



دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی

سال شانزدهم، شماره‌ی ۵۳
بهار ۱۳۹۵، صفحات ۲۷۱-۲۸۹

کبری حیدریان^۱
شهرام کیودوندپور^۲
جمیل امان اللهی^۳

بررسی تغییرات عمق تالاب بین‌المللی زریوار با استفاده از سنجش از دور و مدل شبکه عصبی مصنوعی

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۲/۰۶

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۸/۳۰

چکیده

تالاب بین‌المللی زریوار یکی از پهنه‌های آبی مهم استان کردستان محسوب می‌شود که به دلیل تنوع زیستی بالا، صید ماهی، تأمین آب کشاورزی، چشم‌اندازهای طبیعی و جاذبه‌ی بالای گردشگری دارای اهمیت خاصی است. در سال‌های اخیر گزارش‌های مبنی بر رسوب‌گذاری زیاد و کاهش آبدهی چشمه‌های کف تالاب منشر شده است که اهمیت عمق سنجی مداوم این پهنه آبی را هر چه بیش‌تر نمایان می‌نماید. از آنجایی که عمق سنجی با روش‌های مستقیم بسیار پرهزینه و زمان‌بر است، لذا استفاده از علوم جدید مانند سنجش از دور و مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند مفید و موثر باشد. در این راستا تعداد ۲۰۰ بار عمق سنجی و ثبت مختصات جغرافیایی محل هم‌زمان با عبور ماهواره لندست ۸ در چهار دوره زمانی شامل تابستان و پائیز سال ۱۳۹۲ و بهار و تابستان سال ۱۳۹۳ صورت گرفت. پس از تصحیح اتمسفری نوارهای سنجنده OLI ماهواره لندست ۸، نوارهای مرئی و همچنین نتایج ترکیب‌های مختلف حاصل از ترکیب نوار مرئی، نوارهای مادون‌قرمز نزدیک و میانی این سنجنده مورد استفاده قرار

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان.

۲- استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان.

۳- استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان.

گرفت. عمق آب به وسیله مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از میزان بازتاب‌های طیفی و نتایج شاخص‌های مختلف متناظر با عمق‌های اندازه‌گیری شده در یک برآورد کلی (داده‌های فصل تابستان و پاییز سال ۱۳۹۲ و بهار سال ۱۳۹۳) و یک برآورد تک فصلی (داده‌های فصل تابستان سال ۱۳۹۳) به دست آمد. نتایج نشان داد که از بین نوارهای آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز بازتاب طیفی نوار قرمز (نوار ۴) با $R^2 = 0/82$ و $RMSE = 0/269$ در برآورد با استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله تست بیش‌ترین همبستگی را با میزان عمق آب داشت. از بین ترکیب‌های ایجاد شده نیز نتایج ترکیب $(band4-band2)/(band4+band2)$ با $R^2 = 0/92$ و $RMSE = 0/203$ در برآورد با استفاده از داده کلی و $R^2 = 0/97$ و $RMSE = 0/301$ در برآورد با استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله تست بیش‌ترین همبستگی را با میزان عمق آب داشت.

کلید واژه‌ها: لندست ۸، سنجنده OLI، بازتاب طیفی، باندهای مرئی، مادون قرمز.

مقدمه

عمق‌سنجی منابع آبی با هدف تعیین جنس بستر (فرانس^۴ و همکاران، ۲۰۱۱: ۱۸۵)، مورفولوژی بستر (لگلیر^۵ و همکاران، ۲۰۰۴: ۴۹۳)، تعیین مطلوبیت زیستگاه‌های آبی و سایر مطالعات زیست‌محیطی انجام می‌شود. در حال حاضر نقشه دقیق عمق بر اساس از بررسی‌های زمینی تولید می‌شود؛ اما این ارزیابی‌ها وقت‌گیر و پرهزینه است و هم‌چنین برای مناطق دور از دسترس مناسب نیست (فرانس و همکاران، ۲۰۱۱: ۱۸۵). با توجه به مزایای علم سنجش از دور مانند هزینه‌ی بسیار کم، پوشش جهانی و تکرارپذیری در بازه زمانی مناسب و دقت بالا این علم می‌تواند جایگزینی مفید و مکمل به‌جای ارزیابی‌های زمینی باشد. در سال‌های اخیر به کمک دانش سنجش از دور تغییرات عمق در منابع آبی کم‌عمق مانند دریاچه‌ها، استخرها و سواحل دریاها را می‌توان تعیین نمود (لیو و چانگ^۶، ۲۰۰۵: ۱۱۷۴)، نقشه عمق مبتنی بر سنجش از دور می‌تواند در تمام طول سال سرتاسر حوضه آبخیز را تا زمانی که ستون آب توسط درختان، سایه ابرها، یخ و کدورت مسدود نشده باشد، مورد پوشش قرار دهد (فرانس و همکاران، ۲۰۱۱: ۱۸۸). اساس روش‌های ژرفاسنجی از روی تصاویر ماهواره‌ای بر مبنای وابستگی طیفی تصویر با عمق آب

4- Fearans

5- Leglitter,

6- Leu and chang

می‌باشد به بیان دیگر هرچه آب عمیق تر باشد به علت جذب و پراکندگی انرژی نور در آب، تصویر تیره تر است. هر چند این موضوع همواره صادق نبوده و نمی‌توان نتیجه گرفت هر چه تصویر تیره تر باشد آب عمیق تر است زیرا عواملی نظیر مقدار انعکاس نور، کدورت آب و نوع و تراکم پلانکتون‌های گیاهی و جانوری نیز بر عمق نفوذ نور در پهنه‌های آبی تأثیر دارند (غلامعلی فرد^۷ و همکاران، ۲۰۱۳: ۲۷۵۹)، در مطالعه‌ای در شمال شرقی جزیره کیش ابراهیمی کیا و همکاران (۱۳۸۸) روش‌های عمق‌سنجی را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای آی‌کونوس^۸ مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج هر یک از روش‌ها روی نقاط بررسی با مقادیر خطای مجذور میانگین مربعات (RMSE)، حداکثر خطا^۹ و مقدار ضریب همبستگی (R^2) مقایسه شدند. ارزیابی‌ها نشان داد که تمامی روش‌ها تقریباً از یک الگوی مکانی خطای عمق‌سنجی در نقاط مختلف برخوردار بودند. در این تحقیق کیفیت آب و جنس بستر عوامل مهمی در میزان خطای روش‌های مختلف در نقاط مختلف تشخیص داده شد. عمق‌های محاسبه شده با روش‌های مختلف بین ۸۰ تا ۹۰ درصد همبستگی با عمق‌های واقعی داشتند. از بین روش‌ها، روش لیزنگا^{۱۰} با مقادیر رادینانس تصحیح شده و روش مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی^{۱۱} نتایج بهتری را نشان دادند. هم‌چنین سیهون و یالچین مطالعه‌ای در غرب فوجا^{۱۲} در ازبک‌ستان در زمینه عمق‌سنجی منابع آبی انجام دادند. آن‌ها از تصاویر سه بانده Aster و تصاویر پانکروماتیک Quick bird برای استخراج نقشه‌های مربوط به اندازه‌گیری عمق برای بررسی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. آن‌ها از اندازه‌گیری میدانی در این تحقیق برای برآورد عمق استفاده کردند و برای تصاویر آستر و تصویرگویک برد دو مدل جداگانه ایجاد کردند. نتایج نهایی آن‌ها نشان داد که روش آن‌ها که مبتنی بر شبکه عصبی بود می‌تواند خطاهای ناشی از فاصله و تکراری بودن را برای اندازه‌گیری‌های عمق مورد نیاز کارهای مهندسی کاهش دهد (سیهون و یالچین^{۱۳}، ۲۰۱۰: ۸۹). لیو و همکاران به منظور برآورد قابلیت تصویربازیابی از عمق آب ماهواره اسپات^{۱۴}، مطالعه‌ای در جزیره نوژو^{۱۵} در گواندونگ^{۱۶} چین انجام دادند. آن‌ها در تحقیق خود از یک مدل تک بانده و یک مدل دو بانده به طور جداگانه استفاده کردند. عمق واقعی آب از مدل‌های وارونگی^{۱۷} که به منظور ارزیابی صحت عمق آب که بر اساس معیار میانگین خطای نسبی و خطای میانگین مربع به دست آمدند تعیین شد.

7- Gholamalifard

8- Ikonos

9- Max Error

10- Lyzynga

11- Artificial Neural Network

12- Foggia

13- Ceyhun and Yalçın

14- Spot5

15- Nozhou

16- Guangdong

17- Inversion models

نتایج نشان دهنده برتری مدل ۲ بانده نسبت به مدل تک باند و باند قرمز مدل نسبت به باند سبز مدل در آب‌های کم‌عمق بود. متوسط خطای نسبی ۲۲٪ و خطای میانگین مربع ۱/۸۷ متر بود. آن‌ها نشان دادند که تصویر چند طیفی اسپات ۵ دارای توانایی خوبی برای عمق معکوس آب است و می‌تواند با وضوح بالا جزئیات بیشتری در مورد خصوصیات توپوگرافی زیر آب را ارائه دهد (لیو^{۱۸} و همکاران، ۲۰۱۰: ۱). با توجه به مشکلات موجود در تالاب بین‌المللی زریوار از جمله ورود مقادیر زیاد رسوب سالانه به این پهنه آبی (ابراهیمی‌پور و همکاران، ۱۳۸۹: ۲) و احتمال کاهش عمق آن در سالیان پیش‌رو، به نظر می‌رسد استفاده از علم سنجش‌ازدور برای رصد مداوم عمق این پهنه آبی لازم و ضروری است. از سوی دیگر با توجه به جدید بودن نوارهای ماهواره لندست ۸ از نظر بازه‌های مختلف طول‌موجی، قدرت تفکیک رادیومتری^{۱۹} دوازده بیتی داده‌ها، عدم بررسی قابلیت این نوارهای جدید در رابطه با عمق‌سنجی و در دسترس بودن این تصاویر در مقایسه با تصاویر ماهواره‌های دیگر، نتایج این تحقیق می‌تواند ضمن روشن ساختن قابلیت این نوارها در زمینه ژرف سنجی در منابع آبی، امکان رصد مداوم با کم‌ترین هزینه و ایجاد شرایطی برای مدیریت آگاهانه تالاب بین‌المللی زریوار و سایر تالاب‌های داخل کشور را فراهم سازد. بر این اساس در مطالعه حاضر سعی شده به بررسی تغییرات عمق تالاب بین‌المللی زریوار با استفاده از سنجش‌ازدور و مدل شبکه عصبی مصنوعی با هدف برآورد عمق پهنه آبی تالاب زریوار با استفاده از نسبت‌گیری طیفی در باندهای مرئی و مادون‌قرمز ماهواره لندست ۸ و مقایسه باندهای مختلف سنجنده OLI^{۲۰} این ماهواره در برآورد عمق پرداخته شود.

مواد و روش‌ها

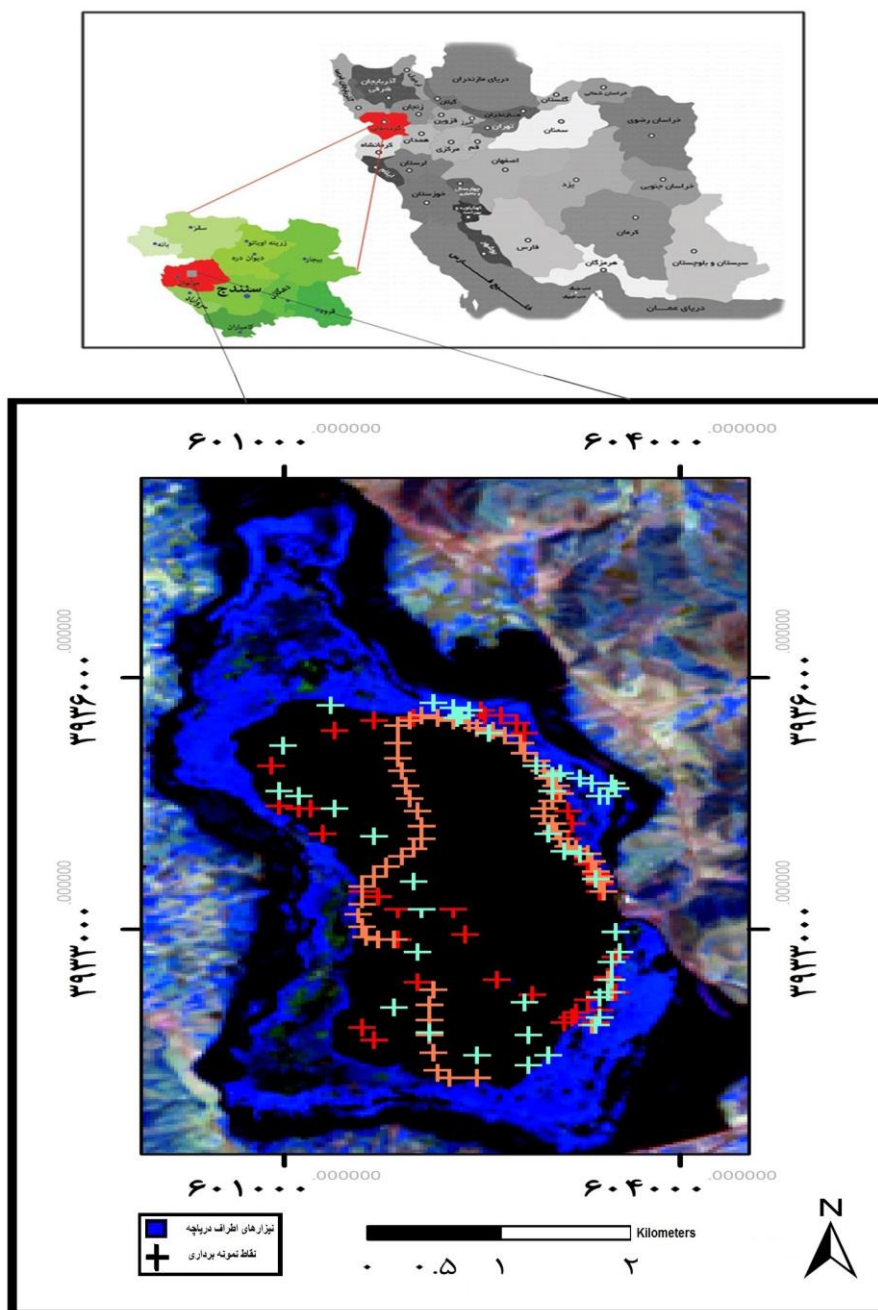
تالاب زریوار در ۳ کیلومتری شمال‌غرب شهرستان مریوان در استان کردستان واقع شده است که جز دریاچه‌های آب شیرین داخلی ایران محسوب می‌شود. این دریاچه با ارتفاع ۱۳۹۰ متر از سطح دریا در حد فاصل ۳۱' ۳۱" ۳۵° و ۳۷' ۰۶" ۳۵° عرض جغرافیایی و ۵۲' ۰۳" ۴۶° و ۴۷' ۱۰" ۴۶° طول جغرافیایی واقع شده است (شکل ۱). دریاچه زریوار با احتساب نیزارهای حاشیه‌ای آن حدود ۲۰۹۰ هکتار مساحت دارد. حوضه تالاب زریوار با مساحتی در حدود ۱۵۸۲۷ هکتار، جمعیتی بالغ بر ۷۰۴۴۵ نفر که ۸۵/۵٪ آن را جمعیت شهرنشین تشکیل می‌دهد زندگی می‌کنند (مهندسان مشاور آساراب، ۱۳۸۵). حداقل عمق این تالاب ۲ متر و حداکثر عمق آن ۷ متر است. این تالاب در سال

18- Liu

19- Quantization

20- Operational Land Imager

۱۳۸۸ توسط سازمان حفاظت محیط‌زیست به‌عنوان پناه‌گاه حیات‌وحش و در سال ۱۳۸۶ به‌عنوان بیست و سومین تالاب عضو کنوانسیون بین‌المللی رامسر شناخته شده است.



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی تالاب بین‌المللی زریوار در کشور و استان کردستان به همراه نقاط نمونه‌برداری بر روی تصویر

ماهواره‌ای ترکیب ۴-۵-۳

مواد و روش‌ها

نمونه‌برداری از عمق دریاچه زریوار هم‌زمان با عبور ماهواره لندست ۸ بین ساعت ۱۱:۳۰ تا ۱۲:۰۰ از روی تالاب در ماه‌های مختلف در سال‌های ۱۳۹۲ و ۱۳۹۳ در چهار دوره زمانی شامل: تابستان (شهریور) و پاییز (مهر) سال ۱۳۹۲ و بهار (اردیبهشت) و تابستان (تیر) سال ۱۳۹۳ صورت گرفت. ماهواره لندست ۸ با دارا بودن دو سنجنده^{۲۱} OLI و^{۲۲} TIRS هر ۱۶ روز یک‌بار پوشش کاملی از سطح زمین را تصویربرداری می‌کند؛ اما در بازه زمانی سال ۱۳۹۲ و اوایل سال ۱۳۹۳ هر ۳۲ روز یک‌بار تصاویر این ماهواره قابل دریافت بود. فصل زمستان به دلیل ابری بودن منطقه و عدم وجود تصاویر قابل استفاده از دوره‌ی زمانی نمونه‌برداری حذف شد. ضمناً در مطالعات گذشته در عمق سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌های دیگر صرفاً از یک دوره نمونه‌برداری استفاده شده است (لیو و همکاران، ۲۰۱۰، غلامعلی فرد و همکاران، ۲۰۱۳)، در حالی که در مطالعه حاضر با توجه به این‌که میزان ذرات جامد معلق، مواد محلول و تراکم فیتوپلانکتون‌ها در آب تالاب‌ها در بازه‌های زمانی مختلف متغییر است و همچنین عمق آب تالاب‌ها در فصول خشک و تر کاهش و افزایش می‌یابد و اینکه این تغییرات در فصول مختلف بر میزان بازتاب طیفی نوارهای مختلف اثرگذار هستند، مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی هم بر اساس نمونه‌برداری یک مرحله‌ی و هم چند مرحله برای انجام شد تا نتایج حاصله از دقت بیش‌تری برخوردار باشند. در نهایت سطح دقت مدل‌های به دست آمده باهم مقایسه شدند. در هر مرحله، نمونه‌برداری از مناطق کم‌عمق تالاب که بیش‌تر در شمال شرق تالاب و مناطق عمیق تالاب که عمدتاً در جنوب، غرب و جنوب‌شرقی آن واقع بودند به‌صورت تصادفی انجام گرفت. عمق سنجی با استفاده از طناب و وزنه انجام شد و با توجه به اندازه سلول‌های نوارهای ۲، ۳، ۴ و ۵ سنجنده OLI مورد استفاده در این تحقیق که ابعادی معادل با ۳۰ متر در ۳۰ متر داشتند، فاصله هر نقطه با نقطه بعدی بیش‌تر از ۳۰ متر در نظر گرفته شد. تصاویر لندست ۸ مربوط به زمان‌های نمونه‌برداری از سایت ناسا تهیه و جهت اعمال تصحیح اتمسفری از نرم‌افزار (Envi, ver 4/8) و روش ویژه‌ای که برای تصاویر لندست ۸ توسط ناسا ارائه شده است استفاده شد (Landsat8, 2013).

بازتاب پیکسل‌های متناظر با عمق‌های نمونه‌برداری شده در نوارهای مختلف به‌صورت تک باند و همچنین با استفاده از ترکیب‌های مختلف برای برآورد عمق مورد استفاده قرار گرفت. این ترکیب‌ها، ترکیب ریاضی از باندهای متعدد تصاویر رقومی ماهواره‌ای هستند که از اختلاف معنی‌دار بازتابش آب در طول‌موج‌های آبی، قرمز، سبز و

21- Landsat Data Continuity Mission

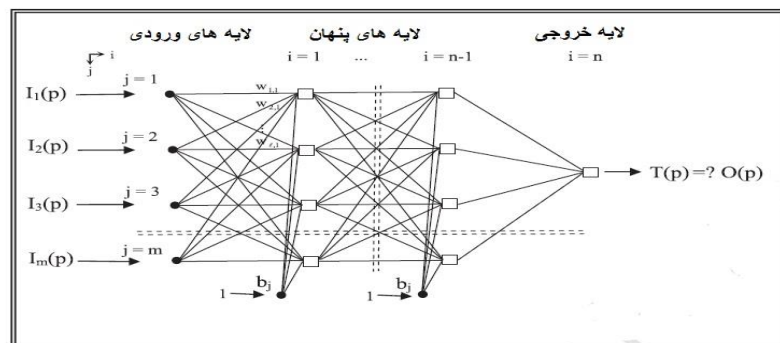
22- Thermal InfraRed Sensor

مادون‌قرمز نزدیک و میانی استفاده می‌کنند. این ترکیب‌ها به صورت عملیات ساده ریاضی مانند جمع، تفریق، نسبت‌گیری و یا دیگر ترکیبات خطی به دست می‌آیند که ارزش هر پیکسل در باندهای مختلف را به یک شاخص عددی تغییر می‌دهند (علوی پناه و همکاران، ۱۳۸۲: ۸۴).

مدل‌سازی شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی زیر مجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که ساختار و عملکرد آن به صورت کلی همانند مغز انسان است. الگوهای شبکه عصبی به طور کلی در دودسته الگوی پیش‌خور و الگوی پس‌خور قرار می‌گیرند (هایکین^{۲۳}، ۱۹۴۴ به نقل از سیهون و یالچین؛ فرج زاد و دارند، ۱۳۸۸: ۶۴). در این مطالعه به دلیل سادگی از شبکه عصبی پیش‌خور برای برآورد عمق استفاده شد. عمق‌های اندازه‌گیری شده در منطقه مورد مطالعه به عنوان بردار خروجی و مقادیر بازتاب در هر باند طیفی و یا نتایج حاصل از ترکیب و یا شاخص‌های مختلف به کار رفته شده به عنوان بردار ورودی در نظر گرفته شد. شکل (۲) ساختار کلی مدل شبکه عصبی را نمایش می‌دهد که در آن I و J و P به ترتیب لایه و گره و مشاهدات هستند و n و m و N نیز به ترتیب تعداد لایه‌ها، گره‌ها و مشاهدات هستند؛ WQJ نیز وزن شبکه است (سیهون و یالچین، ۲۰۱۰: ۹۰).

O_p بین Q امین گره از لایه $(I-1)$ و J امین گره، b_j واریبی‌ها قرار می‌گیرد؛ jz بردار خروجی محاسبه شده برای هر تکرار است؛ و tp بردار خروجی محاسبه شده برای هر تکرار است (شکل ۲).



شکل ۲: شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در برآورد عمق در تالاب بین‌المللی زیروار در استان کردستان

بردار خروجی مورد انتظار یا همان مقدار برآوردی است (مربوط به اندازه‌گیری‌های عمق در منطقه مورد مطالعه (هاکان و منهاج^{۲۴}، ۱۹۷۴: ۹۹۰). خروجی شبکه این مدل برای j امین گره از I امین لایه به صورت معادله ۱ است.

23- Haykin

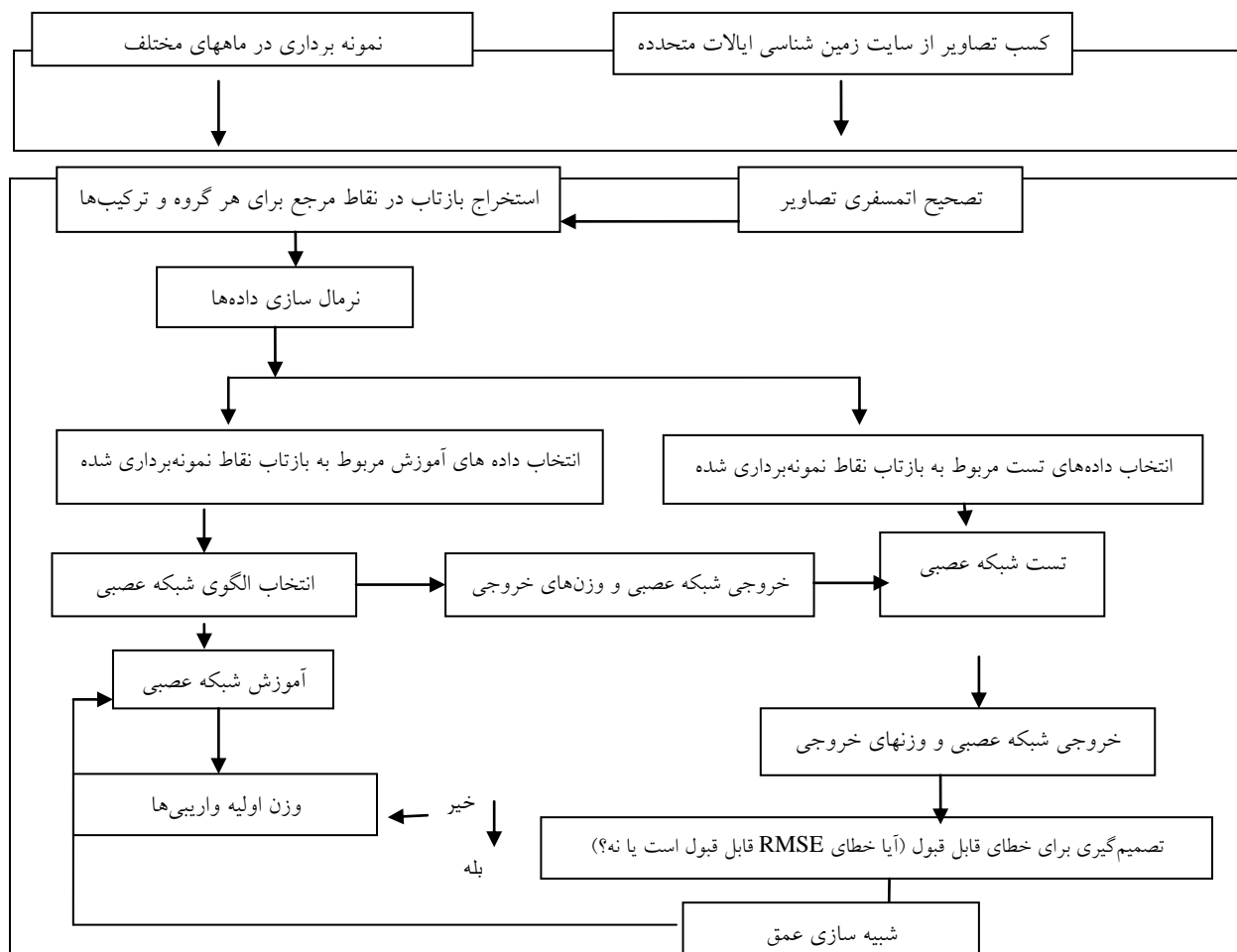
24- Hagan and Menhaj

$$\text{net}_j = L (w_{Q,j} x_{oQ} + b_j) Q \sim 1 \quad \text{معادله (۱)}$$

O_q خروجی Q امین گره در لایه $(I-1)$ و برابر با P امین عنصر ورودی برای لایه اول است. $f(\text{net}_j)$ خروجی تابع انتقال است که ورودی شبکه را به گره خروجی تبدیل می‌کند که به صورت معادله ۲ است (هاکان^{۲۰} و همکاران، ۱۹۹۶، به نقل از سیهون و یالچین).

$$f(\text{net}_j) = 1 / (1 + \exp(-\text{net}_j)) \quad \text{معادله (۲)}$$

آماده‌سازی ورودی‌های مدل و تعیین الگوی مدل دو عامل مهم برای تشکیل مدل هستند. شبیه‌سازی عمق آب در آب‌های کم‌عمق از طریق مدل شبکه عصبی مصنوعی در شکل (۳) ارائه شده است.



شکل ۳: مراحل مختلف تخمین عمق تالاب بین‌المللی زیروار با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و شبکه عصبی

تعداد گره‌ها در لایه ورودی به تعداد باندهای طیفی و تعداد گره‌ها در لایه خروجی طبیعتاً به تعداد یک خروجی (عمق آب) است که در این جا با تکرار آزمایش مقدار بهینه آن به دست آمده است. در این تحقیق از شبکه‌ای پیش‌خور دولایه‌ای که لایه اول یا همان لایه پنهان آن با تعدادی نورون سیگموئیدی و لایه دوم (خروجی) از یک نورون خطی تشکیل شده به منظور ارائه مقادیر خروجی (عمق) استفاده شد. در این الگوریتم، خطای خروجی شبکه برآورد و به عقب (به داخل سامانه) انتشار یافته و بر اساس وزن‌های انتخاب شده در مدل اصلاح می‌گردد. فرآیند اصلاح وزن‌ها در تمام عناصر سامانه ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی برای مدل را ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند (قنبری و همکاران، ۱۳۸۸: ۳۰). در این مدل با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های مناسب به دست می‌آید. وقتی وزن‌های مناسب به دست آمد به این معناست که مدل آموزش کافی دیده است. به طور کلی در مسائل تقریب تابع که تعداد وزن‌های خیلی بالایی ندارند، الگوریتم لوبنبرگ مارکووات^{۲۶} سریع‌ترین همگرایی و دقت را دارد (ابراهیمی کیا و همکاران، ۱۳۸۸: ۸). قبل از فرآیند آموزش شبکه عصبی باید داده‌ها را به سه دسته که عبارت‌اند از: تست، اعتبارسنجی و آموزش تقسیم‌بندی کنیم. در این تحقیق از مجموعه تمام داده‌ها، ۲۰ درصد آن داده تست و ۲۰ درصد دیگر داده اعتبارسنجی و ۶۰ درصد باقی‌مانده را داده آموزش تشکیل می‌دهد. داده‌های آموزش، داده‌های با جواب معلوم هستند که در حین فرآیند آموزش از آن‌ها استفاده می‌شوند. با آموزش یک مجموعه از داده‌ها الگوهای مهم علمی را که قابل تعمیم به همه داده‌ها هستند را به دست آوردیم. داده‌های تست برای تعیین کیفیت نهایی شبکه‌ی آموزش دیده شده از لحاظ دقت داده به کار می‌روند. داده‌های اعتبارسنجی داده‌های با جواب‌های نامعلوم هستند که در حین فرآیند آموزش برای جلوگیری از پدیده اورفیتینگ^{۲۷} از آن‌ها استفاده شد، خطای اورفیتینگ زمانی رخ می‌دهد که داده‌های آموزش دارای توزیع یکنواخت نباشند. در این تحقیق از روش پس انتشار خطا^{۲۸} برای آموزش شبکه استفاده شده و تعداد نورون‌های که برای لایه پنهان به کار برده شده ۱۵ عدد بودند. در آخر با استفاده از الگوهای به دست آمده از آموزش شبکه، خروجی (عمق) متناظر با داده‌های تست را تخمین زدیم. یک نکته مهم در آموزش شبکه‌های عصبی نرمال‌سازی داده‌ها قبل از استفاده در مدل است. این عمل کمک زیادی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند. وارد کردن داده‌ها به صورت خام سبب کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود (ژو^{۲۹} و همکاران، ۲۰۰۷: ۱۱۶). برای نرمال‌سازی داده‌های این مطالعه از معادله ۳ و ۴ استفاده شد (دستورانی و همکاران، ۱۳۹۱: ۶۶).

26- Levenberg–Marquardt algorithm

27- overfitting

28- Backpropagation

29- Zhu

$$x_n = 2 * (x - x_{\min} / x_{\max} - x_{\min}) - 1 \quad \text{معادله (۳)}$$

$$x_n = x - x_{\min} / x_{\max} - x_{\min} \quad \text{معادله (۴)}$$

X = معرف داده مشاهده شده

x_{\max} و x_{\min} به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار داده‌های مشاهده شده و x_n داده نرمال شده است نرمال کردن داده‌های مشاهده‌ی با فرمول نویسی ساده در محیط Excel 2007 انجام شد.

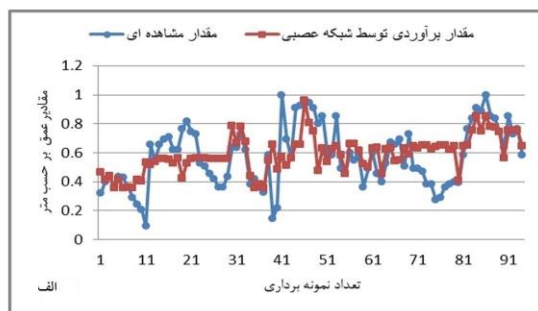
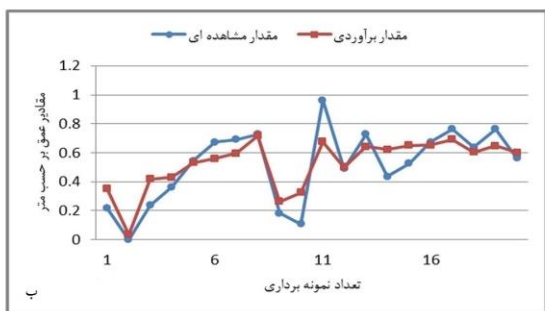
هم‌چنین جهت ارزیابی نتایج حاصل از کاربرد ترکیب‌های مختلف در شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج نهایی با مقادیر مشاهده‌ای از دو پارامتر آماری R^2 و RMSE و با بهره‌گیری از نرم‌افزار متلب استفاده گردید. شکل شماره (۳) بیانگر مراحل مختلف انجام این پژوهش می‌باشد.

یافته‌ها و بحث

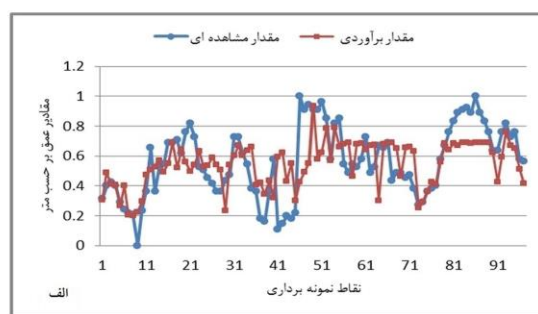
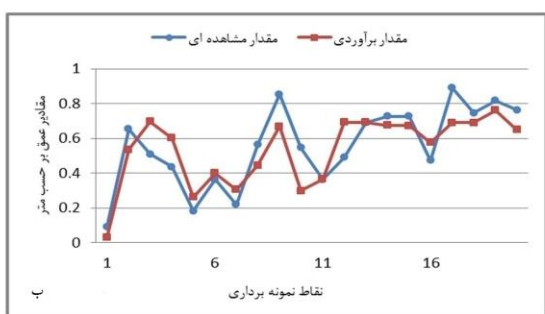
برای بررسی توانایی نوارها در پیش‌بینی عمق آب به‌صورت تک نوار، همبستگی بازتاب طیفی نوارهای ۲، ۳، ۴ و نوار ۵ با میزان عمق آب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد آزمون قرار گرفت. دلیل انتخاب این نوارها این بود که طول موج‌های فوق‌کاملاً توسط ستون آب جذب نمی‌شوند و درصدی از آن‌ها منعکس می‌شود (گوسنس و واندرسترات ۲۰۰۲). بدین منظور در مرحله اول بعد از جمع‌آوری داده‌های عمق در سه دوره نمونه‌برداری، بازتاب‌های طیفی هر نوار به‌صورت جداگانه به‌دست آمده و سپس در شبکه عصبی مصنوعی به‌کار برده شد. نتایج حاصل در جدول (۱) آورده شده است. نمودارهای نشان داده شده در شکل (۴) بیانگر میزان همبستگی بین بازتاب طیفی نوارها و میزان عمق در مرحله آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی است. در مرحله بعدی تحقیق با در نظر گرفتن نمونه عمق‌های برداشت شده مربوط به فصل تابستان ۱۳۹۳ که شامل ۵۷ نمونه بود علاوه بر تک نوارها و سه ترکیب مرحله قبل، چندین ترکیب دیگر ایجاد و نتایج آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج حاصل از مدل نهایی شبکه عصبی مورد استفاده روی کل نمونه‌های ۳ ماه مربوط به نوارها نشان داد که از بین چهار نوار قرمز، آبی، سبز و مادون‌قرمز نزدیک نوار قرمز با R^2 بالاتر (۰/۸۲) و خطای کم‌تر (۰/۰۲۶۹) در مرحله آزمون دقت بالاتری نسبت به سه نوار دیگر دارد.

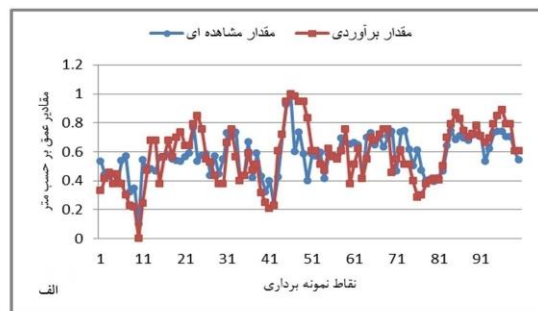
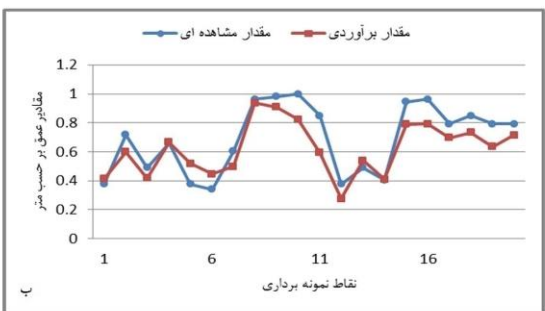
باند آبی



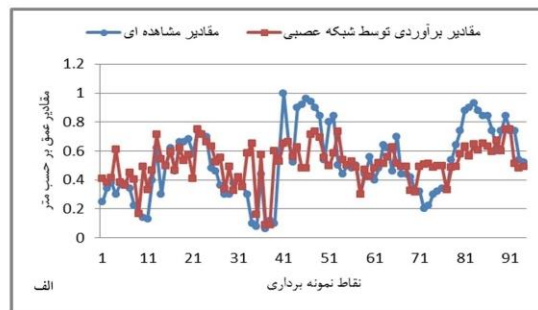
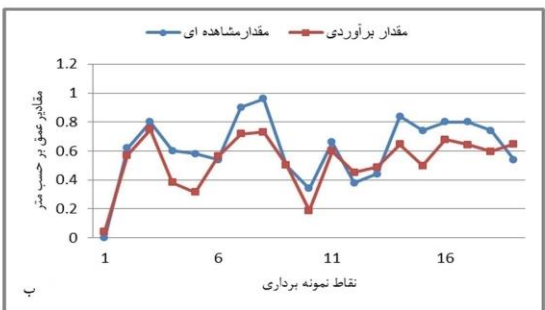
باند سبز



باند قرمز

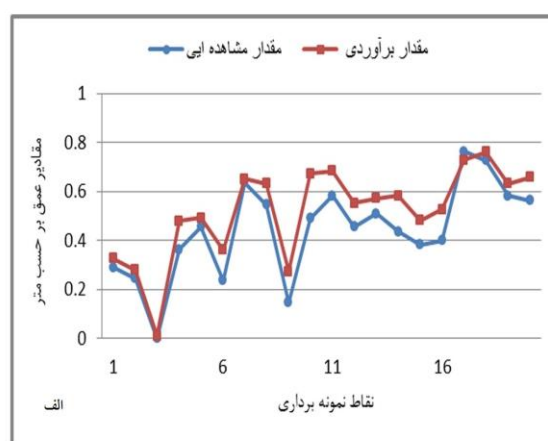
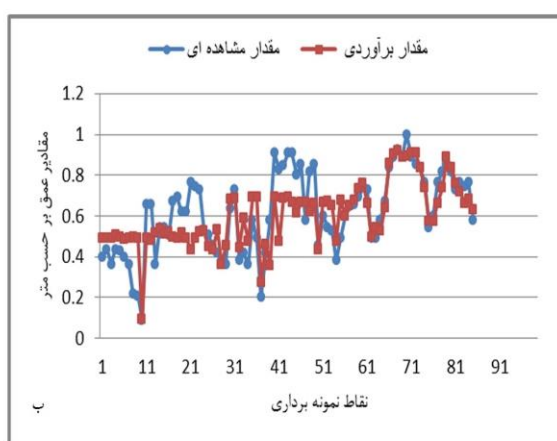


باند مادون قرمز نزدیک

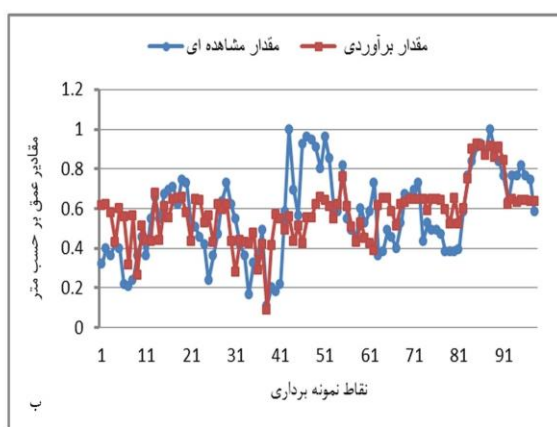


شکل ۴: نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی عمق تالاب بین‌المللی زریوار با استفاده از نوارهای مختلف (الف) و (ب) به ترتیب بیانگر مرحله آموزش آزمون است

همان‌گونه که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، مقادیر برآوردی توسط شبکه عصبی مربوط به نوار قرمز تا حد زیادی مشابه با مقادیر مشاهده‌ای است و علاوه بر این مقادیر برآوردی از مقادیر مشاهده‌ای انحراف کم‌تری دارد؛ که بیانگر توانایی شبکه عصبی مصنوعی در تخمین عمق آب است. نوار آبی نیز ضعیف‌ترین نتیجه را با $R^2 = 0.75$ و $R^2 = 0.329$ می‌دهد. هم‌چنین از بین سه ترکیب اعمال شده روی کل داده‌ها ترکیب $(b4-b2)/(b4+b2)$ با $R^2 = 0.92$ و $R^2 = 0.203$ در مرحله آزمون دارد که این خود رابطه معکوس بین قدرت نفوذ این باندها و تعیین عمق را نشان می‌دهد. در مرحله آزمون همبستگی بهتری با عمق نشان داد. نمودارهای مربوط به ترکیب‌های ۱ و ۲ در شکل (۵) نشان داده شده است.



(band4-band2)/(band4+band2)



(band4-band2)

شکل ۵: نتایج حاصل از شبیه‌سازی عمق تالاب بین‌المللی زیریوار با شبکه عصبی بر روی ترکیب ۱ و ۳ در مرحله (الف) آموزش و (ب) آزمون

جدول ۱- نتایج مدل شبکه عصبی در همبستگی بین داده‌های عمق و بازتاب‌های طیفی، در مرحله‌های آزمون و آموزش

شماره باند	R^2 (آزمون)	RMSE (آموزش)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
۲ (آبی)	۰/۷۵	۰/۰۳۲۹	۰/۰۹۵۶	۰/۵۱	۰/۰۳۲۵	۰/۱۳۴۱
۳ (سبز)	۰/۷۶	۰/۰۲۱۰	۰/۱۰۶۳	۰/۷۰	۰/۰۲۵۶	۰/۱۴۲۶
۴ (قرمز)	۰/۸۲	۰/۰۲۶۹	۰/۰۱۰۲۰	۰/۸۴	۰/۲۷۴۵	۰/۱۰۳۴
۵ (مادون قرمز)	۰/۷۷	۰/۰۳۳۷	۰/۱۱۳۰	۰/۵۵	۰/۰۴۰۸	۰/۱۵۱۹
ترکیب باندی	R^2 (آزمون)	RMSE (آموزش)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
(Band 4+ band 2) (band 4+ band 2)	۰/۹۲	۰/۰۲۰۳	۰/۰۸۰۷	۰/۷۱	۰/۰۲۳۴	۰/۰۹۷۴۷
(band 4- band 2)	۰/۸۰	۰/۰۱۹۷	۰/۰۶۳۸	۰/۶۹	۰/۰۲۳۸	۰/۰۷۰۱

جدول ۲- نتایج حاصل از کاربرد تک باند منفرد بر روی داده‌های یک دوره نمونه‌برداری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

نوع باند	R^2 (آزمون)	RMSE (آزمون)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
باند آبی	۰/۷۶	۰/۰۶۹۲	۰/۰۹۶۰	۰/۶۳	۰/۰۳۹۱	۰/۰۹۵۶
باند سبز	۰/۸۵	۰/۰۵۶۴	۰/۱۲۹۸	۰/۷۴	۰/۰۲۸۰	۰/۰۷۳۴
باند قرمز	۰/۹۵	۰/۰۲۳۰	۰/۰۷۴۰	۰/۸۴	۰/۰۲۷۴	۰/۰۸۰۰
باند مادون قرمز نزدیک	۰/۹۳	۰/۰۰۸۹	۰/۰۵۳۴	۰/۸۱	۰/۰۳۰۰	۰/۰۹۹۸

در قسمت دوم کار همین روش روی عمق‌های اندازه‌گیری شده یک ماه اعمال شد. نتایج چندین ترکیب مختلف حاصل از چند باند و شاخص‌های جدید و باندهای مختلف با در نظر گرفتن R^2 و RMSE به دست آمده و هم‌چنین نتایج تک نوارها در جدول (۲) نشان داده شده است. همان‌گونه که نتایج نشان می‌دهد نوار قرمز با $R^2 = ۰/۹۵$ و $RMSE = ۰/۰۲۳۰$ در مرحله آزمون مدل بازم بهترین نوار مورد استفاده هستند. نتایج ترکیب‌های باندی نیز در جدول (۳) آورده شده است.

در بین ترکیب‌ها، ترکیب $(b4-b2)/(b4+b2)$ برای داده‌های مرحله آزمون نسبت به سایرین دارای $R^2 = 0/97$ بالاتر $RMSE = 0/0301$ پایین‌تری بود؛ که این نشان می‌دهد همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و برآوردی بیش‌تر است. هم‌چنین ترکیب $(b5-b2)/(b5+b2)$ با $R^2 = 0/95$ و $RMSE = 0/0266$ نتیجه مطلوبی داشت.

جدول ۳- فهرست ترکیب‌های حاصل از ترکیب باندهای مختلف روی یک دوره نمونه‌برداری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

شماره	عنوان ترکیب	شاخص	(ANN) R2	(ANN) RMSE
۱	VI01	BAND 4 – BAND 2	0/92	0/0168
۲	VI02	(BAND 5 – BAND 2)/(BAND 5+BAND 2)	0/95	0/0266
۳	VI03	(BAND 3- BAND 2)/(BAND 3+ BAND 2)	0/90	0/0329
۴	VI04	BAND 4 – BAND 3	0/71	0/0393
۵	VI05	BAND 4/BAND 3	0/82	0/0384
۶	VI06	(BAND 4-BAND 2)/(BAND 4 + BAND 2)	0/97	0/0301

نتیجه‌گیری

عمق‌سنجی برای بسیاری از پروژه‌هایی که در پهنه‌های آبی انجام می‌گیرد، امر بسیار مهمی است. با این وجود، کسب اطلاعات دقیق از منطقه مورد مطالعه بسیار پر هزینه و زمان‌بر است. در این پژوهش با مدل‌سازی شبکه‌عصبی مصنوعی با استفاده از بازتاب طیفی نوارهای مختلف متناظر با نقاط نمونه‌برداری شده راه‌کاری عملی برای برآورد عمق آب تالاب‌ها ارائه شده است. ساختار شبکه عصبی به‌گونه‌ای است که قابلیت این را دارد که تخمین‌های دقیق‌تری نسبت به روش کلاسیک رگرسیون داشته باشد (سیهون و یالچین، ۲۰۱۰: ۹۶). مدل غیرخطی شبکه عصبی که دارای ساختار بازی است ما را قادر خواهد ساخت که ارتباطات غیرخطی بین بازتاب تصویر چند نوار و عمق آب را در نظر بگیریم، در نتیجه می‌توان نتایج دقیق‌تری از عمق‌ها را به‌دست آورد (سیهون و یالچین، ۲۰۱۰: ۹۶). از بین نتایج حاصله از همبستگی بازتاب طیفی چهار نوار انتخابی با عمق آب، نوار قرمز با $R^2 = 0/82$ و $RMSE = 0/0262$ در برآورد با استفاده از داده کلی (۳ ماهه) و $R^2 = 0/95$ و $RMSE = 0/0230$ در برآورد با

استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله آزمون همبستگی بهتری با عمق آب نشان داد. این نوار با قرار گرفتن در طول موج ۰/۶۳۰ تا ۰/۶۸۰ میکرومتر در منطقه جذب قوی کلروفیل قرار گرفته است و در آب‌های کم‌عمق قادر است در آب نفوذ و بازتاب نماید. بنابراین به نظر می‌رسد نوار قرمز بهترین نوار برای تخمین عمق در آب‌های کم‌تر از ۶ متر باشد. غلامعلی فرد و همکاران، ۲۰۱۳ نتایجی مشابه را به دست آورده‌اند و از طرف دیگر نوار آبی نیز با $R^2 = ۰/۷۵$ و $RMSE = ۰/۰۳۲۹$ در برآورد با استفاده از داده‌های کلی و $R^2 = ۰/۷۶$ و $RMSE = ۰/۰۶۹۲$ در برآورد با استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله آزمون ضعیف‌ترین نتیجه را داشت؛ که این نتایج هم‌چنین با نتایج (غلامعلی فرد و همکاران، ۲۰۱۳: ۲۷۵۸) همخوانی دارد هر چند گرین و همکاران (۲۰۰۰) نتایجی غیر از این را به دست آوردند. آن‌ها گزارش کردند که هنگام نفوذ نور مرئی به داخل آب هرکدام از نوارها به نسبتی در آب نفوذ می‌کنند که در این میان نفوذ نور آبی بیش‌تر از سایر باندهاست. کاهش نفوذ با افزایش عمق به‌صورت نمایی است و این فرآیند به‌عنوان «میرایی»^{۳۱} شناخته شده که تأثیر زیادی بر داده‌های سنجش‌از‌دور دارد (گرین^{۳۲} و همکاران، ۲۰۰۰: ۱۲۱). شدت میرایی با طول‌موج‌ها رابطه معکوس دارد. در منطقه نور مرئی، نور قرمز سرعت بیش‌تری در کاهش نفوذ در مقابل طول‌موج کوتاه‌تر یعنی نوار آبی در آب را دارد؛ که این عدم همخوانی نتایج می‌تواند به دلیل وجود ذرات معلق، مواد آلی محلول در آب تالاب زریوار باشد که در این رابطه نیز غلامعلی فرد و همکاران در سال ۲۰۱۳ بیان داشتند که در آب‌های نسبتاً زلال، نور به عمیق‌ترین بخش آب نفوذ می‌کند و در این نوع آب‌ها عمیق‌ترین عمق نفوذ در ناحیه طیف آبی است. با این حال در آب‌های ساحلی و آب‌های داخلی مواد آلی محلول در آب و فیتوپلانکتون‌ها به‌شدت بر جذب نوار آبی تأثیر می‌گذارند. در نتیجه سبب جذب نوار آبی توسط ستون آب و جلوگیری از بازتاب آن می‌شوند (غلامعلی فرد و همکاران، ۲۰۱۳: ۲۷۵۸). بالا بودن میزان همبستگی بازتاب طیفی نوار قرمز با عمق آب در مقایسه با نوار سبز $R^2 = ۰/۷۶$ و $RMSE = ۰/۰۲۱۰$ در برآورد با استفاده از داده‌های کلی و $R^2 = ۰/۸۵$ و $RMSE = ۰/۰۵۶۴$ در برآورد با استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله آزمون نیز می‌تواند به دلیل اثرگذاری همین مواد معلق و مواد محلول در آب بر بازتاب نوار سبز باشد که سبب کاهش همبستگی بازتاب این نوار با میزان عمق شده است. در این رابطه گونسس و واندرستارت بیان داشته‌اند که هر چند نوار سبز نسبت به قرمز نفوذ بیش‌تری در آب دارد و قدرت نفوذ نور قرمز در آب به‌سرعت و به‌صورت نمایی کاهش می‌یابد. ولی در مقابل نور آبی و سبز به یک اندازه در آب نفوذ می‌کنند (گونسس و واندرستارت، ۲۰۰۲) که این اثرگذاری مواد معلق و محلول بر روی بازتاب نوار سبز را نیز نشان می‌دهد. میزان مواد آلی دریاچه زریوار بین ۲۲٪ تا ۳۱٪ متغیر بود. درصد کربنات کلسیم در

31- Attenuation

32- Green

بخش‌های مختلف دریاچه بین ۲۲ تا ۱۲٪ و تیپ غالب رسوبات دریاچه گل ماسه‌ای گزارش شده است (حسین پناهی و رفیعی، ۱۳۹۱)؛ که این مواد آلی و مواد معلق روی نفوذ و میزان بازتاب نوارهای مختلف تاثیر می‌گذارند. از بین ترکیب‌های به کار گرفته شده در این تحقیق نتایج ترکیب $(band4-band2)/(band4+band2)$ با $R^2=0.92$ و $RMSE=0.0203$ در برآورد با استفاده از داده‌های کلی و $R^2=0.97$ و $RMSE=0.0301$ در برآورد با استفاده از داده یک‌ماهه در مرحله آزمون بیش‌ترین همبستگی را با میزان عمق آب داشت. ترکیب $(band4-band2)/(band4+band2)$ بر پایه و اصول ترکیب NDVI طراحی شده است. در ترکیب NDVI بازتابش زیاد پوشش گیاهی در نوار مادون‌قرمز نزدیک (نوار ۵ سنجنده OLI ماهواره لندست ۸) از بازتاب کم پوشش گیاهی در نوار قرمز (نوار ۴) کم شده و نتیجه تقسیم بر مجموع بازتاب هر دو نوار شده است و نتایج این ترکیب توسط محققین زیادی استفاده شده و صحت بالای آن برای برآورد میزان پوشش گیاهی گزارش شده است (امان‌اللهی و همکاران، ۲۰۱۲؛ امیری و همکاران، ۲۰۰۹؛ ژانگ^{۳۳} و همکاران، ۲۰۰۹؛ ونگ و لئو^{۳۴}، ۲۰۰۸)

در ترکیب $(band4-band2)/(band4+band2)$ همین اصل برای برآورد میزان عمق تالاب زیروار در این مطالعه رعایت شده است. همان‌طور که در نتایج این پژوهش در بخش تک نوارها ذکر شد. بازتاب طیفی نوار قرمز (نوار ۴) بیش‌تر از بازتاب طیفی نوار آبی (نوار ۲) است؛ بنابراین به نظر می‌رسد دلیل نتایج مناسب ترکیب $(band4-band2)/(band4+band2)$ کم کردن بازتابش زیاد در یک نوار (نوار ۴) از بازتابش طیفی کم در نوار دیگر (نوار ۲) و تقسیم نتیجه بر مجموع بازتابش طیفی هر دو نوار باشد. یکی دیگر از ترکیب‌هایی که نتایج خوبی در برآورد عمق آب ارائه داد؛ ترکیب $(band5-band2)/(band5+band2)$ با میزان $R^2=0.95$ و $RMSE=0.0246$ در مرحله آزمون بود که می‌تواند به دلیل وجود باند مادون‌قرمز نزدیک در این ترکیب باشد. به نظر می‌رسد نوار مادون‌قرمز نزدیک نیز مانند نوار قرمز توانای خوبی در برآورد میزان عمق تالاب دارد. این یافته هم‌چنین با نتایج لیو و همکاران، ۲۰۱۰ هم‌خوانی دارد. آن‌ها در مطالعه‌ی برآورد عمق آب مناطق ساحلی با استفاده از داده‌های ماهواره اسپات نشان دادند که نوار مادون‌قرمز نزدیک همانند نوار قرمز عملکرد خوبی در تخمین عمق دارد. نتایج به‌دست آمده برای داده‌های حاصل از سه دوره نمونه‌برداری و داده‌های یک دوره نمونه‌برداری نیز نشان داد که مدل‌سازی بر اساس بازتاب طیفی نوارهای مختلف در یک دوره نمونه‌برداری نتایج بهتری را به‌دست می‌دهد. این نیز می‌تواند به دلیل تغییرپذیری عوامل مؤثر بر بازتاب طیفی شامل: مواد معلق، مواد محلول و فیتوپلانکتون‌های موجود در آب باشد؛ اما به هر حال برخی از اشتباهات توسط یک‌سری از فرضیه‌ها ممکن است نتیجه کار را تحت تاثیر قرار دهد

33- Zhang

34- Weng and Lu

از جمله می‌توان به؛ خواص بازتابی از بستر و کیفیت آب را عنوان کرد. فرض بستر همگن در وهله اول و تغییر ناپذیری کیفیت آب در سراسر تصویر یک منبع بالقوه از اشتباهات است (گوسنس و واندرستارت، ۲۰۰۲). همان‌طور که بیان شد مواد موجود در بستر آب، فیتوپلانکتون‌ها یا آلودگی عملاً به‌طور قابل توجهی بازتاب از ستون آب را تحت تأثیر قرار می‌دهند. از این‌رو، داده ورودی باید با ساختار یک مدل مطمئن سازگار و هماهنگ باشد (سیهون و یالچین، ۲۰۱۰، ۹۶). طبیعی است که تغییر بیش‌تر ویژگی‌های ستون آب، موجب می‌شود که تخمین عمق با اطمینان کم‌تری انجام گیرد، با این وجود، با استفاده از مجموعه داده‌های نمونه، اطمینان ما از مدل‌ها افزایش می‌یابد. در صورتی که نقاط مرجع به‌کار برده شده در تست و آموزش در مجاورت یا تحت تأثیر منابع آلوده کننده قرار گیرند، آنگاه آلودگی‌های محلی بر عملکرد مدل‌ها اثر نامطلوبی خواهند گذاشت؛ اما این مشکل بیش‌تر روش‌های کلاسیک را تحت تأثیر قرار می‌دهد؛ اما شبکه عصبی با توجه به ساختاری که دارد، مجموعه عواملی که ویژگی‌های بازتابی ستون آب را تحت تأثیر قرار می‌دهد را در نظر نخواهد گرفت و نیازی به اندازه‌گیری‌های جدیدتر برای آموزش داده نمی‌باشد (سیهون و یالچین، ۲۰۱۰: ۹۶).

منابع

- ابراهیمی کیا، م؛ سعادت سرشت، م؛ تاج فیروز، ب (۱۳۸۸)، «ارزیابی روش‌های عمق‌سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای»، همایش ژئوماتیک ۸۸، تهران، سازمان نقشه‌برداری کشور.
- ابراهیم‌پور، ص؛ کریمی، ح؛ اردلان‌زاده، آ (۱۳۸۹)، «بررسی پارامترهای فیزیکی، شیمیایی، کیفی آب و عوامل تهدید کننده‌ی دریاچه تالابی زریوار»، چهاردهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران و بیست و هشتمین گردهمایی علوم زمین، ۲۷ الی ۲۵ شهریور ۱۳۸۹، دانشگاه ارومیه، ایران.
- دستورانی، م؛ عظیمی فشی، خ؛ طالبی، ع؛ اختصاصی، م. ر (۱۳۹۱)، «برآورد رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مطالعه موردی (حوزه آبخیز جامیشان استان کرمانشاه)»، پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز، شماره ۶، صص ۷۴-۶۱.
- علوی‌پناه، ک؛ رفیعی امام، ع؛ حسینی، ز؛ جعفر بیگلو، م (۱۳۸۲)، «بررسی تغییرپذیری طیفی پدیده‌های مختلف پوشش گیاهی و آب با استفاده از سنجش‌ازدور»، مجله پژوهش‌های جغرافیایی، شماره ۵۸، صص ۹۷-۸۱.
- فرج زاده، م؛ دارند، م (۱۳۸۸)، «مقایسه روش‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان مرگ‌ومیر به‌عنوان تابعی از دمای هوا (مطالعه موردی تهران)»، مجله پژوهشی حکیم، شماره ۳، صص ۵۳-۴۵.
- قنبری، ف؛ شتایی، ش؛ دهقانی، ا.؛ ایوبی، ش (۱۳۸۸)، «برآورد مشخصه تراکم درختان جنگل با استفاده از آنالیز زمین و شبکه عصبی مصنوعی»، مجله پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل، شماره (۴) ۱۶، صص ۴۲-۲۵.
- مهندسان مشاور آساراب (۱۳۸۵)، «گزارش مطالعات اکولوژی دریاچه زریبار»، سندج، استانداری کردستان.
- Amanollahi, J., Kaboodvandpour, S.h., Abdullah, A.M., Rashidi, P., (2012), "Assessment of vegetation variation on primarily creation zones of the dust storms around the euphrates using remote sensing images", *Journal of Environ. Asia*, 5: 76-81.
- Amiri, R., Weng, Q., Alimohammadi, A., Alavipanah, S.K., (2009), "Spatial-temporal dynamics of land surface temperature in relation to fractional vegetation cover and land use/cover in the in the Tabriz urban area", *Journal of Iran Remote Sensing of Environment*, 113: 2606-2617.
- Ceyhun, Ö., Yalçın, A., (2010), "Remote sensing of water depths in shallow water via artificial Neural networks", *Journal of Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 89: 89-96.
- Fearn, P.R.C., Kionowski, W., Babcock, R.C., England, P., Phillips, j., (2011), "Shallow water substrate mapping using hyperspectral remote sensing", *Journal Continental Shelf Research*, 31: 1249-1259.
- Hagan, M.T., Demuth, H.B., Beale, M.H., (1996), "*Neural Network Design*", PWS Publishing, Boston.

- Hagan, M.T., Menhaj, M., (1994), "Training feed forward networks with the Marquardt algorithm", *Journal of IEEE Transactions on Neural Networks*, 5: 989-993.
- Green, E.P., Mumby, P.J., Edwards, A.J., Clark, C.D., (2000), "Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management", Coastal Management Sourcebooks 3, UNESCO, Paris, France, PP X+316
- Haykin, S., (1994), "*Neural Networks A Comprehensive Foundation*", McMillan College Publishing Co, New York.
- Leu, L., Chang, H., (2005), "Remotely sensing in detecting the water depths and bed load of shallow waters and their changes", *Journal of Ocean Engineering*, 32: 1174-1198.
- Leglitter, C.J., Roberts, D.A., Marcus, W.A., Fonestad, M.A., (2004), "Passive optical remote sensing of river channel morphology and in-stream habitat. Physical basis and feasibility", *Journal of Remote Sensing of Environment*, 93: 493-510.
- Li, J.J., Wang, X.R., Wang, X.J., Ma, W.CH., Zhang, H., (2009), "Remote sensing evaluation of urban heat island and its spatial pattern of the Shanghai metropolitan area", China", *Ecological Complexity*, 6: 413-420.
- Liu, S.H., Zhang, J., Ma, y., (2010), "Bathymetric Ability of spot-5 Multi-Spectral Image in Shallow water coastel", Geoinformatics, 18th International Conference on Graduate Research University of Chinese Academy of Science, Beijing, china, pp 1-5.
- Gholamalifard, M., Kutser, T., Esmaili-Sari, A., Abkar, A., Naimi, B., (2013), "Remotely Sensed Empirical Modeling of Bathymetry in the Southeastern Caspian Sea" *Journal of Remote Sensing*. 5: 2746-2762.
- United States Geological Survey (2013), Using the USGS Landsat 8 Product. [on line]: (https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php) (Accessed 26 february 2013).
- Zhang, T., Engling, G., Chan, C.Y., Zhang, Y.N., Zhang, Z.S., Lin, M., Sang, X.f. Li, Y.D., Li, Y.S., (2010), "Ontribution of fungal spores to particulate matter in a tropical rainforest", *Journal of Environmental Research Letters*. 5 (2): 9326-9339.
- Zhu, Y.M., Lu, X. X., Zhou, Y., (2007) "Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, *Journal of Geomorphology*. 84: 111-125.
- Vanderstraete, T., Goossens, R., (2002), "Bathymetric mapping of coral reefs in the red sea (Hurgada Egypt), using Land sat etm data", Seventh International Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments, Miami, Florida.
- Weng, Q., Lu, D., (2008), "A sub-pixel analysis of urbanization effect on land surface temperature and its interplay with impervious surface and vegetation coverage in Indianapolis", United States, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10: 68-83.