

هیدروژنومورفولوژی، شماره ۱۴، بهار ۱۳۹۷، صص ۴۳-۶۵

وصول مقاله: ۱۳۹۵/۱۲/۲۱ تأیید نهایی مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۰۴

تهیه نقشه‌ی شوری دریاچه‌ی ارومیه با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و

تصاویر لندست-۸

مهدی حسنلو^{۱*}

میثم جمشیدی^۲

محمد تقی ستاری^۳

چکیده

شوری آب مشخص‌کننده‌ی پراکندگی حیات جانوری و گیاهی در دریاچه‌ها، دریاها و اقیانوس‌هاست. در این مقاله با مطالعه بازتابش از سطح آب، شاخص‌های شوری و همچنین داده‌های میدانی نقشه‌ی شوری دریاچه‌ی ارومیه تهیه گردید. سپس مدل‌سازی شوری این دریاچه با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و تصاویر لندست-۸ انجام گردید. جهت انتخاب ویژگی‌های مناسب از میان هفده ویژگی ورودی اولیه‌ی مدل از دو الگوریتم ژنتیک و انتخاب ویژگی ترتیبی به کمک نرم‌افزار متلب استفاده شد. در نهایت میزان شوری آب دریاچه‌ی ارومیه با خطا و دقت نسبتاً مناسبی تخمین گردید. به طوری که مدل رگرسیون بردار پشتیبان با تمام ویژگی‌ها با $RMSE=24.55psu$ و $R^2=41\%$ ، مدل رگرسیون بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک با $RMSE=21.97psu$ و $R^2=54\%$ و مدل رگرسیون

۱- استادیار، دانشکده‌ی مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران، (نویسنده‌ی مسئول).
E-mail: hasanlou@ut.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد هیدروگرافی دانشکده‌ی مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

۳- استادیار گروه مهندسی - آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

بردار پشتیبان مبتنی بر انتخاب ویژگی ترتیبی با مقادیر $RMSE=21.93psu$ و $R^2=53\%$ توانستند میزان شوری دریاچه‌ی ارومیه را تخمین بزنند.

کلمات کلیدی: شوری آب، تصاویر لندست-۸، رگرسیون بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک.

مقدمه

شوری مشخص‌کننده‌ی پراکندگی حیات جانوری و گیاهی در آب‌ها است و همچنین روی سایر خواص آب‌ها از جمله چگالی و مقدار اکسیژن نامحلول در آب تأثیر می‌گذارد (کنگ^۱، ۲۰۱۴). شوری آب‌ها با غلظت و شناوری معین می‌شود و هر چه مقدار آن بیشتر باشد، شوری آب هم بالاتر است. هم شوری و هم شناوری برای تمام موجودات زنده‌ی دریایی اهمیت قابل توجهی دارند. تغییرات شوری می‌تواند باعث تغییر در چگالی آب، تغییر در مقدار اکسیژن محلول در آب، تغییر در پراکندگی حیات جانوری و گیاهی، تغییر در نقطه‌ی انجماد و تغییر در جریان‌ات اقیانوسی شود (هالتون و همکاران، ۲۰۱۲). با افزایش غلظت نمک بسیاری از پرندگان به دلیل گیر افتادن در رسوبات نمکی تلف خواهند شد. همچنین اگر چه آرتمیا، نسبت به شوری مقاوم است ولی شوری دلخواه آن زیر ۱۰۰ گرم در لیتر است. وقتی شوری آب بیشتر باشد، آرتمیا محتویات بدن ظریف خود را از دست داده و می‌میرد. اگرچه تخمین دقیقی از میزان شوری دریاچه‌ی ارومیه وجود ندارد، اما با تهیه‌ی نقشه‌ی شوری مناسب می‌توان دید نسبتاً دقیق‌تری به میزان شوری کل دریاچه ارومیه داشته و می‌توان کمک قابل توجهی به بحث نظارت بر سلامت دریاچه نمود.

اولین اندازه‌گیری شوری اقیانوس در عمق ده متر در سال ۱۸۷۴ صورت گرفت (بینگهام و همکاران، ۲۰۰۲). دانش اندازه‌گیری شوری سطح آب دریاها اساساً با اندازه‌گیری‌هایی که بر روی کشتی‌های تحقیقاتی و غیره آغاز شد. خرم و چشیر (۱۹۸۵)، از داده‌های ماهواره لندست جهت بررسی کیفیت آب استفاده نموده و برای پارامترهای کیفی آب مدل ارزیابی ارائه نمودند. بدین منظور از ۵۰ منطقه در خلیج سان‌فرانسیسکو نمونه‌گیری انجام داده و سپس مدل رگرسیونی بین پارامترهای کیفیت آب و میانگین بازتابش باندهای مختلف لندست را بسط دادند و برای هر کدام از پارامترهای شوری، تیرگی، مواد معلق و کلروفیل مدلی ارائه نمودند. از این مدل‌ها برای پیش‌بینی و تهیه‌ی نقشه‌ی پارامترهای کیفی آب استفاده شده است. این محققان بیان نمودند که یک همبستگی قوی بین شوری و تیرگی آب وجود دارد. بنابراین آب شور معمولاً تیرگی بیشتری از آب شیرین دارد (خرم و همکاران، ۱۹۸۵). برگاوا و ماریام (۱۹۹۲)، تأثیر توام شوری و رسوبات جامد معلق را بر میزان انعکاس طیفی آب در آزمایشگاه مورد بررسی قرار داده و نتیجه گرفتند که میزان انعکاس با غلظت مواد معلق رابطه‌ی مستقیم و با سطح شوری رابطه عکس دارد. بدین ترتیب که با افزایش شوری و کاهش مواد معلق، انعکاس طیفی کاهش یافته و با کاهش شوری و افزایش مواد معلق، انعکاس طیفی افزایش پیدا می‌کند (برگاوا و همکاران، ۱۹۹۲). سروان و بابان (۱۹۹۳)، با استفاده از داده‌های TM ماهواره لندست، پارامترهای کیفی آب مانند مواد جامد معلق، شوری، فسفر کل و دما را مورد مطالعه قرار داده و با استفاده از داده‌های میدانی رابطه بین باندهای سنجنده TM و پارامترهای کیفی آب را مدل‌سازی کرد. وی از این مدل‌ها برای پیش‌بینی و تهیه‌ی نقشه‌ی پارامترهای کیفی آب استفاده نمود. باورز و همکاران در سال ۲۰۰۰ متوجه شدند در آب‌های ساحلی یا دهانه‌ی رودخانه، شوری دارای یک رابطه‌ی معکوس با غلظت رنگ مواد آلی محلول می‌باشد.

در سال ۲۰۰۹ دمیرا^۱ و ارتورک^۲ پیشنهاد کردند برای بهبود دقت طبقه‌بندی به روش SVM در تصاویر ابر طیفی، نمونه‌های تعلیمی قرار گرفته در مرز، در طی دو مرحله طبقه‌بندی، یکپارچه شوند. در مطالعه‌ای با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای MISR نشان دادند با استفاده از روش SVM و MLC می‌توان حتی با داشتن ۶۶٪ مجموعه داده‌ها به دقتی رسید که با کل داده‌ها قابل‌دستیابی است. تحقیقی دیگر در سال ۲۰۰۹ برای طبقه‌بندی کاربری اراضی ترکیه از تصاویر ETM+ لندست استفاده کردند. نتایج تحقیق آن‌ها با روش ماشین بردار پشتیبان (چندجمله‌ای و شعاعی) نشان داد که هسته شعاعی دقت بالاتری نسبت به چندجمله‌ای دارد. آن‌ها سپس دقت این روش را با حداکثر احتمال مقایسه کرده و نتیجه گرفتند که ماشین بردار پشتیبان دارای دقت بیشتری بود (تاهیر و همکاران).

در ایران نیز چند تحقیق براساس طبقه‌بندی به کمک سنجش از دور انجام شده است. از آن جمله در پژوهشی که در سال ۱۳۸۹ برای تهیه‌ی کاربری اراضی حوضه‌ی سد ایلام با استفاده از تصاویر ASTER انجام شد، به مقایسه دو نوع طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرداختند، نتایج حاصل از ارزیابی دقت این دو روش با استفاده از تعیین ضریب کاپا نشان داد که الگوریتم شبکه عصبی با ضریب ۰/۸۶ نسبت به الگوریتم حداکثر احتمال از دقت بیشتری برخوردار است. در تحقیقی دیگر در سال ۱۳۸۹ برای تهیه‌ی نقشه‌ی کاربری اراضی حوضه‌ی آبخیز کبودرآهنگ، رزن و خونجین- تلخاب در استان همدان با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی از تصاویر IRS-P6، استفاده کردند. ضریب کاپا و دقت کلی طبقه‌بندی به ترتیب ۸۶٪ و ۸۸٪ برآورد گردید. این مطالعه نشان داد که این روش قابلیت تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی و الگوی کشت با دقت بالا را دارا هست

1- Demira

2- Erturk

(تاهیر و همکاران).

مواد و روش‌ها

حوضه‌ی آبریز دریاچه ارومیه واقع در شمال غرب ایران با مساحت ۵۱۸۷۶ کیلومتر مربع یکی از شش حوضه‌ی آبریز اصلی کشور است (کریمی و همکاران، ۲۰۱۱). این دریاچه در ارتفاع ۱۲۵۰ متری از سطح دریای آزاد قرار دارد. این دریاچه‌ی دائمی ایران می‌باشد (رشیدنیقی و همکاران، ۱۳۹۱). دریاچه‌ی ارومیه از نظر اقتصادی، حمل و نقل، بهره‌برداری از املاح، غنای تنوع زیستی، تعدیل اقلیم و گردشگری از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. در این مقاله از ۲۲ داده میدانی در دریاچه‌ی ارومیه در بازه‌ی زمانی سال ۹۲ الی ۹۴ استفاده شده است. این داده‌ها شامل موقعیت نقطه، مقدار املاح موجود در آب (از جمله کلر) رسانایی الکتریکی، دما و زمان نمونه‌برداری می‌باشند. در این سری از داده‌ها شوری به طور مستقیم در دسترس نیست. به همین دلیل از روش کلرینیتی استفاده می‌شود تا از میزان کلر محلول در آب مقدار شوری استخراج گردد. به دلیل مشکل بودن اجرای تعاریف بالا در عمل و نیز به دلیل آنکه شوری نسبت مستقیمی با میزان کلر در آب دریا دارد (رابطه‌ی ثابتی بین یون‌های کلر و شوری آب دریا وجود دارد)، می‌توان مقدار کلر را دقیقاً با تحلیل‌های ساده شیمیایی به دست آورد و شوری را از کلرینیتی به صورت رابطه‌ی (۱) تعریف نمود.

$$S = 1.8055 CL + 0.3 \quad \text{رابطه‌ی (۱)}$$

در سال ۱۹۶۴ میلادی به دلیل آنکه در صورت عدم اندازه‌گیری دقیق رابطه‌ی (۵)، تبدیل به عبارت نادرستی خواهد شد، یونسکو و ارگان‌های ذی‌ربط دریایی توصیه کردند که شوری و کلرینیتی را با استفاده از رابطه‌ی (۲)، به دست آورند (وستر و همکاران، ۲۰۱۵).

$$S = ۱.۸۰۶۵۵CL \quad \text{رابطه‌ی (۲)}$$

در این تحقیق از تصاویر لندست-۸ که مطابق با زمان و موقعیت این داده‌ها بود، دانلود و استفاده شده است. به دلیل آن که برخی از داده‌ها در یک روز برداشت شده‌اند، در مجموع تصاویر مورد استفاده در این تحقیق شامل ۱۴ تصویر می‌باشد.

رگرسیون ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVR)

ماشین بردار پشتیبان^۲ (SVM) یک روش ماشینی یادگیری به منظور دسته‌بندی، رگرسیون و دیگر کارهای آموزشی است. یکی از کاربردهای ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR) می‌باشد که به طور کلی شامل دو دسته‌ی استفاده از داده‌های آموزشی برای به دست آوردن مدل و استفاده از مدل برای پیش‌بینی اطلاعات داده‌های تست می‌باشد.

کیفیت مدل‌های ماشین بردار پشتیبان وابسته به تنظیم مناسب پارامترهای مدل‌سازی ماشین بردار پشتیبان است. (چانگ و همکاران، ۲۰۱۱) در روش SVR هدف برآورد یک تابع نامعلوم بر مبنای تعداد محدودی از مشاهدات و نمونه‌ها می‌باشد. به صورتی که تابع خروجی به صورت مدل آماری رابطه‌ی (۳) می‌باشد.

$$s.t = \begin{cases} y_i - f(x_i, w) \leq \varepsilon + \xi_i \\ f(x_i, w) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i, \zeta_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad \text{رابطه‌ی (۳)}$$

1- Support Vector Regression

2- Support Vector Machine

جدول (۱) داده‌های میدانی آموزش استفاده شده برای تشکیل مدل

شماره	تاریخ برداشت	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	کلر CI	چگالی	تاریخ تصویر	هدایت الکتریکی
۱	۲۰۱۳/۴/۲۵	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۸۷۵.۱۵۰	۲۱۰۹.۱	۲۰۱۳/۴/۲۸	۱۸۱۹۰۰
۲	۲۰۱۳/۴/۲۵	۷۸۹۴۱.۳۷	۳۶۳۵۶.۴۵	۱۷۵.۱۷۲	۲۴۲۷.۱	۲۰۱۳/۴/۲۸	۱۷۴۸۰۰
۳	۲۰۱۳/۴/۲۵	۷۸۷۶۹.۳۷	۳۶۳۸۲.۴۵	۳۷۵.۱۸۶	۲۶۳۴.۱	۲۰۱۳/۴/۲۸	۱۵۸۵۰۰
۴	۲۰۱۳/۴/۲۵	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۴.۱۷۰	۲۳۳۶.۱	۲۰۱۳/۴/۲۸	۱۸۰۵۰۰
۵	۲۰۱۴/۴/۲۳	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۳۷۵.۱۸۶	۲۶۱۸.۱	۲۰۱۴/۴/۲۴	۱۵۷۸۰۰
۶	۲۰۱۴/۴/۲۳	۷۸۹۴۱.۳۷	۳۶۳۵۶.۴۵	۱۵.۱۸۸	۲۶۴۶.۱	۲۰۱۴/۴/۲۴	۱۵۱۸۰۰
۷	۲۰۱۴/۴/۲۳	۷۸۷۶۹.۳۷	۳۶۳۸۲.۴۵	۷.۱۹۱	۲۶۸۴.۱	۲۰۱۴/۴/۲۴	۱۴۸۳۰۰
۸	۲۰۱۴/۷/۱۶	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۴۵.۲۰۹	۳۱۶۴.۱	۲۰۱۴/۷/۱۳	۱۰۵۵۰۰
۹	۲۰۱۴/۷/۱۲	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۹.۲۰۵	۳۱۳۳.۱	۲۰۱۴/۷/۱۳	۱۰۷۱۰۰
۱۰	۲۰۱۴/۸/۷	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۶.۱۸۴	۳۰۴۵.۱	۲۰۱۴/۸/۵	۱۰۵۱۰۰
۱۱	۲۰۱۴/۸/۷	۷۸۹۴۱.۳۷	۳۶۳۵۶.۴۵	۹.۲۰۵	۳۱۱۹.۱	۲۰۱۴/۸/۵	۱۰۵۱۰۰
۱۲	۲۰۱۴/۹/۸	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۰۵.۱۸۱	۳۰۵۶.۱	۲۰۱۴/۹/۹	۱۱۲۹۰۰
۱۳	۲۰۱۴/۹/۸	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۴۵.۲۰۹	۳۲۲۱.۱	۲۰۱۴/۹/۶	۱۰۳۶۰۰
۱۴	۲۰۱۵/۱/۱۵	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۴.۱۷۰	۲۲۹۹.۱	۲۰۱۵/۱/۱۲	۲۰۴۰۰۰
۱۵	۲۰۱۵/۱/۱۵	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۵.۱۷۷	۲۳۷۹.۱	۲۰۱۵/۱/۱۲	۱۹۱۴۰۰
۱۶	۲۰۱۵/۲/۹	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۵.۱۷۷	۲۳۶۱.۱	۲۰۱۵/۲/۱۳	۱۹۰۷۰۰
۱۷	۲۰۱۵/۲/۲۸	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۹۵.۱۷۳	۲۴۶۶.۱	۲۰۱۵/۳/۱	۱۷۲۹۰۰
۱۸	۲۰۱۵/۲/۲۸	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۲۷۵.۱۷۹	۲۵۸۱.۱	۲۰۱۵/۳/۱	۱۶۲۱۰۰
۱۹	۲۰۱۵/۵/۱۵	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۹۵.۱۰۲	۱۴۵۶.۱	۲۰۱۵/۵/۱۳	۱۹۷۲۰۰
۲۰	۲۰۱۵/۵/۱۵	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۲۵.۱۲۴	۱۶۳۹.۱	۲۰۱۵/۵/۱۳	۱۸۱۱۰۰
۲۱	۲۰۱۵/۶/۱۱	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۱۵.۱۸۸	۲۸۴۴.۱	۲۰۱۵/۶/۱۴	۱۳۱۵۰۰
۲۲	۲۰۱۵/۸/۱۱	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۵۵.۲۱۶	۳۲۰۹.۱	۲۰۱۵/۸/۸	۱۰۵۸۰۰
۲۳	۲۰۱۵/۹/۸	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۴۵.۲۰۹	۲۹۹۷.۱	۲۰۱۵/۹/۹	۱۱۵۳۰۰
۲۴	۲۰۱۵/۱۱/۱۰	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۷۵.۱۵۹	۱۸۸۱.۱	۲۰۱۵/۱۱/۱۲	۱۶۷۳۰۰

این مسئله‌ی بهینه می‌تواند تبدیل به مسئله‌ی دوگانه و انتخاب بردارهای حامل و تابع هسته شود (رابطه‌ی (۴)).

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n_{sv}} (a_i - a_i^*) k(x_i, x) \quad \text{s.t. } 0 \leq a_i^* \leq c, 0 \leq a_i \leq c \quad \text{رابطه‌ی (۴)}$$

n_{sv} تعداد بردارهای حامی می‌باشد و k همان تابع هسته است (رابطه‌ی (۵)).

$$k(x, x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} g_j(x) g_j(x_i) \quad \text{رابطه‌ی (۵)}$$

عملکرد خوب تابع رگرسیون وابسته به انتخاب خوب پارامترهای گاما، اپسیلون و COST (E و Y و C) و تابع هسته می‌باشد. با استفاده از رابطه‌ی (۶) مقدار c تعیین می‌شود (مرادی، ۱۳۹۵).

$$c = \max(|\bar{y} + 3\sigma_y|, |\bar{y} - 3\sigma_y|) \quad \text{رابطه‌ی (۶)}$$

\bar{y} میانگین پاسخ‌های آموزشی و σ_y انحراف استاندارد پاسخ‌های آموزشی می‌باشد.

جدول (۲) داده‌های میدانی استفاده شده برای آزمایش مدل

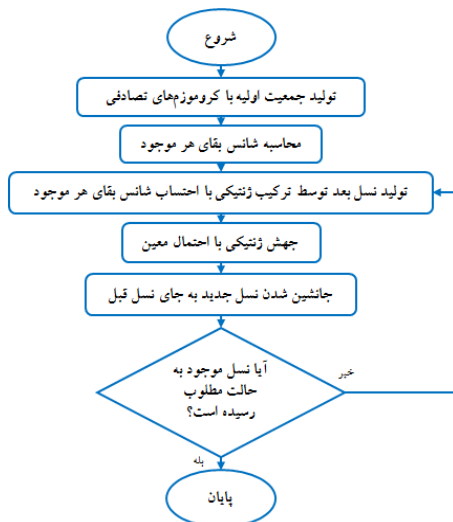
شماره	تاریخ برداشت	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	کلر CI	چگالی	تاریخ تصویر	هدایت الکتریکی
۱	۲۰۱۵/۱۰/۱۳	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۱۵.۱۸۸	۲۶۸۷.۱	۲۰۱۵/۱۰/۱۱	۱۴۸۹۰۰
۲	۲۰۱۵/۲/۹	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۵.۱۷۷	۲۴۰۷.۱	۲۰۱۵/۲/۱۳	۱۸۲۲۰۰
۳	۲۰۱۵/۲/۹	۷۹۴۹۲.۳۷	۳۸۳۲۶.۴۵	۹۵.۱۷۳	۲۲۰۵.۱	۲۰۱۵/۲/۱۳	۱۹۲۹۰۰
۴	۲۰۱۵/۲/۲۸	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۲۷۵.۱۷۹	۲۵۷۶.۱	۲۰۱۵/۳/۱	۱۶۲۵۰۰
۵	۲۰۱۵/۷/۲۲	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۳۵.۲۰۲	۳۰۰۴.۱	۲۰۱۵/۷/۲۳	۱۱۴۸۰۰
۶	۲۰۱۳/۴/۲۶	۷۹۱۲۶.۳۷	۳۷۲۰۹.۴۵	۵.۱۷۷	۲۵۱۵.۱	۲۰۱۳/۴/۲۸	۱۶۷۴۰۰
۷	۲۰۱۵/۵/۱۵	۷۸۹۴۱.۳۷	۳۶۳۵۶.۴۵	۷۷۵.۱۴۳	۱۷۰۲.۱	۲۰۱۵/۵/۱۳	۱۸۰۷۰۰
۸	۲۰۱۵/۸/۱۱	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۵۵.۲۱۶	۳۲۲۱.۱	۲۰۱۵/۸/۸	۱۰۴۵۰۰
۹	۲۰۱۵/۱۰/۱۵	۷۸۷۶۹.۳۷	۳۶۳۸۲.۴۵	۳.۱۶۳	۲۶۶۱.۱	۲۰۱۵/۱۰/۱۱	۱۵۱۳۰۰
۱۰	۲۰۱۵/۱۱/۱۰	۷۹۶۹۳.۳۷	۳۸۱۰۳.۴۵	۱.۱۴۹	۱۸۶۲.۱	۲۰۱۵/۱۱/۱۲	۱۶۷۴۰۰

پس می‌توان گفت ماشین بردار پشتیبان یا SVM داده‌ها را با توجه به دسته‌های از پیش تعیین شده آنها به یک فضای جدید می‌برد به گونه‌ای که داده‌ها به صورت خطی (یا ابر صفحه) قابل تفکیک و دسته‌بندی باشند و سپس با یافتن خطوط پشتیبان (صفحات پشتیبان در فضای چند بعدی)، سعی در یافتن معادله خطی دارد که بیشترین فاصله را بین دو دسته ایجاد می‌کند (شکل ۱). نتایج حاصل از این روش علاوه بر دقت بالا دارای ثبات خوبی هستند (نیک‌رفتار و همکاران، ۲۰۱۶). در این پژوهش از ۳۴ داده میدانی در دریاچه ارومیه در بازه‌ی زمانی سال ۹۲ الی ۹۴ استفاده شده است. این داده‌ها شامل موقعیت نقطه، مقدار املاح موجود در آب (از جمله کلر) رسانایی الکتریکی، دما و زمان نمونه‌برداری می‌باشند. البته تعداد این داده بیشتر بود به علت ابری بودن هوا در تصاویر همچنین برخی داده‌ها از کناره‌ی میان‌گذر دریاچه که خاکریزی شده است برداشت گردیده در اثر برخورد موج با آن کف ایجاد گردیده است که بر روی بازتابش تأثیر منفی می‌گذارند و برای مدل‌سازی مناسب نبودند. با حذف داده‌های نامناسب ۳۴ داده برای مدل‌سازی باقی ماند. که ۲۴ داده به عنوان داده‌های آموزش و ۱۰ داده به عنوان آزمایش مورد استفاده قرار گرفتند و با استفاده از نرم‌افزار متلب به اجرا و پیاده‌سازی این روش پرداخته شده است.

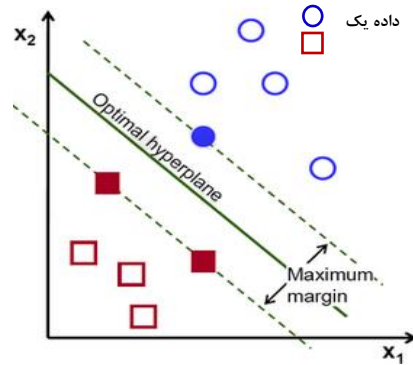
- الگوریتم ژنتیک (GA)

الگوریتم ژنتیک (GA) الگوریتم‌های جستجو با الهام گرفتن از تکامل و انتخاب طبیعی هستند. این الگوریتم را می‌توان برای حل انواع مختلف و متنوع از مشکلات استفاده کرد. الگوریتم ژنتیک به‌عنوان یک الگوریتم محاسباتی بهینه‌سازی با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از نقاط فضای جواب در هر تکرار محاسباتی به نحو مؤثری نواحی مختلف فضای جواب را جستجو می‌کند. این الگوریتم با یک گروه از افراد (کروموزوم) به نام جمعیت شروع می‌شود. هر کروموزوم شامل دنباله‌ای از ژن است

که می‌تواند بیت، شخصیت‌ها، و یا اعداد باشد (زهیر و همکاران، ۲۰۱۵). عملگرهای ژنتیکی شامل: انتخاب، پیوند (ترکیب)، جهش و دیگر عملگرهای احتمالی اعمال شده و جمعیت جدید به وجود می‌آید. پس از آن جمعیت جدیدی جایگزین جمعیت پیشین می‌شود و این چرخه ادامه می‌یابد. معمولاً جمعیت جدید برآزندگی بیشتری دارد این بدان معناست که از نسلی به نسل دیگر جمعیت بهبود می‌یابد. هنگامی جستجو نتیجه بخش خواهد بود که به حداکثر نسل ممکن برسیم یا همگرایی حاصل شده باشد و یا معیارهای توقف برآورده شده باشد (شکل ۲) (نیکرفتار و همکاران، ۲۰۱۵).



شکل (۲) فلوجارت الگوریتم ژنتیک



شکل (۱) حل معادله با رگرسیون SVR

– الگوریتم انتخاب ویژگی ترتیبی^۱

به طور کلی اغلب این الگوریتم شامل دو بخش انتخاب جلویی ترتیبی^۱ (SFS) و انتخاب

عقبی ترتیبی^۲ (SBS) می‌باشد. در SFS که ساده‌ترین الگوریتم جستجوگر است با نسبت دادن تهی به تمامی مجموعه ویژگی‌ها کل ویژگی‌ها به وسیله یک ویژگی ارزیابی می‌شود. سپس در نزدیکی این ویژگی که بهترین عملکرد را داشته باشد به‌عنوان نمونه انتخاب می‌شود. سپس این عملکرد ویژگی در مقیاس‌ها و اندازه‌های بزرگ‌تر بررسی می‌شود و این چرخه تا زمانی ادامه می‌یابد که توسعه و پیشرفتی در این ویژگی حاصل نشود و همواره کمترین مقدار خود را داشته باشد. مهم‌ترین نقطه ضعف SFS این است که ویژگی اضافه شده در صورتی که مناسب نباشد، از مجموعه جواب حذف نمی‌شود (آها و همکاران، ۱۹۹۶). در عوض در SBS این روش برعکس SFS کارش را با مجموعه‌ای شامل تمام ویژگی‌ها شروع می‌کند و در هر بار تکرار الگوریتم، ویژگی که به وسیله تابع ارزیابی انتخاب می‌شود، را از مجموعه مورد نظر حذف می‌کند. این کار را تا زمانی ادامه می‌دهد که تعداد ویژگی‌ها برابر یک تعداد معینی شود. مانند روش قبل مشکل این روش اینست که ویژگی حذف شده را دیگر به مجموعه اضافه نمی‌کند، حتی اگر مناسب باشد (جین و همکاران، ۱۹۹۷).

جدول (۳) ویژگی‌های مورد استفاده در مدل

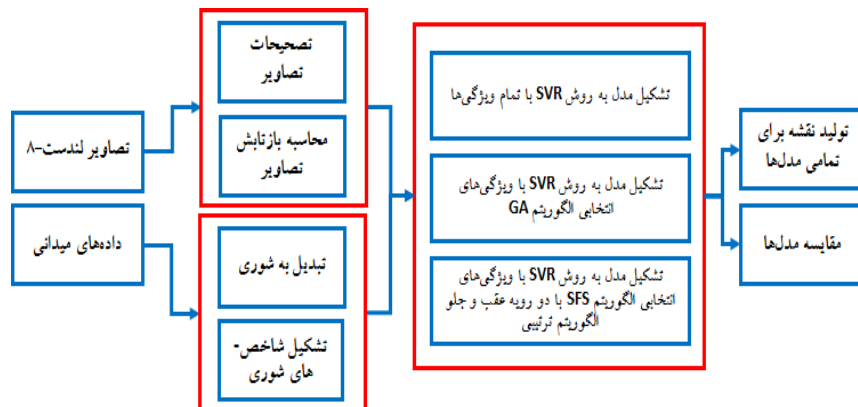
F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9
بازتابش باند اول	بازتابش باند دوم	بازتابش باند سوم	بازتابش باند چهارم	بازتابش باند پنجم	بازتابش باند ششم	بازتابش باند هفتم	$SI_1 = \frac{B}{R}$	$SI_2 = \frac{G \times K}{B}$
F_{10}	F_{11}	F_{12}	F_{13}	F_{14}				
$SI_3 = \frac{B \times K}{G}$	$SI_4 = \frac{B - K}{B + R}$	$SI_5 = \frac{K \times NIR}{G}$	$SI_6 = \frac{(K - NIR)}{(R + NIR)}$	$SI_7 = \sqrt{B \times R}$				
F_{15}	F_{16}	F_{17}						
$SI_8 = \sqrt{G \times K}$	$SI_9 = \sqrt{G^2 + R^2}$	$SI_{10} = \sqrt{G^2 + R^2 + NIR^2}$						

1- Sequential Forward Selection

2- Sequential Backward Selection

روش پیشنهادی

در جدول (۳)، F_1 الی F_{17} ویژگی‌های مورد استفاده در مدل مورد استفاده در این تحقیق می‌باشد. باندهای ۱ الی ۷ لندست-۸ هفت ویژگی اول و ده شاخص‌های شوری که ترکیب‌های باندی می‌باشند ویژگی‌های بعدی در این تحقیق می‌باشند.



شکل (۳) فلوجارت روند اجرای تحقیق

بسیاری از تصاویر ماهواره‌ای دارای توان تفکیک مکانی ضعیفی هستند و نمی‌توانند برای نظارت بر شوری یک منطقه کوچک مانند دریاچه‌ها و دهانه رودخانه‌ها مناسب باشند. در این راستا، استفاده از ماهواره‌هایی با توان تفکیک مکانی بالا الزامی می‌باشد. در این مقاله ابتدا داده‌های میدانی منطقه‌ی مورد نظر جمع‌آوری شده این داده‌ها شامل موقعیت نقطه، مقدار املاح موجود در آب (از جمله کلر) رسانایی الکتریکی، دما و زمان نمونه‌برداری می‌باشند. در این سری از داده‌ها شوری به طور مستقیم در دسترس نیست. به همین دلیل از روش کلرینیتی استفاده می‌شود تا از میزان کلر محلول در آب مقدار شوری استخراج گردد. سپس اقدام به بررسی و انتخاب سنجنده‌های مناسب با توجه به وسعت و نوع آب منطقه‌ی

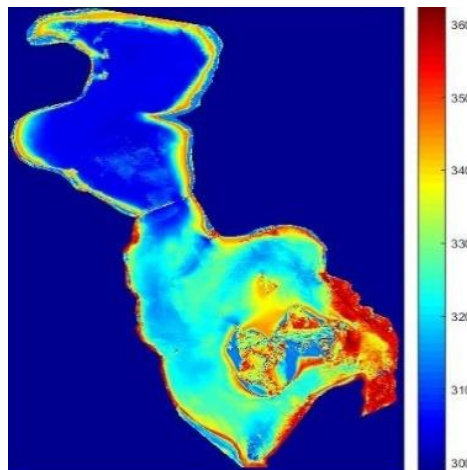
مورد مطالعه گردید. در ادامه با بهره‌گیری از بازتابش هفت باند لندست-۸ و شاخص‌های شوری تعریف‌شده و با استفاده از SVR و دو الگوریتم انتخاب ویژگی شوری مدل‌سازی گردیده و نهایتاً نقشه‌ی شوری دریاچه تهیه گردید. روند انجام تحقیق در شکل (۳) ارائه گردیده است.

جدول (۴) پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با تمام ۱۷ ویژگی

	MSE	RMSE	NRMS	R ²
آموزش	۸۷۵۸.۸۹۶	۲۹,۹۴۷۹	۶۱۴۹.۰	۷۰۰۸.۰
آزمایش	۰.۱۹۹.۶۰۳	۵۵۶۵.۲۴	۷۶۴۱.۰	۴۰۲۶.۰
	F ₁ F ₂ F ₃ F ₄ F ₅ F ₆ F ₇ F ₈ F ₉ F ₁₀ F ₁₁ F ₁₂ F ₁₃ F ₁₄ F ₁₅ F ₁₆ F ₁₇			

- پیاده‌سازی و نتایج

در این پژوهش به منظور انتخاب بهینه مقادیر γ و ϵ و C برای هر پارامتر محدوده‌ای به صورت 2^n که در آن $n = -6, \dots, 6$ انتخاب شده است. همان‌طور که در فلوچارت روند اجرای مقاله گفته شد مدل‌سازی با استفاده روش SVR را با چند حالت مختلف انجام شده است. در حالت اول مدل‌سازی را با تمام ویژگی‌های یعنی تمامی هفده ویژگی موجود (جدول ۳) انجام شده است. که در نتیجه آن پارامترهای آماری و دقتی جدول (۴) حاصل شده است. شکل (۴)، پس از تشکیل مدل و استخراج پارامترهای دقت آن نوبت به ترسیم و تولید نقشه‌ی شوری با استفاده از تصاویر لندست-۸ است.



شکل (۴) نقشه‌ی شوری به‌دست‌آمده از مدل SVR با تمام ویژگی‌ها (PSU)

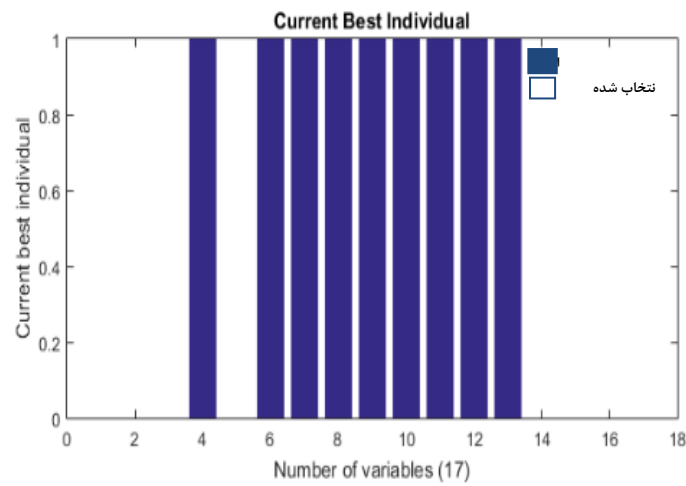
در حالت دوم مدل‌سازی SVR با ویژگی‌های انتخابی با بکارگیری الگوریتم GA انجام شده است. پارامترهای الگوریتم ژنتیک استفاده شده در این مقاله از عملگرهای ژنتیکی متقاطع^۱، جهش^۲، نخبه‌گرا^۳ استفاده شده است. که نرخ عملگر جهش برابر ۰/۰۵، نرخ عملگر متقاطع ۰/۷ و نرخ عملگر نخبه‌گرا در نظر گرفته شده است. همچنین سایز جمعیت^۴ ۲۰ و حداکثر تکرار^۵ ۷۰ می‌باشد. در این الگوریتم خطای جذر میانگین مربعات^۶ را معیار انتخاب در نظر گرفته‌ایم. همان‌طور که در شکل (۵) مشخص است در نتیجه این الگوریتم ویژگی‌های ۴ و ۶ و ۷ و ۸ و ۹ و ۱۰ و ۱۱ و ۱۲ و ۱۳ انتخاب گردیدند. پارامترهای آماری و دقتی آن را نیز در جدول (۵) آورده شده است.

-
- 1- Crossover
 - 2- Mutation
 - 3- Elitism
 - 4- Population size
 - 5- Max Iterations
 - 6- RMSE

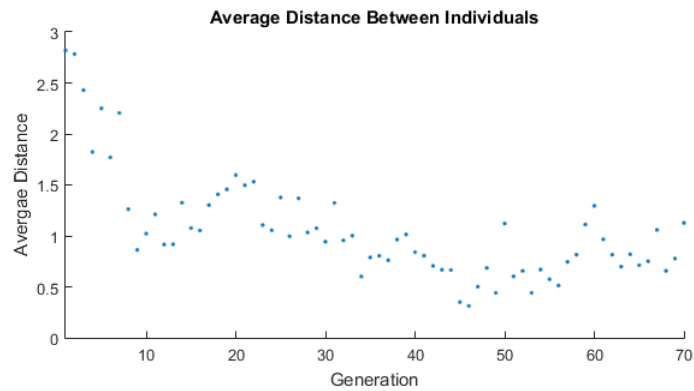
جدول (۵) پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم ژنتیک

	MSE	RMSE	NRMS	R ²
آموزش	۸۹۱۸.۵۶۴	۷۶۷۵.۲۳	۴۸۸۰.۰	۷۸۰۸.۰
آزمایش	۸۶۲۲.۴۸۲	۹۷۴۱.۲۱	۶۸۳۷.۰	۵۴۷۲.۰

۱۳ F_{۱۲} F_{۱۱} F_{۱۰} F_۹ F_۸ F_۷ F_۶ F_۵F



شکل (۵) ویژگی‌های انتخابی الگوریتم ژنتیک



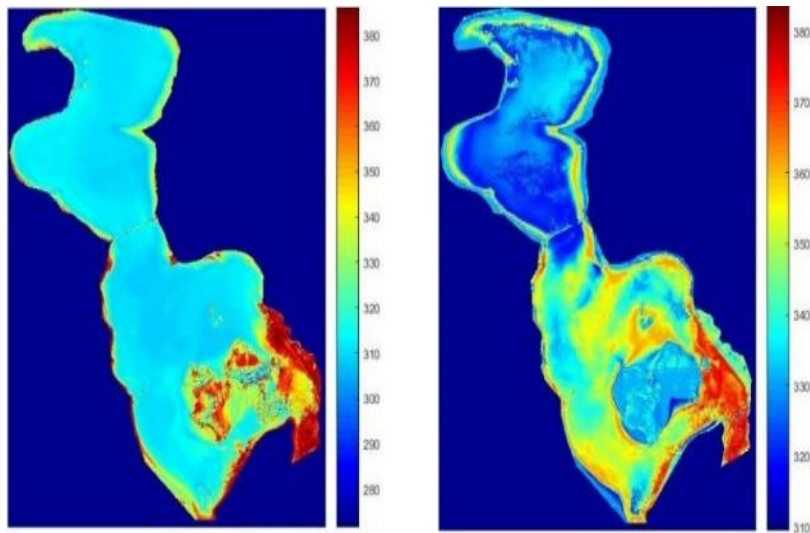
شکل (۶) همگرا شدن روش SVR-GA

شکل (۷)، پس از تشکیل مدل و استخراج پارامترهای دقت آن نوبت به ترسیم نقشه‌ی شوری با استفاده از تصاویر لندست-۸ است.

جدول (۶) پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با ویژگی‌های انتخابی جلویی ترتیبی

	MSE	RMSE	NRMS	R ²
آموزش	۲۶۰۸.۶۰۵	۶۰۲۰.۲۴	۵۰۵۱.۰	۷۵۶۴.۰
آزمایش	۰۲۶۸.۴۸۱	۹۳۳۳.۲۱	۶۸۲۴.۰	۵۳۳۲.۰

F₃ F₄ F₆ F₇ F₁₃ F₁₄



شکل (۸) نقشه شوری به دست آمده از مدل SVR با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم انتخابی جلویی ترتیبی (PSU)

شکل (۷) نقشه شوری به دست آمده از مدل SVR با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم ژنتیک (PSU)

در حالت دوم پس از استفاده از ویژگی‌های انتخابی الگوریتم GA در SVR المان‌های دقت نسبت به حالت تمام ویژگی‌ها بالاتر رفته است و R² آزمایش آن از ۰/۴ به ۰/۵۴ افزایش یافته است و قطعاً خروجی بهتری را ارائه می‌نماید. در حالت

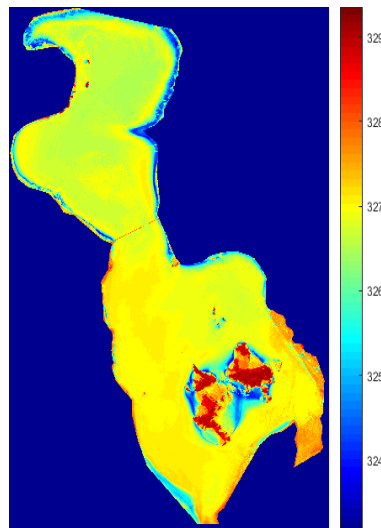
سوم مدل‌سازی SVR را با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم جلویی ترتیبی می‌پردازیم. در این الگوریتم نیز خطای جذر میانگین مربعات را معیار انتخاب در نظر گرفته‌ایم. که در نتیجه آن ویژگی‌های ۳ و ۴ و ۶ و ۷ و ۱۳ و ۱۴ انتخاب گردیدند. که پارامترهای آماری و دقتی آن را در جدول (۶) مشاهده می‌کنید. شکل (۸)، پس از تشکیل مدل و استخراج پارامترهای دقت آن نوبت به ترسیم نقشه‌ی شوری با استفاده از تصاویر لندست-۸ است.

همانطور که مشاهده می‌کنید در حالت سوم پس از استفاده از ویژگی‌های انتخابی SFS در SVR المان‌های دقت نسبت به حالت تمام ویژگی‌ها بالاتر رفته است و R^2 آزمایش آن از ۰,۴ به ۰,۵۳ افزایش یافته است و خروجی بهتری نسبت حالت اول را ارائه می‌نماید. در حالت چهارم مدل‌سازی SVR را با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم عقبی ترتیبی می‌پردازیم. در این الگوریتم نیز خطای جذر میانگین مربعات را معیار انتخاب در نظر گرفته‌ایم. که در نتیجه آن ویژگی‌های ۲ و ۴ و ۶ و ۷ و ۸ و ۹ و ۱۰ و ۱۱ و ۱۲ و ۱۳ و ۱۴ و ۱۵ و ۱۶ انتخاب گردیدند. که پارامترهای آماری و دقتی آن را در جدول (۷) مشاهده می‌کنید.

جدول (۷) پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با ویژگی‌های انتخابی عقبی ترتیبی

	MSE	RMSE	NRMS	R^2
آموزش	۴.۲۱۳۰	۲.۴۶	۹.۰	۴.۰
آزمایش	۶.۹۲۹	۵.۳۰	۹.۰	۱.۰
$F_2 F_4 F_6 F_7 F_8 F_9 F_{10} F_{11} F_{12} F_{13} F_{14} F_{15} F_{16}$				

شکل (۹)، پس از تشکیل مدل و استخراج پارامترهای دقت آن نوبت به ترسیم نقشه‌ی شوری با استفاده از تصاویر لندست-۸ است.



شکل (۹) نقشه‌ی شوری به دست آمده از مدل SVR با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم انتخابی عقبی ترتیبی (PSU)

همانطور که مشاهده می‌کنید در حالت چهارم پس از استفاده از ویژگی‌های انتخابی SBS در SVR همان‌های دقت نسبت به حالت تمام ویژگی‌ها کاهش یافته است و R^2 آزمایش آن از ۰/۴ به ۰/۱ رسانده است، پس استفاده از این الگوریتم انتخاب ویژگی برای مدل ما مناسب نمی‌باشد. با توجه به منطقه برداشت داده میدانی در تمامی نقشه‌های حاصله، شوری در بازه‌ی PSU ۳۰۰ الی ۳۳۰ PSU که مطابق با داده‌های ما می‌باشند. در این بین پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم GA کمی بهتر از پارامترهای آماری و بررسی دقت برای مدل با ویژگی‌های انتخابی جلویی ترتیبی (SFS) می‌باشد. همچنین با مشاهده نقشه‌ی شوری به دست آمده از مدل SVR با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم GA تفکیک رنگی بالاتری نیز داراست که نقشه‌ی مناسب‌تری را ارائه می‌کند.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه به بررسی رابطه‌ی بین انرژی‌های بازگشتی از سطح آب دریاچه‌ی ارومیه و شاخص‌های شوری در تصاویر لندست-۸ و مواد محلول در آب پرداخته شد. نتایج به دست آمده نشان داد، مدل رگرسیون بردار پشتیبان با تمام ویژگی‌ها، مدل SVR مبتنی بر الگوریتم GA و مدل SVR مبتنی بر انتخاب ویژگی ترتیبی با دقت نسبتاً خوبی توانستند میزان شوری دریاچه‌ی ارومیه را تخمین بزنند. همچنین، ویژگی‌های انتخاب‌شده همبستگی بالایی با میزان کلر و طبیعتاً شوری سطح آب دریاچه‌ی ارومیه دارند. در این بین برای مدل با ویژگی‌های انتخابی الگوریتم GA نتیجه مناسب‌تری حاصل شد. مشخصاً با داشتن داده‌های میدانی بیشتر و با دقت بالاتر می‌توان تخمین بهتری از شوری و مواد محلول در آب داشت به همین دلیل نمی‌توان تنها به مقایسه‌ی عددی نتایج مقالات بسنده کرد و برای حصول مدلی با دقت بالاتر نیاز به یک پایگاه داده میدانی شوری مناسب حس می‌شود. داشتن نقشه شوری مناطق آبی باعث شناخت بهتر از ویژگی‌های کیفی آب می‌گردد حال آن‌که این نقشه‌ی شوری به‌صورت سری زمانی در اختیار باشد، این امکان را می‌دهد تا بتوان تغییرات این ویژگی‌ها را در بازه‌های زمانی مشخص مورد بررسی قرار داد.

منابع

- علوی‌پناه، سیدکاظم؛ کمال، خدایی و جعفر بیگلو (۱۳۸۴)، مطالعه‌ی کارایی داده‌های ماهواره‌ای در بررسی کیفیت آب در دو سوی میانگذر دریاچه‌ی ارومیه، پژوهش‌های جغرافیایی، ۳۸، شماره ۱، صص ۵۷-۶۹.
- رشیدنیقی، علی؛ و مجنون، ابولفضل و امیرحسین ناظمی (۱۳۹۱)، اثرات زینبار خشک شدن دریاچه‌ی ارومیه بر محیط زیست منطقه، همایش بین‌المللی بحران‌های زیست محیطی و راهکارهای بهبود آن، صص ۱-۱۰.
- مرادی، نسرين (۱۳۹۵)، بررسی و مدل‌سازی رنگ اقیانوس با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا، پایان‌نامه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی عمران - نقشه‌برداری گرایش هیدرو گرافی - دانشگاه تهران.
- نیازی، یعقوب؛ اختصاصی، محمدرضا؛ ملکی‌نژاد، حسین؛ حسینی، سیدزین‌العابدین و جعفر مرشدی (۱۳۸۹)، مقایسه‌ی دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در استخراج نقشه‌ی کاربری اراضی - مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی سد ایلام، جغرافیا و توسعه، شماره ۲۰، صص ۱۱۹-۱۳۲.
- Agh, Naser, Theodore J. Abatzopoulos, Ilias Kappas, et al. (2007), **Coexistence of Sexual and Parthenogenetic Artemia Populations in Lake Urmia and Neighbouring Lagoons**, International Review of Hydrobiology, 92(1): PP,48-60.
- AghaKouchak, A., Norouzi, H., Madani, K., Mirchi, A., Azarderakhsh, M., Nazemi, A., & Hasanzadeh, E. (2015), **Aral Sea syndrome desiccates Lake Urmia: call for action**, Journal of Great Lakes Research, 41(1): PP,307-311.
- Aha, David W., and Richard L. Bankert. (1996), **A comparative evaluation of sequential feature selection algorithms**, Learning from Data, Springer New York: PP,199-206.

- Alipour, S. (2006), **Hydrochemistry of Seasonal Variation of Urmia Salt Lake Iran**, Saline Systems, 2(9): PP,1-19.
- Baban, S.M. (1993), **Detecting water quality parameters in the Norfolk Broads**, UK, using Landsat imagery, International Journal of Remote Sensing, 14(7): PP,1247-1267.
- El-Askary, H. S. Abd El-Mawla, J.Li, M. El-Hattab, and M. El-Raey, (2014), **Change detection of coral reef habitat using Landsat-5 TM, Landsat 7 ETM+ and Landsat 8 OLI data in the Red Sea (Hurghada, Egypt)**, International Journal of Remote Sensing, 35(6): PP,2327-2346.
- Bingham, Frederick M, Stephan D Howden, and Chester J Koblinsky (2002), **Sea Surface Salinity Measurements in the Historical Database**, Journal of Geophysical Research 107(C12): SRF 20-1-SRF, PP, 20-10.
- Bhargava, D.S., and D.W. Mariam (1992), **Cumulative Effects of Salinity and Sediment Concentration on Reflectance Measurements**, International Journal of Remote Sensing 13(11): PP,2151-2159.
- Bowers, D.G., G.E.L. Harker, P.S.D. Smith, and P. Tett (2000), **Optical Properties of a Region of Freshwater Influence (the Clyde Sea)**, Estuarine, Coastal and Shelf Science 50(5): PP,717-726.
- Chang and C.-J. Lin, (2011), **LIBSVM: A Library for Support Vector Machines**, ACM Trans. Intell. Syst. Technol., 2(3): PP,271-272.
- Ghalibaf, Mohammad Bagher, and Zahra Moussavi (2014), **Development and Environment in Urmia Lake of Iran, European**, Journal of Sustainable Development 3(3): PP,219-226.
- Kang, Kyung Chan (2014), **Seawater desalination by gas hydrate process and removal characteristics of dissolved ions**, Desalination, 353(1): PP,84-90.

- Khorram, Siamak (1985), “**Development of Water Quality Models Applicable throughout the Entire San Francisco Bay and Delta**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 51(1): PP,53–62.
- Marghany, MAGED, and MAZLAN Hashim (2011), **A Numerical Method for Retrieving Sea Surface Salinity from MODIS Satellite Data**, International Journal of Physical Sciences, 6(13): PP,3116–3125.
- Marghany, M.M. Hashim, and A.P. Cracknell (2010), **Modelling sea surface salinity from MODIS Satellite data, in International Conference on Computational Science and Its Applications**: PP,545–556.
- M.A. Tahir, A. Bouridane, F. Kurugollu, and A. Amira (2004), **Feature selection using tabu search for improving the classification rate prostate needle biopsies**, ICPR 2004, Proceedings of the 17th International Conference on, PP,335–338.
- Marghany, Maged, Mazlan Hashim, and Arthur P. Cracknell (2010), **Modelling Sea Surface Salinity from MODIS Satellite Data**, In International Conference on Computational Science and Its Applications, Springer: PP,545–556.
- Nikraftar, Z., M. Hasanlou, and M. Esmailzadeh (2016), **Novel Snow Depth Retrieval Method Using Time Series SSMI Passive Microwave Imagery**, ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences: PP,525-530.
- Nikraftar, Z. and M. Hasanlou (2015), **Snow Depth Estimation Using Time Series Passive Microwave Imagery via Genetically Support Vector Regression (Case Study Urmia Lake Basin)**, The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences: PP,555-558.
- Palandro, S. Andréfouët, P. Dustan, and F. Muller-Karger (2003), **Change detection in coral reef communities using Ikonos satellite sensor imagery and historic aerial photographs**, International Journal of Remote Sensing, 24(4): PP,873-878.

- Wang, Fugui, and Y. Jun Xu (2008), **Development and Application of a Remote Sensing-Based Salinity Prediction Model for a Large Estuarine Lake in the US Gulf of Mexico Coast**, Journal of Hydrology 360(1): PP.184-194.
- Wong, Man-Sing, Kwon-Ho Lee, Young-Joon Kim, et al. (2007), **Modeling of Suspended Solids and Sea Surface Salinity in Hong Kong Using Aqua/MODIS Satellite Images**, Korean Journal of Remote Sensing 23(3): PP,161-169.