



Reservoir inflow classification of Jamishan reservoir by K-means method and its effect on stochastic dynamic programming

Hesam Kariminezhad¹ , Seyed Ehsan Fatemi² , Maryam Hafezparast Mavadat³

¹ MSc student, water resources engineering, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran. E-mail: hesampavah@yahoo.com

² Corresponding Author, Associate professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran. E-mail: e_fatemi78@yahoo.com

³ Assistant professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran. E-mail: m.hafezparast@razi.ac.ir

ABSTRACT

Introduction

One of the Principles of water resources management is the optimal use of the reservoirs as the main sources of surface water, and this issue has a special importance in the science of water engineering. In this research, the new K-means clustering method to discretize reservoir inflow has been presented for the Stochastic Dynamic Programming (SDP). In addition, the Moran's method is used to discretize the reservoir storage. By the programming in the Python environment, the historical reservoir inflow in each season is classified to different clusters and obtained the best inflow cluster for each season. The effects of this clustering is also considering in the SDP of Jamishan reservoir. In general, the change in inflow classification will lead to a fundamental change in the transition probability matrix. Thus, the use of K-means method for the reservoir inflow discretization, due to the possibility of optimizing the number of clusters in each time period, can be very useful for the SDP. finally, it is strongly recommended to use K-means method to discretize reservoir inflow for reservoir operation by SDP.

Methodology

K-means is an object-based algorithm that selects representative clusters from the data itself rather than averaging them. K-means of a cluster is the most central element of a cluster. The purpose of this method is to reduce sensitivity to large values in the data set. Each cluster is introduced with one of the data close to the centers. According to the number of data categories (k), the value of the least squares function is minimized and the data are categorized in the best way. In addition, the Moran's method is used to discretize the reservoir storage. In this method, the upper and lower limit of the range of changes and the upper limit of each category are used as indicators of discretization of the reservoir volume. The study area includes Jamishan reservoir sub-basin with an area of 527.07 km² located in the southwest of Sanghar city near the Pirsalman hydrometric station. This watershed is the part of Kermanshah province which is between 32-34° to 34-53° North latitude and 47-22° to 47-52° East longitude. The annual average of rainfall, evaporation and temperature are 441 mm, 1534 mm and 10 degrees Celsius, respectively.

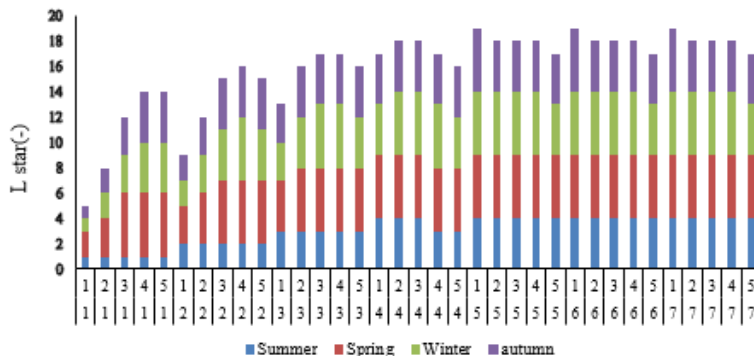
Results and discussion

Evaluating the performance of the K-means model in 4 different seasons, showed that among the 19 considered clusters, the best result in seasonal classification is obtained by the 5 inflow clusters according to the performance rate in fall, winter, spring and summer seasons - 142.57, -176.90, -475.36 and -2.10, respectively. The results of the First-order Markov chain, the possible values are given in Table 1 for 4 seasons in 5 clusters, and in this table, the specified numbers indicate the probability of moving each cluster for each season.

Table 1. First order Markov chain for 4 seasons in 5 cluster

Cluster	Season 1				
	1	2	3	4	5
1	0.263	0.316	0.158	0.211	0.053
2	0.000	0.167	0.389	0.444	0.000
3	0.000	0.000	0.500	0.000	0.500
4	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
5	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
Cluster	Season 2				
	1	2	3	4	5
1	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.552	0.222	0.000	0.222	0.000
3	0.182	0.273	0.455	0.091	0.000
4	0.154	0.615	0.154	0.077	0.000
5	0.000	0.000	0.667	0.000	0.333
Cluster	Season 3				
	1	2	3	4	5
1	0.429	0.286	0.286	0.000	0.000
2	0.000	0.231	0.308	0.462	0.000
3	0.000	0.222	0.333	0.444	0.000
4	0.000	0.000	0.000	0.750	0.250
5	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
Cluster	Season 4				
	1	2	3	4	5
1	0.833	0.167	0.000	0.000	0.000
2	0.552	0.444	0.000	0.000	0.000
3	0.583	0.417	0.000	0.000	0.000
4	0.154	0.538	0.154	0.077	0.077
5	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000

In the following, using the backward recursive function, the calculations are continued until reaching the stationary state condition. Finally, the value of l^* was obtained for all 4 periods and different combinations of k and i as Fig.1.



The results of Steady-state condition showed that l^* happened mostly in spring up to 5 clusters of the reservoir storage and the least happened in summer with one cluster. Then, the calculations of the reservoir release probability in each period for each class of inflow and storage have been made. The highest value has occurred for reservoir storage class 4 in the autumn, winter, and spring seasons but in the summer season, due to less inflow and high water demand, it has happened in reservoir storage class 5.

Conclusions

In this research, the Stochastic Dynamic Programming (SDP) of the Jamishan dam reservoir is discussed using the K-means method in classifying the inflow discharge seasonally for the 41 years of historical data. Moran's method is also used to classify the storage volume of the reservoir into 7 classes. To calculate the transition probability matrix during the first-order Markov chain process, it is necessary to have the flow class in each period. For this purpose, the k-means method is used. The reservoir inflow in each season is classified from 2 to 20 classes by programming in the Python environment and especially with the Scikit-learn library. Evaluating the performance of the K-means model in 4 different seasons, showed that among the 19 considered clusters, the best result in seasonal classification is obtained by the 5 inflow clusters. Changing the number of inflow clusters leads to changes in the transition probability matrix and this process would change the results of reservoir operation. It can be said that the use of this flow classification method can have a significant impact on the management and optimization of dam reservoir performance. In general, the use of new classification methods such as the K-means method in the discretization of reservoir inflow for the reservoir stochastic dynamic programming can be very beneficial and effective.

Keywords: Reservoir Operation, Stochastic Dynamic Programming, K-means, Markov Chain Process

Article Type: Research Article

Article history: Received: 06 May 2023 Revised: 21 June 2023 Accepted: 08 July 2023 ePublished: 15 September 2023

Cite this article: Kariminezhad, H., Fatemi, S.E., & Hafezparast Mavadat, M. (2023). Reservoir inflow classification of Jamishan reservoir by K-means method and its effect on stochastic dynamic programming, *Advanced Technologies in Water Efficiency*, 3(2), 15-32. DOI: 10.22126/ATWE.2023.9111.1052

Publisher: Razi University

© The Author(s).





طبقه‌بندی جریان فصلی سد جامیشان با روش K-means و اثر آن در برنامه‌ریزی پویای تصادفی

حسام کریمی نژاد^۱، سید احسان فاطمی^۲، مریم حافظ پرست مودت^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: hesampavah@yahoo.com

^۲ نویسنده مسئول، دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: e_fatemi78@yahoo.com

^۳ استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: maryam.hafezparast@gmail.com

چکیده

بهره‌برداری بهینه از مخازن سد های کشور به‌عنوان اصلی‌ترین منابع آب‌های سطحی دارای اهمیت و جایگاه ویژه‌ی در مدیریت منابع آب می‌باشد. در این تحقیق، ابتدا با استفاده از روش جدید خوشه‌بندی K-means کلاسه دبی ورودی به مخزن سد در هر فصل بهینه شد و برای گسسته سازی حجم ذخیره مخزن از روش موران در ۷ کلاسه استفاده شد. با کمک برنامه‌نویسی در محیط پایتون، آبدهی ورودی مخزن در هر فصل از ۲ تا ۲۰ کلاسه مختلف طبقه‌بندی شد. از میان ۱۹ خوشه در نظر گرفته شده، برای کلاسه جریان شماره ۵، بهترین نتایج در طبقه‌بندی دبی فصلی حاصل شده است. سپس مقدار I^* در شرایط ایستا در ازای ترکیبات مختلف از k و i به دست آمد. نتایج نشان داد که بیش‌ترین تغییرات در بهار تا ۵ کلاسه مخزن و کمترین آن در تابستان با یک کلاسه از مخزن اتفاق افتاده است. بیشترین میزان احتمال خروجی از مخزن در فصول پاییز، زمستان و بهار برای کلاسه مخزن ۴ اتفاق افتاده است و برای فصل تابستان به دلیل آبدهی کمتر و بالاتر بودن میزان نیاز، این مقدار در کلاسه ۵ مخزن اتفاق افتاده است. از آنجا که تغییر در کلاسه‌بندی جریان منجر به تغییر اساسی در ماتریس احتمال انتقال خواهد شد لذا استفاده از روش K-means در گسسته‌سازی آبدهی جریان با توجه به امکان بهینه‌شدن تعداد خوشه‌ها در هر دوره زمانی، می‌تواند در برنامه‌ریزی پویای تصادفی مخزن بسیار سودمند و تاثیرگذار باشد. لذا استفاده از این روش در بهره‌برداری از مخازن بصورت برنامه‌ریزی پویای تصادفی قویا توصیه می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: بهره‌برداری مخزن، SDP، پایتون، زنجیره مارکوف

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

سابقه مقاله: دریافت: ۱۶ اردیبهشت ۱۴۰۲ اصلاح: ۳۱ خرداد ۱۴۰۲ پذیرش: ۱۷ تیر ۱۴۰۲ چاپ الکترونیکی: ۲۴ شهریور ۱۴۰۲

استناد: کریمی نژاد، ح.، فاطمی، س.ا.، و حافظ پرست مودت، م. (۱۴۰۲). طبقه‌بندی جریان فصلی سد جامیشان با روش K-means و اثر آن در برنامه‌ریزی پویای

تصادفی، فناوری های پیشرفته در بهره وری آب، ۳(۲)، ۱۵-۳۲. شناسه دیجیتال: 10.22126/ATWE.2023.9111.1052



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه رازی

یکی از مهمترین مسائل مالی و اقتصاد مهندسی مورد توجه پس از ساخت سد، بهره‌برداری اصولی و بهینه از مخازن سد می‌باشد. این مهم در سایر کشورهای مدرن و پیشرفته نیز مورد توجه خاص و ویژه‌ای قرار می‌گیرد. بنابراین این موضوع دارای اهمیت و جایگاه ویژه‌ای در علم مهندسی سد می‌باشد. از این رو در این تحقیق با استفاده از رویکرد برنامه‌ریزی پویای تصادفی، یک معیار و چارچوب چند مرحله‌ای برای مدیریت و بهینه‌سازی بر عملکرد مخازن سد، ارائه شده است. به دلیل وجود نوسان در میزان آورد رودخانه‌ها و همچنین محدود بودن ظرفیت مخازن سدها، همواره از نظر توزیع زمانی میان میزان ورودی به مخزن و نیاز آبی پایین دست مغایرت وجود دارد؛ بنابراین بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها یکی از مباحث ضروری در مدیریت منابع آب و به‌ویژه منابع آب سطحی است. در بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها، هدف دستیابی به میزان خروجی بهینه از سد برای تأمین نیاز بخش‌های مختلف تقاضاکننده آب طی زمان است.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مدل‌های مدیریت و برنامه‌ریزی، امکان بهره‌برداری بهینه از منابع آبی محدود موجود را فراهم می‌سازند. برنامه‌ریزی و مدیریت در زمینه مهندسی رودخانه بدون اطلاع از دبی جریان امکان‌پذیر نیست، ضمن اینکه اطلاع از دبی رودخانه جهت بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها، اهمیت آن در عملکرد صحیح و اقتصادی سازه‌های آبی و دریچه سد، طراحی سیستم‌های هشدار سیل و پروژهای ساماندهی رودخانه و... لازم و ضروری می‌باشد. پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت از دقت بیشتری برخوردار بوده و آسانتر به دست می‌آیند اما به علت شرایط اقلیمی می‌تواند پرمخاطره و مستلزم صرف هزینه زیاد باشد در مقابل پیش‌بینی‌های بلندمدت به علل مختلف دارای خطای بیشتری بوده و از پیچیدگی‌های بیشتری در مدل‌سازی و شبیه‌سازی برخوردارند و به همین نسبت اهمیت آنها برای یک سیستم مدیریت منابع آب بسیار زیاد می‌باشد، به‌طوری‌که افزایش میزان اندکی دقت در این پیش‌بینی‌ها، فواید زیادی را عاید سیستم بهره‌برداری خواهد نمود. نخستین و بدیهی‌ترین فایده حاصل از پیش‌بینی‌های بلندمدت، این است که تصمیم‌گیری‌های مبنی بر ذخیره و آزادسازی آب، پویاتر شده و منجر به سودمندی بیشتر تولید برقی، تأمین نیازها و کاهش خسارت سیل و خشک‌سالی می‌گردد. بنابراین دستیابی به ساختار بهینه برای سیستم‌های منابع آب با توجه به اهداف مختلف طرح‌های توسعه، همواره از چالش‌های مهم در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب بوده است. در این زمینه استفاده از روش‌های بهینه‌سازی و برنامه‌ریزی پویای تصادفی بر مبنای شبیه‌سازی از نوع الگوریتم‌های جستجوی هوشمند می‌تواند مورد توجه قرار گیرد. در سال‌های اخیر الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌صورت گسترده در مسائل بهینه‌سازی مختلف استفاده شده‌اند. در زیر برخی از تحقیقات علمی در این زمینه آورده شده است:

برهانی داریان (۱۳۸۴)، نقش عدم قطعیت پیش‌بینی جریان در بهره‌برداری از مخزن سد دز را مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه انواع مدل‌های برنامه‌ریزی پویای تصادفی و همچنین برنامه‌ریزی پویای قطعی برای سد مخزنی چند منظوره دز در جنوب غربی ایران ارائه و مقایسه شده است. ارزیابی نقش پیش‌بینی جریان ورودی در بهره‌برداری بهینه از مخازن، با استفاده از دو نوع مدل برنامه‌ریزی پویای استوکاستیک صورت گرفته است. نتایج حاصل نشان داده است که عدم توجه به موضوع پیش‌بینی در مدل‌هایی که نیاز به پیش‌بینی جریان دارند و معلوم فرض کردن داده‌ها، نتایجی پر خطا و به دور از واقعیت داشته و فرد را در انتخاب نوع مدل دچار اشتباه می‌کند.

مدرسی و بزرگ حداد (۱۳۸۷)، در تحقیقی بیان داشتند که یکی از روش‌های استخراج قوانین بهره‌برداری از مخازن، روش برنامه‌ریزی پویای تصادفی می‌باشد. در این روش، عامل دبی ورودی به مخزن به عنوان عامل تصادفی در نظر گرفته می‌شود. در روش SDP یکی از مهم‌ترین عوامل برای رسیدن به جواب بهینه، نحوه گسسته‌سازی حجم مخزن و دبی‌های ورودی به مخزن همچنین تعداد گسسته‌سازی State در حجم مخزن و دبی ورودی به مخزن می‌باشد. در تحقیق ایشان، برای بررسی اثر این عوامل، از اطلاعات سد مخزنی دز استفاده شده است و نتایج نشان داد که از میان روش‌های گسسته‌سازی دبی ورودی به مخزن، روش طول دسته مساوی مناسب‌تر است. همچنین در روش‌های گسسته‌سازی حجم مخزن، روش موران و ساوارنسکی تقریباً دارای نتایج یکسانی هستند. در نهایت هر چه تعداد دسته‌های حجم مخزن بیشتر و تعداد دسته‌های دبی ورودی به مخزن کمتر باشد، نتایج بدست آمده مطلوب‌تر و کمبود کمتر می‌باشد.

نتایج تحقیق فرهمند و کریمی گوغری (۱۳۹۱)، نشان داد که انتخاب و به‌کارگیری روش‌های مدیریتی مناسب جهت حفاظت و نگهداری منابع طبیعی در حوضه‌های آبریز، از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. لذا، توانایی دو روش خوشه‌بندی، تجزیه و تحلیل خوشه‌های K-means و تجزیه و تحلیل خوشه‌های فازی، مورد ارزیابی قرار گرفت. ۲۶ زیرحوضه از حوضه آبریز لای کرباس بردسیر در استان کرمان جهت مطالعه موردی، انتخاب شد. تعداد بهینه خوشه‌ها براساس دو شاخص اعتبارسنجی، Davies-Bouldin و Dunn تعیین شد. نتایج خوشه‌بندی زیرحوضه‌ها در حوضه مورد مطالعه برای تحقیق ایشان، تطابق بالایی را نشان داد. بررسی روی تعداد خوشه ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ انجام شد که با کاهش تعداد خوشه‌ها، مقدار شاخص Davies-Bouldin مرتباً افزایش یافت.

انوری (۱۳۹۴)، مقایسه عملکرد مدل‌های SDP، DP و SSSD در بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخرن آبی چند منظوره، را در سیستم چند منظوره زاینده‌رود مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج حاکی از آن بود که مدل‌های SDP و SSSD نسبت به مدل‌های DP عملکرد بهتری داشتند و مدل SDP با توجه به شاخص‌های کارایی و کمتر بودن بار محاسباتی آن اندکی بر مدل SSSD برتری دارند.

سلیمانی و همکاران^۱ (۲۰۱۶)، به بررسی سیاست بهره‌برداری بهینه با در نظر گرفتن عدم قطعیت جریان ورودی و نیاز کشاورزی استخراج شده به‌وسیله برنامه‌ریزی دینامیکی با روش SDP به‌کاربرده شده و روش SDP کلاسیک بسط داده شده با در نظر گرفتن تنها یک عدم قطعیت در سیاست بهره‌برداری پرداختند. نتایج مطالعه، مزیت در نظر گرفتن عدم قطعیت جریان ورودی و نیاز آبی را نشان داد.

نه تنها روش خوشه‌بندی در آبهای سطحی قابلیت کلاسه‌بندی جریان را داشته بلکه در منابع زیرزمینی نیز مورد استفاده قرار گرفته است. جوادی و همکاران^۲ (۲۰۱۷)، از روش خوشه‌بندی K-means به عنوان ابزاری برای اصلاح ارزیابی شاخص DRASTIC در آسیب‌پذیری به آبخوان قزوین با مساحت ۴۹۴۲ کیلومتر مربع پرداختند. این روش که بر روی یک آبخوان بزرگ در شمال ایران اعمال شد و نتایج آن به‌صورت آماری با تخمین‌های آسیب‌پذیری به‌دست‌آمده از روش سنتی DRASTIC مقایسه شد، نتایج نشان داد که با استفاده از روش خوشه‌بندی یک نقشه آسیب‌پذیری ایجاد گردید که بر وزن‌ها و رتبه‌بندی‌های ثابت تکیه نمی‌کند و در نتیجه نمایش عینی‌تری از ویژگی‌های فیزیکی سیستم ارائه می‌کند. این مسئله سبب شد که ضرایب همبستگی پیرسون برای لایه‌های نیترات، کلرید و TDS، به ترتیب، ۱۵، ۲۲ و ۵ درصد بیشتر از روش سنتی DRASTIC محاسبه گردد.

خو و همکاران^۳ (۲۰۱۸)، از یک روش یکپارچه با ترکیب مدل سیلاب شهری، شامل روش وزن آنتروپی بهبود یافته و الگوریتم خوشه k-means برای ارزیابی خطر سیل شهری در منطقه‌ای در هایکو، چین پیشنهاد کردند. رویکرد پیشنهادی بدون در نظر گرفتن استاندارد طبقه‌بندی سطوح مختلف ریسک، از روش‌های داده‌منا استفاده کرده و نتیجه معقول‌تر و عینی‌تری نسبت به روش‌های معمول سنتی ارائه می‌دهد. هفت شاخص ارزیابی با جفت کردن سیستم شاخص خطر طبیعی و مدل‌های هیدرولوژیکی انتخاب می‌شوند. وزن‌های شاخص با یک روش وزن آنتروپی بهبودیافته محاسبه می‌شوند که روش وزن آنتروپی و روش فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) را ادغام می‌کند. سپس از الگوریتم خوشه‌های k-means برای تهیه نقشه خطر سیل در منطقه مورد مطالعه استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که مناطق پرخطر ۱۳/۷ درصد از کل مساحت را پوشش می‌دهند که عموماً عمق آبگرفتگی بالاتر و ارتفاعات کمتری را نشان می‌دهند. نتیجه ارزیابی به خوبی با داده‌های تاریخی رویدادهای سیل مطابقت دارد و می‌تواند اطلاعات ارزشمندی را برای مدیریت سیل شهری ارائه دهد.

مرید و همکاران (۱۳۹۸)، در تحقیقی عملکرد طیف متنوعی از مدل‌ها شامل برنامه‌ریزی پویای قطعی، برنامه‌ریزی پویای احتمالاتی با کلاسه‌بندی جریان (SDP_Class)، برنامه‌ریزی پویای احتمالاتی مبتنی بر سناریوهای تاریخی جریان (SDP_Scenario) و برنامه‌ریزی پویای احتمالاتی با نمونه‌گیری (SSDP) را در سیستم چند منظوره سد زاینده‌رود ارزیابی و مقایسه کردند. در این تحقیق ابتدا سیاست‌های بهینه بهره‌برداری در شرایط نیاز ثابت کشاورزی و سپس ملاحظه همزمان نیازهای کشاورزی و برقابی در کنار تامین نیازهای شرب، صنعت و زیست محیطی، در نظر گرفته شد و در نهایت عملکرد مدل‌های بهینه‌سازی با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی و معیارهای کارایی همانند اعتمادپذیری زمانی و کمی، بیشینه و میانگین کمبود و نیز زمان اجرای مدل‌ها ارزیابی کردند. نتایج برتری محسوس مدل‌های SDP و

¹ Soleimani et al

² Javadi et al

³ Xu et al

SSDP را در مقایسه با مدل‌های DP نشان داد. این برتری عملکرد برای مدل SSDP و نیز شرایط حدی کم آبی‌ها بارزتر بود. با وجود عملکرد بهتر مدل SSDP، بار محاسباتی و زمان اجرای آن بیشتر بود که روش‌های پیش تخصیص‌دهی متغیرها و برنامه‌نویسی برداری شده، توانست تاثیر زیادی در کاهش زمان اجرای تمامی مدل‌ها و به خصوص SSDP داشته باشد.

فاطمی و کوهی (۱۳۹۸) در مطالعه‌ای، مدل برنامه‌ریزی پویای احتمالاتی را به منظور تعیین کلاس بهینه حجم مخزن سد جامیشان در توابع هدف مختلف مورد بررسی قرار دادند. جریان ورودی با روش طول بازه‌های مساوی به ۳ کلاس بصورت فصلی و حجم مخزن با روش موران به کلاس‌های ۳، ۵، ۷ و ۱۰ گسسته‌سازی گردید در این تحقیق تابع هدف به صورت حداقل‌سازی خسارات سیستم برای هر ترکیب از کلاس جریان و حجم مخزن (k,i) روش برنامه‌ریزی پویای احتمالاتی انجام شد. با دستیابی به سیاست پایا برای هر دوره، مقادیر رهاسازی، حجم جریان و حجم مخزن به صورت قطعی برای هر دوره محاسبه شد.

ژانگ و همکاران^۱ (۲۰۲۰)، یک ماشین یادگیری افراطی تکاملی مبتنی بر کلاس جدید (CEELM) را برای تعیین قانون عملکرد مناسب مخزن برق آبی توسعه دادند. در این تحقیق در CEELM، روش خوشه‌بندی k-means ابتدا برای تقسیم همه عوامل تأثیرگذار به چندین منطقه فرعی ناپیوسته با الگوهای ساده‌تر اتخاذ شد و سپس ELM بهینه‌سازی شده توسط هوش ازدحام ذرات برای شناسایی رابطه پیچیده ورودی-خروجی در هر خوشه اعمال گردید. نتایج حاصل از دو مخزن چین نشان می‌دهد که روش پیشنهادی ایشان می‌تواند عملکرد رضایت‌بخشی را در استخراج قوانین عملیاتی مخزن برق آبی به دست آورد. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که قابلیت تعمیم مدل را می‌توان با جداسازی هر زیر کلاس متشکل از مجموعه داده مشابه بهبود بخشید.

نوربه و همکاران^۲ (۲۰۲۰)، در تحقیقی از مدل احتمالی شبکه‌های بیزی (BNs) برای ارزیابی کارایی آن در پیش‌بینی جریان ورودی به مخازن با توجه به عدم قطعیت‌ها با استفاده از BN‌های پیوسته و همچنین ادغام خوشه‌بندی K-means و BN‌های گسسته به ترتیب برای پیش‌بینی بزرگی و دامنه جریان‌های ورودی بر حسب سناریوهای پیش‌بینی سالانه و ماهانه در مخزن سد زاینده‌رود استفاده کردند. برای دستیابی به بهترین ساختار شبکه در این سناریوها، الگوهای مختلفی بر اساس ترکیبی از پیش‌بینی کننده‌ها تعریف شد. با توجه به نتایج پیش‌بینی دامنه ورودی، دقت پیش‌بینی الگوهای سالانه و ماهانه به ترتیب ۷۵ و ۸۳ درصد بود. نتایج مدل‌سازی نشان داد که BN در پیش‌بینی محدوده جریان ورودی بهتر از پیش‌بینی عددی آن عمل می‌کند. مدل پیشنهادی می‌تواند تصمیم‌گیری در مورد بهره‌برداری از مخازن را بهبود بخشد.

لیو و همکاران^۳ (۲۰۲۲)، در تحقیقی مدل CVaR-SCHOM را ایجاد کردند و با استفاده از مدل و خوشه‌بندی k-means برای طبقه‌بندی دنباله جریان پیش‌بینی شده در ایستگاه‌های برق آبی آبشار جینگوان در حوضه رودخانه یالونگ به توصیف دقیقی از عدم قطعیت پیش‌بینی جریان کوتاه‌مدت دست یافتند. نتایج نشان داد که در مقایسه با مدل بهینه‌سازی قطعی سنتی، CVaR-SCHOM پیشنهاد شده در این مقاله در کاربردهای دنیای واقعی به خوبی عمل می‌کند و مدل پیشنهادی درجات مختلفی از بهبود مزایا و خطرات را برای مقادیر مختلف پیش‌بینی به همراه دارد و تصمیم‌گیرندگان می‌توانند با توجه به نگرش ریسک خود، طرح‌های مختلفی را انتخاب کنند.

لیو و همکاران (۲۰۲۳)، از روش خوشه‌بندی در افزایش دقت مدل پیش‌بینی کوتاه‌مدت استفاده کردند چراکه پیش‌بینی رواناب با دقت بالا برای محافظت از خواص و جان افراد حیاتی است. در این مطالعه، یک چارچوب کوتاه‌مدت پیش‌بینی جریان با ترکیب روش LSTM با نقشه خودسازمان‌دهنده (SOM) پیشنهاد گردید که عوامل آبی-هواشناسی را از طریق شبکه SOM خوشه‌بندی می‌کند تا جریان را به چندین حالت جریان با حالت‌های مختلف خوشه‌بندی کند. این مدل برای پیش‌بینی جریان ۱ تا ۳ روز آینده در حوضه رودخانه Qingxi در چین استفاده شد و عملکرد آن با مدل‌های LSTM, ANN, SVR, SOM-ANN, SOM-SVR, FCM-LSTM مقایسه گردید. نتایج نشان می‌دهد که SOM-LSTM به طور قابل توجهی دقت پیش‌بینی پیش‌بینی کوتاه‌مدت جریان را بهبود می‌بخشد و قابل‌اعتمادترین پیش‌بینی

¹ Zhang et al

² Noorbeh et al

³ Liu et al

را زمانی که زمان تحویل ۱ تا ۲ روز است، دارد. همچنین اگر تعداد خوشه‌هایی که روی ۴ تنظیم شوند برای چارچوب پیش‌بینی پیشنهادی بسیار مناسب‌تر است. نتایج کلی نشان می‌دهد که SOM-LSTM یک روش کارآمد برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت جریان ارائه می‌دهد. بررسی تحقیقات پیشین نشان می‌دهد انواع روش‌های پویای تصادفی در حل مسئله مدیریت و بهینه‌سازی بر عملکرد مخازن سد در مقایسه با روش‌های قطعی مانند برنامه‌ریزی‌های خطی، غیرخطی و دینامیکی عملکرد رضایت‌بخشی دارند. اما تاکنون از روش خوشه‌بندی K-means در کلاسه بندی جریان ورودی به مخزن و بررسی اثر آن در نتایج برنامه‌ریزی پویای تصادفی (SDP) برای بهینه‌سازی عملکرد مخازن سد استفاده نشده است. لذا در پژوهش حاضر پس از معرفی روش خوشه‌بندی k میانگین (K-means) و برنامه‌ریزی پویای تصادفی (SDP)، عملکرد این روش‌ها در مسئله مدیریت و بهینه‌سازی عملکرد سد جامیشان واقع در استان کرمانشاه ارزیابی شده است.

موارد و روش‌ها

در برنامه‌ریزی در شرایط پویای تصادفی، حجم مخزن و جریان ورودی به مخزن در کلاس‌های مختلف طبقه‌بندی و گسسته‌سازی می‌شوند. از آنجاییکه مقدار جریان ورودی مخزن در این رویکرد به صورت غیرقطعی بیان می‌شود، می‌توان تابع احتمال انتقال آن را با توجه به فرآیند احتمالاتی زنجیره مارکوف مرتبه اول نوشت. در این روش هدف محاسبه احتمال وقوع متغیر دارای عدم قطعیت در دوره زمانی بعدی در هر یک از بازه‌های گسسته‌سازی شده است. یک فرآیند مارکوف مرتبه اول دارای این ویژگی است که وابستگی مقادیر آینده فرآیند به مقادیر گذشته، صرفاً به مقدار اخیر آن و نه به مقادیر گذشته یا مشاهدات بستگی دارد و رابطه ریاضی آن به صورت زیر بیان می‌شود (لاکس و همکاران، ۲۰۰۵):

$$P_{ij}^t = \left[[Q_{t+1} | Q_t] \right] \quad (1)$$

P_{ij}^t : تابع احتمال انتقال است که نشان‌دهنده‌ی میزان احتمال وابستگی دبی وقوع یافته در دوره $t+1$ به وقوع دبی در دوره t است.

Q_{t+1} : دبی در دوره $t+1$

Q_t : دبی در دوره t

باید توجه داشت که میزان تابع ماتریس فوق از طریق سری زمانی تاریخی آبدی ورودی به مخزن سد به دست می‌آید.

روابط حاکم در برنامه‌ریزی پویای تصادفی:

با استفاده از رابطه پیوستگی در مخزن سد برای تعیین ظرفیت مخزن معادله بیان می‌توان نوشت:

$$S_{lt+1} = S_{kt} + Q_{it} - E_{klt} - R_{kilt} \quad (2)$$

که در این رابطه شاخص‌های k و l مربوط به کلاس‌بندی مخزن به ترتیب در ابتدای دوره‌های t و $t+1$ می‌باشند و شاخص i مربوط به کلاس‌بندی جریان ورودی مخزن در دوره t می‌باشد.

E_{klt} : میزان تبخیر از مخزن متناظر با کلاس بندی‌های k و l می‌باشد.

R_{kilt} : مقدار جریان خروجی در طول دوره t می‌باشد.

اگر مقدار عملکرد کل سیستم B_{kilt} باشد و تابع هدف حداقل کردن کاهش مقدار امید ریاضی بهره‌وری سیستم باشد تابع تکرار مربوط به برنامه‌ریزی پویای تصادفی به صورت زیر می‌باشد:

$$f_t^n(k,i) = \text{Min} \left[B_{kilt} + \sum_j P_{ij}^t f_{t+1}^{n-1}(l,j) \right] \quad (3)$$

¹ Loucks et al

تابع تکرار در هر مرحله محاسبه می‌شود و در حالت پایدار یعنی زمانی که مقدار تابع هدف در سال‌های متفاوت برای دوره‌های زمانی یکسان و در هر کلاسه جریان و مخزن مقدار آن برابر شود ادامه خواهد یافت. لذا در شرایط پایدار میزان اختلاف $f_t^{n+T}(k \text{ و } i) - f_t^n(k \text{ و } i)$ مقدار ثابتی خواهد شد و پس از ارضای این شرط مقدار سیاست بهینه تحت عنوان $I^*(k \text{ و } i \text{ و } t)$ به دست خواهد آمد. با رسیدن به سیاست پایای بهینه و مشخص بودن $I^*(k \text{ و } i \text{ و } t)$ در هر دوره مقادیر احتمال برای رهاسازی از مخزن، جریان ورودی و حجم مخزن از روابط ۴ تا ۶ محاسبه می‌شود (لاکس و همکاران، ۲۰۰۵).

$$PR_{ljt+1} = \sum_k \sum_i PR_{kit} P_{ij}^t \quad (۴) \text{ رابطه پیوستگی در شرایط پایدار:}$$

$$PS_{kt} = \sum_i PR_{kit} \quad (۵)$$

$$PQ_{it} = \sum_k PR_{kit} \quad (۶)$$

تابع هدف:

تابع هدف به صورت حداقل سازی خسارات سیستم بیان می‌شود:

$$B_{kilt} = \left[(R_{kilt} - T_r^t)^2 + (S_{kt} - T_s^t)^2 \right] \quad (۷)$$

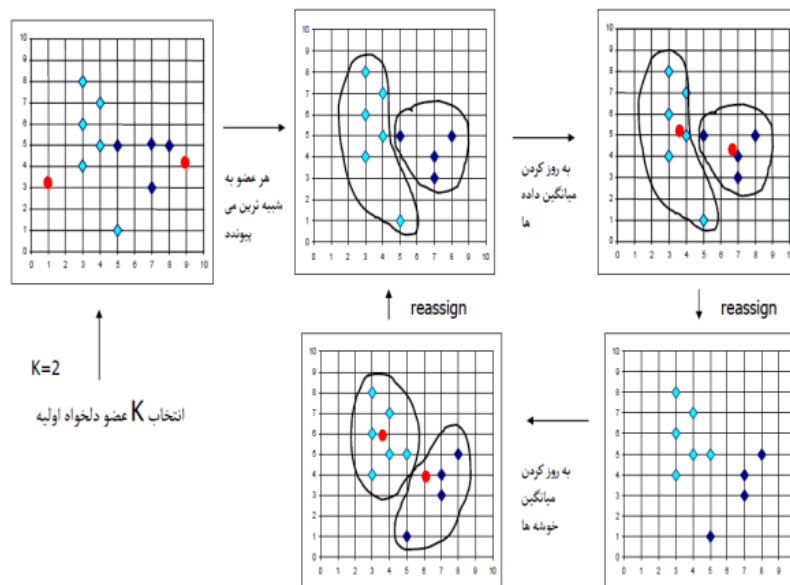
که در این فرمول، S_{kt} ذخیره مخزن در ابتدای دوره، T_s^t مقدار خروجی هدف در هر دوره، R_{kilt} مقدار رهاسازی از مخزن در هر دوره و T_r^t مقدار هدف حجم خروجی از مخزن (نیاز پایاب سد) در هر دوره است (لاکس و همکاران، ۲۰۰۵).

گسسته‌سازی جریان - روش خوشه‌بندی K-means:

اصطلاح k-means clustering برای اولین بار توسط جیمز مک‌کوبین در سال ۱۹۶۷ مورد استفاده قرار گرفت. K-means الگوریتمی مبتنی بر شی می‌باشد و نماینده خوشه‌ها را از میان خود داده‌ها و نه میانگین‌گیری از آن‌ها انتخاب می‌کند. در واقع K-means یک خوشه، مرکزی‌ترین عنصر یک خوشه است. هدف این روش، کم کردن حساسیت نسبت به مقادیر بزرگ در مجموعه داده‌هاست. در این الگوریتم هر خوشه با یکی از داده‌های نزدیک به مرکز معرفی می‌شود؛ بنابراین این روش، روشی در کمی‌سازی بردارهاست که در اصل از پردازش سیگنال گرفته شده و برای آنالیز خوشه‌بندی در داده‌کاوی محبوب است. k - میانگین، خوشه‌بندی با هدف تجزیه مشاهدات n به k خوشه است که در آن هر یک از مشاهدات متعلق به خوشه‌های با نزدیک‌ترین میانگین آن است، این میانگین به‌عنوان پیش‌نمونه استفاده می‌شود. در این الگوریتم با توجه به تعداد دسته‌بندی داده‌ها (k) مقدار تابع حداقل مربعات زیر مینیمم شده و داده‌ها به بهترین شکل از هم گسسته و دسته‌بندی می‌شوند (استینلی و بروسکا، ۲۰۰۷).

$$J = \sum_k \sum_{p_i} (p_i - c_k)^2 \quad (۸)$$

که p_i یا (X_i, Y_i) یک نمونه داده از مجموعه داده‌های C_k یا (C_{kx}, C_{ky}) به مرکز خوشه k اشاره دارد. نمونه‌ای از این طبقه‌بندی در الگوریتم k-means در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱. مراحل طبقه‌بندی در الگوریتم k-means (استینلی و بروسکا، ۲۰۰۷)

گسسته‌سازی مخزن - روش موران

در این مطالعه برای گسسته‌سازی حجم مخزن از روش موران استفاده شده است. در این روش حد بالا و پایین دامنه تغییرات و مرز بالای هر دسته به عنوان شاخص‌های گسسته‌سازی حجم مخزن مورد استفاده قرار می‌گیرند (دامنه تغییرات بر $n-1$ دسته تقسیم می‌شود).

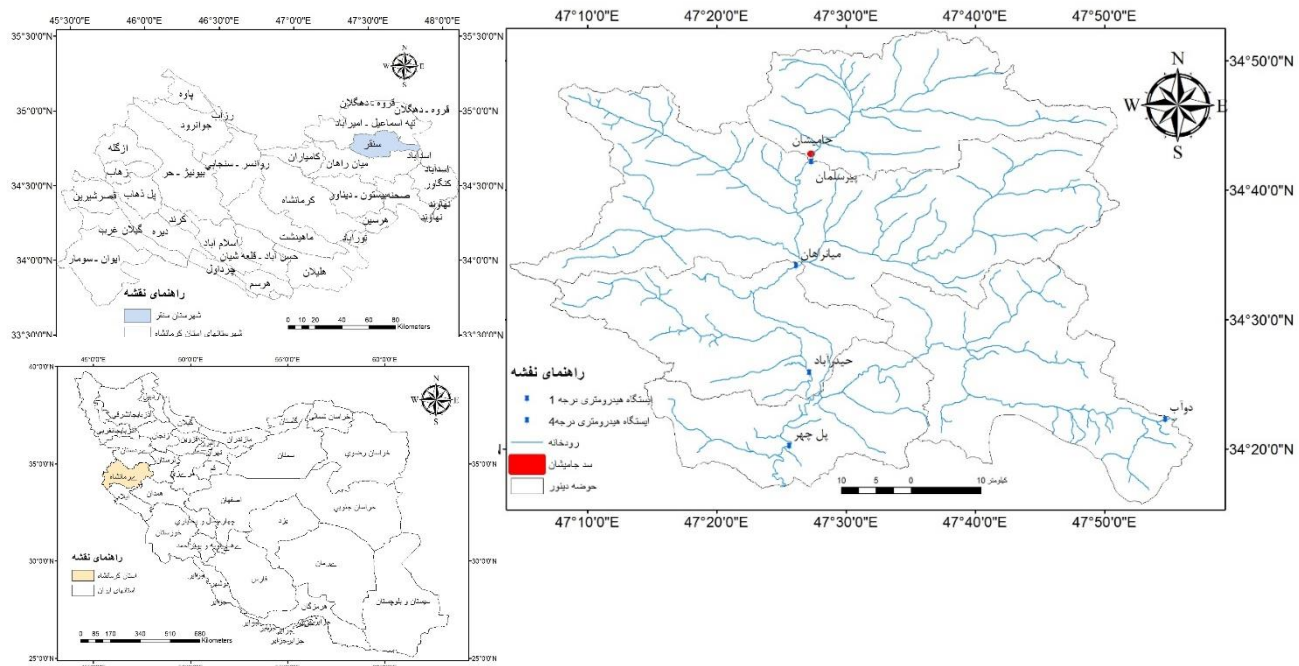
$$S_k = (k-1) \frac{CAP}{SDN-1}; \quad k=1,2,3,\dots,SDN-1 \quad (9)$$

که S_k حجم گسسته شده k ام، CAP محدوده حجم فعال مخزن (Capacity)، SDN تعداد تراز حجم ذخیره گسسته شده (Storage Discrete Number) می‌باشد.

منطقه مورد مطالعه:

در این تحقیق از داده‌های حوضه آبریز سد جامیشان با مساحت ۵۲۷/۰۷ کیلومتر مربع در جنوب غربی شهرستان سنقر و کلیایی در نزدیکی ایستگاه هیدرومتری پیرسلیمان استفاده شده است. این حوضه آبریز از نظر تقسیمات کشوری جزء استان کرمانشاه و بخشی از سرشاخه‌های حوضه رودخانه سیمره محسوب می‌شود. حوضه آبریز مورد استفاده در این تحقیق در حد فاصل $32^\circ - 34^\circ$ تا $53^\circ - 54^\circ$ عرض شمالی و $22^\circ - 47^\circ$ تا $47^\circ - 52^\circ$ طول شرقی می‌باشد. متوسط بارندگی سالانه آن ۴۴۱ میلی‌متر، متوسط تبخیر از سطح آزاد آن ۱۵۳۴ میلی‌متر و متوسط دمای سالانه آن ۱۰ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. مشخصات فنی سد جامیشان در جدول ۱ آورده شده و همچنین موقعیت سد جامیشان در این حوضه آبریز در شکل (۲) نشان داده شده است. آبدهی فصلی در ۴۱ سال آمار (۱۳۵۰ تا ۱۳۹۰) مورد استفاده قرار گرفته است.

¹ Steinley & Brusco



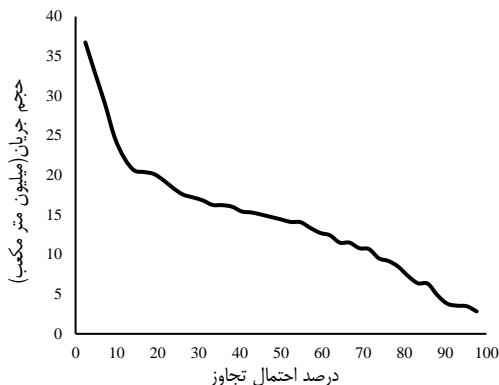
شکل ۲. موقعیت سد جامیشان واقع در استان کرمانشاه در حوضه آبریز

این سد از نوع سنگریزه‌ای با هسته رسی با حجم مفید ۵۳/۱۸ میلیون متر مکعب می‌باشد. اهداف احداث این سد عبارتند از: تنظیم و ذخیره آب رودخانه جامیشان جهت آبیاری حدود ۳۰۰۰ هکتار اراضی دشت دینور و تنظیم حقا به ۲۲۰۰ هکتار از اراضی دشت چمچمال؛ تامین آب صنایع منطقه؛ کنترل سیلاب و بهبود محیط زیست منطقه می‌باشد. نیازهای پایاب سد شامل کشاورزی، صنعت و زیست‌محیطی است که عدد مربوط به نیاز هر ماه یا فصل، حاصل مجموع ۳ نیاز ذکر شده می‌باشد. مشخصات سد جامیشان در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱. مشخصات سد جامیشان

نوع سد	سنگریزه‌ای با هسته رسی
طول تاج	۲۷۷/۶ متر
ارتفاع از بستر	۵۳ متر
حجم بدنه سد	۱/۰۸ میلیون مترمکعب
حجم مخزن در نرمال	۶۲/۸ میلیون مترمکعب
حجم مفید	۵۳/۱۸ میلیون مترمکعب

مقدار خروجی هدف در هر دوره که در این تحقیق میزان نیاز فصلی پایاب سد جامیشان در هر فصل می باشد که به ترتیب ۱/۵، ۵/۶، ۱۳/۲ و ۲۰/۲ میلیون مترمکعب از پاییز تا تابستان می‌باشد مقدار حجم مخزن هدف در هر دوره که در سد جامیشان برابر ۳۰ میلیون مترمکعب می‌باشد. مخزن سد جامیشان با استفاده از روش موران نیز به ۷ کلاستر (۰/۵، ۹/۲، ۱۷/۹، ۲۶/۶، ۳۵/۳، ۴۴ و ۵۲/۷) تقسیم‌بندی شده است (فاطمی و کوهی ۱۳۹۸). برای انجام این تحقیق، از سری تاریخی جریان ورودی به مخزن سد جامیشان در یک دوره ۴۱ ساله استفاده شده است، که منحنی تداوم جریان آن به صورت شکل (۳) می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود این رودخانه صورت دائمی بوده و دارای میانه ۱۴/۴ میلیون مترمکعب در ماه می‌باشد.



شکل ۳. منحنی تداوم جریان رودخانه جامیشان

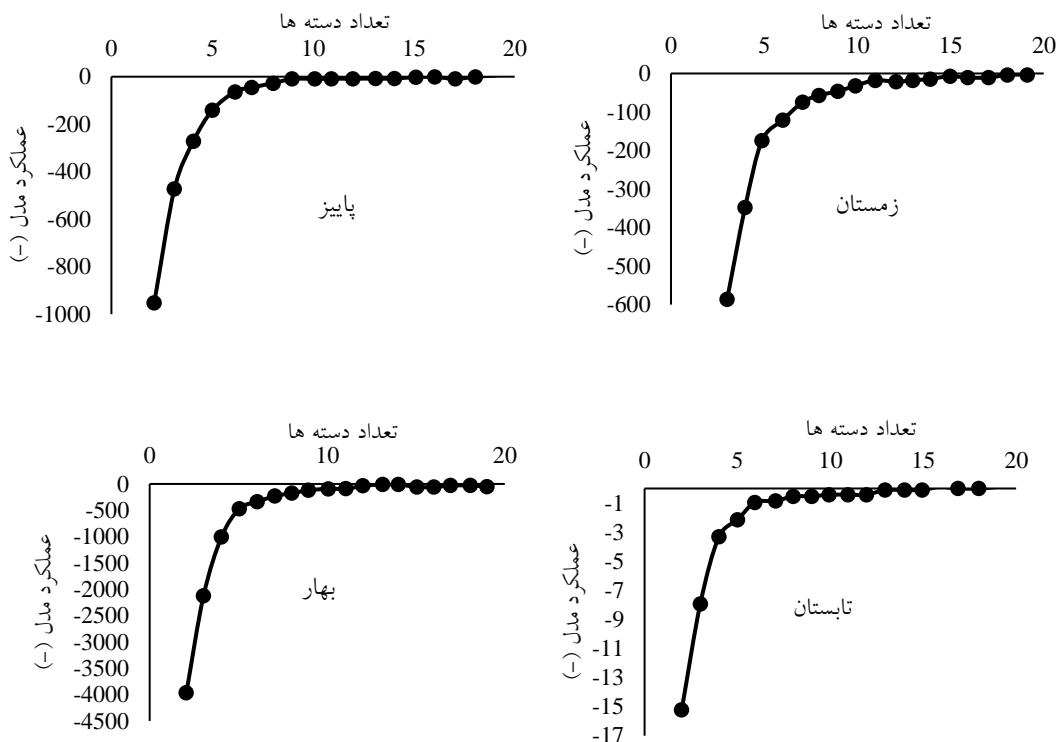
با توجه به کلاس‌های موجود ماتریس‌های احتمال انتقال برای هر دوره (فصل) با استفاده از برنامه نوشته شده در محیط پایتون با استفاده از قاعده زنجیره مارکوف مرتبه اول بین دبی‌های ورودی محاسبه شد. سری تاریخی جریان ورودی به مخزن به صورت یک ماتریس 4×4 تبدیل می‌شود و با روش k-means مرکز هر دسته به عنوان شاخص آن دسته لحاظ شد. در ادامه، با استفاده از تابع تکرار پسروری تعریف شده، محاسبات به صورت پس رو صورت تا رسیدن به شرایط مانا ادامه یافت. نهایتاً مقدار l^* برای هر ۴ دوره و به ازای ترکیبات مختلف از k و i به دست آمد. با استفاده از روش ماتریس معکوس جواب دستگاه معادلات احتمال خروجی از مخزن در هر دوره و هر کلاس گسسته‌سازی شده دبی و مخزن محاسبه در محیط پایتون با کتابخانه numpy محاسبه گردید.

نتایج

در این مطالعه، برنامه‌ریزی پویای تصادفی سد مخزنی جامیشان با در نظر گرفتن حجم گسسته مخزن سد توسط روش موران در هفت بازه (فاصلی و کوهی، ۱۳۹۸) و همچنین استفاده از ۴۹۲ داده ورودی به مخزن سد، ابتدا کلاس بهینه دبی ورودی به مخزن سد با روش K-means مشخص شد. با این روش جدید کلاس‌های مختلف جریان ورودی مخزن سد برای ۴ دوره فصلی (پاییز، زمستان، بهار و تابستان) تقسیم شده و نتایج عملکرد در کلاس‌های مختلف جریان و در هر فصل به صورت شکل (۳) ارائه شده است. میزان عملکرد مربوطه هر کلاس جریان از رابطه ۸ محاسبه شده است. همانطور که از شکل (۳) قابل مشاهده است بهترین کلاس دبی جریان از بین کلاس‌های ۲ تا ۱۹ گانه با توجه به میزان عملکرد که برای فصول پاییز، زمستان، بهار و تابستان به ترتیب $142/57$ ، $176/90$ ، $475/36$ و $2/10$ در کلاس پنجم جریان ورودی مخزن اتفاق می‌افتد. کلاس‌های جریان ورودی برای ۴ فصل (پاییز، زمستان، بهار و تابستان) که با روش K-means به ۵ کلاس تقسیم شده به صورت جدول (۲) آورده شده است. همچنین جهت مقایسه نتایج حاضر با مقادیر دبی شاخص با استفاده از روش طول بازه یکسان برای ۵ کلاس جریان فصلی ورودی سد جامیشان در دوره مشابه که توسط (کوهی، ۱۳۹۶) انجام شده است در جدول (۲) ارائه شده است. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که تغییر معنی‌داری در مقادیر شاخص دبی در هر فصل برای ۵ کلاس در دوروش وجود دارد و روش k_means به خوبی توانسته است در یک فصل مشخص، این شاخص را با توجه به تعداد فراوانی دبی‌ها بصورت متغیر نه مساوی بین کلاس‌های مختلف محاسبه نماید. این مطلب به ویژه در فصل تابستان که آبدی کمتری وجود دارد اهمیت بیشتری پیدا می‌کند و کاملاً مشهود می‌باشد. بدیهی است ایت تغییرات در کلاس دبی با روش k_means نسبت به طول بازه یکسان برای فصل‌های مختلف منجر به تغییرات معنی دار در ماتریس احتمال انتقال و نهایتاً محاسبه متفاوت احتمال خروجی مخزن به ازای هر کلاس ورودی جریان و مخزن در هر فصل خواهد بود.

سپس با توجه به انتخاب کلاس جریان مناسب (پنج کلاس)، درایه‌های ماتریس احتمال انتقال برای هر دوره (فصل) با استفاده از زنجیره مارکوف مرتبه اول محاسبه و نتایج آن در جدول (۳) ارائه شده است. زنجیره مارکوف مدلی تصادفی برای توصیف یک توالی از رویدادهای احتمالی است که در آن احتمال هر رویداد فقط به حالت رویداد قبلی بستگی دارد و با توجه به جدول (۴) مشاهده می‌شود که برای فصل‌های موجود در کلاستر ۵ تایی احتمال انتقال هر خوشه (تابع احتمال انتقال) و وابستگی خوشه‌ها در هر سطر با یک (۱۰۰ درصد) می‌باشد و در هر سطر احتمال

انتخاب داده‌های تصادفی در خوشه‌های مورد نظر را نشان می‌دهد که هرچه این اعداد به یک نزدیک‌تر شود احتمال انتخاب آن خوشه بیشتر می‌باشد و اگر صفر شود می‌توان گفت احتمال انتخاب دبی وقوع یافته در دوره بعدی نسبت به وقوع دبی در دوره قبل آن خوشه برای سطر مورد نظر بسیار پایین و در حد صفر می‌باشد.



شکل ۳. عملکرد مدل K-means در ۴ فصل

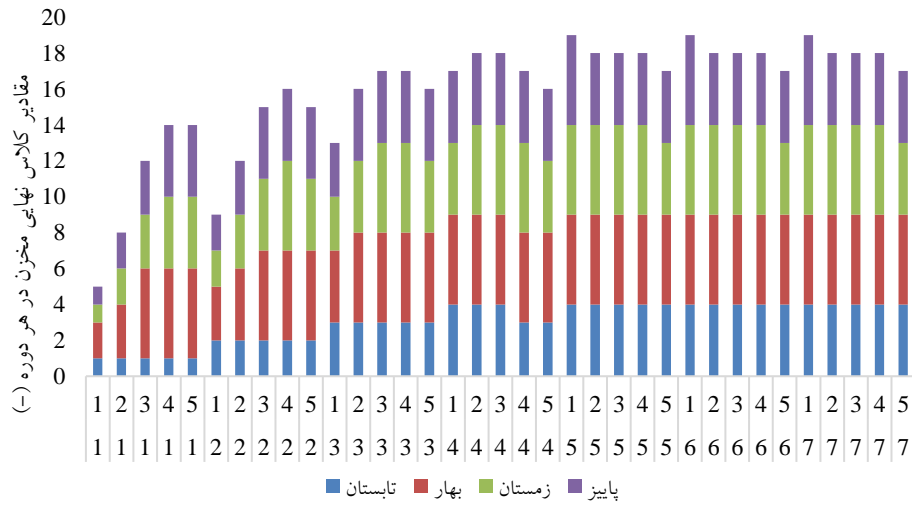
جدول ۲. کلاس‌های جریان ورودی به مخزن سد جامیشان با روش K-means بر حسب میلیون متر مکعب

روش طول بازه مساوی (کوهی ۱۳۹۶)					روش K-means				
تابستان	بهار	زمستان	پاییز	کلاس	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	کلاس
Qit	Qit	Qit	Qit	i	Qit	Qit	Qit	Qit	i
0.69	11.7	6.3	5.2	1	0.42	10.7	4.5	3.3	1
1.55	26.8	15.4	12.9	2	1.06	23.9	12.7	9.2	2
2.46	41.1	24.5	21.7	3	1.67	37.8	20.8	21.7	3
3.20	53.7	31.5	30.8	4	2.58	53.7	26.6	36.8	4
4.35	71.9	43.2	44.5	5	5.3	85.0	46.9	52.1	5

جدول ۳. زنجیره‌ی مارکفی مرتبه اول برای ۴ فصل در ۵ cluster

پاییز					
کلاس	1	2	3	4	5
1	0.263	0.316	0.158	0.211	0.053
2	0.000	0.167	0.389	0.444	0.000
3	0.000	0.000	0.500	0.000	0.500
4	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
5	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
زمستان					
1	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.556	0.222	0.000	0.222	0.000
3	0.182	0.273	0.455	0.091	0.000
4	0.154	0.615	0.154	0.077	0.000
5	0.000	0.000	0.667	0.000	0.333
بهار					
1	0.429	0.286	0.286	0.000	0.000
2	0.000	0.231	0.308	0.462	0.000
3	0.000	0.222	0.333	0.444	0.000
4	0.000	0.000	0.000	0.750	0.250
5	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
تابستان					
1	0.833	0.167	0.000	0.000	0.000
2	0.552	0.444	0.000	0.000	0.000
3	0.583	0.417	0.000	0.000	0.000
4	0.154	0.538	0.154	0.077	0.077
5	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000

مقادیر نهایی حجم مخزن در انتهای هر دوره (l^*) به ازای کلاس‌های مختلف جریان و مخزن در شرایط مانا محاسبه و در شکل (۴) ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود بیشترین تغییرات این متغیر در بهار تا ۵ کلاس مخزن و کمترین آن در تابستان با یک کلاس از مخزن اتفاق افتاده است. پس از محاسبه این پارامتر با استفاده از روابط شرایط مانا محاسبات مقادیر احتمال خروجی از مخزن در هر دوره و به ازای هر کلاس ورودی از جریان و مخزن صورت گرفت که نتایج آن در جدول (۴) بیان شده است.



شکل ۴. مقادیر فصلی بهینه شده کلاسه حجم مخزن در انتهای دوره به ازای هر K و i مشخص

جدول ۴. سیاست بهره‌برداری و احتمال هر تصمیم در هر فصل و به ازای هر کلاس ورودی جریان و مخزن

k	i	پاییز				زمستان				بهار				تابستان			
		l*	Prkit	Pqit	PSkt	l*	Prkit	Pqit	PSkt	l*	Prkit	Pqit	PSkt	l*	Prkit	Pqit	PSkt
1	1	1	0.000	0.463		1	0.000	0.122		2	0.000	0.341		1	0.000	0.146	
1	2	2	0.000	0.439		2	0.000	0.22		3	0.000	0.317		1	0.000	0.22	
1	3	3	0.000	0.049	0.00	3	0.000	0.268	0.00	5	0.000	0.22	0.00	1	0.000	0.293	0.00
1	4	4	0.000	0.024		4	0.000	0.317		5	0.000	0.098		1	0.000	0.317	
1	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		1	0.000	0.024	
2	1	2	0.000	0.463		2	0.000	0.122		3	0.000	0.341		2	0.000	0.146	
2	2	3	0.000	0.439		3	0.000	0.22		4	0.000	0.317		2	0.000	0.22	
2	3	4	0.000	0.049	0.00	4	0.000	0.268	0.00	5	0.000	0.22	0.00	2	0.000	0.293	0.00
2	4	4	0.000	0.024		5	0.000	0.317		5	0.000	0.098		2	0.000	0.317	
2	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		2	0.000	0.024	
3	1	3	0.000	0.463		3	0.000	0.122		4	0.000	0.341		3	0.000	0.146	
3	2	4	0.000	0.439		4	0.000	0.22		5	0.000	0.317		3	0.000	0.22	
3	3	4	0.000	0.049	0.00	5	0.000	0.268	0.00	5	0.000	0.22	0.00	3	0.000	0.293	0.00
3	4	4	0.000	0.024		5	0.000	0.317		5	0.000	0.098		3	0.000	0.317	
3	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		3	0.000	0.024	
4	1	4	0.463	0.463		4	0.122	0.122		5	0.122	0.341		4	0.000	0.146	
4	2	4	0.439	0.439		5	0.220	0.22		5	0.000	0.317		4	0.000	0.22	
4	3	4	0.049	0.049	1.00	5	0.268	0.268	1.00	5	0.049	0.22	0.20	4	0.000	0.293	0.00
4	4	4	0.024	0.024		5	0.317	0.317		5	0.000	0.098		3	0.000	0.317	
4	5	4	0.024	0.024		4	0.073	0.073		5	0.024	0.024		3	0.000	0.024	
5	1	5	0.000	0.463		5	0.000	0.122		5	0.220	0.341		4	0.146	0.146	
5	2	4	0.000	0.439		5	0.000	0.22		5	0.317	0.317		4	0.220	0.22	
5	3	4	0.000	0.049	0.00	5	0.000	0.268	0.00	5	0.171	0.22	0.80	4	0.293	0.293	1.00
5	4	4	0.000	0.024		5	0.000	0.317		5	0.098	0.098		4	0.317	0.317	
5	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		4	0.024	0.024	
6	1	5	0.000	0.463		5	0.000	0.122		5	0.000	0.341		4	0.000	0.146	
6	2	4	0.000	0.439		5	0.000	0.22		5	0.000	0.317		4	0.000	0.22	
6	3	4	0.000	0.049	0.00	5	0.000	0.268	0.00	5	0.000	0.22	0.00	4	0.000	0.293	0.00
6	4	4	0.000	0.024		5	0.000	0.317		5	0.000	0.098		4	0.000	0.317	
6	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		4	0.000	0.024	
7	1	5	0.000	0.463		5	0.000	0.122		5	0.000	0.341		4	0.000	0.146	
7	2	4	0.000	0.439		5	0.000	0.22		5	0.000	0.317		4	0.000	0.22	
7	3	4	0.000	0.049	0.00	5	0.000	0.268	0.00	5	0.000	0.22	0.00	4	0.000	0.293	0.00
7	4	4	0.000	0.024		5	0.000	0.317		5	0.000	0.098		4	0.000	0.317	
7	5	4	0.000	0.024		4	0.000	0.073		5	0.000	0.024		4	0.000	0.024	

همانطور که از جدول فوق قابل مشاهده است بیشترین میزان احتمال خروجی از مخزن در سه فصل پاییز، زمستان و بهار به ازای هر کلاس جریان دلخواه در کلاس مخزن ۴ اتفاق افتاده است. این در حالی است که این میزان در فصل تابستان در هر کلاس دلخواه جریان در کلاس ۵

مخزن اتفاق افتاده است. دلیل این امر نیز میزان آبدهی کمتر این ماه و بالاتر بودن میزان نیاز پایاب سد در این فصل نسبت به سایر فصول دیگر است که مخزن برای تامین نیازهای پایاب به حجم بیشتری نیاز داشته است. از سوی دیگر حداکثر میزان احتمال جریان ورودی در کلاس‌های جریان ۱، ۲، ۴ و ۵ کلاس ممکن به ترتیب در فصول پاییز، زمستان، بهار و تابستان اتفاق افتاده است.

بحث

در این تحقیق به برنامه‌ریزی پویای تصادفی مخزن سد جامیشان با استفاده از روش K-means در کلاسه‌بندی دبی جریان ورودی مخزن بصورت فصلی برای داده‌های تاریخی ۴۱ سال دبی جریان ورودی به سد پرداخته شد. برای گسسته سازی حجم ذخیره مخزن از روش موران و در ۷ کلاسه صورت گرفت. جهت محاسبه ماتریس احتمال انتقال طی فرآیند زنجیره مارکوف مرتبه اول نیاز به داشتن کلاسه موثر جریان در هر دوره می‌باشد که برای این منظور از روش k-means استفاده شد. آبدهی تاریخی ورودی سد در هر فصل از ۲ تا ۲۰ کلاسه مختلف طبقه‌بندی شد که این کار با کمک برنامه‌نویسی در محیط پایتون و بویژه کتابخانه Scikit-learn صورت گرفت.

نتیجه‌گیری

بررسی عملکرد مدل K-means در ۴ فصل مختلف، نشان داد که از میان ۱۹ خوشه در نظر گرفته شده، برای کلاسه جریان ۵ بهترین نتایج در طبقه‌بندی دبی فصلی محاسبه شده است. از آنجا که تغییر در کلاسه‌ها منجر به تغییرات ماتریس احتمال انتقال شده و این فرآیند نتایج بهره‌برداری مخزن را دستخوش تغییر خواهد داد. می‌توان گفت که استفاده از این روش کلاسه‌بندی دبی می‌تواند در زمینه مدیریت و بهینه‌سازی بر عملکرد مخزن سد، تاثیر به‌سزایی داشته باشد.

سپس با استفاده از تابع تکرار تعریف شده، محاسبات به صورت پس‌رو صورت تا رسیدن به شرایط مانا ادامه یافت و مقدار I^* برای هر ۴ دوره و به ازای ترکیبات مختلف از k و i به دست آمد. نتایج نشان داد که بیشترین تغییرات در بهار تا ۵ کلاسه مخزن و کمترین آن در تابستان با یک کلاسه از مخزن اتفاق افتاده است. در ادامه با استفاده از روابط شرایط مانا محاسبات مقادیر احتمال خروجی از مخزن در هر دوره و به ازای هر کلاسه ورودی از جریان و مخزن صورت گرفت که بیشترین میزان احتمال خروجی از مخزن در فصول پاییز، زمستان و بهار برای کلاسه مخزن ۴ اتفاق افتاده است و برای فصل تابستان به دلیل آبدهی کمتر و بالاتر بودن میزان نیاز، این مقدار در کلاسه ۵ مخزن اتفاق افتاده است. بطور کلی استفاده از روش‌های نوین طبقه‌بندی مانند روش K-means در گسسته‌سازی آبدهی جریان در برنامه‌ریزی پویای تصادفی مخزن با توجه به امکان بهینه‌شدن تعداد خوشه‌ها در هر دوره زمانی برای هر سری تاریخی آبدهی، می‌تواند بسیار سودمند و تاثیرگذار باشد. چراکه تغییر در کلاسه‌بندی جریان منجر به تغییر معنی‌دار در ماتریس احتمال انتقال و نهایتاً سبب تغییر در معیار تصمیم‌گیری حجم مخزن (I^*) در انتهای هر دوره به ازای هر k و i خواهد شد.

تقدیر و تشکر

در پایان از شرکت آب منطقه‌ای استان کرمانشاه که اطلاعات موردنیاز این پژوهش را در اختیار نویسندگان قراردادند، سپاسگزاری می‌گردد.

منابع

انوری، صدیقه، موسوی، سید جمشید، و مرید، سعید. (۱۳۹۴). مقایسه عملکرد مدل‌های DP، SDP و SSDP در بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن‌های آبی چندمنظوره (مطالعه موردی: مخزن سد زاینده‌رود). پژوهش آب ایران، ۹(۱)، ۱۲۱-۱۱۱.

https://iwrij.sku.ac.ir/article_11037.html

برهانی داریان، علیرضا، و افتخارجویی، الهام. (۱۳۸۴). نقش عدم قطعیت پیش بینی جریان ورودی در بهره‌برداری بهینه از مخازن. تحقیقات

منابع آب ایران، ۱۱(۳)، ۱۵-۱۰۱. <https://sid.ir/paper/100186/fa.۱-۱۵>

- فاطمی، سیداحسان، و کوهی، هیوا. (۱۳۹۸). تعیین و آنالیز گسسته سازی حجم مخزن سد جامیشان با برنامه ریزی پویای احتمالاتی در توابع هدف مختلف. پژوهش های حفاظت آب و خاک (علوم کشاورزی و منابع طبیعی)، ۲۶(۲)، ۹۷-۱۱۵.
<https://doi.org/10.22069/jwsc.2019.15193.3038>
- فرهمند، رحیم، و کریمی گوغری، شهرام. (۱۳۹۱). مقایسه عملکرد دو روش خوشه‌بندی، K-means و فازی، براساس خصوصیات مورفولوژیکی زیرحوضه‌ها. سومین همایش ملی مدیریت جامع منابع آب، ساری. <https://civilica.com/doc/335666/>.
- کوهی، هیوا. (۱۳۹۶). تأثیر رویکردهای برنامه ریزی پویا در بهره برداری بهینه از مخزن. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه رازی.
- مدرسی، فرشته، و بزرگ حداد، امید. (۱۳۸۷). ارزیابی اهمیت نحوه گسسته‌سازی در روش برنامه‌ریزی پویای تصادفی در بهره‌برداری از مخزن. سومین کنفرانس مدیریت منابع آب، تبریز. <https://profdoc.um.ac.ir/paper-abstract-1080543.html>.

References

- Anvari, S., Mousavi, S., & Morid, S. (2015). Comparing the performance of the DP, SDP and SSDP models for optimizing the operation of multi-purpose reservoirs (Case study: Zayandeh-Rood dam). *Iranian Water Researches Journal*, 9(1), 111-121. https://iwrij.sku.ac.ir/article_11037.html [In Persian]
- Bahrani Dariane, A., & Eftekhar Javadi, E. (2005). Assessment of Inflow Forecast Uncertainty in Optimal Reservoir Operation. *Iran-Water Resources Research*, 1(3), 1-15. <https://sid.ir/paper/100186/fa> [In Persian]
- Farahmand, R., & Karimi Goghari, Sh. (2011). Performance comparison of two clustering methods, K-means and phase, based on morphological characteristics of sub-basins. The third national conference on comprehensive management of water resources, Sari. <https://civilica.com/doc/335666/> [In Persian]
- Fatemi, S. E., & Koohi, H. (2019). Determination and analysis of reservoir storage discretization in Jamishan dam using stochastic dynamic programming with different objective functions. *Journal of Water and Soil Conservation*, 26(2), 97-115. <https://doi.org/10.22069/jwsc.2019.15193.3038> [In Persian]
- Javadi, S., Hashemy, S.M., Mohammadi, K., Howard, K.W.F., & Neshat, A. (2017). Classification of aquifer vulnerability using K-means cluster analysis. *J. Hydrol*, 549, 27-37. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.03.060>
- Koohi, H. (2016). The effect of dynamic planning approaches on the optimal exploitation of the reservoir. Master's thesis, Razi University. [In Persian]
- Liu, Sh., Zhou, X., Li, B., He, X., Zhang, Y., & Fu, Y. (2023). Improving short-term streamflow forecasting by flow mode clustering. *Stoch Environ Res Risk Assess* 37, 1799–1819. <https://doi.org/10.1007/s00477-022-02367-z>
- Liu, Y., Ji, C., Wang, Y., Zhang, Y., Hou, X., & Xie, Y. (2022). Quantifying streamflow predictive uncertainty for the optimization of short-term cascade hydropower stations operations. *Journal of Hydrology*, 605, 127376. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127376>
- Loucks, D.P., & Eelco Van Beek. (2005). *Water resources systems planning and management, An introduction to methods, models and applications*, UNESCO. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-44234-1>
- Madrasi, F., & Bozorg Haddad, O. (2007). Evaluation of the importance of discretization in stochastic dynamic programming method in reservoir operation, the third water resources management conference, Tabriz. <https://profdoc.um.ac.ir/paper-abstract-1080543.html> [In Persian]
- Noorbeh, P., Roozbahani, A., & Kardan Moghaddam, H. (2020). Annual and monthly dam inflow prediction using Bayesian networks. *Water Resources Management*, 34(9), 2933-2951. <https://doi.org/10.1007/s11269-020-02591-8>

- Soleimani, SH., Bozorg Hadad, O., & Loaiciga, A. (2016). Reservoir Operation Rules with Uncertainties in Reservoir Inflow and Agricultural Demand Derived with Stochastic Dynamic Programming. *American Society of Civil Engineers*, 142(11), 99–121. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)IR.1943-4774.000106](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.000106)
- Steinley, D., & Brusco, M. J. (2007). Initializing k-means batch clustering: A critical evaluation of several techniques. *Journal of Classification*, 24(1), 99–121. <https://doi.org/10.1007/s00357-007-0003-0>
- Xu, H., Ma, C., Lian, J., Xu, K., & Chaima, E. (2018). Urban flooding risk assessment based on an integrated k-means cluster algorithm and improved entropy weight method in the region of Haikou, China. *Journal of Hydrology*, 563, 975–986. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2018.06.060>
- Zhang, H., Basu, S., & Davidson, I. (2020). A framework for deep constrained clustering-algorithms and advances. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, Cham, 57-72. https://doi.org/10.1007/978-3-030-46150-8_4