

پایش و پیش‌بینی تغییرات ارتفاعی و سطحی دریاچه ارومیه مبتنی بر تحلیل سری زمانی زنجیره مارکوف مونت کارلو

افشین آصف‌پور و کیلیان*^۱، مهدی آخوندزاده هنزایی^۲، فاطمه ذاکری^۱

^۱ دانشجوی دکتری سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی -

دانشگاه تهران

{afshin.asefpour, fatemeh.zakeri}@ut.ac.ir

^۲ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

makhonz@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت اردیبهشت ۱۳۹۴، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۵)

چکیده

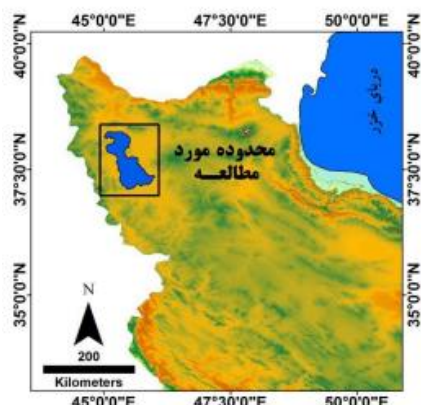
مطالعه تغییرات محلی عوارض آبی از اهمیت زیادی در مدیریت بحران منابع آبی و پیش‌بینی تغییرات اقلیمی برخوردار است. به منظور بررسی این تغییرات و تشکیل سری زمانی احتیاج به داده‌های متوالی در طی مدت زمانی طولانی است که در این مقاله از داده‌های ماهواره‌ای اخذ شده توسط سنجنده‌های رادار و اپتیک به این منظور استفاده شده است. در این تحقیق به بررسی روش‌های کلاسیک مانند ARIMA و GARCH، و روش‌های جدید مانند زنجیره مارکوف مونت کارلو در زمینه مدل‌سازی سری زمانی داده‌های ارتفاعی و مساحت دریاچه ارومیه و ارزیابی صحت آن‌ها پرداخته شده است. تناوبی بودن نمونه‌گیری مارکوف مورد بررسی قرار گرفت و عملکرد روش ترکیبی بر روی داده‌های ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه ارزیابی شد. سپس، پارامترهای مرتبط با تغییرات فصلی نیز به این مدل افزوده شدند. در انتها، به مقایسه نتایج حاصل از اعمال روش جدید با روش‌های کلاسیک بر اساس معرفی پارامترهای ارزیابی دقت خطای مجذور میانگین ریشه (RMSE) و ضریب مجذور r^2 ، در مرحله اعتبارسنجی پرداخته شد. از بررسی نتایج مشخص شد که تحلیل سری زمانی به روش تولید زنجیره تصادفی مارکوف با استفاده از الگوریتم مونت کارلو، منجر به تولید نتایج بهتر در تخمین سری زمانی دریاچه ارومیه نسبت به روش‌های کلاسیک شده است. به این ترتیب، تغییرات سری زمانی ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه به ترتیب با دقت‌های تقریبی ۱۴ سانتیمتر و ۱/۶۶ کیلومتر مربع مدل شدند و مقادیر آن‌ها تا سال ۲۰۲۰ میلادی پیش‌بینی شدند. نتایج به دست آمده از پیش‌بینی مقادیر فوق نشان دهنده ایجاد ثبات نسبی در روند خشک شدن این دریاچه هستند. این ثبات نسبی همچنین بر روی داده‌های مربوط به شش سال اخیر (از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶) نیز قابل مشاهده است که می‌تواند ناشی از اجرای سیاست‌های احیای این دریاچه باشد که با ادامه آن‌ها می‌توان تا حد ممکن از خشک شدن دریاچه جلوگیری کرد.

واژگان کلیدی: دریاچه ارومیه، تحلیل سری زمانی، روش‌های کلاسیک، زنجیره مارکوف مونت کارلو، پیش‌بینی

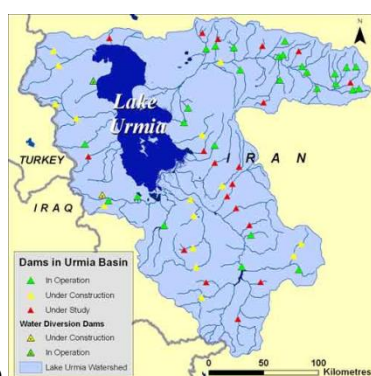
۱- مقدمه

کیفیت آب و تأثیر آن بر سلامت انسان و موجودات زنده همواره به عنوان یکی از چالش‌های مهم در جوامع توسعه نیافته و یا در حال توسعه مطرح است [۱]. تغییر در نسبت اجزای موجود در آب، می‌تواند آن را از ماده‌ای حیاتی به ماده‌ای خطرناک و حتی کشنده برای موجودات زنده تبدیل نماید. از آنجا که آب انباشته شده در سطح زمین توانایی نفوذ در لایه‌های زیرین سطح و در نتیجه اختلاط با آب‌های زیرزمینی را دارد، لذا مطالعه و کنترل کیفی آب‌های سطحی و جلوگیری از وقوع چنین حوادثی ضروری است. در همین راستا، عقب‌نشینی اخیر دریاچه ارومیه از خط ساحلی را نه تنها می‌توان به عنوان یک نگرانی هیدرولوژیکی، بلکه به عنوان چالشی جدی بر کیفیت منابع آب و تأثیرات ثانویه آن بر روی موجودات زنده در نظر گرفت. به عنوان مثال، با کاهش حجم آب دریاچه ارومیه، سطح شوری آب این دریاچه به قدری افزایش یافته است که از آستانه تحمل موجودات زنده داخل دریاچه نیز فراتر رفته و منجر به مرگ آن‌ها شده است. بعلاوه، نمک بر جای مانده از عقب‌نشینی آب شور این دریاچه که در اثر تابش خورشید کاملاً خشک شده است، می‌تواند به صورت غبار نمک از زمین بلند شده و به زمین‌های مسکونی و کشاورزی اطراف این دریاچه منتقل شود.

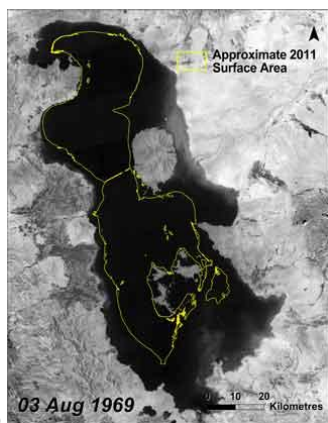
دریاچه ارومیه بزرگ‌ترین و شورترین دریاچه دائمی ایران و بیستمین دریاچه بزرگ جهان است و پس از دریاچه بزرگ نمک آمریکا، در رده دوم شورترین دریاچه دنیا قرار دارد [۲]. این دریاچه در موقعیت جغرافیایی ۳۷/۵۰ الی ۳۸/۱۶ درجه شمالی و ۴۵/۰۱ الی ۴۶/۰۰ درجه شرقی واقع شده است (شکل ۱). سطح آب دریاچه ارومیه در طی چند سال گذشته به دلایل مختلفی مانند کم‌آبی، برداشت بی‌رویه آب از منابع زیرزمینی، احداث چندین سد بر روی رودخانه‌های سرریز این دریاچه (شکل ۲. الف)، و نیز تغییرات اکوسیستم ناشی از احداث بزرگراه بر روی آن و دیگر عوامل، رو به کاهش گذاشته است (شکل ۲. ب)، که با ادامه این روند منجر به برهم خوردن اکوسیستم منطقه خواهد شد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی دریاچه ارومیه که در شمال غربی کشور ایران واقع شده است



(الف)



(ب)

شکل ۲- (الف) سدهای موجود، در حال ساخت و در حال انجام مطالعات اولیه بر روی رودخانه‌های منتهی به دریاچه ارومیه [۳]، (ب) تغییر سطح دریاچه در سال ۲۰۱۱ میلادی (نمایش داده شده با چندضلعی زرد رنگ) نسبت به سال ۱۹۶۹ میلادی (پس زمینه)

مطالعات مختلفی در دهه‌های اخیر به منظور بررسی تغییرات دریاچه ارومیه صورت گرفته است که از جمله جدیدترین آن‌ها می‌توان به تحقیقاتی که در ادامه به معرفی آن‌ها پرداخته شده‌اند اشاره نمود. در یکی از این مقالات به بررسی رفتار دوره‌ای سری زمانی تراز سطح آب دریاچه ارومیه به کمک روش طیفی بازسازی نوسانات

هارمونیک اشاره شده است [۴]. در این مقاله برای سری زمانی تراز آب دریاچه، تناوب‌های ۱، ۱/۲، ۱/۴، ۱/۸، ۱/۱۶، ۲/۴، ۴/۵ و ۲۱/۵ ساله معرفی شدند که این تغییرات دوره‌ای بر اساس طیف استخراج شده از سری زمانی به دست آمدند. پس از بازسازی سری زمانی دریاچه ارومیه با بسامدهای بالا، ۳۰ درصد از تغییرات تراز مشاهداتی مدل شد و مابقی تغییرات نیز به عنوان موارد مربوط به بسامدهای طولانی‌تر از تناوب‌های فوق در نظر گرفته شدند.

در یکی دیگر از تحقیقات انجام شده در زمینه پایش تغییرات دریاچه ارومیه، به بررسی تغییرات مساحت این دریاچه در بازه سال‌های ۱۹۷۰ الی ۲۰۰۴ پرداخته شده است [۵]. نتایج به دست آمده در این تحقیق نشان دهنده کاهش ۲۳ درصدی مساحت آب این دریاچه است. لذا در این تحقیق از آنالیز سری زمانی به منظور تعیین و تشخیص تغییرات و نوسانات سطح آب در مقیاس‌های سالانه و فصلی استفاده شده است.

در یکی از تحقیقاتی که علاوه بر پایش به پیش‌بینی تغییرات سطح تراز آب دریاچه ارومیه پرداخته است، از مشاهدات دما و بارش اندازه‌گیری شده توسط ایستگاه‌های سینوپتیک در بازه زمانی سال‌های ۱۹۶۸ الی ۲۰۱۱ استفاده شده است [۶]. در این تحقیق به پیش‌بینی مقادیر مربوط به سطح تراز این دریاچه به کمک روش مدل جریان عمومی^۱، در بازه ۹۰ ساله از سال ۲۰۱۱ الی ۲۱۰۰ پرداخته شده است. طبق نتایج به دست آمده از این تحقیق، اگر روند کاهشی مساحت این دریاچه به همین صورت ادامه داشته باشد، تراز سطح آب دریاچه در سال ۲۱۰۰ نسبت به سال ۲۰۱۱ حدود ۳ متر کاهش خواهد داشت. انتخاب چنین بازه وسیعی به منظور بررسی تغییرات بازه ارتفاعی دریاچه ارومیه که دارای چنین تغییرات شدیدی در طی چند ساله اخیر بوده است خود جای ابهام دارد. با این حال، از آنجا که بسیاری از پارامترها در مدل جریان عمومی لحاظ نشده‌اند، تغییرات سطح آب دریاچه به صورت نسبتاً خطی و با شیب نسبتاً ثابت به دست آمده است.

در یکی دیگر از مقالات پایش و پیش‌بینی، به پایش داده‌های سالیانه بارش، دما و تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه با استفاده از روش شبکه موجک عصبی^۲ که از

ترکیب روش‌های شبکه عصبی و تابع موجک به دست می‌آید و روش ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM^۳) پرداخته شده است [۷]. پس از اعمال روش‌های فوق بر داده‌های موجود، از روش رگرسیونی ماشین بردار پشتیبان با واریانس ۲۳ سانتیمتر به منظور پایش و پیش‌بینی تغییرات سطح تراز آب دریاچه ارومیه استفاده شد.

مقاله‌ای دیگر به بررسی هیدرولوژیکی داده‌های سری زمانی حوزه دریاچه ارومیه به کمک چهار مدل مختلف روش Mann-Kendal پرداخته است [۸]. داده‌های اولیه مربوط به تشکیل سری زمانی از ۲۵ ایستگاه مشاهداتی دما، ۳۵ ایستگاه مشاهداتی رطوبت و ۳۵ ایستگاه مشاهداتی تراز سطح آب دریاچه ارومیه انتخاب شده‌اند. از روش مان کنдал به منظور بررسی رابطه بین دما، رطوبت و تراز سطح آب استفاده شد و در نهایت مشخص شد که تأثیرات ناشی از تغییرات گرما بر روی کاهش سطح تراز آب دریاچه بیشترین میزان است. همچنین، میزان فعالیت‌های منطقه‌ای مانند کشاورزی و نیز رشد جمعیتی بر روی تغییرات تراز آب دریاچه تأثیرگذار است.

یکی از مقالات ارائه شده به مدل‌سازی مقادیر ماهانه بارش و رواناب موجود در حوزه دریاچه ارومیه به کمک روش شبکه عصبی پیش رونده^۴ و آنالیز سری زمانی ARIMA^۵ پرداخته است [۹]. نتایج به دست آمده داده‌های ورودی را با ضریب همبستگی ۰/۶۲ مدل کنند. ریشه میانگین خطای مربعی حاصل از مدل‌سازی برابر با ۱۲/۴۳ میلی‌متر (ارتفاع بارش) در بازه آزمون ۶ ساله، محاسبه شد. پس از مدل‌سازی داده‌های بارش و رواناب در طی بازه سال‌های ۱۹۷۳ الی ۲۰۱۱، مقادیر مذکور در بازه ۶ ساله ۲۰۱۲ الی ۲۰۱۷ نیز محاسبه شدند.

در مقاله اخیر ارائه شده توسط صفاری به بررسی کاهش آب دریاچه ارومیه و بررسی تغییرات انعکاسی در باند سوم سنجنده لندست در طی بازه زمانی سال‌های ۱۹۸۸ الی ۲۰۱۱ پرداخته شده است که وضعیت اخیر این دریاچه را مخاطره‌آمیز عنوان کرده است [۱۰]. با توجه به نتایج به دست آمده از این مقاله، نیاز به معرفی سطح تعادل جدید برای حوزه این دریاچه است تا سطح مخاطرات حاصل از آن کاهش یابد.

^۳ Support Vector Machines

^۴ Feed-Forward Neural Network

^۵ Auto-Regressive Integrated Moving Average

^۱ General Circulation Model

^۲ Neural Wavelet Network

در جدیدترین مقاله ارائه شده در راستای پیش تغییرات دریاچه ارومیه، با استفاده از داده‌های زمینی رطوبت، تبخیر و آب‌های زیرزمینی در کنار داده‌های ماهواره‌ای مساحت و ارتفاع آب به منظور آنالیز و تفسیر بهتر رفتار هیدرولوژیکی دریاچه ارومیه در بازه سال‌های ۲۰۰۲ الی ۲۰۱۴ پرداخته است [۱۱]. پس از بررسی داده‌های موجود مشخص شد که دریاچه ارومیه ۷۰ درصد از مساحت خود را در طی بازه زمانی ۱۴ سال گذشته از دست داده است. پس از محاسبه حجم آب دریاچه با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و زمینی، مشخص شد که در بازه زمانی مشاهداتی، حجم آب این دریاچه با نرخ متوسط یک میلیارد و سی میلیون مترمکعب در سال کاهش یافته است. همچنین تراز آب دریاچه در طی زمان انجام مشاهدات، با سرعت متوسط ۳۴ سانتیمتر در سال در حال کاهش بوده است. در صورت وسیع‌تر در نظر گرفتن بازه زمانی پیش از سال ۲۰۰۲ می‌توان مدلی دقیق‌تر از برآوردهای ارائه شده در این مقاله به دست آورد. در روش پیشنهادی در این مقاله، هدف تولید وسیع‌ترین بازه زمانی برای انجام مشاهدات ماهواره‌ای مساحت و ارتفاع سطح دریاچه ارومیه و انجام تفسیر و ارائه دقیق‌ترین آنالیز ممکن برای سری زمانی به گونه‌ای است که بتوان در مورد آینده این دریاچه بهترین تصمیم ممکن را اتخاذ نمود. دو ویژگی مهم دریاچه ارومیه، تراز سطح آب و مساحت آن است که مستقیماً به تعادل آبی دریاچه مرتبط است [۱۲ و ۱۳]. در نتیجه، با داشتن مقادیر دقیق مربوط به این دو پارامتر می‌توان تعادل آبی این دریاچه را مدل و تغییرات آبی آن را بر اساس مدل به دست آمده پیش‌بینی کرد. به این منظور، در روش پیشنهادی ارائه شده در این مقاله، از داده‌های اخذ شده توسط ماهواره‌های راداری و نوری استفاده شد تا تراز سطح میانگین و مساحت این دریاچه با بالاترین دقت ممکن در بازه زمانی ۲۴ سال، مدل شود. در ادامه، با مدل

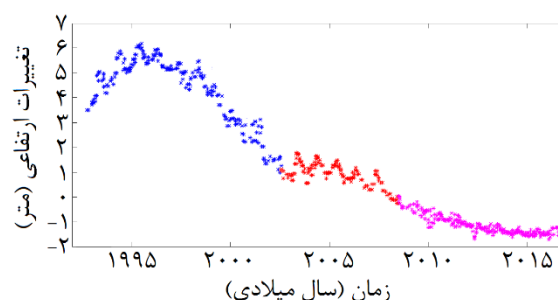
کردن تغییرات تراز و سطح دریاچه ارومیه به کمک روش زنجیره مارکوف مونت کارلو، به بررسی تغییرات آبی این دریاچه تا ژانویه سال ۲۰۲۰ میلادی پرداخته شده است که نتایج حاصل از آن در بخش نتایج و بحث ارائه شده است. با بررسی نتایج به دست آمده و با ارزیابی دقت مدل در پیش‌بینی داده‌های آبی، می‌توان در مورد تدابیر لازم به منظور حفظ و یا احیای این دریاچه تصمیم‌گیری کرد.

۲- داده‌های ماهواره‌ای و پردازش اولیه

در این مقاله، از دو مجموعه داده ماهواره‌ای ارتفاعی و مسطحاتی استفاده شده است. به منظور پیش تغییرات ارتفاعی دریاچه ارومیه از مجموعه داده‌های ماهواره‌ای ارتفاعی اخذ شده توسط سنجنده‌های راداری ماهواره‌ای Jason-2 (OSTM) و Jason-1، TOPEX/Poseidon (T/P) در فواصل زمانی مختلف در بازه‌ی زمانی سپتامبر ۱۹۹۲ الی سپتامبر ۲۰۱۶ استفاده شد. با در نظر گرفتن داده‌های اخذ شده توسط سنجنده‌های نام برده شده، دنباله‌ای از مقادیر ارتفاعی مربوط به دریاچه ارومیه در این بازه زمانی تشکیل خواهد شد (شکل ۳). مبدأ این تغییرات (عدد ۰ بر روی محور عمودی)، ارتفاع ۱۲۷۲/۵ متر از سطح آب‌های آزاد در نظر گرفته شده است. این سنجنده‌ها بخشی از برنامه پایش توپوگرافی سطح اقیانوس را تشکیل می‌دهند. سنجنده Jason-1 پس از موفقیت خوب سنجنده‌های T/P (که شامل دو سنجنده TOPEX-A, B است)، و به منظور ادامه مأموریت آن‌ها به فضا پرتاب شد. سپس، سنجنده Jason-2 در همان مدار متعلق به Jason-1 قرار گرفت تا به این ترتیب قدرت تفکیک ارتفاعی آن را بهبود بخشد. قدرت تفکیک زمانی تمامی سنجنده‌های راداری استفاده شده در این تحقیق برابر با ۱۰ روز است. بازه فعالیت هر کدام از سنجنده‌های نام‌برده شده و دقت‌های ارتفاعی و مسطحاتی آن‌ها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱- بازه زمانی فعالیت سنجنده‌های راداری مورد استفاده در این مقاله و دقت آن‌ها

	زمان اخذ و ارسال داده		دقت	
	شروع	خاتمه	ارتفاعی (cm)	مسطحاتی (km)
TOPEX-A	سپتامبر ۱۹۹۲	فوریه ۱۹۹۹	۲/۰	۱۱/۲ × ۵/۱
TOPEX-B	فوریه ۱۹۹۹	آگوست ۲۰۰۲	۲/۰	۱۱/۲ × ۵/۱
Jason-1	فوریه ۲۰۰۲	همچنان فعال است	۳/۳	۱۱/۲ × ۵/۱
Jason-2 (OSTM)	آگوست ۲۰۰۸	همچنان فعال است	۳/۳ (۲/۵)	۱۱/۲ × ۵/۱



شکل ۳- تغییرات ارتفاعی دریاچه ارومیه در بازه زمانی سپتامبر ۱۹۹۲ الی سپتامبر ۲۰۱۶ که توسط چهار سنجنده راداری TOPEX-A,B (به رنگ آبی)، Jason-1 (به رنگ قرمز) و Jason-2 (به رنگ ارغوانی) برداشت شده‌اند [۱۴]

به منظور تهیه داده‌های مسطحاتی با پوشش زمانی متناظر با داده‌های ارتفاعی سنجنده‌های راداری برای محدوده دریاچه ارومیه، از تصاویر سنجنده‌های مختلف سکوی لندست با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و قدرت تفکیک زمانی ۱۶ روز استفاده شد (جدول ۲). پس از دریافت تصاویر، یک مرحله عملیات حذف خطوط جاافتاده ناشی از غیر فعال شدن تصحیح کننده خطوط برداشتی (SLC-Off)، بر اساس روش انطباق هیستوگرام بین تصاویر اخذ شده توسط سنجنده L7 ETM+ و تصاویر اخذ شده مشابه سال قبل (از سنجنده

L5 TM) و یا سال بعد (از سنجنده L8 OLI) صورت گرفت [۱۵]. از طرفی به دلیل عدم موفقیت در پرتاب سنجنده L6، و نیز اعمال تغییر در مدار سنجنده L5 و غیر فعال کردن سنجنده L4، تعداد تصاویر محدودی از سنجنده L5 در فاصله زمانی آگوست ۱۹۹۳ الی دسامبر ۱۹۹۷ برای منطقه مورد مطالعه موجود هستند.

پس از اعمال فرایندهای پیش‌پردازش بر روی تصاویر اولیه اخذ شده لندست و تبدیل مقادیر رادیانس به بازتاب [۱۵]، از باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک (باندهای شماره ۳ و ۴ برای سنجنده‌های TM و ETM+ و باندهای ۴ و ۵ سنجنده OLI) استفاده شد تا شاخص گیاهی تفاضلی نرمالایز شده (NDVI) [۱۴] تشکیل شود (رابطه ۱). مقادیر منفی کوچک به دست آمده از این شاخص نشان دهنده حضور عارضه آبی در تصویر است [۱۶]. در نتیجه، پیکسل‌هایی با مقادیر شاخص NDVI بین ۰/۲- الی ۰ به عنوان پیکسل‌های کاندید عارضه آبی انتخاب شدند. در تصویر نهایی به دست آمده، امکان شمارش پیکسل‌ها و تعیین مساحت دریاچه توسط نرم‌افزار متلب ممکن خواهد بود.

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{Red}}{R_{NIR} + R_{Red}} \quad (1)$$

جدول ۲- بازه زمانی تصاویر لندست مورد استفاده در این مقاله برای محدوده دریاچه ارومیه

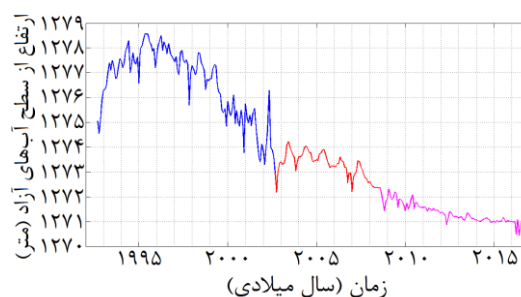
زمان اخذ اولین تصویر مورد استفاده	زمان اخذ آخرین تصویر مورد استفاده	
۱۲۴ آگوست ۱۹۹۲	۱ نوامبر ۲۰۱۱	L4-5 TM
۹ نوامبر ۲۰۱۱	۲۰ آوریل ۲۰۱۳	L7 ETM+
۲۸ آوریل ۲۰۱۳	۲ سپتامبر ۲۰۱۶	L8 OLI

اولیه در طی مدت زمان حدوداً ۲۴ سال متفاوت خواهد بود. در نتیجه از یک مرحله درون‌یابی خطی بین چهار داده‌ای که محدوده زمانی یک ماه را پوشش می‌دهند استفاده شد (شکل ۴). برای اطلاعات مساحت به دست آمده از تصاویر لندست نیز همین روش تکرار و مشکل ۱۶ روزی بودن داده‌ها برطرف شد (شکل ۵).

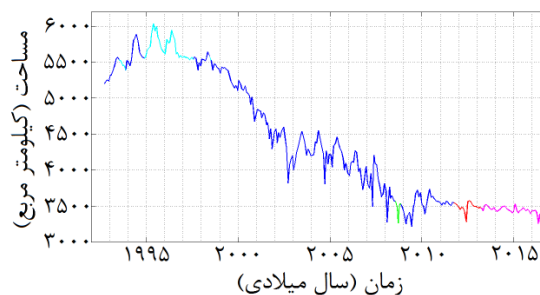
به این ترتیب، علاوه بر همسان‌سازی قدرت تفکیک زمانی داده‌ها، داده‌های تهی نیز از بین داده‌های اولیه حذف شدند. همچنین، تصاویر لندستی که دارای پوشش بسیار زیاد ابر بودند و امکان شناسایی محدوده دریاچه به کمک الگوریتم ارائه شده وجود نداشت، از بین داده‌ها حذف شدند و مساحت دریاچه در ماه مورد نظر برابر با مساحت به دست آمده از

از آنجا که قدرت تفکیک زمانی تصاویر اخذ شده توسط سنجنده‌های لندست برابر با ۱۶ روز و همین قدرت تفکیک برای داده‌های دریافت شده توسط سنجنده‌های راداری برابر با ۱۰ روز است، لذا یک مرحله درون‌یابی به منظور یکسان‌سازی قدرت تفکیک داده‌های موجود انجام شد. در نتیجه، عدد ۳۰ روز به عنوان قدرت تفکیک زمانی مشترک بین داده‌ها در نظر گرفته شد. برای تولید داده‌های ماهیانه ارتفاعی (راداری)، تنها کافی است تا از سه داده مختلف ارائه شده توسط یک سنجنده در سه روز مختلف از هر ماه میانگین گرفته شود. اما چون همه ماه‌های سال ۳۰ روزی نیستند و گاه تا چهار برداشت در هر ماه انجام شده است، ترتیب مذکور در تولید داده‌های

تصویر ۱۶ روزی دیگر موجود در همان ماه در نظر گرفته شد. در ماههایی از بازه زمانی سال‌های ۱۹۹۲ الی ۲۰۰۱ که تصاویر لندست در اختیار نبودند، از باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک تصاویر اخذ شده توسط سنجنده AVHRR با قدرت تفکیک مکانی ۱/۱ کیلومتر استفاده شد و برای بازه زمانی پس از سال ۲۰۰۱ تا به امروز، از محصول NDVI (MOD13) سنجنده مودیس با قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتر استفاده شد. در نتیجه، داده‌های اولیه مربوط به تشکیل سری زمانی ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه حاصل شدند که دارای فاصله زمانی برابر هستند.



شکل ۴- پایش تراز سطح دریاچه ارومیه در فواصل زمانی یکسان توسط چهار سنجنده راداری TOPEX-A,B (به رنگ آبی)، Jason-1 (به رنگ قرمز) و Jason-2 (به رنگ ارغوانی)



شکل ۵- پایش مساحت دریاچه ارومیه در فواصل زمانی یکسان توسط سنجنده‌های AVHRR (فیروزه‌ای)، MODIS (سبز)، L4-5 TM (آبی)، L7 ETM+ (قرمز) و L8 OLI (ارغوانی)

۳- روش‌شناسی

۳-۱- روش‌های کلاسیک تحلیل سری زمانی

۳-۱-۱- روش خودبرآزشی میانگین متحرک تجمعی (ARIMA)^۱

در بین روش‌های کلاسیک، این روش بهترین مدل را به منظور برازش بر سری‌های زمانی غیرایستا^۲ فراهم

می‌کند. این مدل به صورت $ARIMA(p,d,q)$ نمایش داده می‌شود که در آن p ، q و d اعدادی حقیقی و غیر منفی هستند و به ترتیب نشان‌دهنده درجه مربوط به هر کدام از بخش‌های AR ، MA و $Integrated$ هستند [۱۷]. با صفر در نظر گرفتن هر کدام از مقادیر p ، d و q ، مدل $ARIMA$ به حالت ساده شده خود یعنی حالت غیر تجمعی $ARMA$ ، در می‌آید. معادله مدل $ARIMA$ برای متغیر نرمال استاندارد شده Z_t به صورت رابطه (۲) است:

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

که در آن، $\theta(B)$ و $\phi(B)$ به ترتیب چندجمله‌ای‌هایی از درجه p (متناظر با بخش MA) و q (متناظر با بخش AR) هستند و d مرتبه تفاضل را نشان می‌دهد. به منظور انتخاب مقادیر مناسب برای p ، q و d روش‌های مختلفی وجود دارند که در این مقاله از معیار اطلاعات آکائیک (AIC)^۳ استفاده شد [۱۸]. از این معیار به منظور انتخاب مدل مناسب از بین دو یا چند مدل استفاده می‌شود و فرم کلی آن به صورت رابطه (۳) است:

$$AIC = N \cdot \ln(\sigma^2(\varepsilon)) + 2(p + q) \quad (3)$$

که در آن، N اندازه نمونه، $\sigma^2(\varepsilon)$ واریانس باقیمانده، p مرتبه مدل AR و q مرتبه مدل MA است. بنابراین، پس از برازش مدل $ARIMA(p,d,q)$ با مقادیر مختلف برای p ، q و d ، مقایسه‌ای بین معیار AIC حاصل از هر کدام از مدل‌های تولید شده انجام می‌شود و پارامترهای مدلی که کم‌ترین مقادیر AIC را دارند، به عنوان پارامترهای مربوط به جواب برازش انتخاب می‌شوند.

۳-۱-۲- روش GARCH (Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity)

در این روش، یک مدل نوسانی تصادفی ایجاد می‌شود که با در نظر گرفتن واریانس، مقادیر بهینه جدید را تولید می‌کند و یک برازش بر داده‌های سری زمانی ایجاد می‌کند. در این مدل فرض بر آن است که بهترین پیش‌بینی کننده واریانس برای داده‌های آینده در یک سری زمانی، به کمک در نظر گرفتن واریانس بلند مدت داده‌ها و واریانس

^۳ Akaike's Information Criterion

^۱ Auto-Regressive Integrated Moving Average

^۲ Non-stationary

پیش‌بینی شده برای فاصله^۱ اخیر و نیز واریانس به دست آمده برای فاصله اخیر محاسبه می‌شود و با گذر زمان مدل بهینه تولید می‌شود [۱۹]. در حالت کلی، این مدل را به صورت $GARCH(p,q)$ نشان می‌دهند که p تعداد واریانس‌های به دست آمده برای فواصل گذشته و q تعداد واریانس‌های برآورد شده در فواصل گذشته است. معادله مربوط به این مدل در رابطه (۴) آورده شده است:

$$GARCH(p,q) : u_n = \left(1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{i=1}^p \beta_i\right) \omega_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i R_{n-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i u_{n-i} \quad (4)$$

که در آن، ω_0 واریانس بلندمدت سری زمانی و R_n تابعی با توزیع گاوسی است که بر سری زمانی موجود برازش شده است. u_{n-i} واریانس اخیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل و α و β اعدادی صحیح و مثبت هستند که نقش ضرایب تنظیم مدل را بازی می‌کنند. به عبارتی دیگر، هر مدل $GARCH(p,q)$ ، سری زمانی را به سه قسمت تقسیم می‌کند: ترم واریانس بلندمدت، ترم میانگین وزندار واریانس‌های اخیر و یک برآورد توزیع نرمال.

با توجه به توضیحات ارائه شده برای مدل‌های کلاسیک، مشخص می‌شود که این مدل‌ها تنها قابلیت برازش و تعیین رفتار داده‌هایی با رفتار کاملاً مشخص را دارند، لذا، استفاده از این مدل‌ها تنها در شرایط ارزیابی بین نتایج به دست آمده از مدل‌های دیگر صورت می‌گیرد. به عبارتی دیگر، مدل‌های کلاسیک به عنوان مرجعی برای ارزیابی دقت مدل‌های جدید در برآورد مقادیر آینده برای هر سری زمانی هستند. در ادامه به معرفی جدیدترین مدل ارائه شده در مجموعه روش‌های جدید تحلیل سری زمانی پرداخته می‌شود.

۳-۲- روش جدید تحلیل سری زمانی

۳-۲-۱- زنجیره مارکوف مونت کارلو (MCMC)^۲

زنجیره مارکوف یک فرایند تصادفی گسسته در زمان و شامل سیستمی است که در هر مرحله در یک حالت خاص و

مشخص قرار دارد. ویژگی اصلی زنجیره مارکوف آن است که توزیع احتمال شرطی در مرحله بعد، فقط به حالت فعلی سیستم وابسته است و به حالت‌های قبلی وابستگی ندارد. از آنجا که سیستم تعریف‌شده با ویژگی مارکوف به صورت تصادفی تغییر می‌کند، پیش‌بینی حالت در زنجیره مارکوف برای نقطه‌ای خاص در آینده غیرممکن است [۲۰]. بنابراین، زنجیره مارکوف به صورت مرحله به مرحله به ارزیابی حالت‌های سیستم در آینده می‌پردازد. به منظور رفع این مشکل در تحلیل سری زمانی به روش مارکوف، از ترکیب آن با روشی استفاده می‌شود که مونت کارلو نام دارد.

روش مونت کارلو را می‌توان روشی عددی به منظور تخمین یک تابع به کمک نمونه‌برداری تصادفی دانست. نام دیگر این روش را می‌توان ترکیب عددی ابعاد بالای فضا به کمک نمونه‌برداری تصادفی در نظر گرفت [۲۱]. اساس این روش بر مبنای در نظر گرفتن یک کلان‌شهر است که یک عامل به صورت تصادفی در آن به حرکت درمی‌آید و از کلان شهر بازدید می‌کند. به این ترتیب، تقریبی از مجموعه اولیه حاصل خواهد شد که می‌توان رفتار آن را به کل کلان‌شهر تعمیم داد [۲۲].

اگر تابع f را مشاهدات انجام شده در طول مسیر حرکت عامل در نظر بگیریم، این تابع دارای توزیع احتمالی مشخصی خواهد بود. از این روش برای تخمین میانگین تابع f که دارای توزیع احتمالی π با مقداری مشخص است، استفاده می‌شود تا یک زنجیره مارکوف با توزیع احتمالی مشخص تولید شود. با میانگین گرفتن از تابع f در طول مسیر زنجیره مشاهده شده با طول N ، تخمینی از روش MCMC به دست خواهد آمد. مقدار میانگین برای هر حلقه از مشاهدات چندین بار محاسبه می‌شود تا رفتار زنجیره به دست آمده پایدار شود. اگر رفتار داده‌ها از نظم مشخصی برخوردار باشد، نمونه‌بردار موجود در روش MCMC تحت تأثیر متغیرهای مسئله قرار نمی‌گیرد و با تعداد تکرار بسیار کم میانگین را تخمین می‌زند و توزیع احتمالی به صورت نرمال خواهد بود. اما اگر روند داده‌ها نامنظم باشد و یا تعداد داده‌های محدودی در اختیار باشد، در آن صورت تعداد تکرارها تا زمان همگرایی جواب مسئله به یک عدد خاص ادامه پیدا می‌کند [۲۳].

دو استراتژی جهت ایجاد سری زمانی زنجیره مارکوف به روش مونت کارلو ارائه شده‌اند که روش‌های مختلفی به منظور ترکیب و استفاده هم‌زمان آن‌ها در مدل‌سازی ارائه شده‌اند. این دو استراتژی عبارتند از: نمونه‌بردارهای

^۱ Lag

^۲ Markov Chain Monte Carlo

کلان‌شهر تطبیقی (AM)^۱ [۲۴] و عدم پذیرش تأخیر یافته (DR)^۲ [۲۵].

DR روشی مناسب برای اصلاح الگوریتم شتاب در کلان‌شهر (MH)^۳ [۲۳] است تا از باقی ماندن زنجیره مارکوف در حالت قبلی جلوگیری نماید و تنها به حالت پیشین وابسته نباشد. به عبارتی دیگر، به محض عدم پذیرش یک پاسخ در روش MH، بجای گذشت زمان و باقی ماندن در همان حالت، یک مرحله انتقال به حالت بعد صورت می‌گیرد و احتمال پذیرش پاسخ مرحله دوم محاسبه و برای باقی ماندن در حالت جدید تصمیم‌گیری می‌شود [۲۶].

AM استراتژی تطبیقی عمومی است که در این تحقیق با استراتژی تطبیقی محلی ایجادشده توسط DR ترکیب شده است. مفهوم روش‌های تطبیقی، یادگیری اطلاعات به دست آمده از اجرای زنجیره و تنظیم توزیع‌های پیشنهادی با استفاده از این اطلاعات است. بر اساس این نوع تطبیق، نمونه‌گیر حاصل نه از نوع مارکوف خواهد بود و نه از نوع بازگشتی. روش AM به این مفهوم است که تنظیم هم‌زمان توزیع‌های احتمالی نرمال پیشنهادی در روش MH را می‌توان با استفاده از یک ماتریس کواریانس کالیبره شده بر اساس مسیر نمونه قبلی زنجیره انجام داد [۲۴]. موفقیت روش MCMC بستگی به این دارد که چقدر توزیع‌های پیشنهادی با توزیع‌های هدف مطابقت داشته باشند و موفقیت روش DR کاملاً وابسته به این است که حداقل یکی از این توزیع‌های پیشنهادی به طور صحیح کالیبره شده باشد.

یکی از روش‌های ترکیب استراتژی‌های DR و AM و تولید روش DRAM به صورت زیر است:

توزیع پیشنهادی در مرحله اول الگوریتم DR تنها به صورت AM تطبیق داده شده است، به طوری که بدون توجه به این که در کدام مرحله نقاط در مسیر نمونه پذیرفته شده‌اند، کواریانس Cn1 از نقاط زنجیره نمونه محاسبه می‌شود. توزیع‌های پیشنهادی در مراحل اولیه دارای واریانس زیادی بوده و به هنگام عدم پذیرش در مراحل بعدی مقدار آن کاهش یابد [۲۷].

از نقطه‌نظر روش DR، استفاده از توزیع پیشنهادی مرحله اول به دست آمده از AM به تعیین مناسب‌تر توزیع هدف کمک می‌کند. اگر واریانس بسیار بزرگ و یا کوچک باشد، نقاط

به دست آمده از مراحل قبل بر اساس افزایش و یا کاهش واریانس به سمت دست‌یابی به موقعیت صحیح جابجا می‌شوند [۲۸]. این فرایند زمانی مزایای خود را به صورت بارز نشان خواهد داد که مرحله آغاز فرایند تطبیق دشوار باشد. اگر واریانس توزیع پیشنهادی بسیار بزرگ باشد و یا کواریانس آن تکین باشد، هیچ توزیع پیشنهادی پذیرش نمی‌شود و در نتیجه فرایند تطبیق آغاز نمی‌شود [۲۸]. در این شرایط، می‌توان با تغییر در ساختار DR و با کاهش مقدار واریانس، از افزایش آن از مقدار معینی جلوگیری کرد. به محض پذیرفته شدن حداقل یک توزیع، روش AM به درستی کار خود را آغاز می‌کند و فرایند مدل‌سازی به روش MCMC انجام خواهد شد.

در روش پیشنهادی ارائه شده جهت مدل‌سازی سری‌های زمانی است، هدف افزودن خصوصیت تناوب فصلی در چارچوب روش زنجیره مارکوف مونت کارلو است. به این منظور، به معرفی روش DRAM بر اساس پیاده‌سازی استراتژی DR با در نظر گرفتن i تابع توزیع احتمالی نرمال در بخش AM خواهیم پرداخت. جواب مسئله در این حالت از محاسبه احتمال انتقال از حالت اخیر به هر کدام از حالت‌های دیگر به دست خواهد آمد. اگر زنجیره مارکوف در موقعیت $x = X_n$ قرار داشته باشد و کاندید بعدی برای انتقال زنجیره به آن نقطه را y در نظر بگیریم، در آن صورت احتمال انتقال زنجیره از موقعیت اخیر به موقعیت مورد نظر به صورت رابطه (۵) خواهد بود:

$$\alpha_1(x, y) = 1 \wedge \frac{\pi(y)}{\pi(x)} \quad (5)$$

که در آن، π نشان دهنده احتمال اولیه بر اساس توزیع احتمالی مربوط به هر نقطه و α_1 احتمال انتقال از حالت اخیر (x) به حالت جدید (y) را نشان می‌دهد. در صورتی مقدار $\alpha_1(x, y)$ برابر با ۱ می‌شود که $\pi(x)$ برابر با صفر باشد. این حالت زمانی رخ می‌دهد که داده x در محدوده تطبیقی محلی به دست آمده از DR حضور نداشته باشد. در صورت رد فرض فوق، زنجیره در حالت قبلی باقی خواهد ماند و به موقعیت y_1 انتقال پیدا خواهد کرد که احتمال انتقال آن توسط رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$\alpha_2(x, y, y_1) = 1 \wedge \frac{\pi(y)q_{c_1}(y, y_1)(1 - \alpha_1(y, y_1))}{\pi(x)q_{c_1}(x, y_1)(1 - \alpha_1(x, y_1))} \quad (6)$$

این فرایند می‌تواند به تعداد i مرتبه تکرار شود تا احتمال انتقال به حالت جدید برای هر کدام از نمونه‌های

^۱ Adaptive Metropolis samplers

^۲ Delayed Rejection

^۳ Metropolis-Hastings

اعتبارسنجی استفاده شد. معادلات مربوط به این پارامترها در روابط ۸ و ۹ آورده شده‌اند:

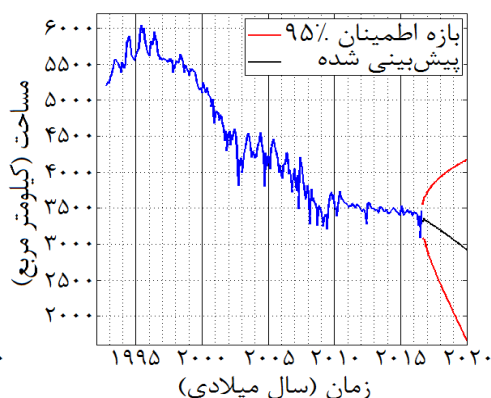
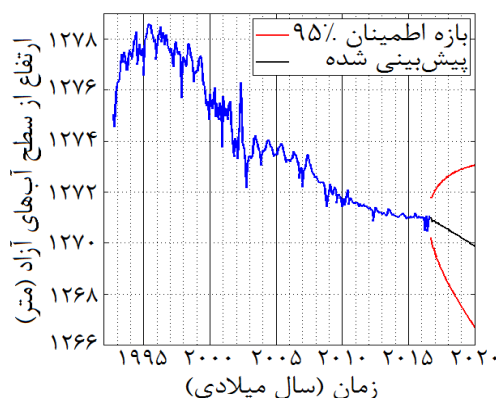
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (y_t - f_t)^2}{m}} \quad (8)$$

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^m (y_t - f_t)^2}{\sum_{t=1}^m (y_t - \bar{y})^2}, \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^m y_t \quad (9)$$

که در این معادلات، y_t مقادیر واقعی سری زمانی داده‌های جدا شده و f_t مقادیر پیش‌بینی شده از مدل برازش شده بر محدوده همان داده‌ها و m تعداد مقادیر پیش‌بینی شده است.

در ادامه، مدل‌های کلاسیک بر روی داده‌های سری زمانی موجود برازش داده شدند که به این منظور ابتدا از مدل $ARIMA(p,d,q)$ استفاده شد. از مدل آکائیک (رابطه ۳) نیز جهت بررسی نیکویی هر کدام از برازش‌ها با مقادیر مختلف p ، d و q پرداخته شد. پس از انجام مقایسه بین نتایج AIC حاصل از مقادیر مختلف p ، d و q ، مدل $ARIMA(2,2,2)$ جهت برازش بر داده‌های ارتفاع، و مدل $ARIMA(2,2,2)$ جهت برازش بر داده‌های مساحت دریاچه ارومیه انتخاب شدند که نتایج حاصل از آن‌ها در شکل ۶ ارائه شده است.

به منظور ارزیابی دقت مدل $ARIMA$ در برازش بر سری‌های زمانی موجود در مرحله اعتبارسنجی، از پارامترهای $RMSE$ و r^2 (روابط ۸ و ۹)، استفاده شد که نتایج حاصل از آن‌ها در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به نتایج موجود در این جدول، دقت مدل‌سازی حاصل از روش $ARIMA$ برای داده‌های ارتفاع و مساحت به ترتیب برابر با ۱/۶۵ متر و ۱۹/۴۷ کیلومتر مربع است. لذا، در نظر داشتن دقت مقادیر پیش‌بینی شده برای ارتفاع و مساحت در شکل ۶ برای استفاده از این مقادیر ضروری است.



شکل ۶- برازش مدل $ARIMA(2,2,2)$ بر داده‌های سری زمانی ارتفاع (سمت چپ) و مساحت (سمت راست)

موجود تعیین شود که معادله کلی آن در رابطه (۷) ارائه شده است:

$$\alpha_i(x, y, y_1, \dots, y_i) = 1^{\wedge} \frac{(\pi(y)q^{i-1}c_1(y, y_1)c_2(y, y_1, y_2) \dots c_{i-1}(y, y_1, y_2, \dots, y_{i-1}))}{(\pi(x)q^{i-1}c_1(x, y_1)c_2(x, y_1, y_2) \dots c_{i-1}(x, y_1, y_2, \dots, y_{i-1}))} \times \frac{[1 - \alpha_1(y, y_1)][1 - \alpha_2(y, y_1, y_2)] \dots [1 - \alpha_{i-1}(y, y_1, \dots, y_{i-1})]}{[1 - \alpha_1(x, y_1)][1 - \alpha_2(x, y_1, y_2)] \dots [1 - \alpha_{i-1}(x, y_1, \dots, y_{i-1})]} \quad (7)$$

به این ترتیب، روش مونت کارلو استفاده شده در این مقاله از قابلیت مدل‌سازی نوسانات فصلی داده‌ها نیز برخوردار خواهد بود که در ادامه به بررسی نتایج به دست آمده از این روش و روش‌های کلاسیک مدل‌سازی سری زمانی خواهیم پرداخت.

۴- بحث

در این تحقیق به تحلیل سری زمانی داده‌های ماهواره‌ای مربوط به دریاچه ارومیه در بازه زمانی ۲۴ سال پرداخته شد. به این منظور، ابتدا داده‌های آلتیمتری و مساحت دریاچه ارومیه در نرم‌افزار متلب فراخوانی شدند. جهت اعمال مدل‌های کلاسیک و جدید نام برده شده در این مقاله بر روی داده‌های سری زمانی ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه، ۱۰ درصد آخر از این داده‌ها به عنوان داده‌های اعتبارسنجی از داده‌های اولیه جدا شدند و در مرحله برازش وارد مدل‌ها نشدند تا پس از اعمال هر کدام از مدل‌های فوق، بتوان میزان صحت مدل اعمال شده بر سری زمانی را به کمک این داده‌ها تعیین کرد. دلیل انتخاب ۱۰ درصد انتهایی از داده‌های سری زمانی را می‌توان شبیه‌سازی رفتار مدل در برآورد مقادیر آینده دانست که منجر به ارزیابی رفتار مدل ارائه شده در تعیین دنباله سری زمانی خواهد شد. در نهایت، از پارامترهای خطای مجذور میانگین ریشه ($RMSE$) و r^2 به منظور ارزیابی خطا و خوبی برازش هر کدام از مدل‌ها در مرحله

جدول ۳- پارامترهای اعتبارسنجی حاصل از برازش مدل ARIMA

r^2	RMSE	ARIMA
۰/۵۹۹۸	۱/۶۵ m	اعمال بر سری زمانی ارتفاع
۰/۶۲۲۳	۱۹/۴۷ Km ²	اعمال بر سری زمانی مساحت

پس از برازش و ارزیابی مدل ARIMA، به برازش مدل GARCH پرداخته شد. از آنجا که داده‌های سری زمانی مورد استفاده در این مقاله رفتاری غیرخطی دارند، لذا مقادیر p و q باید بزرگ‌تر از ۱ در نظر گرفته شوند. پس از مقایسه بین مقادیر RMSE و r^2 حاصل از مقادیر مختلف p و q که در جداول ۴ و ۵ ارائه شده‌اند، مدل GARCH(2, 2) به منظور برازش بر داده‌های ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه استفاده شد که نتایج حاصل از آن در شکل ۷ آورده شده است. با توجه به نتایج موجود در جداول ۴ و ۵، دقت مدل‌سازی ارتفاع و مساحت در روش GARCH(2, 2) برای داده‌های ارتفاعی و مساحت به ترتیب برابر با ۰/۶۶ متر و ۵/۹۳ کیلومتر مربع است.

جدول ۴- اعتبارسنجی خوبی برازش مدل GARCH(p,q) بر داده‌های

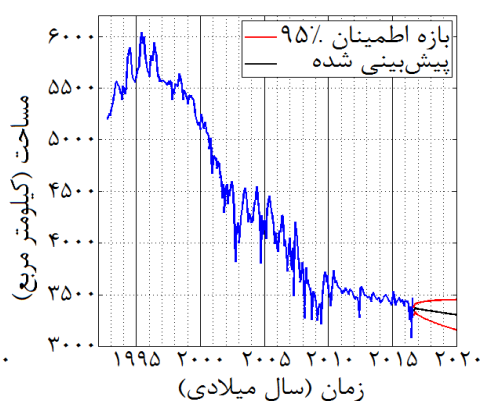
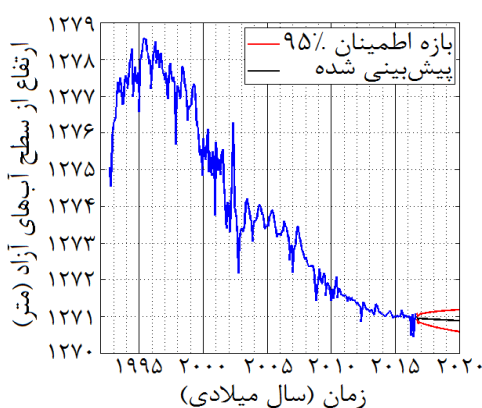
ارتفاع برای مقادیر مختلف p و q

P	Q	r^2	RMSE (m)
۲	۲	۰/۷۸۸۳	۰/۶۶
۲	۳	۰/۷۳۰۹	۰/۸۱
۳	۲	۰/۷۰۱۱	۰/۹۰
۳	۳	۰/۶۳۹۲	۱/۱۴

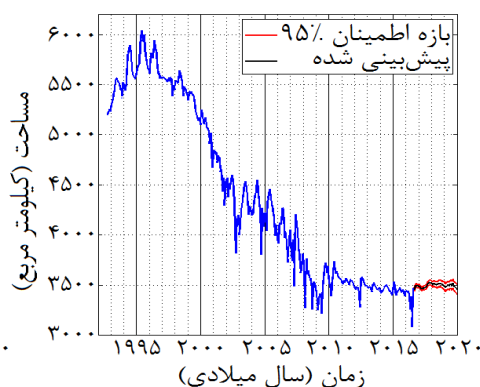
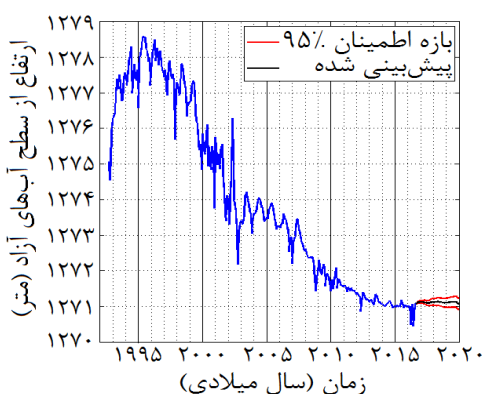
جدول ۵- اعتبارسنجی خوبی برازش مدل GARCH(p,q) بر داده‌های

مساحت برای مقادیر مختلف p و q

P	Q	r^2	RMSE (Km ²)
۲	۲	۰/۸۳۸۷	۵/۹۳
۲	۳	۰/۸۰۲۹	۷/۵۵
۳	۲	۰/۷۹۱۵	۸/۷۴
۳	۳	۰/۷۴۶۷	۱۲/۰۲



شکل ۷- برازش مدل GARCH(2,2) بر داده‌های سری زمانی ارتفاع (سمت چپ) و مساحت (سمت راست)

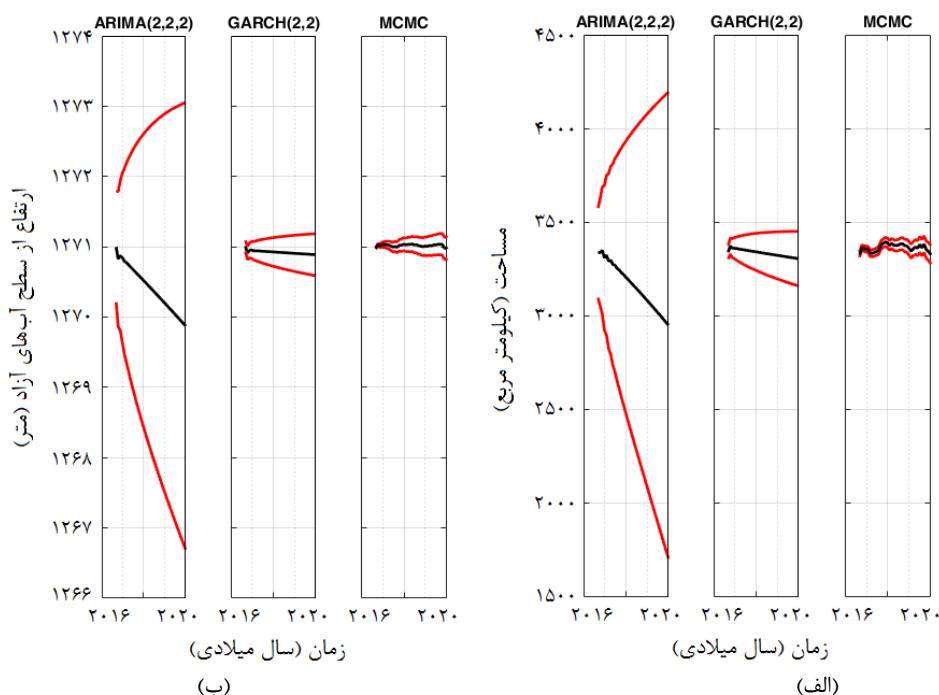


شکل ۸- برازش مدل MCMC بر داده‌های سری زمانی ارتفاع (سمت چپ) و مساحت (سمت راست)

اولیه و پیش‌بینی مقادیر سری زمانی حاصل از مدل بر روی ۱۰٪ داده‌های اعتبارسنجی پرداخته شد که نتایج حاصل از آن‌ها در جدول ۶ ارائه شده‌اند.

پس از برازش مدل‌های کلاسیک، مدل‌های نوین سری زمانی بر داده‌های سری زمانی برازش داده شدند. بدین منظور، ابتدا به ارزیابی پارامترهای خوبی برازش RMSE و r^2 بر اساس برازش مدل MCMC بر روی ۹۰٪ داده‌های

کاهش را نشان می‌دهند. به عبارتی دیگر، فرایند خشک شدن دریاچه ارومیه با سرعت بسیار کمتری نسبت به سال‌های گذشته ادامه خواهد یافت و حتی شاهد افزایش نسبی سطح آب دریاچه تا سال آینده خواهیم بود. همان‌طور که از مقادیر ارتفاع و مساحت موجود نیز مشخص است، روند ثبات کاهش ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه از حدوداً شش سال پیش آغاز شده است که می‌تواند ناشی از اعمال برنامه‌های احیای این دریاچه باشد. طبق مقادیر پیش‌بینی شده، این ثبات ارتفاعی و مساحتی تا سال ۲۰۲۰ میلادی نیز دور از انتظار نخواهد بود. با این حال، احیای کامل دریاچه ارومیه نیازمند تشدید اجرای برنامه‌های احیا در طی سال‌های آینده خواهد بود. مقایسه‌ای کلی بین نتایج پیش‌بینی شده پس از اعمال سه روش $ARIMA(2,2,2)$ ، $GARCH(2,2)$ و MCMC بر روی داده‌های سری زمانی ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه در شکل ۹ ارائه شده است.



شکل ۹- مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده به کمک مدل‌سازی سری زمانی بر روی داده‌های (الف) مساحت و (ب) ارتفاع از سطح متوسط آب‌های آزاد. بازه اطمینان ۹۵٪ در روش MCMC محدودتر از دو روش دیگر است که نشان دهنده دقت بیش‌تر این روش در پیش‌بینی مقادیر مورد نظر است.

پرداخته شد. به این منظور، ابتدا داده‌های ماهواره‌ای ارتفاع آب دریاچه (که از داده‌های رادار به دست آمدند) و داده‌های سطح آب دریاچه (که از پردازش طیفی تصاویر لندست به دست آمدند) جمع‌آوری شده و فواصل زمانی بین داده‌های متوالی بر اساس درون‌یابی به صورت ۳۰ روز تعریف شد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از روش‌های سری زمانی کلاسیک و جدید به بررسی تغییرات ارتفاعی و سطحی دریاچه ارومیه در بازه‌ای ۲۴ ساله با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و پیش‌بینی مقادیر تغییرات آن‌ها تا سال ۲۰۲۰ میلادی

جدول ۶- پارامترهای اعتبارسنجی حاصل از برازش مدل MCMC

r^2	RMSE	MCMC
۰/۹۳۰۲	۰/۱۴ m	اعمال بر سری زمانی ارتفاع
۰/۹۴۵۸	۱/۶۶ Km ²	اعمال بر سری زمانی مساحت

پس از محاسبه پارامترهای خوبی برازش و با دانستن میزان دقت مدل تولید شده، به برازش مدل MCMC بر روی کل داده‌های موجود و پیش‌بینی مقادیر مربوط به بازه زمانی ۴۰ ماه آینده پرداخته شد (شکل ۸). به این ترتیب می‌توان بر اساس دقت مدل، در مورد تغییرات ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه در آینده اظهارنظر کرد. دقت مدل‌سازی سری زمانی بر اساس نتایج حاصل از اعمال روش MCMC بر روی داده‌های موجود که در جدول ۶ ارائه شده است، برای داده‌های ارتفاعی و مساحت به ترتیب ۰/۱۴ متر و ۱/۶۶ کیلومتر مربع است. با توجه به نتایج به دست آمده از شکل ۸، مقادیر پیش‌بینی شده برای ارتفاع، افزایش ناچیز و برای مساحت افزایش تا سال ۲۰۱۸ و سپس

در ادامه، با استفاده از روش‌های کلاسیک تحلیل سری زمانی ARIMA و GARCH که در مدل‌سازی داده‌های غیرایستا مناسب هستند، به برآورد مدل داده‌های ارتفاعی و سطحی موجود به صورت مجزا پرداخته شد. پس از ارزیابی نتایج حاصل از مدل‌های کلاسیک بر روی ۱۰ درصد انتهایی از داده‌ها که به عنوان داده‌های ارزیابی در نظر گرفته شدند و محاسبه صحت، پیش‌بینی مقادیر آینده با صحت به دست آمده صورت گرفت. سپس همین فرایند برای روش تحلیل سری زمانی زنجیره مارکوف مونت کارلو نیز انجام شد و به پیش‌بینی مقادیر جدید برای سری زمانی‌های ارتفاع و مساحت پرداخته شد. در انتها، یک مرحله تحلیل تئوری نوسانات فصلی نیز به تعریف اولیه زنجیره مارکوف بر اساس مونت کارلو افزوده شد تا به این ترتیب آن را برای داده‌های متناوب با تغییرات فصلی نیز سازگار کند.

روش‌های کلاسیک ARIMA و GARCH توانایی مدل‌سازی رفتار غیرخطی موجود بر روی داده‌های مورد استفاده را ندارند و در نتیجه پارامتر خوبی برازش برای آن‌ها مقدار پایینی را نشان می‌دهد. روش‌های نام برده شده بر اساس پارامترهای خوبی برازش RMSE و r^2 را می‌توان بر اساس مدل‌سازی بهتر به مدل‌سازی ضعیف‌تر به صورت $ARIMA < GARCH < MCMC$ دسته‌بندی کرد. با بررسی تغییرات پیش‌بینی شده برای ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه توسط تمامی مدل‌های سری زمانی اعمال شده بر روی ارتفاع و مساحت دریاچه ارومیه، می‌توان نتیجه گرفت که تغییرات ارتفاع و مساحت این

دریاچه تا ژانویه سال ۲۰۲۰ ناچیز خواهد بود. با این حال، تحلیل نتایج حاصل از روش MCMC نشان دهنده افزایش ناچیز در داده‌های ارتفاعی تا سال ۲۰۲۰ میلادی و افزایش مساحت تا سال ۲۰۱۸ و سپس کاهش آن تا ابتدای سال ۲۰۲۰ میلادی است. افزایش و کاهش داده‌های مساحت پیش‌بینی شده به گونه‌ای است که در مجموع تغییرات ملموسی در وضعیت موجود دریاچه ارومیه رخ نخواهد داد. بر اساس نتایج به دست آمده از روش MCMC، بازه حداکثر تغییرات ارتفاع دریاچه ارومیه در بازه زمانی مذکور در محدوده ۲۳- الی ۲۱+ سانتیمتر خواهد بود و برای مساحت نیز، تغییرات این بازه در محدوده ۸۰- الی ۹۱+ کیلومتر مربع خواهد بود.

بر اساس مشاهدات ارتفاع و مساحت انجام شده در بازه زمانی شش ساله اخیر (از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶)، تغییرات ارتفاع و مساحت آب دریاچه ارومیه رو به ثبات است و می‌توان گفت که با سیاست‌هایی که برای احیای این دریاچه در حال انجام هستند، به میزان زیادی از نابودی این دریاچه جلوگیری شده است. اما همچنان فاصله زیادی تا احیای کامل این دریاچه وجود دارد. طبق آنالیز سری زمانی ارائه شده در این مقاله، اگر عملیات احیا به همین صورت ادامه یابد، همچنان احتمال کاهش مساحت و ارتفاع آب دریاچه وجود خواهد داشت. بنابراین لازم است تا تدابیر مربوط به احیای این دریاچه با شدت بیشتری اجرا شوند تا مانع از ایجاد فاجعه زیست‌محیطی در اثر نابودی کامل دریاچه در این منطقه شوند.

مراجع

- [1] Hillie, T. and Hlophe, M. (2007). "Nanotechnology and the challenge of clean water." Nature Nanotechnology, Nature Publishing Group, Vol. 2, November, pp. 663-664, doi:10.1038/nnano.2007.350.
- [2] Sima, S. and Tajrishy, M. (2013). "Using satellite data to extract volume-area-elevation relationships for Urmia Lake, Iran." Journal of Great Lakes Research, No. 39, pp. 90-99, doi:10.1016/j.jglr.2012.12.013.
- [3] Hassanzadeh, E., Zarghami, M., and Hassanzadeh, Y. (2011). "Determining the main factors in declining the Urmia lake level by using system dynamics modeling." Water Resources Management, Vol. 26, No. 1, pp. 129-145, doi:10.1007/s11269-011-9909-8.
- [4] Jalili, SH., Morid, S., Banakar, A. and Namdar Ghanbari, R. (2012). "Spectral analysis of periodic behavior of Lake Urmia water level time series." Journal of Water and Soil Conservation, Vol. 19, No. 4, pp. 25-46, In Persian.
- [5] Rasouli, A.A., Abbasian, SH., Jahanbakhsh, S. (2008). "Monitoring of Lake Urmia water surface fluctuations by processing of multi-sensors and multi-temporal imageries." Modarres Human Sciences, Vol. 12, No. 2, pp. 54-71, In Persian.
- [6] Tisseuil, C., Roshan, Gh.R., Nasrabadi, T. and Asadpour, G.A. (2013). "Statistical modeling of future lake level under climatic conditions, case study of Urmia Lake (Iran)." International Journal of Environmental Research, ISSN: 1735-6865, Vol. 7, No. 1, pp. 69-80.

- [7] Noury, M., Sedghi, H., Babazadeh, H. and Fahmi, H. (2014). "Urmia Lake water level fluctuation hydro informatics modeling using support vector machine and conjunction of wavelet and neural network." *Water Resources*, Vol. 41, No. 3, pp. 261-269, doi:10.1134/S0097807814030129.
- [8] Fathian, F., Dehghan, Z., Bazrkar, M.H. and Eslamian, S. (2014). "Trends in hydrologic and climatic variables affected by four variations of Mann-Kendall approach in Urmia Lake basin." *Iran, Hydrological Sciences Journal*, Taylor & Francis & IAHS Press, In Press, doi:10.1080/02626667.2014.932911.
- [9] Farajzadeh, J., Fakheri Fard, A. and Lotfi, S. (2014). "Modeling of monthly rainfall and runoff of Urmia Lake basin "feed-forward neural network" and "time series analysis" model." *Water Resources and Industry*, Vol. 7, No. 8, pp. 38-48, doi:10.1016/j.wri.2014.10.003.
- [10] Saffari, A., Rahimi Harabadi, S., Goodarzimehr, S. and Karimi, H. (2014). "Environmental sustainability in geo-systems, with analysis based on satellite data and hazard-based approach (Case study: Urmia Lake system)." *Journal of Hazards Science*, Vol. 1, No. 1, pp. 47-68. In Persian.
- [11] Tourian, M.J., Elmi, O., Chen, Q., Devaraju, B., Roohi, Sh. and Sneeuw, N. (2015). "A spaceborne multisensor approach to monitor the desiccation of Lake Urmia in Iran." *Remote Sensing of Environment*, No. 156, pp. 349-360, doi:10.1016/j.rse.2014.10.006.
- [12] Mahdi Hadi, R., Shokri, S. and Ayubi, P. (2013). "Urmia lake level forecasting using brain emotional learning (BEL)." In: *IEEE 3rd International Conference on Computer and Knowledge Engineering*, pp. 246-251, doi: 10.1109/ICCKE.2013.6682804.
- [13] Singh, R.K. Deshpande, N.V., Sakalley, B., Rajak, S.N. and Kelsy, J. (1991). "Satellite remote sensing for surface water assessment and management of Bhopal Lake-An integrated approach." *Asian Association on Remote Sensing*, ACRS 1991, Water resources.
- [14] Gallo K.P., McNab, A.L., Karl, T.R., Brown, J.F., Hood, J.J. and Tarpley, J.D. (1993). "The use of NOAA AVHRR data for assessment of the urban heat island effect." *Journal of Applied Meteorology*, Vol. 32, No. 5, pp. 899-908, doi:10.1175/1520-0450.
- [15] Landsat 7 Science Data Users Handbook, http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/data_prod/prog_sect11_3.html.
- [16] Frai Frazier, P.S. and Page, K.J. (2000). "Water body detection and delineation with Landsat TM data." *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, Vol. 66, No. 12, pp. 1461-1467, doi:0099-1112/00/6612.
- [17] Percival, D.B. and Walden, A.T. (1993). "Spectral analysis for physical applications." Cambridge University Press. doi: <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511622762>.
- [18] Akaike, H. (1974). "A new look at the statistical model identification." *IEEE Transactions on Automatic Control*. ISSN: 0018-9286, Vol. 19, No. 6, PP. 716-723, doi:10.1109/TAC.1974.1100705.
- [19] Engle, R.F. (1995). "ARCH: Selected readings." ISSN: 9780198774327, Oxford University Press.
- [20] Robert, C. and Casella, G. (2004). "Monte Carlo Statistical Methods." 2nd Edition, Springer-Verlag, New York, 2004, ISBN 978-1-4757-4145-2.
- [21] Taylan Cemgil, A. (2014). "A tutorial introduction to Monte Carlo methods, Markov Chain Monte Carlo and particle filtering." *Academic press library in signal processing*, Vol. 1, pp. 1065-1114, ISBN: 978-0-12-396502-8.
- [22] Haario, H., Laine, M. and Mira, A. (2006). "DRAM: Efficient adaptive MCMC." *Statistics and Computing*, Vol. 16, No. 4, pp. 339-354, doi:10.1007/s11222-006-9438-0.
- [23] Tierney L. (1994). "Markov chains for exploring posterior distributions." *The Annals of Statistics*, Vol. 22, No. 4, pp. 1701-1762, <http://www.jstor.org/stable/2242477>.
- [24] Haario H., Saksman E. and Tamminen J. (2001). "An adaptive Metropolis algorithm." *Bernoulli*, Vol. 7, pp. 223-242, <http://projecteuclid.org/euclid.bj/1080222083>.
- [25] Tierney L. and Mira A. (1999). "Some adaptive Monte Carlo methods for bayesian inference." *Statistics in Medicine*, Vol. 18, No. 17, pp.2507-2515. doi:10.1002/(SICI)1097-0258(19990915/30)18:17<183.0.CO;2-J.
- [26] Tierney L. (1998). "A note on Metropolis-Hastings kernels for general state spaces." *Annals of Applied Probability*, Vol. 8, No. 1, pp. 1-9, doi:10.1214/aop/1027961031.
- [27] Green, P.J. and Mira, A. (2001). "Delayed rejection in reversible jump Metropolis-Hastings." *Biometrika Trust*, ISSN: 00063444, Vol. 88, No. 4, pp. 1035-1053.
- [28] Mira A. (2002). "Ordering and improving the performance of Monte Carlo Markov Chains." *Statistical Science*, Vol. 16, No. 4, pp. 340-350, doi:10.1214/ss/1015346319.