, 1993). برای تشخیص خودهمبستگی سری زمانی باقی‌مانده‌های مدل از آماره دوربین- واتسون یا D به‌شرح زیر استفاده شد (Bowker and Lieberman, 1972):

$$D = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (6)$$

که در آن e_t در واقع t امین مقدار باقی‌مانده مدل می‌باشد. مقادیر بحرانی آماره دوربین- واتسون برای تعداد داده بیشتر از ۱۰۰ در سطح یک درصد بین ۱/۴۴ تا ۲ معنی‌دار می‌باشد. در این مطالعه

جدول ۲- ضرایب همبستگی تبخیر از تشت با متغیرهای ورودی در شش ایستگاه سینوپتیک مورد مطالعه
Table2- Correlation coefficients of pan evaporation with the input variables in the six synoptic stations studied

Variables	Pan Evaporation					
	Tabriz	Mianeh	Maraghe	Jolfa	Marand	Ahar
Max Temperature	0.77	0.77	0.79	0.75	0.73	0.68
Min Temperature	0.78	0.78	0.79	0.85	0.72	0.66
Max Humidity	-0.60	-0.61	-0.65	-0.75	-0.53	-0.52
Min Humidity	-0.50	-0.49	-0.53	-0.45	-0.51	-0.36
Sunshine Hour	0.41	0.52	0.52	0.51	0.48	0.41
Wind speed	0.38	0.46	0.35	0.65	0.32	0.33
Dew Point T	0.59	0.36	0.37	0.5	--	0.37

جدول ۳- مدل های ریاضی ایجاد شده برای تبخیر از تشت به روش شبکه بیزین در ایستگاه های مورد مطالعه
Table3- Models created for pan evaporation by bayesian network method in the studied stations

Station Name	Bayesian Network Models
Tabriz	$E_p = 0.308T_{min} + 0.130T_{max} - 0.030RH_{max} + 0.029RH_{min} + 0.430wind - 0.02T_{dew} + 0.255n$
Jolfa	$E_p = 0.528T_{min} + 0.202T_{max} - 0.040RH_{max} + 0.060RH_{min} + 0.405wind - 0.328T_{dew} + 0.174n$
Maraghe	$E_p = 0.435T_{min} + 0.070T_{max} - 0.020RH_{max} + 0.014RH_{min} + 0.234wind - 0.126T_{dew} + 0.197n$
Mianeh	$E_p = 0.288T_{min} + 0.067T_{max} - 0.054RH_{max} + 0.019RH_{min} + 0.470wind + 0.012T_{dew} + 0.230n$
Marand	$E_p = 0.195T_{min} + 0.190T_{max} - 0.025RH_{max} + 0.01RH_{min} + 0.280wind + 0.151n$
Ahar	$E_p = 0.260T_{min} + 0.152T_{max} - 0.048RH_{max} + 0.019RH_{min} + 0.102wind - 0.050T_{dew} + 0.110n$

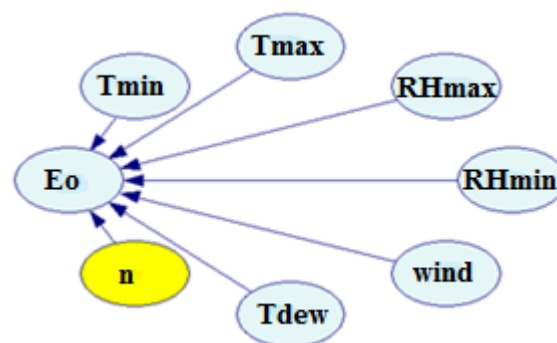


Fig. 2- The Structure created for the bayesian network in the input data training section with geNle software

شکل ۲- ساختار ایجاد شده در مطالعه برای شبکه بیزین در بخش آموزش داده های ورودی با نرم افزار GeNle

جدول ۴- آماره های ارزیابی عملکرد مدل های ایجاد شده با استفاده از شبکه بیزین در مرحله آموزش و آزمون

Table4- Performance evaluation statistics of models created using bayesian network in training and testing section

Station Name	Train				Test			
	R ²	RMSE mm/day	MAE mm/day	D	R ²	RMSE mm/day	MAE mm/day	D
Tabriz	0.68	2.28	1.70	1.50	0.77	2.12	1.63	1.45
Jolfa	0.80	3.22	2.42	1.47	0.83	3.11	2.33	1.62
Maraghe	0.69	2.40	1.85	1.72	0.74	2.53	1.90	1.70
Mianeh	0.74	2.14	1.76	1.65	0.76	2.16	1.70	1.60
Marand	0.59	2.79	2.09	1.49	0.71	2.36	1.92	1.54
Ahar	0.57	3.14	2.60	1.55	0.61	2.82	2.25	1.48

می‌رسد، این نقاط مربوط به روزهای سرد سال بوده که در آن تبخیر خیلی ناچیز بوده است و بنابراین چون مقدار تبخیر واقعی می‌باشند، در مدل‌بندی استفاده شده‌اند. قسمت (ب) شکل‌ها نیز دیاگرام سری زمانی باقی‌مانده‌های مدل‌های شبکه بیزین ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. می‌توان دریافت که خطای مدل‌های مختلف فاقد روند خاصی می‌باشند و مدل‌ها دارای نمودار تقریباً مشابه برای باقی‌مانده‌ها می‌باشند. همان‌طور که از نمودار مدل‌ها پیداست، پراکندگی باقی‌مانده‌های این مدل حول محور صفر نزدیک‌تر هستند. تشخیص فقدان روند خطی باقی‌مانده مدل‌ها با توجه به مقدار R^2 بوده که همگی در سطح احتمال پنج درصد معنی‌دار نبودند. هرچند در این مطالعه از توزیع پیش‌فرض مدل در نرم‌افزار برای اجرای آن استفاده شده است. لیکن می‌توان همان‌گونه که Lee و Kim (2008) در مدل‌بندی جریان‌های کم‌آبی رودخانه از توزیع‌های دیگری نظیر ویبول دوپارامتری برای توزیع پیشین استفاده کرده‌اند، در ادامه این کار پژوهشی استفاده کرد. افزون بر این باید دانست که مدل‌های به‌دست‌آمده برای هر ایستگاه، با لحاظ کردن همه مشاهدات انجام یافته در همه‌ی ماه‌های سال به‌دست آمده است. در حالی که چنانچه مدل‌ها برای هر ماه به‌طور جداگانه بسط داده شوند، در این صورت مقادیر آماره‌های خطا باز هم کاهش می‌یابند. نتایج مطالعه فعلی با یافته‌های Lee و Kim (2008) که در آن گزارش شده است، مدل بیزین برای نمونه‌های با داده زیاد رضایت‌بخش‌تر از نمونه‌های با داده کم است، تا حدودی هم‌خوانی دارد. هر چند باید اظهار داشت که با افزایش تعداد داده‌های نمونه، مقدار ضریب همبستگی بین پارامترهای هواشناسی و میزان تبخیر از تشت در مقیاس روزانه ممکن است کاهش یابد و چون معنی‌داری این ضریب تنها به تعداد داده‌ها بستگی ندارد، بنابراین تعداد داده‌های زیاد با ضریب همبستگی کم در یک ایستگاه ممکن است معنی‌دار باشد. نتایج مطالعه فعلی می‌تواند در صورت اضافه شدن داده‌های مشاهداتی به واقعیت، نزدیک‌تر شود. ضمناً خواننده باید در نظر بگیرد که انتخاب پارامترهای هواشناسی موثر بر تبخیر، حالت سلیقه‌ای دارد و ممکن است با تغییر پارامترهای ورودی به مدل نتایج تا حدودی تغییر کند، که این نکته مهم را Money et al. (2012) نیز در تحقیق خود اشاره نموده‌اند.

همان‌طور که از جدول (۳) مشخص است، تمامی متغیرهای هواشناسی مورد استفاده در این پژوهش، در مدل‌سازی به‌روش بیزین به‌کار برده شده‌اند. بر اساس جدول (۴) ضرایب R^2 از $0/61$ در ایستگاه اهر تا $0/83$ در ایستگاه جلفا (در مرحله آزمون) و از $0/57$ در ایستگاه اهر تا $0/80$ در ایستگاه جلفا در مرحله آموزش متغیر است. مقدار RMSE نیز $2/14$ میلی‌متر بر روز در میانه تا $3/22$ میلی‌متر بر روز در ایستگاه جلفا در مرحله آموزش و از $2/12$ در ایستگاه تبریز تا $3/11$ در ایستگاه جلفا در مرحله آزمون متغیر است. هم‌چنین میزان خطای MAE در مرحله آموزش دارای کمترین مقدار $1/70$ میلی‌متر بر روز در ایستگاه تبریز و بیشترین مقدار $2/60$ میلی‌متر بر روز در ایستگاه اهر و در مرحله آزمون $1/63$ در ایستگاه تبریز تا $2/33$ در ایستگاه جلفا متغیر است. با توجه به میزان تبخیر در ماه‌های گرم سال که حدوداً بیش از 20 میلی‌متر در روز می‌باشد، به‌نظر می‌رسد این ارقام در حد قابل قبول می‌باشند، زیرا به‌عنوان مثال در ایستگاه تبریز، برای مرحله آموزش، رقم MAE برابر با $1/7$ میلی‌متر بر روز بوده که اندکی کمتر از ده درصد مقدار روزانه تبخیر می‌باشد. آماره D نیز که وظیفه اعتباردهی به مدل را به عهده دارد، در دو مرحله آموزش و آزمون دارای مقادیر قابل قبول است. به‌طوری‌که اشاره شد، آماره دوربین واتسون باید در بین دو عدد مرزی $1/44$ و 2 قرار گیرد تا اعتبار مدل تایید شود. در مرحله آموزش آماره D از $1/47$ تا $1/72$ به‌ترتیب در ایستگاه‌های جلفا و مراغه و در مرحله آزمون دارای مقادیر $1/45$ در ایستگاه تبریز و $1/70$ در ایستگاه مراغه متغیر می‌باشد که این اعداد در محدوده بحرانی آماره دوربین واتسون نبوده و فرض وجود خطا در باقی‌مانده‌های مدل رد شده و صحت مدل‌ها تایید می‌شود. شکل‌های (۳) تا (۸) نمودار نقاط پراکنش مقادیر تبخیر مشاهده‌شده را به ازای مقادیر نظیر حاصل از مدل‌های شبکه بیزین ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. قسمت (الف) نمودار پراکنش نقاط مربوط به تبخیر محاسباتی و مشاهداتی بوده و قسمت (ب) نمودار سری زمانی باقی‌مانده‌های مدل‌ها می‌باشد. به‌طوری‌که از قسمت الف این شکل‌ها می‌توان استنباط کرد ابر نقاط در اطراف خط $1:1$ تقریباً برای همه مدل‌ها وجود دارد. از طرفی تعداد محدودی نقطه در نزدیکی محور افقی در تمام مدل‌ها دیده می‌شود که مقدار تبخیر محاسباتی بسیار زیاد در مقابل مقدار تبخیر مشاهده‌ای (نزدیک صفر) قرار گرفته‌اند. به‌نظر

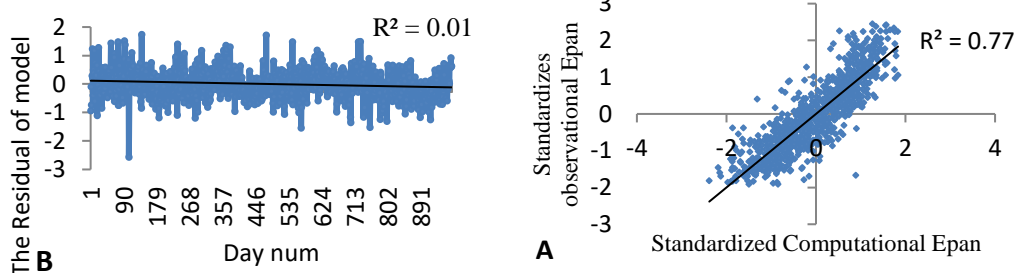


Fig. 3- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Tabriz station

شکل ۳- نمودار پراکنش و باقی‌مانده‌های مدل بیزین ایستگاه تبریز

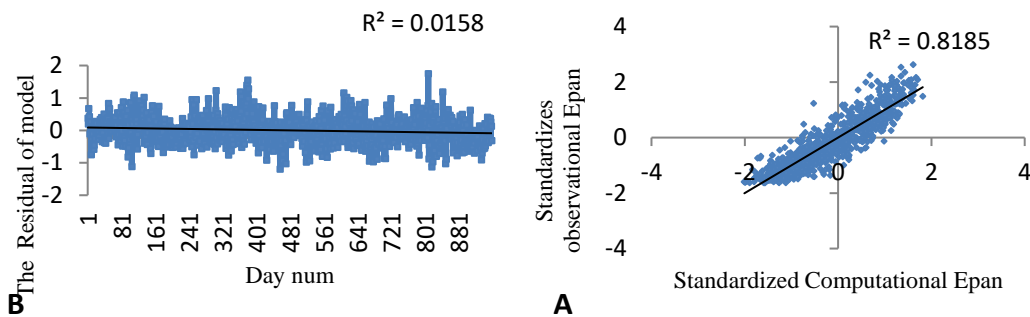


Fig. 4- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Jolfa station

شکل ۴- نمودار پراکنش و باقی مانده‌های مدل بیزین ایستگاه جلفا

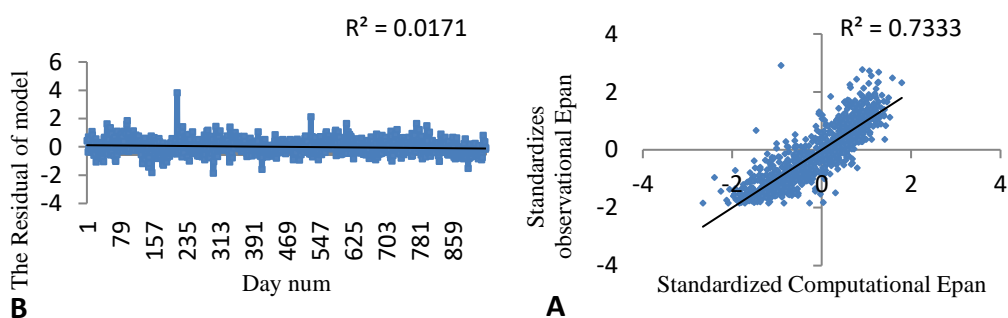


Fig. 5- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Maraghe station

شکل ۵- نمودار پراکنش و باقی مانده‌های مدل بیزین ایستگاه مراغه

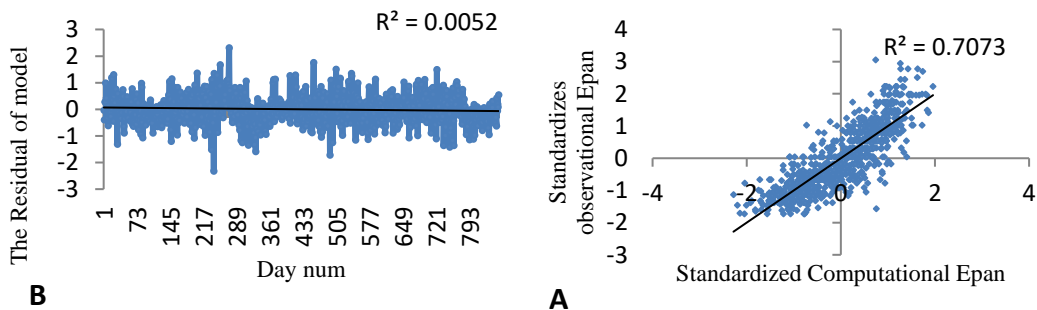


Fig. 6- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Marand station

شکل ۶- نمودار پراکنش و باقی مانده‌های مدل بیزین ایستگاه مرند

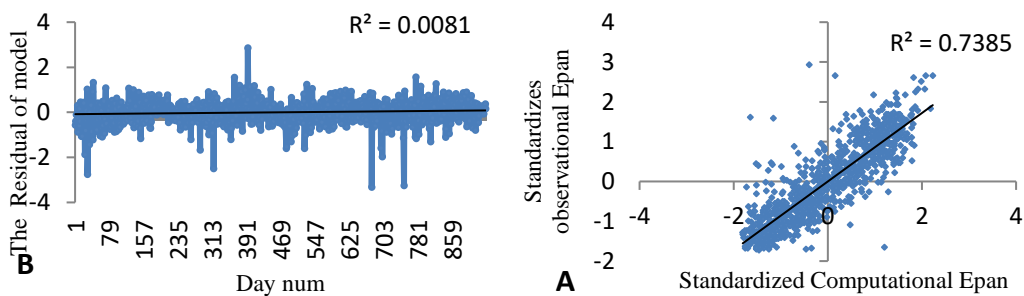


Fig. 7- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Mianeh station

شکل ۷- نمودار پراکنش و باقی مانده‌های مدل بیزین ایستگاه میانه

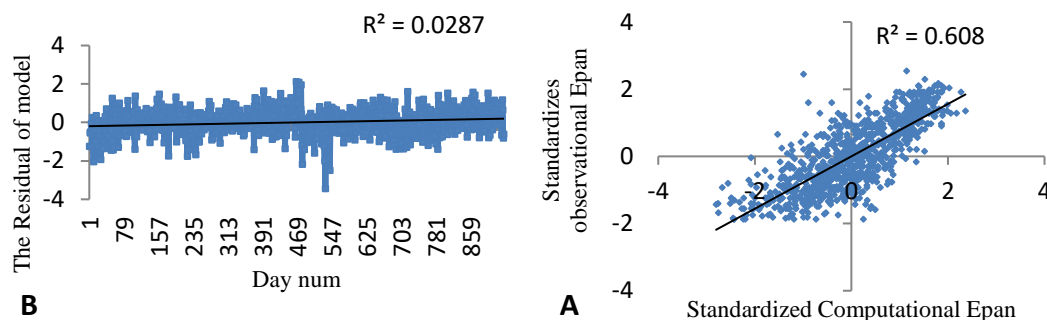


Fig. 8- Distribution diagram and residues of Bayesian model of Ahar station

شکل ۸- نمودار پراکنش و باقی مانده‌های مدل بیزین ایستگاه اهر

بیزین، برنامه‌ریزی ژن، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی چندمتغیره را در پیش‌بینی سری زمانی جریان رودخانه صوفی‌چای بررسی نمودند. کارایی مدل‌ها با استفاده از چهار معیار خطای: ضریب همبستگی، (RMSE) و ضریب نش‌ساتکلیف و بایاس محاسبه شد. مقایسه مدل‌ها نشان داد که شبکه عصبی بیزین با ضریب همبستگی (۰/۹۹)، جذر میانگین مربعات خطا (۰/۰۳) نش ساتکلیف (۰/۹۸) و مقدار بایاس (-۰/۰۰۶) بهترین تخمین را از داده‌های روزانه جریان رودخانه نسبت به سایر مدل‌های به‌کاررفته در پژوهش داشته است. مدل‌های ایجاد شده در این مطالعه دقت مطلوبی در برآورد تبخیر از تشت داشتند و قابلیت توسعه برای سایر ایستگاه‌های کشور با اقلیم‌ها متفاوت را دارا می‌باشد. نتایج به‌دست‌آمده در این مطالعه با توجه به داده‌های اندازه‌گرفته‌شده با محدودیت طول دوره آماری به دست آمده است. بنابراین، برای نتیجه‌گیری بهتر لازم است مطالعه مشابه برای داده‌های دراز مدت انجام شود.

تقدیر و تشکر

پژوهش حاضر با همکاری بی دریغ و حمایت معنوی شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی و دفتر مطالعات آب‌های سطحی انجام گردیده که بدین وسیله از آنها تشکر و قدردانی می‌شود

نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که مقدار تبخیر به‌دست آمده با استفاده از مدل‌های به‌کاربرده‌شده، به‌طور قابل ملاحظه‌ای با مقادیر اندازه گرفته شده از تشت مشابهت دارند و نتایج بسیار به یکدیگر نزدیک هستند. در این پژوهش، برای اولین بار در آذربایجان شرقی، برای تخمین تبخیر از تشت از روش شبکه بیزین به‌عنوان پردازشگر داده‌های ورودی استفاده شد و آموزش شبکه بیزین با داده‌های هواشناسی روزانه تبخیر از تشت (E)، دمای حداکثر (T_{max})، دمای حداقل (T_{min})، رطوبت نسبی حداکثر (RH_{max})، رطوبت نسبی حداقل (RH_{min})، تعداد ساعات آفتابی (n)، سرعت باد (w) و دمای نقطه شبنم (T_{dew})، در شش ایستگاه سینوپتیک (تبریز، جلفا، میانه، مراغه، اهر و مرند) انجام شد. پس از ایجاد مدل‌های شبکه بیزین، صحت و اهمیت آن‌ها توسط آماره‌های ارزیابی MAE ، R^2 و آماره دوربین واتسون مورد بررسی قرار گرفت. Hozhabr et al. (2013) با استفاده از شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی تبخیر تفرق مرجع ایستگاه کهریرز ارومیه پرداختند. نتایج حاصل از محاسبات نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به تمامی روش‌های کلاسیک عملکرد مناسب‌تری داشته و دارای MAE ، $RMSE$ و R^2 به‌ترتیب برابر با (۹/۶۵ میلی‌متر در ده روز)، (۷/۵۳ میلی‌متر در ده روز) و (۰/۸۰۴) می‌باشد. Dehghani et al. (2015) قابلیت کاربرد شبکه عصبی

References

- 1- Alizadeh, A., 2004. *Water and soil-plant relationship*. Publication of Imam Reza (AS), Mashhad.
- 2- Baran, E. and Jantunen, T., 2004. Stakeholder consultation for Bayesian decision support systems in environmental management. *Journal of Forest*, 27(35), pp. 1-37.
- 3- Bowker, H. and Lieberman, G. J., 1972. *Engineering Statistics*. Prentice-Hall, pp. 852.
- 4- Brandt, G. and Henriksen, H., 2003. Protection of drinking water sources for quality and quantity: geological survey of denmark and greenland, in future scenarios for water management in europe. In *FIRMA conference, Barcelona*.
- 5- Cain, J., 2001. Planning improvement in natural resource management: guideline for using Bayesian networks to support the planning and management of development program in the water sector and beyond. *Centre for Ecology and Hydrology (CEH), Wallingford, UK*.

- 6- Dehghani, R., Ghorbani, M.A., Teshnehlab, M., Rikhtehgar Gheasi, A. and Asadi, E., 2015. Comparison and evaluation of bayesian neural network, gene expression programming, support vector machine and multiple linear regression in river discharge estimation (Case Study: Sufi Chay Basin). *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 5 (20), pp. 66-85. (In Persian).
- 7- Farmani, R., Henriksen, H.J. and Savic, D., 2009. An evolutionary Bayesian belief network methodology for optimum management of groundwater contamination. *Environmental Modelling and Software*, 24(3), pp. 303-310.
- 8- Ghobadian, R., Yaghobi, M. and Heidari, M.T., 2008. Preparation model predictions of surface evaporation within the city of kermanshah using neural network and compared with experimental relations. In *The third Water Resources Management Conference, University of Tabriz, Iran*. (In Persian).
- 9- Ghorbani, M.A., Asadi, E. and Dehghani, R., 2013. Estimate the groundwater level in Tabriz using Bayesian neural network. In *The Fifth Conference on Water Resources, University of Shahid Beheshti Tehran, Iran*. (In Persian).
- 10- Hozhabr, H., Moazed, H. and ShokriKhooshak, S., 2013. Estimation of reference evapotranspiration (ET_o) using empirical models, artificial neural network modeling and their comparison with lysimeter data in urmia kahrizi station. *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 4(15), pp. 13-25. (In Persian).
- 11- Irmak, S., Haman, D. and Jones, J.w., 2002. Evaluation of class A pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in a humid location. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering ASCE*, 128 (3), pp. 153-159.
- 12- Khanteymoori, A. and Sameni, M., 2011. Precipitation modeling using bayesian networks (BN). In *The fifth Iran data mining conference, Amirkabir University of Technology Tehran, Iran*. (In Persian).
- 13- Lee, K.S. and Kim, S.U., 2008. Identification of uncertainty in low flow frequency analysis using Bayesian MCMC method. *Hydrological Processes*, 22, pp. 1949- 1964.
- 14- MacKay, D. J. C., 1992. Bayesian interpolation. *Neural Computation*, 4, pp. 415-447.
- 15- Madadgar, Sh. and Moradkhani, H., 2014. Spatio-temporal drought forecasting within Bayesian networks. *Journal of Hydrology*, 512, pp. 134-146.
- 16- Maidement, R., 1993. *Handbook of Hydrology*. Mc GRAW-Hill, INC.
- 17- McCann, R., Marcot, B. and Ellis, R., 2009. Bayesian belief networks: application in ecology and natural resource management. *Journal of Forest Research*, 36(12), pp. 3053-3062.
- 18- Mohajerani, H., Mosaedi, A., Kholghi, M., Meftah Halghi, M. and Saadoddin, A., 2010. Introduction to Bayesian networks and their application in water resource management. In *The first national conference on water resources management, coastal land, Faculty of Agricultural Sciences and Natural Resources Sari, Iran*. (In Persian).
- 19- Money, E.S., Reskhow, K.H. and Wiesner, M.R., 2012. The use of Bayesian networks for nanoparticle risk forecasting: Model formulation and baseline evaluation. *Journal of Science of the Total Environment*, 426, pp. 436- 445.
- 20- Reggiani, P. and Weerts, A., 2008. Bayesian approach to decision-making under uncertainty: An application to real time forecasting in the river Rhine. *Journal of Hydrology*, 356, pp. 56-69.
- 21- Sadeghi Hesar, A., Tabatabaee, H. and Jalili, M., 2012. A Surface water evaporation estimation model using bayesian belief networks with an application to the Persian gulf. *Journal of Advances in Computer Research Quarterly*, 3(1), pp. 13-22.

-
- 22- Sadoddin, A., Letcher, RA., Jackeman, A.J. and Newham, L.T.H.A., 2005. Bayesian decision network approach for assessing the ecological impact of salinity management. *Mathematics and Computer in Simulation*. 69, pp. 162-176.
- 23- Sajjad Khan, M.S. and Coulibaly, P., 2006. Bayesian network for rainfall- runoff modelling. *Journal of Water Resource Research*, 42(7), pp. 130-143.
- 24- Salas, J.D., 1993. *Analysis and modeling of hydrological time series. Handbook of hydrology*, McGraw-Hill, New York.