



پیش بینی آورد رودخانه کارون بر پایه سیگنال های اقلیمی به روش ماشین بردار پشتیبان

سمیرا شاکری^۱، احمد ابریشم چی^۲، مسعود تجریشی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی عمران آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

۲- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

۳- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

shakeri.samir@gmail.com

خلاصه

با توجه به اهمیت پیش بینی آورد رودخانه ها، شناسایی متغیرها و عوامل تاثیرگذار و نیز شناسایی مدل مناسب از اهمیت زیادی برخوردار است. از اینرو، در سالهای اخیر روشهای مختلفی جهت برآورد دقیق تر آورد رودخانه ها مورد توجه پژوهشگران منابع آب قرار گرفته است که از جمله آنها می توان به روش نوین ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) که بر مبنای تئوری آموزش احتمال استوار است، اشاره کرد. در این مقاله با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان به پیش بینی آورد فصلی رودخانه کارون در محل ایستگاه هیدرومتری ارمند پرداخته شده است. حوضه آبریز کارون در این ایستگاه حجمی حدود ۶۵ درصد آورد رودخانه کارون در محل سد کارون ۴ را فراهم می کند. متغیرهای مستقل موثر در دوره های پیش بینی را می توان به نوسانات دهه ای اقیانوس آرام (PDO) در ماه مهر و مقدار بارش ماهانه اشاره کرد. در نهایت مدل ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان بر اساس مولفه های اصلی را با مدل رگرسیونی مقایسه کرده که شاهد نتایج موفقیت آمیز این روش ها بودیم.

کلمات کلیدی: پیش بینی جریان، سیگنالهای اقلیمی، ماشین بردار پشتیبان، حوضه رودخانه کارون

۱. مقدمه

بحث پیش بینی جریان رودخانه از سالیان دور تا به امروز مورد توجه محققین علوم آب بوده است، چرا که تصمیم گیری های حیاتی و ضروری از جمله تخصیص آب در مصارف شهری و کشاورزی و بهره برداری سد به منظور برقایی و ... از اهمیت خاصی برخوردار بوده است. در سالهای اخیر استفاده از سیگنالهای 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 سیگنالهای بزرگ مقیاس اقلیمی هم در افزایش دقت پیش بینی ها و هم در افزایش بازه زمانی آنها موثر بوده است.

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) به عنوان ابزاری برای رگرسیون توسط وپنیک^۱ در سال ۱۹۹۵ مطرح شد. [۱] کارایی روش ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی در مطالعات هیدرولوژیکی قابل توجه بوده است. حوضه مورد بررسی در این مطالعه حوضه رودخانه کارون است که در جنوب غربی ایران واقع شده است. کارون طولانی ترین رودخانه ایران است که از کوههای زاگرس سرچشمه میگیرد و به خلیج فارس سرازیر می شود.

تا آنجا که دامنه تحقیقات نشان می دهد اولین کاربرد SVM در بحث منابع آب مربوط به کار دیپایک و همکارانش در سال ۲۰۰۱ 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. [۲] لیونگ و سیواپراگسم در سال ۲۰۰۲ موفق به کاربرد SVM در پیش بینی پهنه بندی سیلاب شدند. [۳] آصفا و همکارانش در سالهای ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۶ کاربردهای متفاوتی را از ماشین بردار پشتیبان آزمایش کردند و نتایج خوبی را با استفاده از این روش بدست آوردند. [۴، ۵، ۶] لین و همکارانش نیز در سال ۲۰۰۶ از SVM برای پیش بینی طولانی مدت جریان رودخانه استفاده کردند و در نهایت نتایج خود را با نتایج شبکه عصبی مصنوعی مقایسه و عملکرد رضایت بخشی را از SVM مشاهده کردند. [۷] در سال ۲۰۰۷ پای و همکارش سعی نمودند تا با استفاده از نقاط قوت SVR به همراه الگوریتم ژنتیک و شبکه بازگشتی، دقت پیش بینی بارندگی را بهبود دهند. [۸] بهزاد و

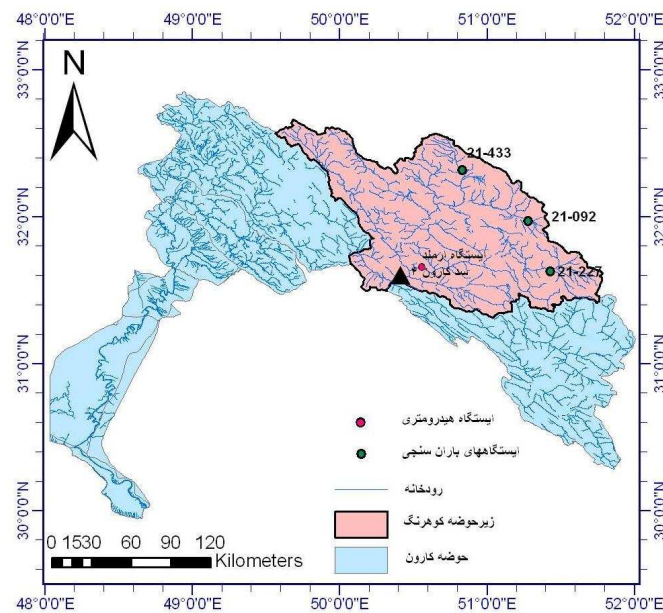
¹ Vapnik

همکارانش در سال ۲۰۰۹ عملکرد SVM و شبکه عصبی را در مدل‌سازی رواناب مقایسه کردند. [۹] لی و همکارانش در سال ۲۰۰۹ یک مدل پیش بینی جریان رودخانه را توسط ماشین بردار پشتیبان در تایوان ارائه کردند. [۱۰] کالرا و احمد نیز در سال ۲۰۰۹ به پیش بینی بلند مدت جریان رودخانه پرداختند. آنها در این تحقیق تنها از نوسانات اتمسفری-اقیانوسی جهت پیش بینی استفاده کرده بودند. [۱۱] در این مقاله سعی شده است تا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و اطلاعات نوسانات اتمسفری-اقیانوسی و همچنین اطلاعات هیدرولوژیکی در منطقه به پیش بینی رودخانه کارون در محل ایستگاه ارمند پرداخت و در نهایت این روش را با روشهای رگرسیونی مقایسه کرد.

۲. مواد و روش ها

۲-۱. منطقه مطالعاتی

حوضه آبریز رودخانه کارون در داخل ارتفاعات زاگرس میانی قرار دارد و محدود به مختصات جغرافیائی ۴۸ تا ۵۲ درجه طول شرقی و ۳۰ تا ۳۴ درجه عرض شمالی می باشد. رودخانه کارون یکی از بزرگترین رودخانه های ایران و در جنوب غربی ایران واقع شده 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 اجرای عمده طرح های مهندسی آب، کشاورزی، صنعتی، شرب و... که در داخل حوضه اجرا شده و یا در حال اجرا است، همچنین وسعت زیاد این حوضه که در بر گیرنده شرایط اقلیمی، عوارض طبیعی و غیر طبیعی، پوشش گیاهی و بهره برداری های متنوع است، از اهمیت ویژه ای برخوردار است. میانگین سالانه بارندگی در حوضه کارون از حدود ۱۵۰ میلیمتر در سال در نواحی پست جلگه ای تا حدود ۱۸۰۰ میلیمتر در سال در ارتفاعات مجاور کوهرنگ برآورد شده است. [۱۲] در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی حوضه کارون به همراه آبراهه های موجود در منطقه و محل قرارگیری ایستگاه ارمند و سد کارون ۴ و همینطور ایستگاههای باران سنجی مورد بررسی در این مقاله نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت زیر حوضه کوهرنگ در حوضه کارون و محل ایستگاه ارمند و سد کارون ۴

۲-۲. سیگنالهای اقلیمی

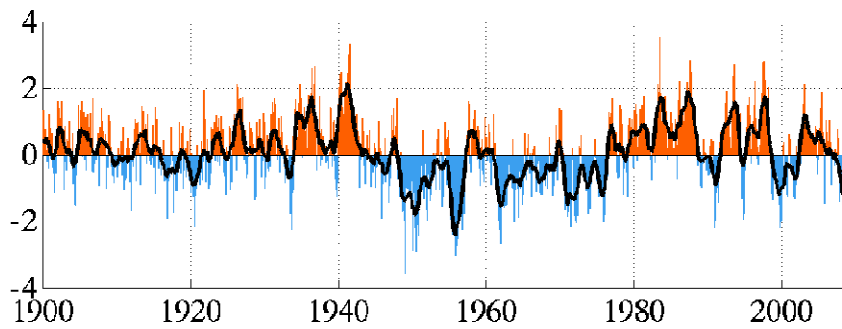
در سالهای اخیر در بسیاری از مناطق دنیا استفاده از سیگنالهای اقلیمی جهانی ENSO، PDO و NAO به منظور بررسی نوسانات آورد رودخانهها و پیش بینی طولانی مدت تر آنها از استقبال خوبی برخوردار شده است. چرا که محققین بر این باورند که با درک بهتر اثرگذاری این پدیده ها بر متغیرهای هیدرولوژیکی و هواشناختی، می توان پیش بینی های قابل اطمینانی را در مقیاس منطقه ای بدست آورد. چنانچه حق نگهدار در سال ۱۳۸۲ اثر سیگنال های^۱ NAO و^۲ SOI^۲ خلیج فارس را بر رواناب رودخانه کارون بررسی کرد و مدلی را برای پیش بینی رواناب ارائه نمود. [۱۳] با توجه به بررسی های انجام گرفته تنها سیگنال موثر در این ایستگاه، سیگنال PDO است. بنابراین در اینجا به تعریف این شاخص اقلیمی بسنده کرده ایم.

^۱ North Atlantic Oscillation

^۲ Southern Oscillation Index

نوسانات دهه‌ای اقیانوس آرام یا PDO الگوی نوسانی تغییرات اقلیمی مانند النینو است که مرکز تغییرات آن روی اقیانوس آرام و شمال آمریکا است. در شمال آمریکا، تغییرات PDO در زمستان و بهار از انرژی بیشتری برخوردار است. PDO به طور قابل توجهی بر روی منابع آب مانند پوشش برف و آب شرب مناطقی مانند شمال آمریکا و سواحل شمال کالیفرنیا تا خلیج آلاسکا تأثیر دارد.

این پدیده اقلیمی که با پایداری الگوهای اقلیمی دو فازی در اقیانوس شمالی همراه است، به صورت بلند مدت نوسان می‌کند. همانگونه که در شکل ۳ مشخص است فازهای گرم و سرد این پدیده به صورت چند ده سال پایدار هستند. البته در دهه‌های اخیر مقدار ماندگاری هر فاز کاهش پیدا کرده است. زمانی که این شاخص مثبت است، آب‌های مرکزی شمالی اقیانوس آرام تمایل به خنکی دارد و آب‌های در امتداد ساحل غربی آمریکای شمالی به گرمی تمایل دارد. عکس این مطلب وقتی که شاخص منفی است برقرار است. [۱۴]



شکل ۲- نوسانات بلند مدت پدیده PDO در طول سالهای ۱۹۰۰-۲۰۱۰

۳-۲. ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان در ابتدا به منظور کلاس بندی توسعه یافت و در سال ۱۹۹۵ توسط وپنیک به عنوان ابزاری جهت رگرسیون مطرح شد. ماشین بردار پشتیبان بر پایه تئوری آماری استوار است، به طوریکه 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 نزدیکترین نمونه‌ها به هر دو طرف ابر صفحه ایجاد می‌کند. در برآورد رگرسیونی نقطه داده‌هایی که مرز ماکزیمم را بوجود می‌آورند بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. تئوری این روش بر اساس اصل کمینه سازی ریسک ساختاری استوار است. در این اصل علاوه بر مینیمم سازی خطای تجربی از یک عامل هموارساز استفاده شده است. [۱۵ و ۱۶]

$$R_{reg}(f) = R_{emp}(f) + \lambda \Omega(f) \quad (1)$$

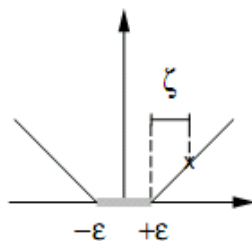
که در آن $R_{reg}(f)$ و $R_{emp}(f)$ به ترتیب خطای تجربی و ساختاری است و λ پارامتر هموارسازی خوانده می‌شود که مشخص کننده تعادل بین دقت تخمین تابع f و نرمی آن می‌باشد. در این رابطه $\Omega(f)$ برابر با مقدار $\Omega(f) = \frac{w^T w}{2}$ در نظر گرفته می‌شود که در آن w بردار وزن تابع f بوده است. می‌دانیم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

$$f(x) = \langle \omega, x \rangle + b \quad (2)$$

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 کمینه می‌شود و تابع خطای ساختاری را می‌توان به فرم زیر بازنویسی کرد.

$$R_{reg}(f) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{m} \sum |y_i - f(x_i)| \quad (3)$$

تابع خطای ϵ -insensitive به تابع خطای وپنیک معروف است که جهت توصیف $L(y, f(x, a))$ استفاده می‌شود. (شکل ۳)



شکل ۳- نمودار تابع ϵ -insensitive

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

$$\text{Maximize} \begin{cases} -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)(x_i, x_j) \\ -\varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Subject to} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \text{ and } \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \quad (5)$$

پس از حل مسئله بهینه سازی فوق مقادیر w و f به صورت زیر بدست می آید.

$$\omega = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i, \quad (6)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i, x_j) + b. \quad (7)$$

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 آبی بهتر تشخیص داده شده، به صورت زیر تعریف می شود.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

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.

$$f(x) = \sum (\alpha_i^* - \alpha_i) \exp(-\gamma(x_i - x_j)^2) + b \quad (9)$$

با توجه به تئوری توضیح داده شده دقت در تخمین و پارامترهای C ، ε و γ بسیار مهم بوده و در کاهش خطای مسئله تأثیر بسزایی دارد. با توجه به تحقیقات انجام گرفته روش جستجوی شبکه^۱ برای این تحقیق در نظر گرفته شده است.

۳. مدل‌سازی

در این تحقیق از آمار ۳۱ ساله رودخانه کارون در طول سالهای (۸۷-۱۳۵۷) در محل ایستگاه ارمند قبل از سد کارون ۴ استفاده شده است. بررسی در این حوضه در دو دوره پیش‌بینی، دوره اول (بهمن-مرداد) و دوره دوم (اسفند-مرداد) در نظر گرفته شده است. ابتدا همبستگی بین آورد ایستگاه ارمند در طول دو دوره پیش‌بینی با سیگنال های اقلیمی مختلف و همچنین با داده های بارش ماهانه در یک سال گذشته تعیین شد و ایستگاههای باران سنجی و سیگنالهایی را که با ایستگاههای هیدرومتری همبستگی نشان دادند، به عنوان پارامترهای ورودی مدلسازی انتخاب شدند. در جدول ۱ نتایج همبستگی بین آورد ایستگاه ارمند در دو دوره پیش‌بینی (بهمن-مرداد و اسفند-مرداد)، با پارامترهای مختلف آورده شده است. با توجه به اینکه پارامترهای زیاد، باعث پیچیدگی مدل می شود، در روش اول، ابتدا با استفاده از روش رگرسیونی مدلسازی انجام شد و پارامترهایی را که در مدل رگرسیونی باقی مانده بودند را وارد مدل ماشین بردار پشتیبان کردیم که به این مدل عنوان SVM-reg را دادیم. در مدل دوم پارامترهایی را که همبستگی داشتند با استفاده از روش تحلیل مولفه اصلی به ۲ مولفه تبدیل کردیم و وارد مدلسازی ماشین بردار پشتیبان کردیم که این مدل را با عنوان SVM-pca نامگذاری کردیم. در مدل رگرسیونی ساخته شده اگر همبستگی بین متغیرها بالا بود با روش تحلیل مولفه اصلی، همبستگی موجود را از بین می‌بریم و دوباره مدلسازی رگرسیونی را بر روی مولفه های ایجاد شده انجام می‌دادیم.

¹ Grid search

جدول ۱- نتایج همبستگی ایستگاه ارمند در دو دوره پیش بینی

دوره اول	پارامتر	سیگنال اقلیمی PDO در ماه مهر	سیگنال اقلیمی SOI در ماه آذر	بارش در ایستگاه اردیبهشت ۰۹۲-۲۱ در ماه	بارش در ایستگاه دی ۲۲۷-۲۱ در ماه	بارش در ایستگاه آذر ۴۳۳-۲۱ در ماه
ضریب همبستگی	۰,۵۱	۰,۷۷	۰,۴۱	۰,۴۴	۰,۳۴	
دوره دوم	پارامتر	سیگنال اقلیمی PDO در ماه مهر	سیگنال اقلیمی SOI در ماه آذر	بارش در ایستگاه آذر ۰۹۲-۲۱ در ماه	بارش در ایستگاه بهمن ۴۳۳-۲۱ در ماه	بارش در ایستگاه دی ۲۲۷-۲۱ در ماه
ضریب همبستگی	۰,۵۴	-۰,۰۶	۰,۳۸	۰,۳۲	۰,۳۶	

۴. نتایج و بحث

معادله نهایی بدست آمده از مدلسازی رگرسیونی در دوره اول پیش بینی بصورت زیر بدست آمد:

$$Y=1224.5+9.45X_1+14.5X_2+379.8X_3 \quad (10)$$

Y: حجم جریان طبیعی رودخانه کارون در ایستگاه ارمند در دوره اول پیش بینی (میلیون متر مکعب)

X1: بارندگی در ایستگاه ۲۲۷-۲۱ در ماه دی (میلیمتر)

X2: شاخص اقلیمی PDO در ماه مهر

در مدل SVM-reg از متغیرهای باقیمانده در مدل رگرسیونی استفاده شده است و در مدل SVM-pca تمام متغیرهای جدول ۱ را با روش تحلیل مولفه اصلی به دو متغیر که ترکیبی از ۵ متغیر اصلی دوره اول و دوم پیش بینی است تبدیل می کنیم و از این دو متغیر در مدلسازی استفاده می کنیم.

بدین ترتیب مدل SVM-reg با پارامترهای $C=471$, $\epsilon = 0.011$ و $\text{gama}=0.19$ به عنوان بهینه ترین پارامترها بدست آمد و در مدل SVM-pca نیز این پارامترها به ترتیب 0.101, 551 و 0.07 بدست آمد.

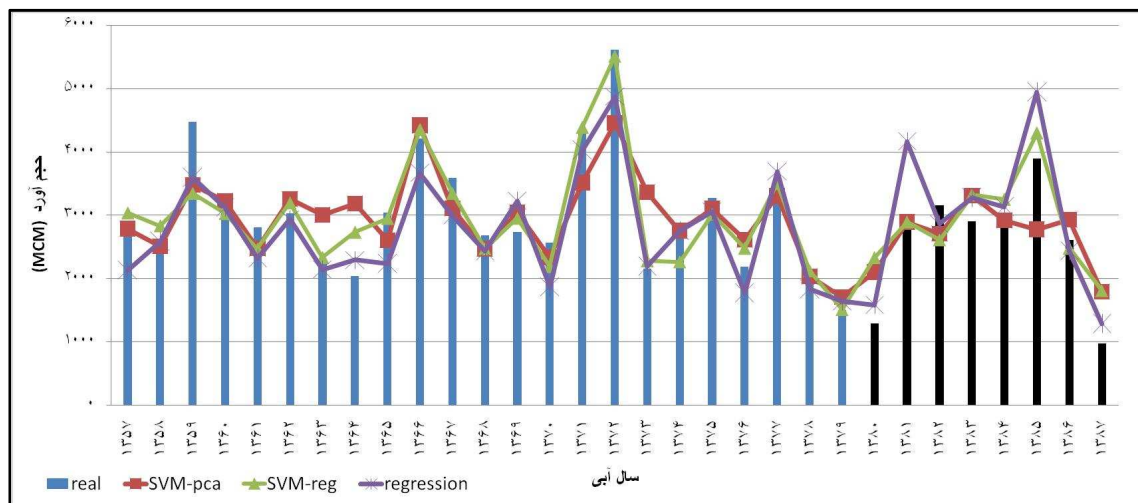
مولفه های استفاده شده در مدل SVM-pca به صورت معادله (۱۱) ترکیب شده است.

$$F1=0.31X_1-0.02X_2+0.35X_3-0.45X_4+0.33X_5 \quad (11)$$

$$F2=0.41X_1+0.47X_2-0.49X_3+0.13X_4+0.33X_5$$

که متغیرهای X_1 تا X_5 به ترتیب برابر متغیرهای جدول ۱ از راست به چپ است.

در شکل ۴ نتایج مدلسازی رگرسیونی و مدل های ماشین بردار پشتیبان دوره اول پیش بینی، در دوره کالیبراسیون (رنگ روشن) و صحت سنجی (رنگ تیره) آورده شده است.



شکل ۴- نتایج مدلسازی رگرسیونی و مدل های ماشین بردار پشتیبان در دوره اول پیش بینی

معادله نهایی بدست آمده از مدل سازی رگرسیونی دوره دوم پیش بینی بصورت زیر می باشد:

$$Y=710+9.4X_1+8.7X_2+10.7X_3+318.6X_4 \quad (12)$$

Y : حجم جریان طبیعی رودخانه کارون در ایستگاه ارمند در دوره دوم پیش بینی (میلیون متر مکعب)

X1 : بارندگی در ایستگاه ۲۱-۴۳۳ در ماه بهمن (میلیمتر) X2 : بارندگی در ایستگاه ۲۱-۲۲۷ در ماه دی (میلیمتر)

X3 : بارندگی در ایستگاه ۲۱-۴۳۳ در ماه آذر (میلیمتر) X4 : شاخص اقلیمی PDO در ماه مهر

مدل SVM-reg با پارامترهای $C=691$ ، $\varepsilon = 0.121$ و $\text{gama}=0.001$ به عنوان بهینه ترین پارامترها بدست آمد و در مدل SVM-pca نیز این پارامترها به ترتیب 511، 0.02 و 0.007 بدست آمد.

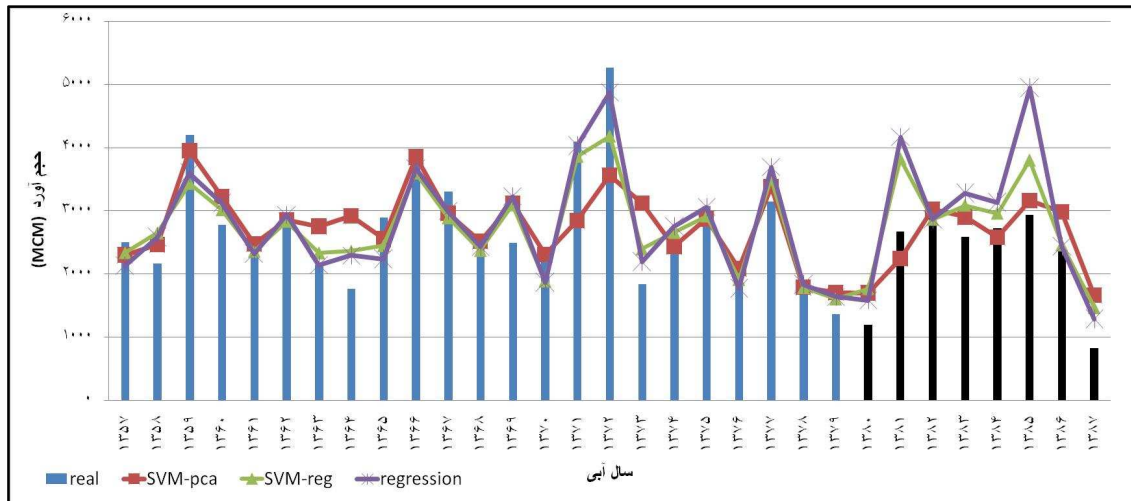
مولفه های استفاده شده در مدل SVM-pca به صورت معادله (۱۱) ترکیب شده است.

$$F1=0.32X_1-0.39X_2+0.35X_3+0.36X_4-0.02X_5 \quad (13)$$

$$F2=0.43X_1+0.069X_2+0.15X_3-0.4X_4+0.74X_5$$

که متغیرهای X_1 و X_5 به ترتیب برابر متغیرهای جدول ۱ از راست به چپ است.

در شکل ۵ نتایج مدل سازی رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان دوره دوم پیش بینی، در دوره کالیبراسیون و صحت سنجی آورده شده است.



شکل ۵- نتایج مدل سازی رگرسیونی و مدل های ماشین بردار پشتیبان در دوره دوم پیش بینی

در نهایت برای ارزیابی مدل ها از چهار آماره ضریب همبستگی 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 رابطه ۱۴ تعریف می شود.

$$E = 1 - \frac{\sum(p - a)^2}{\sum(a - \bar{a})^2} \quad (14)$$

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

در جدول ۲ و ۳ نتایج مرحله آزمون و تست به ترتیب در دوره اول پیش بینی و دوره دوم پیش بینی آورده شده است.



جدول ۲- نتایج آماره ها در مدل‌های رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان در دوره اول پیش بینی

دوره صحت سنجی			دوره کالیبراسیون			آماره
Regression	SVM-pca	SVM-reg	Regression	SVM-pca	SVM-reg	
0.37	0.27	0.28	0.12	0.15	0.09	MAPE
811	617.59	564	450	566.28	352	RMSE
0.54	0.64	0.72	0.76	0.63	0.85	R ²
0.21	0.54	0.62	0.76	0.62	0.85	E

جدول ۳- نتایج آماره ها در مدل‌های رگرسیونی و ماشین بردار پشتیبان در دوره دوم پیش بینی

دوره صحت سنجی			دوره کالیبراسیون			آماره
Regression	SVM-pca	SVM-reg	Regression	SVM-pca	SVM-reg	
0.32	0.26	0.29	0.13	0.16	0.13	APE
956	452.28	624	385	628.57	431	RMSE
0.68	0.77	0.77	0.81	0.51	0.79	R ²
-0.59	0.64	0.32	0.81	0.5	0.77	E

۵. نتیجه گیری

نتایج بدست آمده از مدل‌سازی دوره اول پیش بینی نشان می‌دهد که در دو دوره کالیبراسیون و صحت سنجی نتایج مدل SVM-reg از نتایج سایر مدل‌ها رضایت بخش تر بوده و نتایج دقیقتری را نشان داده است. به طوریکه این مدل نزدیک به ۱۰ درصد نسبت به مدل رگرسیونی کاهش داشته و مقدار R² مدل را به بالای ۷۰ درصد رسانده است.

در مدل‌سازی دوره دوم نیز مشاهده شد که نتایج مدل SVM-pca در دوره صحت سنجی، نسبت به سایر مدل‌ها از نتایج دقیقتری را بدست آورده است. البته دیده می‌شود که این مدل نتایج بسیار نزدیکی با مدل SVM-reg داشته است و بیشترین تفاوت را در آماره RMSE می‌توان مشاهده کرد.

بنابراین می‌توان گفت که استفاده از روش SVM-pca در مدل‌هایی که تعداد متغیرها زیاد هستند نتایج بهتری را بدست می‌دهد و در مدل‌هایی که تعداد پارامترها کم هستند نتایج مدل SVM-reg نیز قابل توجه است. ولی به طور کلی بهتر است در این زمینه تحقیقات بیشتری انجام شود و این نتایج در سایر ایستگاهها و حوضه ها مقایسه شود.

۶. مراجع

1. Vapnik, V., (1995), "The nature of statistical learning theory," New York, Springer- Verlag.
2. 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.
3. Liong, S.Y. and Sivapragasam, C., (2002). "Flood stage forecasting with support vector machines,," J. Am. Water Resources Association, 38(1), 173-186.
4. 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.
5. 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.
6. 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.



7. 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.
 8. Pai, P.F. and Hong, W.C., (2007), "A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting," Hydrol. Process, 21(6), 819-827.
 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.
۱۲. مطالعات برنامه جامع سازگاری با اقلیم، (۱۳۸۴)، حوضه آبریز کارون بزرگ، جلد اول.
۱۳. حق نگهدار، ا.، (۱۳۸۲)، "تأثیر سیگنالهای هواشناسی در اصلاح پیش بینی جریانات رودخانه‌ای"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
14. Barton, S.B. and Ramirez, J.A., (2004). "Effects of El Nino Southern Oscillation and Pacific Interdecadal Oscillation on Water Supply in the Columbia River Basin," J. Water Resources Planning and Management, 130(4), 281-289.
 15. Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J., (2000), "An introduction to support vector machines," New York, Cambridge University Press.
 16. Smola, A. J. and Schlkopf, B., (2004), "A tutorial on support vector regression," Statistics and Computing, 14, 199-222.