

پیش بینی جریان فصل پاییز با استفاده از سیگنال های اقلیمی، کاربرد ماشین بردار پشتیبان

سمیرا شاکری، کارشناس ارشد مهندسی عمران آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف*
احمد ابریشم چی، استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف
مسعود تجربی، دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف
*تلفن نویسنده اصلی: 09124355215، پست الکترونیکی: shakeri.samir@gmail.com

چکیده

پیش بینی جریان رودخانه در فصل پاییز یکی از چالش های مدیریت مخازن است. در این مقاله سعی بر آن است که قابلیت پیش بینی فصل پاییز با استفاده از سیگنال های اقلیمی بررسی شود. ایستگاه مورد بررسی ایستگاه ارمند در بالادست سد کارون واقع در حوضه کارون واقع در حوضه کارون است که بیش از ۶۵ درصد حجم آورد سد را تشکیل می دهد. سیگنال های مورد بررسی شامل SOI، NAO و TNA است که با جریان ایستگاه ارمند در فصل پاییز همبستگی خوبی نشان داده است. طول دوره آماری در نظر گرفته شده ۵۰ سال است که ۱۰ سال آخر را به عنوان دوره صحت سنجی در نظر گرفته ایم. روش مورد استفاده، ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) از جمله روش های داده-محور است که در سال های اخیر نتایج موفقیت آمیزی از خود نشان داده است. در انتها نیز از روش رگرسیونی تحلیل مؤلفه اصلی جهت مقایسه استفاده شده است.

کلید واژه ها: پیش بینی جریان فصلی، سیگنال های اقلیمی، ماشین بردار پشتیبان، سد کارون ۴

۱- مقدمه

پیش بینی جریان رودخانه از گذشته مورد توجه محققان منابع آب بوده است، چرا که تصمیم گیری های مهم و ضروری از جمله تخصیص آب به تقاضاهای شهری و کشاورزی و نیز بهره برداری سد به منظور های برقابی، تأمین آب و مهار سیل از اهمیت خاصی برخوردار است. در سال های اخیر استفاده از سیگنال های اقلیمی در مدل سازی پیش بینی جریان مطرح و تبدیل به یک زمینه تحقیقاتی جدید شده است. نتایج مطالعات نشان داده است که استفاده از سیگنال های بزرگ مقیاس اقلیمی هم در افزایش دقت پیش بینی و هم در طولانی تر کردن افق زمانی پیش بینی مؤثر بوده است. از آنجایی که در فصل تابستان بارش به ندرت وجود دارد، استفاده از این متغیر در پیش بینی آورد فصل پاییز عملاً امکان پذیر نیست. از این رو در اینجا سعی شده است تا پیش بینی تنها با استفاده از سیگنال های اقلیمی مؤثر انجام شود و اهمیت این سیگنال ها به عنوان یک عامل تأثیر گذار مطرح شود.

ایستگاه هیدرومتری مورد بررسی در این مطالعه، ایستگاه ارمند در بالادست سد کارون 4 است که بیش از 65 درصد حجم جریان ورودی به سد را تأمین می کند.

در زمینه ارتباط متغیرهای اقلیمی و هیدرولوژیکی با سیگنالهای اقلیمی تحقیقات فراوانی در سراسر دنیا صورت گرفته است. در ایران نیز تحقیقاتی صورت گرفته است که به دومورد اشاره می شود. در سال 1999 ناظم السادات بیان کرد که در نواحی مختلفی از ایران بارش پاییزه با شاخص SOI به طور معکوسارتباط دارد و خشکسالی پاییزه در سال های La Nina روی می دهد [1]. در زمینه پیش بینی، ابریشم چی و تجریشی در سال 1386 با استفاده از سیگنالهای ENSO و NAO به پیش بینی آورد حوضه زاینده رود پرداختند [2]. در این تحقیق علاوه بر سیگنالهای متداول، به معرفی سیگنال TNA می پردازیم که همبستگی خوبی با جریان رودخانه در این ایستگاه نشان داده است.

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) به عنوان ابزاری برای رگرسیون توسط وپنیک¹ در سال 1995 مطرح شد [3]. کارایی روش ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی در مطالعات هیدرولوژیکی قابل توجه بوده است. تا آنجا که دامنه تحقیقات نشان می دهد اولین کاربرد SVM در بحث منابع آب مربوط به کار دیبایک و همکارانش در سال 2001 می شود. آنها توانایی SVM را در پیش بینی هیدرولوژیکی، کلاس بندی داده های دو رقمی و همچنین مدل سازی پروسه بارش - رواناب، به کار بردند. آنها همچنین نتایج کارشان را با مدل شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند [4]. آصفا و همکارانش در سالهای 2004 تا 2006 کاربردهای متفاوتی را از ماشین بردار پشتیبان آزمایش کردند و نتایج خوبی را با استفاده از این روش بدست آوردند [5، 6، 7]. لین و همکارانش نیز در سال 2006 از SVM برای پیش بینی طولانی مدت جریان رودخانه استفاده کردند و نتایج کار خود را با نتایج شبکه عصبی مصنوعی مقایسه و عملکرد رضایت بخشی را از SVM مشاهده کردند [8]. لی و همکارانش در سال 2009 یک مدل پیش بینی جریان رودخانه را توسط ماشین بردار پشتیبان در تایوان ارائه کردند [9]. کالرا و احمد نیز در سال 2009 به پیش بینی بلند مدت جریان رودخانه پرداختند. آنها در این تحقیق تنها از نوسانات آتمسفری - اقیانوسی جهت پیش بینی استفاده کرده بودند [10]. در این مقاله سعی شده است تا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و اطلاعات نوسانات آتمسفری - اقیانوسی به پیش بینی رودخانه کارون در محل ایستگاه ارمند پرداخت و در نهایت نتایج این روش را با روش رگرسیونی مقایسه کرد.

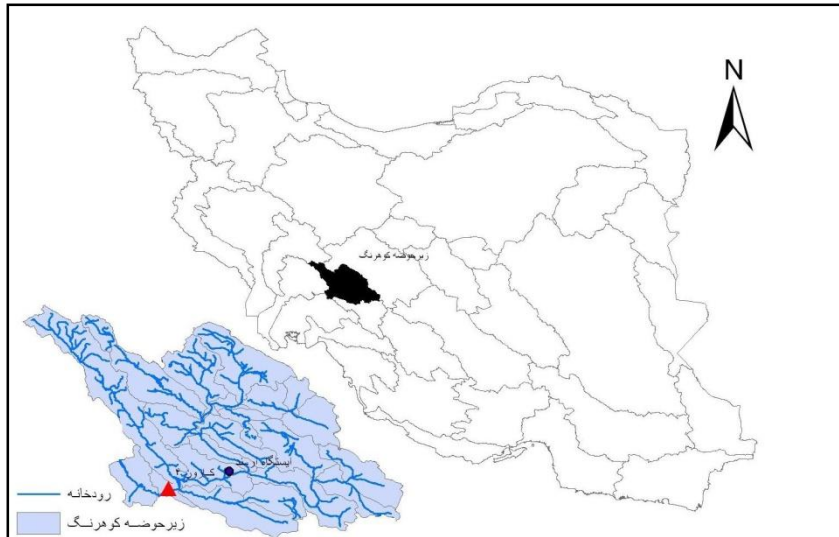
۲- مواد و روشها

۲-۱- منطقه مطالعاتی

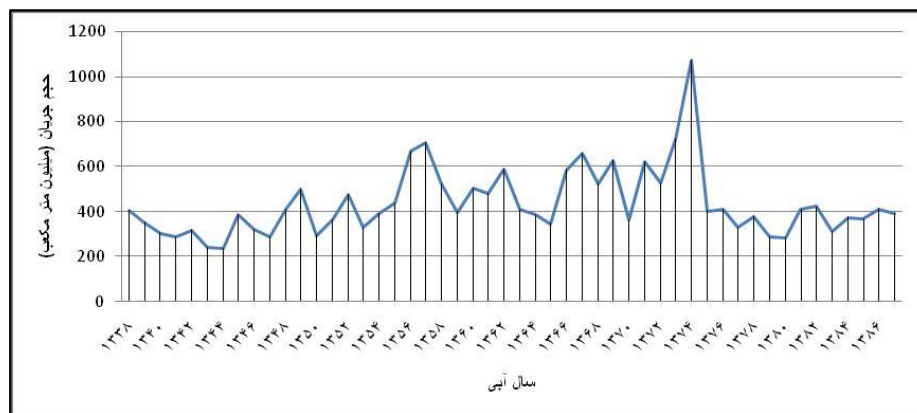
رودخانه کارون طولانی ترین رودخانه ایران است که از کوههای زاگرس سرچشمه می گیرد و به خلیج فارس می ریزد. حوضه آبریز رودخانه کارون در ارتفاعات زاگرس میانی قرار دارد و محدود به مختصات جغرافیائی 48 تا 52 درجه طول شرقی و 30 تا 34 درجه عرض شمالی است. این منطقه به علت موقعیت خاص اقلیمی، جزء زاگرس مرطوب محسوب شده و دارای بارندگی های قابل توجهی است که منشاء اصلی منابع آب رودخانه کارون را تشکیل می دهد. حوضه کارون به لحاظ شرایط اقلیمی، پتانسیل بالا از نظر منابع آب و خاک و نیز طرح های بزرگ توسعه منابع آب، کشاورزی و صنعتی، از اهمیت ویژه ای برخوردار است [11].

¹ Vapnik

ایستگاه ارمند در زیر حوضه کوهرننگ واقع شده است. موقعیت جغرافیایی حوضه کوهرننگ به همراه آبراهه‌های موجود در منطقه و محل قرارگیری ایستگاه ارمند و سد کارون 4 در شکل 1 آورده شده است. در شکل 2 نیز تغییرات سالانه حجم جریان ایستگاه هیدرومتری ارمند در طول سال‌های 87-1338 آورده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی زیر حوضه کوهرننگ و محل قرارگیری ایستگاه ارمند و سد کارون 4



شکل ۲- تغییرات سالانه حجم جریان در ایستگاه هیدرومتری ارمند

۲-۲- سیگنال‌های اقلیمی

سیگنال به پدیده‌های بزرگ مقیاسی گفته می‌شود که تغییرات اقلیمی جهان و چرخه جو را تحت تأثیر قرار می‌دهند. یک سیگنال هواشناسی اثرات متفاوتی را بر جو می‌گذارد. ENSO یکی از مهم‌ترین پدیده‌های اقلیمی است و نوعی اندرکنش اقیانوسی - آتمسفری است که باعث سرد و گرم شدن دوره‌ای سطح آب اقیانوس آرام حاره‌ای می‌شود. بخش اقیانوسی آن را پدیده‌النینو و بخش آتمسفری آن را نوسانات جنوبی تشکیل می‌دهند. شاخص نوسانات جنوبی (SOI)، یکی از شاخص‌های ENSO است. این شاخص بر اساس اختلاف فشار بارومتری هوای سطح دریا (P) در داروین استرالیا (D) و جزیره تاهیتی در منطقه جنوب شرقی اقیانوس آرام (T) به صورت زیر تعریف شده است [12].

$$SOI=P(T)-P(D) \quad (1)$$

پدیده نوسانات اطلس شمالی یا NAO، تغییرات اقلیمی بزرگ مقیاس نیم کره شمالی است که به دلیل حالات نسبتاً ثابت دهه‌ای، می‌تواند به تغییرات آب و هوایی در مناطق مختلف از جمله، شمال آمریکا تا اروپا و حتی تا شمال آسیا منجر شود. شاخص این پدیده بر اساس نوسانات فشار هوا در مقیاس نصف النهاری بین پر فشار آزرور² و کم فشار ایسلند³ است [13].

$$NAO=P(A)-P(I) \quad (2)$$

شاخص TNA بیانگر تغییرات میانگین دمای ماهانه در ناحیه 5.5N-23.5N و 15W-27.5W نسبت به میانگین درازمدت خود معرفی شده است.

۲-۳- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان در ابتدا به منظور کلاس بندی توسعه یافت و در سال 1995 توسط وپنیک به عنوان ابزاری جهت رگرسیون مطرح شد. ماشین بردار پشتیبان بر پایه تئوری آماری استوار است، به طوری که سعی به یافتن یک سطح چند بعدی در فضای داده‌های اصلی با جداسازی یک مجموعه داده‌های آموزشی صحیح دارد و بیشترین فاصله ممکن را از نزدیک ترین نمونه‌ها به هر دو طرف ابر صفحه ایجاد می‌کند. در برآورد رگرسیونی به نقطه داده‌هایی که مرز ماکزیمم را بوجود می‌آورند بردارهای پشتیبان گفته می‌شوند. تئوری این روش بر اساس اصل کمینه سازی خطای ساختاری استوار است. در این اصل علاوه بر کمینه سازی خطای تجربی از یک عامل هموارساز استفاده می‌شود [14 و 15].

$$R_{reg}(f) = R_{emp}(f) + \lambda \Omega(f) \quad (3)$$

که در آن $R_{reg}(f)$ و $R_{emp}(f)$ به ترتیب خطای تجربی و ساختاری است و λ پارامتر هموارسازی خوانده می‌شود که مشخص کننده تعادل بین دقت تخمین تابع f و نرمی آن است. در این رابطه، $\Omega(f)$ برابر با مقدار $\Omega(f) = \frac{w^T w}{2}$ در نظر گرفته می‌شود که در آن w بردار وزن تابع f بوده است. می‌دانیم که کلیه توابع خطی به فرم زیر نوشته می‌شود.

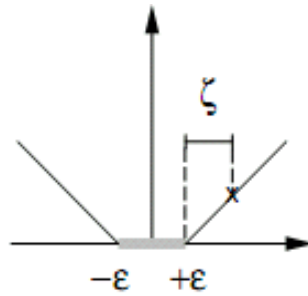
$$f(x) = \langle \omega, x \rangle + b \quad (4)$$

به طوری که $\langle \cdot, \cdot \rangle$ مشخص کننده ضرب داخلی دو برابر ω و X (بردار متغیرهای مسئله) است. تابع خطای ساختاری با استفاده از تابع خطای ϵ -insensitive می‌شود و تابع خطای ساختاری را می‌توان به فرم زیر بازنویسی کرد.

$$R_{reg}(f) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{m} \sum |y_i - f(x_i)| \quad (5)$$

تابع خطای ϵ -insensitive به تابع خطای وپنیک معروف است که جهت توصیف $L(y, f(x, a))$ استفاده می‌شود (شکل 3).

^۲ Azore
^۳ Iceland



شکل ۳- نمودار تابع ϵ -insensitive

نهایتاً با کمینه سازی خطای هموار شده و ساخت عبارت لاگرانژی به یک مسأله بهینه سازی مقید محدب و با میل دادن مشتقات جزئی آن نسبت به متغیرهای تصمیم قابل حل است.

$$\text{Maximize} \begin{cases} -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha^*_i)(\alpha_j - \alpha^*_j) \langle x_i, x_j \rangle \\ -\epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha^*_i) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha^*_i) \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{Subject to} \quad \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha^*_i) = 0 \text{ and } \alpha_i, \alpha^*_i \in [0, C] \quad (7)$$

پس از حل مسأله بهینه سازی فوق مقادیر w و f به صورت رابطه 8 و 9 بدست می آید.

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha^*_i) x_i \quad (8)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha^*_i) \langle x_i, x_j \rangle + b \quad (9)$$

حال مسائلی که خطی نیستند نیاز به تعمیم آن به حالت غیر خطی است که برای این منظور از تابع کرنل استفاده می کنیم. با استفاده از تابع کرنل فضای ورودی به یک فضای نمایش چند بعدی نگاشته می شود که در این فضا یک ابرصفحه را که مجموع کناره دو طرف و مجموع جریمه ها را به حداقل می رساند پیدا می کند. تابع کرنل RBF که در مسائل هیدرولوژیکی و مدیریت منابع آب بهتر تشخیص داده شده است، به صورت زیر تعریف می شود.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{\sigma^2}\right) \quad (10)$$

که در آن $(\sigma > 0)$ عرض تابع کرنل است و به مقدار $\frac{1}{\sigma^2}$ ، γ تابع کرنل RBF می گویند.

در نهایت با جایگزین کردن تابع کرنل، تابع تخمین به صورت زیر در می آید.

$$f(x) = \sum (\alpha^*_i - \alpha_i) \exp(-\gamma(x_i - x_j)^2) + b \quad (11)$$

با توجه به تئوری توضیح داده شده، دقت در تخمین و پارامترهای c ، ε و γ بسیار مهم است و در کاهش خطای مسأله تأثیر بسزایی دارد. با توجه به تحقیقات انجام گرفته، روش جستجوی شبکه⁴ برای این تحقیق در نظر گرفته شده است.

۳- متدولوژی

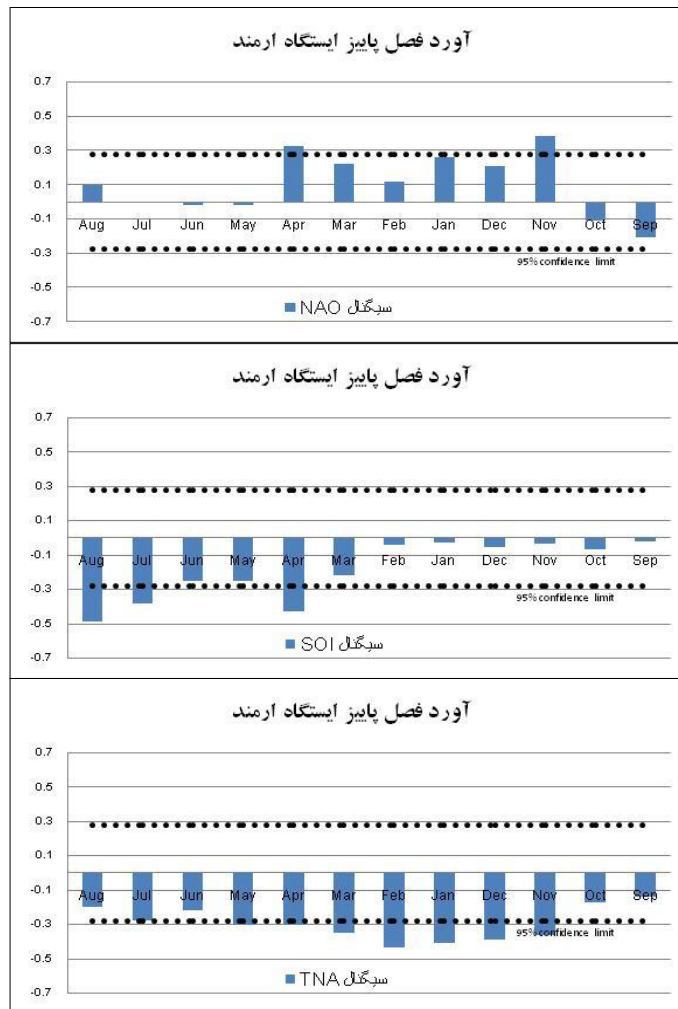
در این تحقیق طول دوره آماری در نظر گرفته شده 50 سال (87-1337) است که 10 سال آخر آن را به عنوان دوره صحت سنجی در نظر گرفته ایم. با توجه به قرار گیری دو تونل انحراف آب در بالادست ایستگاه ارمند، ابتدا میزان آب منتقل شده را به آمار برداشت شده از ایستگاه اضافه می کنیم. متغیر وابسته در این مسئله، مجموع حجم جریان رودخانه در فصل پاییز در نظر گرفته شده است. با شناسایی سیگنالها، همبستگی آنها را با متغیر وابسته بررسی می کنیم و سیگنالهای مؤثر شناسایی می شوند و مرحله مدل سازی انجام می شود. در شکل 4 ضرایب همبستگی میان جریان رودخانه ایستگاه هیدرومتری ارمند در فصل پاییز و سیگنالهای SOI، TNA و NAO در 12 ماه قبل از شروع دوره پیش بینی آورده شده است.

همانگونه که در شکل 4 مشاهده می کنید مشخص است که همبستگی آورد فصل پاییز در ایستگاه ارمند با سیگنالهای SOI و TNA به صورت معکوس می باشد و بیشترین همبستگی با شاخص SOI در ماه های آگوست و اپریل و با شاخص TNA در ماه فوریه است. مدل سازی به روش ماشین بردار پشتیبان توسط نرم افزار STATISTICA و به روش رگرسیون توسط نرم افزار SPSS انجام گرفته است. در مدل سازی به روش رگرسیون ابتدا تمام متغیرهای مستقل که در مرحله قبل مؤثر شناخته شدند وارد مدل می شوند و با استفاده از روش پسرو (backward) که به صورت مرحله ای متغیرها را حذف می کند به معادله نهایی می رسیم. در این مرحله به دامنه تغییرات میان متغیرهای باقیمانده توجه می شود که مقدارش به یک نزدیک باشد. در غیر این صورت با استفاده از روش تحلیل مؤلفه اصلی همبستگی داخلی بین متغیرها را از بین می بریم و با مؤلفه های جدید مدل سازی می کنیم.

در مدل سازی به روش ماشین بردار پشتیبان پارامترهایی را که در مدل سازی رگرسیونی در معادله باقی مانده بودند را وارد مدل می کنیم و مدل سازی را با استفاده از آنها انجام می دهیم. با استفاده از این روش هم خطای ناشی از زیاد بودن متغیرهای مستقل کاهش می یابد و هم اینکه ماشین بردار پشتیبان با تعداد پارامتر مستقل کمتر، پیش بینی بهتری را انجام می دهد [16].

⁴ Grid search

همانطور که در قبل ذکر شد، در مدل سازی به روش ماشین بردار پشتیبان ابتدا واپارامترهای مدل تعیین می گردد که در این مرحله با استفاده از روش جستجوی شبکه بهینه ترین مقدار C و E تعیین می گردد و مقدار γ با استفاده از آزمون سعی و خطا بهینه یابی می شود.



شکل ۴- ضرایب همبستگی میان آورد ایستگاه ارمنند در فصل پاییز و سیگنال های اقلیمی NAO، SOI و TNA

پس از برآورد مدل ها به روش رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان میزان اعتماد آنها توسط آماره های مختلف سنجیده می شود. در این مطالعه از آماره های مختلفی همچون ضریب تعیین R^2 ، جذر میانگین مربعات RMSE، میانگین مطلق درصد خطا MAPE و ضریب Nash-Sutcliffe coefficient که با (E) نشان داده می شود، استفاده شده است. ضریب (E) هر چقدر در مدلی به یک نزدیکتر باشد نشان دهنده بهتر بودن مدل است که به صورت زیر تعریف می شود.

$$E = 1 - \frac{\sum(p - a)^2}{\sum(a - \bar{a})^2} \quad (12)$$

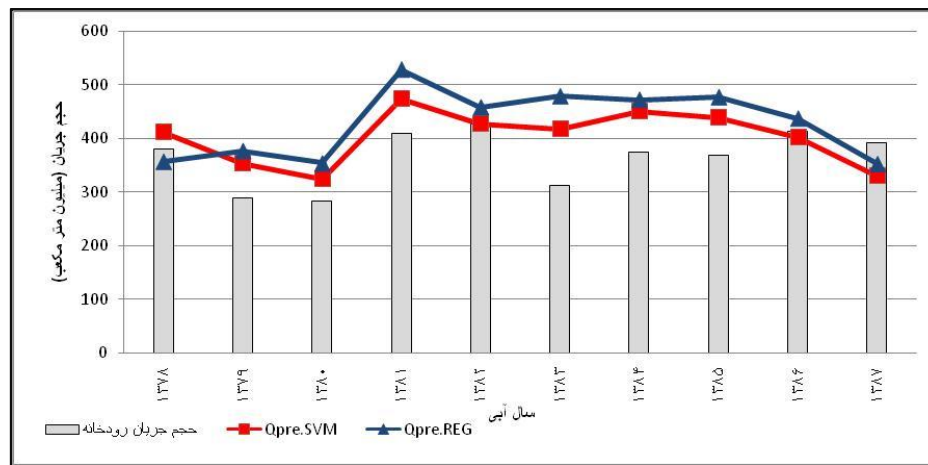
که در آن p مقدار پیش بینی و a مقدار مشاهده شده و \bar{a} میانگین مقادیر مشاهده شده است.

۴- نتایج

در جدول 1 نتایج مدل های ذکر شده با بیان معیارهای صحت سنجی آنها در دوره های واسنجی و صحت سنجی آورده شده است. در شکل 5 نیز به صورت نموداری نتایج حاصله در دوره صحت سنجی آورده شده است.

جدول ۱- نتایج آماره ها در مدل های رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی فصل پاییز

دوره صحت سنجی		دوره واسنجی		آماره
SVM	regression	SVM	regression	
0.15	0.22	0.17	0.22	MAPE
60.73	88.86	102.87	111.29	RMSE
0.29	0.15	0.66	0.61	R2
-0.5	-2.2	0.6	0.53	E



شکل ۵- مقایسه مقادیر مشاهداتی و پیش بینی شده در دو مدل رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان

۵- نتیجه گیری

سیگنال‌های اقلیمی در کنار دیگر متغیرهای هیدرولوژیکی، در پیش‌بینی های هیدرولوژیکی بسیار مورد استفاده است. از آنجایی که پیش‌بینی آورد رودخانه در فصل پاییز به دلیل نبود بارش در فصل تابستان بسیار سخت انجام می‌گیرد، سعی می‌شود از متغیرهای دیگری غیر از متغیرهای اقلیمی در پیش‌بینی این دوره استفاده شود. همچنین استفاده از داده‌های باران و برف سنجی در پیش‌بینی های هیدرولوژیکی باعث کاهش طول دوره آماری در ایستگاه هیدرومتری می‌شود، بنابراین استفاده کردن از سیگنال‌های اقلیمی به علت طول دوره آماری طولانی، مانع از کاهش طول دوره آماری ایستگاه هیدرومتری می‌شود.

همانطور که در نتایج جدول 1 مشخص است، استفاده از سیگنال‌های اقلیمی در مدل رگرسیونی با 22 درصد خطا در پیش‌بینی آورد فصل پاییز همراه است و در مدل ماشین بردار پشتیبان این میزان خطا به دوره صحت سنجی به 15 درصد رسیده است و این در حالی بوده است که در این پیش‌بینی‌ها تنها از سیگنال‌های اقلیمی SOI و TNA استفاده شده است. که البته دقت این پیش‌بینی‌ها با استفاده از دیگر سیگنال‌های اقلیمی و همچنین سایر متغیرهای هیدرولوژیکی رو به افزایش خواهد رفت. مشکلی که در استفاده از سیگنال‌های اقلیمی در پیش‌بینی‌ها ایجاد می‌شود، پیش‌بینی‌هایی بیشتر از مقدار واقعی است که در هر دو مدل دیده می‌شود که مطمئناً استفاده از سایر متغیرهای هیدرولوژیکی این خطا را کاهش خواهد

داد. همچنین دیده می شود که مدل ماشین بردار پشتیبان که بر پایه متغیرهای باقی مانده در مدل رگرسیونی به دست می آید، نتایج بهتری را به دست خواهد داد و نسبت به مدل رگرسیونی نتایج را بهبود بخشیده است.

۶- مراجع

- [1] Nasemosadat, M. J., (1999), "ENSO's impact on the occurrence of autumnal drought in Iran", Drought Network News, Vol. 11, No.4.
- [2] ابریشم چی، ا و تجریشی، م. (1386). "مطالعات پیش بینی جریان حوضه زاینده رود با استفاده از داده های تصاویر ماهواره های زمینی"، دفتر آب و محیط زیست، دانشگاه صنعتی شریف.
- [3] Vapnik, V., (1995), "The nature of statistical learning theory," New York, Springer- Verlag.
- [4] Dibike, Y.B., Velickov, S., Solomatine, D., and Abbott, M.B., (2001), "Model Induction with support vector machines: Introduction and Application,." J. Computer, Civil Eng., 15(3), 208-216.
- [5] Asefa, T. Kemblowski, M.W. Urroz, G. McKee, M. and Khalil, A., (2004), "Support vectors-based ground water head observation networks design," Water Resour. Res., 40, W11509, DOI: 10.1029/2004WR003304.
- [6] Asefa, T. Kemblowski, M.W. Urroz, G. and McKee, M., (2005), "Support vector machines (SVMs) for monitoring networks design." Ground Water, 43(3), 413-422.
- [7] Asefa, T. Kemblowski, M.W. McKee, M. and Khalil, A., (2006), "Multi-time scale stream flow prediction: The support vector machines approach," J. Hydrol., 318(1-4), 7- 16.
- [8] Lin, J.Y. Cheng, C.T. and Chau, K.W., (2006), "Using support vector machines for long term discharge prediction," J. Hydrolog. Sci., 51(4), 599- 612.
- [9] Behzad, M. Asghari, K. Eazi, M. and Palhang, M., (2009), "Generalization performance of support vector machines and neural networks in runoff modeling," Expert Sys. 36(3), 7624-7629.
- [10] Li, X. Lord, D. Zhang, Y. and Xie, Y., (2008), "Predicting motor vehicle crashes using Support Vector Machine models," Accident Analysis and Prevention, 40, 1611-1618.
- [11] Kalra, A. and Ahmad, S. (2009)., "Using oceanic-atmospheric oscillations for long lead time streamflow forecasting," Water Resources Research, 45, W03413, DOI: 10.1029 /2008 WR006855.
- [12] Kahya, E., and Dracup, J.A. (1993). "Stream Flow Patterns in Relation to the ElNino/Southern Oscillation". Water Resources Research, 29(3). 2491-2503.
- [13] Cullen, H.M., Kaplan, A., Arkin, P.a., and Demenocal, P.B. (2002). "Impact of The North Atlantic Oscillation on Middle East Climate and Stream Flow", Climatic Change, 55, 315-338.
- [14] Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J., (2000), "An introduction to support vector machines," New York, Cambridge University Press.
- [15] Smola, A. J. and Schlkopf, B., (2004), "A tutorial on support vector regression," Statistics and Computing, 14, 199-222.
- [16] شاکری، س. (1389). پیش بینی بلندمدت جریان رودخانه کارون با روش ماشین بردار پشتیبان و استفاده از سیگنال های اقلیمی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شریف.