پیش‌بینی دمای سطح آب خلیج فارس با استفاده از رگرسیون چندگانه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی

سید محمد جعفر ناظم‌السادات[۱] و امین شیروانی[۲]

چکیده

با توجه به آن که نوسانات دمای سطح آب خلیج فارس (Persian Gulf Sea Surface Temperature) (PGSST) تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر بارش زمستانه، منابع آب و تولیدات کشاورزی نواحی جنوب غربی کشور دارد، امکان پیش بینی دمای زمستانه دمای سطح آب این گستره آبی با استفاده از مدل رگرسیون چندگانه مورد ارزیابی قرار گرفت. سری‌های زمانی PGSST برای کلیه فصول در دوره ۱۹۹۲-۱۹۴۷ به عنوان پیشگوکننده و سری زمانی این متغیر برای دوره ۱۹۹۳-۱۹۴۸ به عنوان پیشگو شونده در نظر گرفته شدند. تحلیل مؤلفه‌های اصلی (Principal Component Analysis) (PCA) به منظور استخراج مؤلفه‌های اصلی و کاهش حجم داده‌ها به کار برده شد. چهار سری زمانی جدید (PC1، PC2 ، PC3 و PC4) که ۷۳/۵٪ از واریانس کل را شرح دادند به عنوان مؤلفه‌های اصلی انتخاب شده و بقیه به عنوان اختلال در نظر گرفته شد. دوران واریماکس به منظور یافتن وابستگی هر مؤلفه اصلی با سری‌های زمانی اولیه PGSST استفاده شد. این دوران نشان داد که PC1، PC2 ، PC3 و PC4 به ترتیب معرف تغییرات دما در فصل زمستان، پاییز، بهار و تابستان می‌باشند. در مدل رگرسیونی، مؤلفه‌های اول، دوم و چهارم در سطح ۵٪ معنی‌دار شدند و مؤلفه سوم معنی‌دار نگردید. نتایج نشان داد که متغیرهای معنی‌دار، ۳۳/۵٪ از واریانس PGSST زمستانه را شرح می‌دهند. روشن شد که جهت پیش بینی دمای زمستانه سطح آب خلیج فارس، دمای سطح آب این گستره آبی در زمستان سال قبل از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در مرحلهٔ بعدی دمای پاییزه و تابستانه برای پیش‌بینی دمای زمستانه نقش دارند.

واژه‌های کلیدی: دمای سطح آب خلیج فارس، رگرسیون چندگانه، تحلیل مؤلفه‌های اصلی

مقدمه

آب‌های خلیج فارس علاوه بر آن که از دیدگاه‌های تجاری، نظامی، شیلات و آبزیان، صنایع و تأسیسات دریایی نقش بسیار مهمی در حیات اقتصادی- اجتماعی ایران ایفا می‌نمایند، تأثیر بسیار زیادی بر شرایط آب و هوایی بسیاری از نقاط ایران مخصوصاً مناطق جنوبی دارد. تقریباً در تمامی مواقعی که استان فارس و مناطق جنوبی کشور همراه با بارش فراوانی بوده است ابرهای ورودی از مرزهای جنوب غربی و خلیج فارس وارد

۱. دانشیار مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز
۲. کارشناس ارشد مرکز مطالعات اقلیمی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]

کشور شده‌اند(شکل ۱). مطالعه تصاویر ماهواره‌ای از شرایط آب و هوایی کشور نشانگر آن است که بسیاری از بارش‌های مناطق جنوبی کشور (در ماه‌های سرد سال) ناشی از ورود توده هوای گرم اقیانوسی است که پس از عبور از خلیج فارس وارد ایران می‌شوند(شکل ۱). این توده‌های هوا که به آنها کم فشارهای سودانی گفته می‌شود پس از برخورد با سلسله جبال زاگرس و یا برخورد جبهه‌های سردتر دریایی و یا قاره‌ای که از نواحی شمالی و غربی وارد کشور شده‌اند موجب ریزش‌های جوی فراوان می‌شوند. بدین ترتیب علاوه بر توپوگرافی زمین و فیزیک توده‌های هوای ورودی، شرایط اقلیم سطحی خلیج فارس (مانند جهت و سرعت باد، سیستم فشار و نیز دمای سطح آب) نیز نقش مؤثری در جهت حرکت و نیز توانایی تولید بارش کم فشارهای سودانی دارد. تأثیر دمای سطح آب دریاها بر بارش مناطق مختلف، محدود به ایران نبوده و تحقیقات انجام شده بیانگر آن است که نوسان‌های این دما سهم قابل توجهی از واریانس بارش در مناطق مختلف جهان را توجیه می‌نماید (۹، ۸ و ۱۳). گرچه خلیج فارس یک ناحیه کاملاً آزاد دریایی نمی‌باشد، ولی نتایج جدید نشان دهنده تأثیر شرایط اقلیمی این گستره دریایی بر آب و هوای ایران دارد.

ناظم السادات و همکاران (۱۰) و ناظم السادات (۱۱) نشان داده‌اند که هم‌بستگی منفی و معنی‌داری بین دمای زمستانه سطح آب خلیج فارس و بارش زمستانه در استان‌های جنوبی و جنوب غرب کشور (فارس، بوشهر و خوزستان و هرمزگان) وجود دارد. بر اساس این بررسی‌ها، هنگامی که دمای سطح آب (Sea Surface Temperature, SST) زمستانه سطح خلیج فارس کمتر از میانگین می‌شود، بارش در استان‌های مذکور عموماً بیشتر از حد معمول خواهد شد. هم چنین در تحقیقات اخیر ناظم السادات و شیروانی (۱)، تکامل زمانی – مکانی دمای سطح آب خلیج فارس (Persian Gulf SST, PGSST) برای پیش‌بینی بارش زمستانه مناطق نام‌برده مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این تحقیقات نیز نشان می‌دهد که در مقایسه با سایر فصول، نوسانات SST زمستانه در سطح خلیج فارس در برآورد مقدار بارش این فصل اهمیت بالایی دارد. نتایج مربوط به مجموعه مطالعات انجام شده مؤید این نکته می‌باشند که درک مکانیزم حاکم بر نوسانات SST در پهنه آب‌های جنوبی کشور می‌تواند برای پیش بینی‌های دراز مدت بارش، ارزیابی بارش و شناخت وضعیت منابع آب و فعالیت‌های زیست محیطی در نواحی جنوب غربی کشور مورد استفاده قرار گیرد.

گرچه تحقیقات گذشته بر اهمیت دمای سطح آب زمستانه خلیج فارس بر بارش و شرایط زیست محیطی مناطق جنوبی و جنوب غربی کشور تأکید دارند، پیش بینی مقدار این دما (PGSST) کمتر مورد توجه بوده است. این پیش بینی برای ارزیابی و نیز برنامه ریزی وضعیت منابع آب در مناطق جنوب غرب کشور از اهمیت فوق العاده‌ای برخوردار است. به منظور اطلاع از شرایط بارش زمستانه مناطق جنوبی کشور لازم است که دمای سطح آب خلیج فارس از چند ماه قبل پیش بینی شود تا بر اساس این پیش بینی بتوان برآوردی از مقدار بارش زمستانه به دست آورد. بنابراین، هدف اصلی این پژوهش آن است که با در نظر گرفتن وضعیت SST در یک سال گذشته نسبت به پیشگویی آن در فصل زمستان آینده اقدام نمود. این نوع بررسی‌ها اخیراً مورد توجه مراکز علمی پیش جهان در آمریکا و اروپا قرار گرفته است (۸). با وجود جستجوی فراوان، نگارندگان موفق نشدند که مقاله‌ای علمی که حاکی از انجام این گونه تحقیقات در ایران باشد پیدا نمایند.

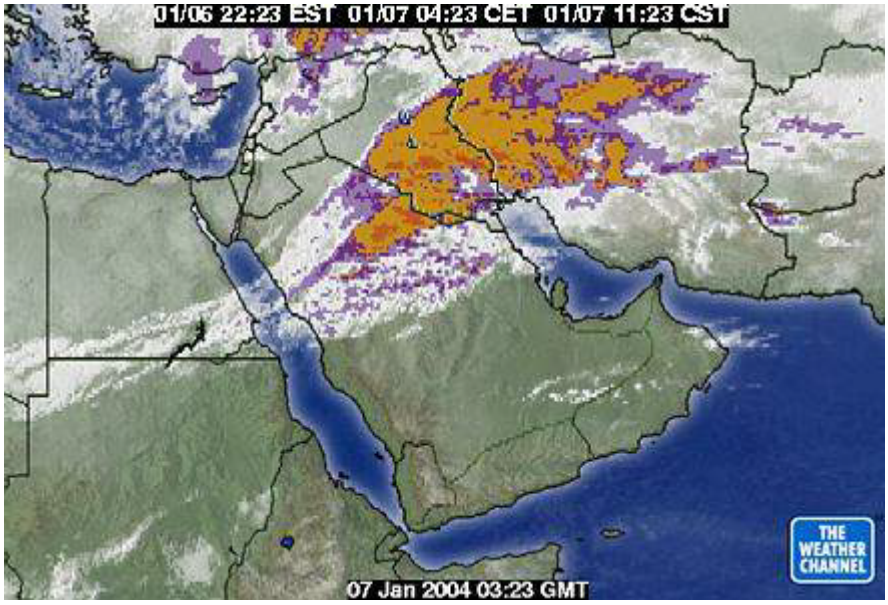
مواد و روش‌ها

داده‌ها

داده‌های ماهانه دمای سطح آب در پهنه خلیج فارس برای سال‌های ۱۹۹۳ –۱۹۴۷ میلادی از بانک‌های اطلاعاتی سازمان (National Oceanic and Atmospheric Administration) NOAA استخراج گردید. مطابق استاندارد این بانک، خلیج فارس حاوی ۸ گره به ابعاد ۲ درجه طولی در ۲ درجه عرضی تقسیم شده است که پس از بررسی وضعیت داده‌های تمام گره‌ها، پنج گره (از هشت گره) جهت محاسبات بعدی انتخاب گردیدند

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]



شکل ۱. شمای مسیر عمومی توده‌های هوای اقیانوسی که پس از عبور از شمال افریقا، دریای سرخ از طریق خلیج فارس وارد کشور می‌گردند.

(شکل ۲). ارقام گم شده در گره‌های انتخابی از روش هم‌بستگی خطی با ایستگاه مجاور تکمیل گردیدند. برای محاسبه مقادیر فصلی PGSST میانگین سری زمانی ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس به عنوان فصل زمستان، ماه‌های آوریل، می، ژوئن به عنوان فصل بهار، ماه‌های جولای، اگوست و سپتامبر به عنوان فصل تابستان و ماه‌های اکتبر و نوامبر و دسامبر به عنوان فصل پاییز در نظر گرفته شدند. برای هر یک از ۵ گره انتخابی ۴ سری زمانی و برای مجموعه آنها ۲۰ سری زمانی فصلی تولید گردید. عناصر تشکیل دهنده ماتریس پیشگو کننده با بیست ستون به شرح زیر تشکیل گردید:

$$SST = \left[SST_{11}, SST_{12}, ..., SST_{ij}, ..., SST_{45} \right] \qquad [1]$$

به طوری که ستون SST_{ij} بیانگرسری زمانی(۱۹۹۲-۱۹۴۷) دمای سطح آب در فصل i ام و گره j ام می‌باشد ($i=1,...,4$ و $j=1,...,5$). میانگین PGSST زمستانه در ۵ گره ذکر شده (شکل ۲) که به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$PGSST = \frac{SST_{41} + SST_{42} + SST_{43} + SST_{44} + SST_{45}}{5} \qquad [2]$$

برای دوره زمانی ۱۹۹۳-۱۹۴۸ تعیین شده و به عنوان سری زمانی پیشگو شونده در مدل پیش بینی قرارگرفت.

روش‌های محاسباتی

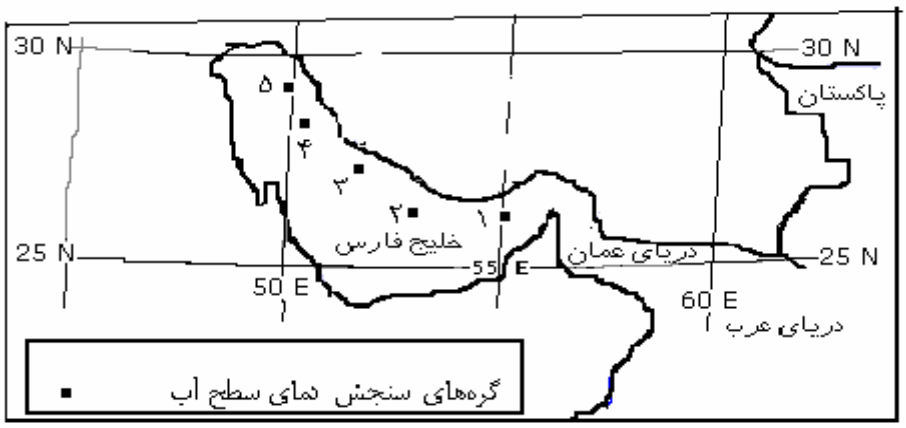
الف) رگرسیون چندگانه

تحلیل رگرسیونی یک روش آماری است که مشخص می‌نماید دو یا چند متغیر تا چه اندازه به یکدیگر وابسته هستند. روش‌ها و معادلات بسیاری جهت بیان درجه وابستگی علت و معلولی بین متغیرهای مستقل و وابسته بیان شده که هر یک از آنها در شرایط خاصی مورد استفاده قرار می‌گیرند (۳، ٤، ۶ و ۱۴).

چنانچه در نظر باشد که میزان وابستگی یک متغیر مستقل (مانند SST زمستانه) به چند متغیر وابسته دیگر (مانند SST در چهار فصل قبل) مورد سنجش قرار گیرد می‌توان از رگرسیون چندگانه استفاده نمود. به منظور استفاده از متغیرهای وابسته باید دقت کرد که این متغیرها مستقل از یکدیگر باشند. در صورت عدم استقلال متغیرهای وابسته، تحلیل رگرسیون چندگانه ضمن انتخاب چند متغیر مهم‌تر بقیه را از گردونه محاسبات حذف خواهد کرد. مثلاً از بیست متغیر پیشگوکننده ممکن است دو یا سه متغیر وارد مدل رگرسیون چندگانه شده و بقیه به علت

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]



شکل۲. گره‌های انتخابی در خلیج فارس

هم‌بستگی زیاد به یکدیگر در محاسبات منظور نگردند. به همین دلیل، در صورتی که بین داده‌های خام متغیرهایی که به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته می‌شوند یک رابطه هم خطی وجود داشته باشد، لازم است که این داده‌ها به روش‌های مناسب فیلتر شوند. اثر فیلتر کردن آن است که رابطه هم خطی بین آنها را از بین خواهد برد. استفاده از تحلیل مؤلفه اصلی که در زیر توضیح داده خواهد شد بدین منظور (فیلتر کردن داده‌ها و استخراج سری‌های جدید مستقل از هم) مورد استفاده قرار گرفت.

ب) تحلیل مؤلفه‌های اصلی

با توجه به آن که داده‌های اقلیمی، هواشناسی و اقیانوسی که از ایستگاه‌های مجاور تهیه شده‌اند، عموماً به یکدیگر وابسته بوده و هم خطی شدیدی بین آنها موجود می‌باشد، کاربرد این گونه سری‌های زمانی در مدل‌های رگرسیونی محل اشکال بوده و موجب بروز خطای زیادی در نتایج به دست آمده می‌گردد. برای استفاده بهینه از داده‌های موجود و نیز کاستن از منابع خطا لازم است که از تعداد زیاد سری‌های زمانی وابسته کاسته شده و با به کارگیری روش‌های مناسب ریاضی تعداد معدودی سری زمانی جدید تولید شود که بتواند درصد بالایی از واریانس موجود در سری زمانی اولیه را توجیه نماید. تحلیل مؤلفه‌های اصلی از جمله اقداماتی است که به طور مکرر توسط متخصصین علوم در رشته‌های مختلف به منظور کاهش حجم داده‌ها استفاده می‌گردد(۲، ۵، ۷ و ۱۲). در این بررسی با توجه به تعداد زیاد متغیرهای پیشگوکننده(۲۰ متغیر پیشگوکننده) و وابستگی خطی که بین آنها موجود بود، کاربرد مستقیم آنها در مدل رگرسیونی مورد توجه قرار نگرفت. همان طور که در بخش‌های بعدی اشاره خواهد شد، وقتی که تمام بیست متغیر اولیه به طور مستقیم وارد مدل گردید، به علت وابستگی بین آنها تنها تعداد دو سری از کل بیست سری توسط مدل پذیرفته شده و بقیه حذف شدند. این امر به مفهوم آن است که تنها نوسان‌های تعداد بسیار معدودی از ۲۰ متغیر پیشگوکننده به منظور پیشگویی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به همین دلیل تحلیل مؤلفه‌های اصلی به شرح زیر مورد توجه قرار گرفت.

فرض کنید P تعداد کل متغیرهای پیشگوکننده (در این مطلعه بیست متغیر) و T_i متغیر دمای سطح آب (در این جا PGSST) باشند. بردار T با p مؤلفه به صورت $T = (T_1, T_2, ..., T_p)'$ و ماتریس واریانس- کواریانس Σ به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & cov_{12} & .... & cov_{1p} \\ cov_{21} & \sigma_{22} & .... & cov_{2p} \\ . & . & ..... & . \\ cov_{p1} & cov_{p2} & ... & \sigma_{pp} \end{pmatrix} \qquad [3]$$

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]

اعضای روی قطر اصلی ماتریس $\sum$ واریانس عناصر بردار T و دیگر اعضای آن کواریانس بین هر دو عنصر از بردار T می‌باشند. اگر مقادیر ویژه(Eigen values) مرتب شده $\sum$ به صورت $\lambda p \geq ... \geq \lambda ۲ \geq \lambda ۱$ باشند، آنگاه یک ماتریس متعامد مانند T به صورت زیر

[۴]

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{۱۱} & \gamma_{۲۱} & \cdots & \gamma_{p۱} \\ \gamma_{۱۲} & \gamma_{۲۲} & \cdots & \gamma_{p۲} \\ . & . & \cdots & . \\ \gamma_{۱p} & \gamma_{۲p} & \cdots & \gamma_{pp} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \gamma_{۱} & \gamma_{۲} & \cdots & \gamma_{p} \end{pmatrix} \quad ; \quad \gamma_i = \begin{pmatrix} \gamma_{i۱} & \gamma_{i۲} & \cdots & \gamma_{ip} \end{pmatrix}'$$

$$\Gamma\Gamma' = \begin{pmatrix} ۱ & . & . & . \\ . & ۱ & . & . \\ . & . & \cdots & . \\ . & . & . & ۱ \end{pmatrix} = Ip$$

وجود دارد به طوری که

$$\Gamma' \sum \Gamma = D\lambda \quad ; \quad D\lambda = \begin{pmatrix} \lambda ۱ & . & . & . \\ . & \lambda ۲ & . & . \\ . & . & . & . \\ . & . & . & \lambda p \end{pmatrix} \qquad [۵]$$

$$= Diag(\lambda ۱, \lambda ۲, ..., \lambda p)$$

بنابراین، اگر داشته باشیم:

$$y = \Gamma' T = \begin{pmatrix} \gamma_{۱}' \\ \gamma_{۲}' \\ . \\ \gamma_{p}' \end{pmatrix} T = \begin{pmatrix} \gamma_{۱}' T \\ \gamma_{۲}' T \\ . \\ \gamma_{p}' T \end{pmatrix} \qquad [۶]$$

آن گاه

$$cov(y) = \Gamma' \sum \Gamma = D\lambda \qquad [۷]$$

و مؤلفه‌های

$$y_{۱} = \gamma_{۱}' T = \gamma_{۱۱} T_{۱} + \gamma_{۱۲} T_{۲} + ... + \gamma_{۱p} T_{p} \qquad [۸]$$

$$y_{۲} = \gamma_{۲}' T = \gamma_{۲۱} T_{۱} + \gamma_{۲۲} T_{۲} + ... + \gamma_{۲p} T_{p} \qquad [۹]$$

و

$$y_{p} = \gamma_{p}' T = \gamma_{p۱} T_{۱} + \gamma_{p۲} T_{۲} + ... + \gamma_{pp} T_{p} \qquad [۱۰]$$

ناهمبسته‌اند (برهم عمودند). به متغیرهای جدید $y_{۱}, ..., y_{p}$ ، مؤلفه‌های اصلی گویند و واریانس y_i برابر λi است. چون $\lambda p \geq ... \geq \lambda ۲ \geq \lambda ۱$ می‌باشد، مؤلفه y_i دارای بزرگ‌ترین واریانس ($\lambda ۱$) و $y_{۲}$ دارای واریانس بعدی ($\lambda ۲$) و آخرین مؤلفه(λp) دارای کمترین مقدار واریانس می‌باشد. معمولاً $y_{۱}$ را اولین مؤلفه اصلی و $y_{۲}$ را دومین مؤلفه اصلی گویند. به y_i امین بردار ویژه گفته می‌شود. طبق رابطه زیر:

$$\lambda_{۱} + \lambda_{۲} + ... + \lambda p = trace \sum = \sigma_{۱۱} + \sigma_{۲۲} + ... + \sigma_{pp}$$

[۱۱]

مجموع واریانس‌های p مؤلفه اصلی برابر مجموع واریانس‌های متغیرهای اولیه $T_{۱}, ..., T_{p}$ است. یادآوری می‌گردد که Trace یک ماتریس به مفهوم مجموع عناصر روی قطر اصلی می‌باشد. پس مؤلفه‌های با واریانس کوچک‌تر را بدون آن که اثر معنی‌داری روی کل واریانس بگذارد، می‌توان نادیده گرفت. به این ترتیب p متغیر اولیه به $k(\leq p)$ مؤلفه اصلی اولیه، تقلیل پیدا می‌کند و $p-k$ متغیرهای بعدی به عنوان اختلال (Noise) در نظر گرفته شده و وارد محاسبات نمی‌گردد. بنابراین از روش PCA به منظور استخراج تعداد کمتری سری زمانی مستقل و غیر وابسته که قسمت اعظم واریانس مجموعه PGSST را توجیه نمایند استفاده شد. این روش به عنوان پیش پردازش (فیلتر) برای داده‌هایی که در مدل رگرسیونی استفاده می‌گردد مورد لزوم بود. سری زمانی متغیرهای مستقل و متعامد تولیدشده به عنوان پیشگوکننده‌ها در نظر گرفته شدند.

نتایج

مؤلفه‌های اصلی PGSST

با کاربرد روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، بیست مؤلفه تولید شد که نخستین مؤلفه بیشترین واریانس و آخرین آن کمترین واریانس را نشان می‌دهد. انتخاب چند مؤلفه اول که بیشترین واریانس را دارند و به عنوان مؤلفه اصلی شناخته می‌شوند، از اساسی‌ترین اقدامات در تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌باشد. با انتخاب چند مؤلفه‌های اصلی اول سایر مؤلفه‌ها از محاسبات بعدی حذف می‌شوند و بنابراین باید دقت زیادی در انتخاب آستانه حذف نمود. رسم تغییرات مقادیر ویژه در مقابل

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]

شماره مؤلفه‌ها که اصطلاحاً بـه آن Screet plot گفتـه مـی‌شـود یکی از راه‌های تشخیص آستانه حذف می‌باشد. همان طـور کـه در شکل ۳ نشان داد شده است، اولین مقدار برابر ۳/۷۸ می‌باشد که ۳۴/۵ درصـد از کـل واریـانس موجـود در سـری داده‌هـا را توجیه می‌نماید. شکل ۳ نشـان دهنـده آن اسـت کـه دومـین و سومین مقدار ویژه به ترتیب برابر ۱/۹ و ۱/۳۴ بودند که هر یک از آنها ۱۷/۶ و ۱۲/۲ درصد از کل واریانس را توجیه می‌نماینـد گروهی از محققین بیان می‌کنند که آستانه حذف جایی است که نمودار Screet حالت افقی پیدا می‌نماید و بنابراین با توجـه بـه شکل ۳ تقریباً می‌توان ۵ و ۶ مؤلفه اول را به عنوان مؤلفه اصلی قلمداد نمود. در عین حال، انتخاب آستانه حذف تنها بر اسـاس قضاوت تخمینی دقیق نبوده است و لازم است کـه آزمـون‌هـای دیگری نیز به عمل آید. هدف از آزمون‌های بعدی آن است کـه یک مبنای فیزیکی برای هر یک از مؤلفه‌های اصلی پیـدا نمـود. مثلاً روشن شود که هر یک از مؤلفه‌هـا نماینـده چنـد ایسـتگاه واقع در یک ناحیه خاص می‌باشند. برای نمونه اگـر مؤلفـه اول نماینده یک ناحیه خاص گردید نباید سایر مؤلفه‌هـا عضـوی در این ناحیه داشته باشند.

برای پیدا نمودن آستانه حذف، تعداد دو، سه، چهار، پـنج و شش مؤلفه اصلی (مؤلفه‌های داوطلـب) در نظـر گرفتـه شـد و آزمون لازم بـرای تشـخیص تعـداد مؤلفـه‌هـای مطلـوب بـرای نگـــه‌داری بـــه عمـــل آمـــد. بـــرای ایـــن منظـــور عوامـــل بارگذاری(Loadings) مربوط به هر یـک از مؤلفـه‌هـا بـه روش واریماکس(Varimax) دوران داده شـدند و وابسـتگی هـر یـک از مؤلفـــه‌هـــای دوران داده شـــده بـــه فصـــول مختلـــف مـــورد ارزیـــابی قـــرار گرفـــت. دوران عوامـــل بارگـــذاری باعـــث می‌شود که وابستگی این عوامل با مؤلفه‌هـای اصـلی واضـح‌تـر شود و تشخیص آن که تغییرات هر یـک از مؤلفـه‌هـای اصـلی متأثر از کدام عوامل بارگذاری می‌باشد آسان‌تر می‌شود.

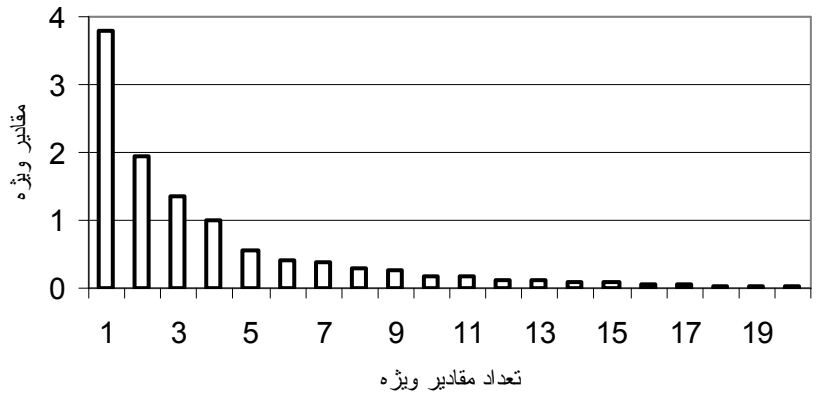
نتایج نشان داد که وقتی تعداد مؤلفـه‌هـا چهـار عـدد اسـت مقادیر عوامل بارگذاری از تمام گره‌ها برای یک فصل نزدیک به یک و برای سایر فصول برای تمامی گره‌ها نزدیک صـفر اسـت. در سایر موارد که تعداد مؤلفه‌ها کمتـر یـا بیشـتر از چهـار بـود چنین وضعیتی مشاهده نشد. با توجه بـه آن کـه الگـوی نوسـان سطح آب در هر فصل تا حـد زیـادی از فصـل دیگـر متفـاوت است نتایج به دست آمده از نظر فیزیکی نیز معنی‌دار تشـخیص داده شد و چهار مؤلفه بـه عنـوان مؤلفـه اصـلی در نظـر گرفتـه شدند. براین اساس، چهار PC اولیه مربوط به PGSST (ماتریس SST، معادله ۱) برای تجزیـه و تحلیـل‌هـای بعـدی و ورود بـه محاسبات رگرسیونی در نظر گرفته شدند. مؤلفـه‌هـای PC1 تـا PC4 اولیه قادر به توجیه ۷۳/۵ درصد از کـل واریـانس عناصـر ماتریس SST بودند. نتایج بـه دسـت آمـده بیـانگر آن بـود کـه سری‌های زمانی PC1، PC2، PC3 و PC4 به ترتیب هم‌بسـتگی بسیار بالایی با نوسانات PGSST در فصول زمستان، پاییز، بهـار و تابستان دارند (جـدول۱). بـه بیـان دیگـر، سـهم عمـده‌ای از نوسانات هر پنج گـره انتخـابی در خلـیج فـارس توسـط سـری زمانی PC1 (نوسانات SST در فصل زمستان) توجیه می‌گـردد. بنابراین سری زمانی PC1 نمایشگر تغییرات دمای سـطح آب در پهنه خلیج فارس در فصل زمستان می‌باشد. بـه همـین ترتیـب، PC2، PC3 و PC4 معـرف مجموعـه ویژگـی‌هـای PGSST در فصول پاییز، بهار و تابستان می‌باشـند (جـدول۱). بـا توجـه بـه نتایج به دست آمده تشخیص داده شد که چهار مؤلفه اولیـه کـه هر یک نماینده یک فصل اسـت بهتـرین گزینـه بـرای انتخـاب مؤلفه‌های اصلی می‌باشد.

رگرسیون چند گانه

در ابتدا بیست متغیر اولیه پیشـگو کننـده وارد مـدل رگرسـیونی گردید که تنها دو متغیر از این مجموعه توسط مدل رگرسـیونی معنی‌دار بودند وارد محاسبات گردیدند. بدین ترتیب، همان‌طور که پیش بینی می‌شد ۱۸ متغیر بعدی به علت رابطه هم خطی بـا این دو متغیر اولیه اجازه ورود به محاسبات را پیدا ننمودند. این امر به مفهوم آن اسـت کـه هجـده متغیـر یـاد شـده کـه بیـانگر وضعیت دمایی نقاط مختلف خلیج فارس می‌باشند نمـی‌تواننـد در امر پیش‌گویی اقلیمی، نقـش مؤثـری داشتـه باشند که چنین

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]



شکل ۳. نمودار Screet

جدول ۱. مقدار واریانس تعریف شده توسط هر یک از مولفه‌های اول تا چهارم

نام مؤلفه اصلی	درصد واریانس تعریف شده	درصد تجمعی واریانس	شماره گره و فصل متغیر ها مرتبط با PC ها
PC1	۳۴/۵	۳۴/۵	تمامی گره‌های انتخابی در فصل زمستان
PC2	۱۷/۶	۵۲/۱	تمامی گره‌های انتخابی در فصل پاییز
PC3	۱۲/۲	۶۴/۳	تمامی گره‌های انتخابی در فصل بهار
PC4	۹/۲	۷۳/۵	تمامی گره‌های انتخابی در فصل تابستان

موضوعی نمی‌تواند مورد قبول باشد. چون استفاده از این شیوه محاسباتی اعتبار پیش‌بینی را کاهش می‌دهد، مدل رگرسیونی ارائه شده مورد توجه قرار نگرفت. برای آن که بتوان مشکل هم خطی را حل کرد و سهم عمده‌ای از واریانس کل مجموعه متغیرهای پیشگوکننده را در پیش‌بینی‌ها دخالت داد، از نتایج به دست آمده از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد.

سری‌های زمانی PC1، PC2، PC3 و PC4 (PC Score) به عنوان متغیرهای مستقل (پیشگوکننده) وارد مدل رگرسیون چندگانه گردید. یعنی به جای استفاده از بیست متغیر اولیه پیشگوکننده چهار سری زمانی تولید شده (PC1، PC2، PC3 و PC4) به عنوان متغیر پیشگوکننده وارد مدل گردیدند. در این مدل سری زمانی معدل زمستانه دمای سطح آب خلیج فارس (رابطه ۲) در گره‌های انتخابی به عنوان متغیر وابسته (پیشگوشونده) در نظر گرفته شد. معادله رگرسیون چندگانه با وارد کردن چهار مؤلفه اصلی اول به صورت زیر به دست آمد:

$$PGSST = ۲/۵۴ - ۰/۱۲۹PC۱ + ۰/۱۵۴PC۲ + ۰/۰۴۸PC۳ + ۰/۱۸PC۴$$

$$R^۲ = ٪ ۳۴/۵$$

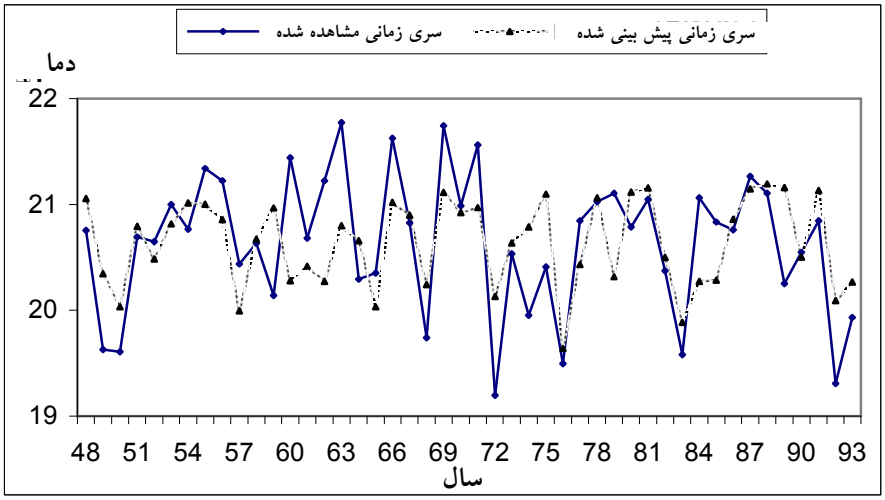
$$RMSE = ۰/۵۴۹۹ \qquad [۱۲]$$

در این معادله آماره t برای مقدار ثابت (Intercept) رگرسیون و نیز هر یک از متغیرهای PC1، PC2، PC3 و PC4 به ترتیب برابر ۰/۵۱ ، ۳/۰۶- ، ۲/ ۶۲، ۰/۶۹ و ۲/۲۱ تعیین گردیدند. با استفاده از جدول t، برای سطح معنی‌داری ۵٪ و درجه آزادی ۴۱ (n-5) داریم $t_{(۰/۹۷۵،۴۱)} = ۲/۰۱۹$. مقایسه بین آماره‌ها و مقدار به دست آمده از جدول نشان می‌دهد که مقدار عرض از مبدأ و PC3 معنی‌دار نمی‌باشند. یادآوری می‌شود هنگامی که مقدار آماره t بزرگ‌تر از عدد جدول باشد فرض صفر(فرض صفر بیانگر صفر بودن مقدار ثابت یا ضرایب رگرسیونی می‌باشد) رد می‌شود. جذر میانگین توان دوم خطا(Root Mean Square Error, RMSE) نیز برابر ۰/۵۴۹۹ بود.

بنابراین با حذف مقدار ثابت رگرسیونی و سری زمانی

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]



شکل ۴. سری زمانی مشاهده شده و پیش بینی شده دمای زمستانه سطح آب خلیج فارس

PC3، معادله رگرسیونی براساس سه مؤلفه اصلی که معنی‌دار شدند، به صورت زیر محاسبه گردید:

$$PGSST = -۰/۱۵۳PC۱ + ۰/۱۶۵PC۲ + ۰/۱۷۷PC۴$$
$$R^۲ = ٪\ ۳۳/۵\ ; \qquad [۱۳]$$
$$RMSE = ۰/۵۴۲۴$$

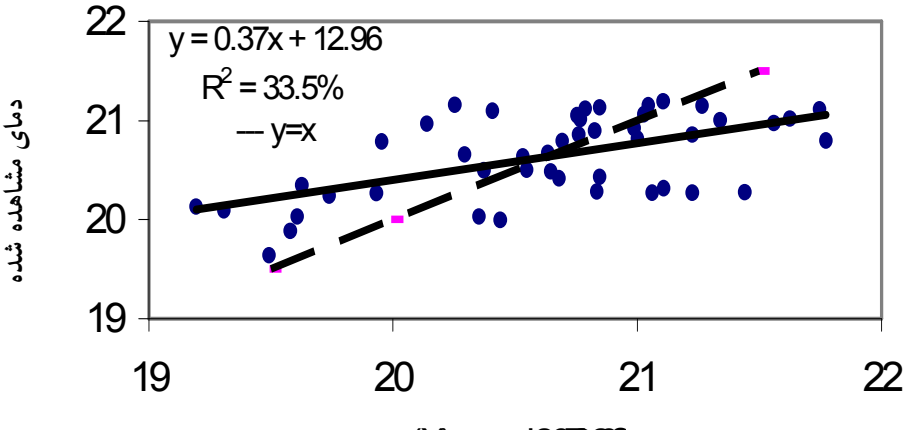
آماره t برای PC1، PC2 و PC4 به ترتیب برابر ۱۱/۷۵-، ۲/۹۹ و ۲/۲ بود. جدول مقادیر t بیانگر آن است که برای سطح معنی‌داری ۵٪ و درجه آزادی ۴۳ (n-3)، $t_{(۰/۹۷۵،۴۳)} = ۲/۰۱۶$ می‌شود. بنابراین مقایسه بین آماره‌ها و مقدار به دست آمده از جدول نشان می‌دهد که تمامی ضرایب معنی‌دار می‌باشند. بزرگی قدر مطلق آماره t نیز اهمیت آنها را در مدل نشان می‌دهد. از این دیدگاه، PC1 از اهمیت بیشتری نسبت به دو مؤلفه دیگر دارد و در مرحله بعدی PC2 و PC4 دارای اهمیت می‌باشند. بنابراین سری زمانی اولین مؤلفه که بیانگر نوسانات PGSST در زمستان می‌باشد از اهمیت بیشتری در پیش‌بینی PGSST زمستانه سال بعد برخوردار بود. به بیان دیگر برای تشخیص پیش بینی SST زمستانه سال i+۱ ، مقدار SST زمستانه در سال i از اهمیت زیادی برخوردار است. PC2 و PC3 که به ترتیب بیانگر تغییرات پاییزه و بهاره بودند در پیش‌بینی‌ها نقش دوم و سوم را ایفا می‌نمایند.

در شکل ۴ سری زمانی مشاهده شده و پیش‌بینی شده PGSST در دوره مورد مطالعه نشان داده شده است. ضریب هم‌بستگی (r) بین این دو سری زمانی برابر ۰/۵۷۹ بود که در سطح ۵٪ از نظر آماری معنی‌دار می‌باشد. توان دوم این ضریب ($R^۲$) حاکی از آن است که در مجموع حدود ۳۳/۵٪ از مقدار واریانس PGSST زمستانه توسط سه مؤلفه اصلی تعریف می‌شود. همان طور که در شکل ۴ ملاحظه می‌شود کمترین دقت مدل در پیش‌بینی مربوط به سال‌های ۱۹۶۰و ۱۹۶۳ بوده است. در مقابل، دربسیاری از سال‌ها از جمله ۱۹۵۷،۱۹۶۶،۱۹۸۷و ۱۹۸۹ پیش‌بینی‌ها از دقت بالایی برخوردار می‌باشند. در شکل ۵ نمودار پراکندگی، خط یک به یک و خط رگرسیونی بین سری مشاهدات و پیش بینی شده رسم شده است.

نتایج به دست آمده بیانگر آن است که با استفاده از مقادیر ۱۲ ماه قبل دمای سطح آب خلیج فارس می‌توان دمای سه ماه آتی را پیش بینی نمود. با توجه به آن که این دما نقش مؤثری در پیش بینی بارش دارد، استفاده از مدل ارائه شده نقش مهمی در پیش بینی منابع آب کشور و به خصوص نواحی جنوبی دارد. ارائه این مدل به مفهوم آن است که بدون در نظر گرفتن هیچ شاخص اقلیمی دیگر، دمای خلیج فارس در طول فصول گذشته می‌تواند به طور معنی‌داری نوسان‌های سه ماه آینده خود را پیش‌بینی نماید. بدیهی است که چنانچه بتوان با نصب

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]



شکل ۵. نمودار پراکندگی

بویه‌هایی سایر مشخصات اقلیمی سطح آب مانند فشار و باد را اندازه‌گیری کرده و وارد مدل نمود، دقت پیش‌بینی‌ها به طور قابل توجهی افزایش خواهد یافت. با توجه به آن که این گونه پیش‌بینی‌ها نقش مؤثری در دقت پیش‌گویی بارش دارد، بنابراین نصب بویه‌های شناور در پهنه‌های خلیج فارس مورد تأکید این پژوهش است.

نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت نوسانات دمای سطح آب خلیج فارس در فصل زمستان و تأثیر آن بر میانگین وقوع بارش مناطق جنوبی کشور، پیش بینی این دما با استفاده از مدل رگرسیون چندگانه مورد بررسی قرار گرفت. میانگین دمای سطح آب خلیج فارس در فصل زمستان به عنوان متغیر پیشگوشونده و دمای سطح آب همین گستره آبی در یک دوره یک ساله قبل (چهار فصل قبل) به عنوان پیشگوکننده انتخاب شد. به علت معنی‌دار نشدن تعداد زیادی از متغیرهای پیشگوکننده اولیه و مشکل هم خطی بین متغیرهای پیشگوکننده، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی به عنوان پیش پردازش داده‌ها استفاده شد. چهار مؤلفه اصلی اولیه که ۷۳/۵٪ از کل واریانس PGSST در کلیه فصول را توجیه می‌نمودند، از داده‌های اولیه استخراج گردید. نشان داده شد که مؤلفه‌های اول، دوم، سوم و چهارم به ترتیب معرف نوسانات SST در فصول زمستان، پاییز، بهار و تابستان می‌باشند که به ترتیب ۳۴/۵، ۱۷/۶، ۱۲/۲و ۹/۲ درصد از واریانس کل متغیرهای پیشگوکننده اولیه را شرح می‌دهند. این چهار مؤلفه اصلی به عنوان متغیرهای مستقل وارد مدل رگرسیونی شدند. مشخص گردید که متغیرهای مستقل در مجموع۳۳/۵٪ از کل واریانس PGSST زمستانه سال بعد را شرح می‌دهند. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که دمای سطح آب خلیج فارس در فصول قبل و به خصوص در زمستان سال قبل می‌تواند به عنوان یک شاخص مهم در پیش‌بینی‌های دمای سطح آب در زمستان سال بعد مورد توجه قرار گیرد.

سپاسگزاری

بدین وسیله از مدیریت صندوق بیمه محصولات کشاورزی به خاطر کمک در اجرای طرح تشکر و قدردانی می‌شود.

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]

منابع مورد استفاده

۱. ناظم السادات، س. م. ج. و ا. شیروانی. ۱۳۸۲. کاربرد مدل تحلیل هم‌بستگی متعارف برای مطالعه تأثیر دمای سطح آب خلیج فارس بر بارندگی زمستانه مناطق جنوبی ایران. پذیرفته شده در مجله علمی کشاورزی دانشگاه اهواز.

۲. ناظم السادات، س. م. ج.، ب. بیگی و س. امین.۱۳۸۲. پهنه بندی بارش زمستانه استان های بوشهر، فارس و کهگیلویه و بویر احمد. علوم کشاورزی و منابع طبیعی ۷ (۱) : ۶۱-۷۲.

۳. کانتی، م. و ب. جان .۱۳۷۶. *تحلیل چند متغیره (ترجمه م. م. طباطبائی)*. انتشارات مرکز نشر دانشگاهی، تهران.

4. Cohen, J., S. G. west, L. Ailen and P. Cohen. 1975. Applied Multiple Regression/correlation Analysis for the Behavioral Sciences. Lawrence Erlbaum Pub., New Jersey.
5. Emery, W. and R. E. Thomson. 1997. Data Analysis Method in Physical Oceanography. Pergamon Pub., Oxford.
6. Kerlinger , F.N. and E. J. Pedhazur. 1973. Multiple Regression in Behavioral Research. Holt, Rinehart and Winston Inc., New York.
7. Landman, W. A. and S. J. Mason. 2001. Forecasts of near-global sea surface temperature using canonical correlation analysis. J. Climate 14: 3819-3833.
8. Landman,W. A. and S. J. Mason. 1999. Operational long-lead prediction of South African rainfall, using canonical correlation analysis. Int. J. Climatol. 19: 1073-1090.
9. Lough, J. M. 1997. Regional indices of climate variation: temperature and rainfall. Int. J. Climatol. 17: 55-66.
10. Nazemosadat, M. J., I. Cordery and S. Slamian. 1995. The impact of Persian Gulf sea surface temperatures on Iranian rainfall. The Proceeding of The First International Conference of Iranian Water Resources, Esfahan, Iran.
11. Nazemosadat, M. J. 1998. The Persian Gulf sea surface temperature as a drought diagnostic for southern parts of Iran. Drouth News Network 10:12-14.
12. Preisendorfer, R. M. 1988. Principal Component Analysis in Meteorology and Oceangraphy. Elsevier Pub., New York.
13. Smith, I. 1994. Indian ocean sea surface temperature patterns and Australian winter rainfall. Int. J. Climatol. 14(3): 287-305.
14. Vindo, H. D. and A. Ullah. 1981. Recent Advances in Regression Methods. Marsel Dekker Inc., New York.

[Downloaded from iutjournals.iut.ac.ir on 2024-06-22]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1384.9.3.1.3]