

اعتبارسنجی مدل های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی در ترسیم نقشه عمق تالاب بین المللی زریوار با استفاده از داده های سنجنده OLI ماهواره لندست ۸

کبری حیدریان^۱

جمیل امان اللهی^{۲*}

j.amanollahi@uok.ac.ir

شهرام کبودوندپور^۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۳/۲۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۱/۱۵

چکیده

زمینه و هدف: پیشرفت دانش سنجش از دور در دهه های اخیر سبب گشته تا امروزه به کاربرد این دانش در مطالعات زیست محیطی توجه زیادی جلب گردد. در این میان ژرف سنجی تالاب ها به عنوان یکی از مطالعات زیست محیطی پیوسته جهت اعمال مدیریتی آگاهانه در این بوم سازگان های بسیار حائز اهمیت است.

روش کار: در مطالعه حاضر برای ترسیم نقشه ژرف سنجی تالاب بین المللی زریوار از نوارهای سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ به دلیل جدید بودن نوارهای این سنجنده از نظر کوانتیزیشن و بازه های طول موجی آن استفاده شد. برای این منظور عمق سنجی میدانی هم زمان با عبور ماهواره لندست ۸ از روی تالاب انجام شد. جهت دست یابی به نتایج دقیق تر و به دست آوردن همبستگی بالاتر بین مقادیر برآوردی عمق تالاب و مقادیر واقعی آن نتایج دو مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی برای تک نوارها و شاخص ها با هم مقایسه شد.

یافته ها: نتایج نشان دادند که مقادیر همبستگی در مدل شبکه عصبی مصنوعی بیش تر از رگرسیون خطی است. مقایسه نقشه های ترسیم شده نشان داد که در نوارهایی که نتایج همبستگی بین عمق برآوردی و عمق واقعی کم است (نوار آبی) نقشه خروجی حاصل از مدل توانایی نشان دادن بخش های عمیق تالاب را ندارد و همچنین وسعت مناطق کم عمق تالاب را نیز کم تر از مساحت واقعی آن نشان می دهد. دقیق ترین نقشه، نقشه ای حاصل از برآورد عمق تالاب بر اساس نتایج شاخص $(band4+band2)/(band4-band2)$ بود که هم توانایی بیان عمق دقیق مناطق عمیق تالاب را داشت و هم مساحت های اعماق مختلف را متناسب با مساحت واقعی آنها نشان داد.

نتیجه گیری: نتایج کلی این تحقیق نشان داد که در مرحله اول خروجی های حاصل از مدل شبکه عصبی در بخش تک نوار و شاخص ها دارای برتری قابل ملاحظه ای در مقایسه با مدل رگرسیون خطی در برآورد میزان عمق آب تالاب بین المللی زریوار است و در مرحله دوم ترسیم نقشه عمق بر اساس نتیجه شاخص نواری $(band4+band2)/(band4-band2)$ بیش ترین تناسب را با نقشه عمق ترسیم شده بر اساس داده های واقعی را دارد. بنابراین این شاخص می تواند به عنوان مدلی مناسب جهت برآورد عمق آب در آب های داخلی کم عمق و نقاط ساحلی در نظر گرفته شود.

واژه های کلیدی: ژرف سنجی، تالاب زریوار، ماهواره لندست ۸، کوانتیزیشن، تک نوار.

^۱ کارشناسی ارشد محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

^۲ استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران* (مسئول مکاتبات)

^۳ استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

Validation of linear regression and artificial neural network models to mapping the Zarivar international wetland water depth using OLI sensor data of the Landsat 8

Kobra Haidaryan¹

Jamil Amanollahi^{2*}

j.amanollahi@uok.ac.ir

Shahram Kaboodvandpour³

Accepted Date: June 13, 2017

Date Received: February 3, 2017

Abstract

Background: Development of the remote sensing in the past decades caused to more attention to the application of remote sensing in environmental studies. In the meantime, evaluation of wetland depth as a consistently environmental studies is very important for consciously management of the wetlands.

Method: In the present study, to mapping the depth of Zarivar international wetland the bands of OLI sensor of the Landsat 8 due to the new quantization and wavelength were used. For this purpose, depth measurements in the field at the same time of crossing Landsat 8 satellite upon the wetland were done. In order to achieve the more accurate results and to obtain higher correlation between the estimated water depth and actual values of water depth the results of linear regression and neural network (ANN) models for the single bands and indexes were compared.

Result: the results showed that the correlation values obtained from artificial neural network was higher than the linear regression. Comparison of drawn maps showed that the output map of band with low correlation between the estimated and actual depth was not able to demonstrate the deepest parts of the wetland as well as showed the shallow area less than actual area in the wetland. The accurate map was obtained from estimated wetland depth by index $(\text{band4}-\text{band2})/(\text{band4}+\text{band2})$ that is able to express deep area and also showed the different depth area tailored to their true size.

Conclusion: The overall results of this study showed that in the first stage, the outputs from the neural network model in the single-band and index sections have a significant advantage compared to the linear regression model in estimating the water depth of the Zarivar International Wetland, and in the second stage, drawing a depth map based on the result of the band index $(\text{band4}-\text{band2})/(\text{band4}+\text{band2})$ has the highest correlation with the depth map drawn based on real data. Therefore, this index can be considered as a suitable model for estimating water depth in shallow inland waters and coastal points.

Keywords: Depth measurement, Zarivar Wetland, Landsat 8 satellite, Quantization, Single Band.

¹ Department of Environment Science, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

² Department of Environment Science, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran * (Corresponding Author)

³ Department of Environment Science, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

مقدمه

نقشه برداری آب‌های ساحلی و داخلی با استفاده از داده‌های سنجش از دور به تازگی به یک موضوع مورد علاقه محققان تبدیل گشته است (1). عمق سنجی به روز، پیوسته و دقیق به طور گسترده‌ای برای اهداف پژوهشی و برنامه‌ریزی‌های مدیریتی و فضایی برای بوم سازگان‌های آبی مورد نیاز است (2). به طور کلی عمق سنجی در بوم‌سازگان‌های آبی ساکن (دریاها، دریاچه‌ها و تالاب‌ها) برای اطلاع از اجزای زیر آب به منظور مطالعات هیدرولوژیکی، تهیه نقشه جنس بستر (3)، تعیین مطلوبیت زیستگاه‌های آبی و سایر مطالعات زیست محیطی لازم و ضروری است. امروزه به دنبال توسعه سریع تکنیک‌های سنجش از دور، اندیشه‌های جدیدی برای کاربرد این فناوری برای عمق سنجی در بوم سازگان‌های طبیعی و انسان‌ساخت ارائه شده‌اند. (4). بهره‌گیری از روش‌های سنتی عمق سنجی مانند: استفاده از کشتی‌های سونار بسیار وقت گیر و پرهزینه بوده و همچنین برای مناطق دور از دسترس مناسب نیستند (5، 6، 7 و 3). ثابت شده است که دانش سنجش دور به دلیل پوشش جغرافیایی وسیع و ارائه اطلاعات دقیق، به روز و مداوم نسبت به سایر روش‌های سنتی معمول هزینه‌ی کم‌تر، زمان کم‌تر و پوشش وسیع‌تری را برای محققین و مدیران منابع طبیعی فراهم می‌سازد. اطلاعات شکل طیفی و بازتابی طول موج‌ها از آب تحت تأثیر 4 متغیر عمق، غلظت فیتوپلانکتون‌ها، مواد آلی محلول و ذرات غیر جلبکی (NAP)¹ است که در مجموع بازتاب طیفی آب را تحت تأثیر قرار می‌دهند. محققین بسیاری از خواص انعکاس و بازتابی طول موج‌ها از آب در زمینه‌های مختلف از جمله عمق سنجی استفاده کرده‌اند (8 و 9). روش‌های مختلفی برای برآورد عمق آب وجود دارند که عمدتاً تجربی هستند (10، 11 و 12). در بعضی از این روش‌ها از ایده‌های فیزیکی نظیر: قانون BEER و در بعضی دیگر تنها راهی برای نگاشت مقادیر ورودی و مقادیر عمق استفاده شده است.

Ceyhun و Yalçın (2010) (13) مطالعه‌ای در غرب فوچا² در ازبکستان ترکیه در زمینه‌ی عمق سنجی منابع آبی انجام دادند. آن‌ها از تصاویر آستر³ و تصاویر گوئیک برد⁴ برای استخراج نقشه‌های مربوط به اندازه‌گیری عمق استفاده کردند. آن‌ها برای تصاویر آستر و تصویرگوئیک برد دو مدل جداگانه ایجاد کردند. نتایج نهایی ایشان نشان داد روش مبتنی بر شبکه عصبی

می‌تواند خطاهای ناشی از فاصله و تکراری بودن را برای اندازه‌گیری‌های عمق مورد نیاز کارهای مهندسی کاهش دهد. Dekker و همکاران (14)، در سال 2011 مقایسه‌ای بین روش‌های تجربی و روش‌های مبتنی برانتقال تابشی موجود برای تعیین عمق در سواحل جزیره باهاما و خلیج مورتون در استرالیا انجام دادند که نتایج آن‌ها نشان داد روش‌های مبتنی بر انتقال تابشی دقیق‌تر از روش تجربی هستند. Gholamali fard و همکاران (2013) (15) مطالعه‌ای در زمینه عمق‌یابی با استفاده از تصاویر لندست 5 در خزر شرقی انجام دادند. آن‌ها از سه روش الگوریتم تک نوار، روش مبتنی بر تجزیه مؤلفه‌های اصلی و شبکه عصبی استفاده کردند. نتایج آن‌ها بیانگر دقت بالای شبکه عصبی با $R^2 = 0.94$ نسبت به دو روش دیگر بود. همان گونه که بررسی مطالعات گذشته نشان می‌دهد، پژوهش‌های زیادی برای عمق سنجی با استفاده از فناوری سنجش از دور در بوم‌سازگان‌های آبی در نقاط مختلف جهان صورت گرفته است.

تالاب بین‌المللی زیروار به عنوان تنها تالاب آب شیرین در استان کردستان از جنبه‌های زیست محیطی، اقتصادی و گردشگری بسیار حایز اهمیت بوده و در سال 1386 به عنوان بیست و سومین تالاب بین‌المللی در دبیرخانه کنوانسیون بین‌المللی رامسر به ثبت رسیده است. علی رغم اهمیت زیاد این تالاب بین‌المللی، گزارشات اخیر حاکی از رسوبگذاری قابل ملاحظه تحت تأثیر عوامل محیطی و سوء مدیریت در بهره‌برداری این تالاب طبیعی است. بنابراین ارائه روشی دقیق، فراگیر، پیوسته و کم هزینه در بررسی تغییرات عمق این تالاب بسیار حائز اهمیت است. ماهواره لندست 8⁵ در تاریخ 11 فوریه 2013 راه‌اندازی شده است. این هشتمین ماهواره در برنامه ماهواره‌های لندست و هفتمین ماهواره‌ای است که با موفقیت به مدار زمین رسیده است. لندست 8 اخذ مستمر داده را با استفاده از دو حس‌گر، یکی سنسور عملیاتی تصویرساز سرزمین⁶ (OLI) و دیگری سنسور حرارتی مادون قرمز⁷ (TIRSr) انجام می‌دهد. این دو سنسور به ترتیب، بازتاب طیفی از پدیده‌های مختلف را در نه نوار موج کوتاه و انتشار گرمایی پدیده‌ها را در دو نوار طول موج حرارتی جمع آوری می‌کنند. سنسورهای OLI و TIRS نسبت سیگنال به نویز⁸ (SNR) را در عملکرد رادیومتری بهبود بخشیده‌اند و در نتیجه این

⁵ Landsat8

⁶ Operational Land Imager

⁷ Thermal Infrared Sensor

⁸ Noise

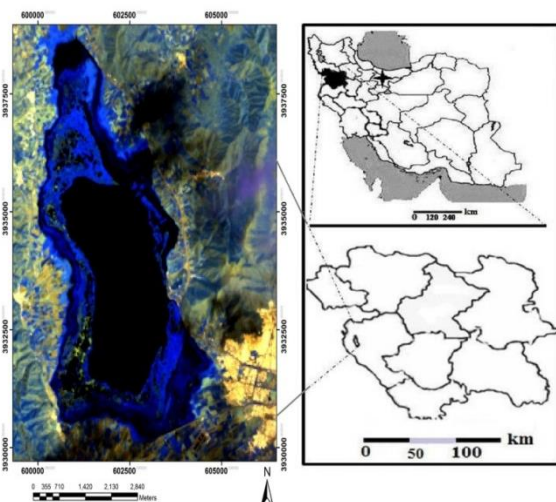
¹ Non-algal particles

² Foggia

³ Aster

⁴ Quick bird

۱۳۹۳ صورت گرفت. فصل زمستان به دلیل ابری بودن منطقه و عدم وجود تصاویر قابل استفاده از دوره‌ی زمانی نمونه‌برداری حذف شد. با توجه به اندازه سلول‌های نوارهای ۲، ۳، ۴ و ۵ سنجنده OLI مورد استفاده در این تحقیق که ۳۰ متر در ۳۰ متر بودند، پس از برداشت عمق از یک نقطه، اندازه‌گیری بعدی از نقطه‌ای با فاصله بیش‌تر از ۳۰ متر از نمونه قبلی انجام شد. در مجموع تعداد ۲۰۰ نقطه در بخش‌های مختلف تالاب مورد عمق سنجی قرار گرفت. عمق سنجی توسط وزنه و طناب و با استفاده از قایق صورت گرفت. تصاویر لندست ۸ مربوط به زمان‌های نمونه‌برداری از سایت ناسانهیه و جهت اعمال تصحیح اتمسفری از نرم افزار *ver Envi (4/8)* و روش ویژه‌ای که برای تصاویر لندست ۸ توسط ناسا ارائه شده است استفاده شد. (۱۷). (https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی تالاب بین‌المللی زریوار در کشور و استان کردستان به همراه تصویر شاخصی کاذب حاصل از نوارهای ۵، ۶ و ۷ ماهواره لندست ۸

Figure 1- Geographical location of the Zarivar International Wetland in the country and Kurdistan Province along with a false index image obtained from bands 5, 6, and 7 of the Landsat 8 satellite.

بازتاب پیکسل‌های متناظر با عمق‌های نمونه برداری شده در نوارهای مختلف به صورت تک نوار و هم‌چنین با استفاده از شاخص‌های مختلف برای برآورد عمق مورد استفاده قرار گرفت. این شاخص‌ها به صورت عملیات ساده ریاضی مانند: جمع، تفریق، نسبت‌گیری و یا دیگر شاخصات خطی به دست می‌آیند که ارزش هر پیکسل در باندهای مختلف را به یک شاخص عددی تغییر می‌دهند. در واقع این شاخص‌ها از نسبت‌گیری بین باندها به وجود می‌آیند که روابط ریاضی بین باندها شامل:

کوانتیزیشن^۱ دوازده بیتی داده‌ها از طریق همین بیت‌های بیش‌تر امکان توصیف بهتری از پوشش زمین را می‌دهند. در این پژوهش برای بررسی قابلیت این نوارهای جدید در رابطه با ترسیم نقشه‌های دقیق‌تر عمق سنجی از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی استفاده شد. فرضیه این پژوهش برتری دقت مدل شبکه عصبی نسبت به رگرسیون خطی است. در این راستا شاخص‌های جدید نوارهای همراه با سنجش دقت آنها به عنوان سناریوهای مختلف در برآورد عمق آب ایجاد گردید. نقشه‌های عمق سنجی ترسیم شده بر اساس خروجی مدل‌ها در مقایسه با نقشه ترسیم شده بر اساس داده‌های دقیق برداشت شده زمینی مورد صحت سنجی قرار گرفت. که این زمینه‌ی رصد مداوم تغییرات عمق در بوم‌سازگان‌های آبی با کم‌ترین هزینه و به صورتی فراگیر در راستای اجرای مدیریت‌های آگاهانه در خصوص منابع آبی درون سرزمینی از جمله تالاب بین‌المللی زریوار را فراهم می‌کند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

تالاب زریوار در ۳ کیلومتری شمال غرب شهرستان مریوان در استان کردستان واقع شده است که جز تالاب‌های آب شیرین داخلی ایران محسوب می‌شود. این تالاب با ارتفاع ۱۲۸۵ متر از سطح دریا درحد فاصل $35^{\circ} 31' 31''$ و $35^{\circ} 37' 06''$ عرض جغرافیایی و $46^{\circ} 03' 52''$ و $46^{\circ} 10' 47''$ طول جغرافیایی واقع شده است شکل (۱). تالاب زریوار با احتساب نیزارهای حاشیه‌ای آن حدود ۲۰۹۰ هکتار مساحت دارد. در حوضه تالاب زریوار با مساحت ۱۵۸۲۷ هکتار، جمعیتی بالغ بر ۷۰۴۴۵ نفر که ۸۵٫۵٪ جمعیت آن شهرنشین هستند زندگی می‌کنند (۱۶). مناطق عمیق این تالاب عمقی بین ۶-۷ متر دارد. در سال ۲۰۰۹ تالاب زریوار توسط سازمان حفاظت محیط زیست به عنوان پناهگاه حیات وحش و در سال ۱۳۸۶ به عنوان بیست و سومین تالاب عضو کنوانسیون بین‌المللی رامسر شناخته شده است.

داده‌ها

نمونه‌برداری از عمق دریاچه زریوار هم زمان با عبور ماهواره لندست ۸ بین ساعت ۱۱:۳۰ تا ۱۲:۰۰ از ماورای تالاب در ماه‌های مختلف در سال‌های ۱۳۹۲ و ۱۳۹۳ در چهار دوره زمانی شامل: تابستان (شهریور ماه) و پاییز (مهر ماه) سال ۱۳۹۲ و بهار (اردیبهشت ماه) و تابستان (تیر ماه) سال

¹ Quantization

Mishra (1970) Policon پیشنهاد شده است. در روشی که Mishra (2004) (19) بر روی تصاویر آیکونوس^۲ در مناطق کم عمق از روی همین مدل ارائه شد به جای استفاده از مقادیر بازتابش مستقیماً از مقادیر روشنایی استفاده شد.

$$Vi = Vsi + kirBiexp(-Kifz)$$

که این فرمول بعد از ساده شدن

$$z = \left(\frac{1}{-kif} \right) \ln(vi - vsi) + \left(\frac{1}{kif} \right) \ln(kirbi)$$

با در نظر گرفتن

$$mi = (-1/Kif); Xi = \ln(Vi - Vsi); bi$$

$$= (1/Kif) \ln(kirbi)$$

می‌توان فرمول را به صورت ساده‌تری نوشت رابطه (۳).

$$Z = m \ln(Vi - Vsi) + b \quad \text{رابطه (۳)}$$

$\ln(Vi - Vsi)$ به عنوان مقدار تصحیح اتمسفری شده یا مقدار روشنایی تبدیل شده در نظر گرفته می‌شود. در این مدل متغیر وابسته عمق آب و متغیر مستقل داده‌های حاصل از بازتاب‌های نقاط نمونه‌برداری شده در نظر گرفته شد. که از این طریق ضرایب m و b به دست می‌آید. این آنالیز بر روی کل نمونه برداری‌ها با استفاده از باندها ۲، ۳، ۴ و ۵ و شاخص‌های مختلف باندهای صورت گرفت.

شبکه عصبی مصنوعی

اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع شبیه سازی تفکر مغز انسان از طریق مدل‌سازی سلول‌های عصبی است. هر سلول عصبی به عنوان یک واحد پردازشگر عددی عمل می‌کند. نرون‌های شبکه با هم در ارتباط بوده و به صورت موازی کار می‌کنند. بسط و توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی مستلزم طراحی اجزاء فنی تشکیل دهنده آن است. جهت دستیابی به اهداف مورد نظر از شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلف همانند: پرسپترون^۳ سعی گردید تا بهترین و کارآترین شبکه با تعیین مقدار خطای آن انتخاب و مورد استفاده قرار گیرد. مدل پرسپترون چند لایه یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه عصبی است، که روی ۲ الگوریتم پس انتشار^۴ پایه‌گذاری شده است (۲۰ و ۲۱). اساس آموزش الگوریتم پس انتشار به این صورت است که وزن‌های اولیه ارتباطی به صورت تصادفی انتخاب می‌گردند. آماده‌سازی ورودی‌های مدل و تعیین الگوی مدل دو متغیر مهم برای مدل هستند. تعداد گره‌ها در لایه

جمع، ضرب، تفریق و تقسیم باندهای طیفی قابل انطباق را گویند (۱۸).

در مطالعات گذشته در عمق سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌های دیگر Liu و همکاران (۲۰۱۰) (۴) تصاویر اسپات ۵، Yalçın و Ceyhan (۲۰۱۰) (۱۳) تصاویر سه باند اول آستر و تصاویر پان گوئیک برد و Gholamalifard و همکاران (۲۰۱۳) (۱۵) تصاویر لندست ۵ صرفاً از یک دوره نمونه‌برداری استفاده شده است، در حالی که در مطالعه حاضر داده‌های جمع آوری شده در خلال چهار دوره نمونه‌برداری (با توجه به تغییرات میزان ذرات جامد معلق و مواد محلول در آب تالاب‌ها در بازه‌های زمانی مختلف، تغییرات عمق آب تالاب در فصول خشک و مرطوب و همچنین کاهش و افزایش تراکم فیتوپلانکتون‌ها در آب تالاب در فصول مختلف که بر میزان بازتاب طیفی نوارهای مختلف اثرگذار هستند) در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی مورد آنالیز قرار گرفته‌اند تا مدل به دست آمده قابلیت استفاده در تمامی فصول سال را داشته باشد.

تبدیل داده های لندست 8 به بازتاب بالای اتمسفر (TOA^۱)

با استفاده از داده‌های موجود در متادیتای همراه با تصاویر می‌توان باندهای سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ را به بازتاب بالای اتمسفر تبدیل نمود. رابطه (۱) برای تبدیل مقادیر DN به بازتاب TOA در داده OLI بدون تصحیح زاویه خورشیدی آورده شده است (۱۷).

$$\rho\lambda' = M_p Q_{cal} + A_p \quad \text{رابطه (۱)}$$

بازتاب‌های سیاره‌ای، بدون اصلاح زاویه خورشیدی $\rho\lambda' = M_p$ = فاکتور دوباره مقیاس‌بندی ضربی باند ویژه از فراداده‌ها A_p = فاکتور دوباره مقیاس‌بندی افزایشی باند ویژه از فراداده‌ها Q_{cal} = مقادیر پیکسلی نتایج استاندارد کالیبره شده و کوانتیزه شده (DN)

بازتاب TOA اتمسفری با یک تصحیح برای زاویه خورشیدی به صورت رابطه زیر است رابطه (۲).

$$\rho\lambda = \rho\lambda' / \sin(\theta_{SE}) \quad \text{رابطه (۲)}$$

$\rho\lambda$ = بازتاب های سیاره ای-TOA

θ_{SE} = زاویه ی ارتفاع خورشید

رگرسیون خطی

این روش بر مبنای مدل رگرسیون خطی است که توسط

^۲ Ikonos

^۳ Perceptron

^۴ Backpropagation algorithm

^۱ Top Of Atmosphere

انجام می‌گیرد (۲۵). در این مطالعه با استفاده از داده‌های معلوم شامل داده‌های برداشت شده عمق در نمونه‌برداری میدانی و داده‌های خروجی مناسب‌ترین مدل از بین شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در تک نوار و شاخص‌ها نقاط بدون داده کل سطح تالاب با استفاده از الگوریتم کریجینگ^۴ برآورد گردید. الگوریتم کریجینگ یک روش درونیابی است که برای داده‌هایی که پراکنش نامنظم دارند به کار می‌رود. در این روش برای برآورد هر نقطه‌ی نامعلوم تنها برخی از نقاط معلوم به کار برده می‌شوند. روش کریجینگ یک روش دقیق، ناریب و با واریانس کمینه در تعیین مقادیر کمی برای نقاط مختلف است (۲۵).

نتایج

نتایج رگرسیون خطی و اعمال آن بر روی بازتاب نوارهای ۲، ۳، ۴ و ۵ و مقایسه آن‌ها به صورت انفرادی مشخص کرد که نوار قرمز با $R^2=0.58$ و $RMSE=0.62$ برای داده‌های مرحله آموزش و با $R^2=0.11$ و $RMSE=0.10$ برای داده‌های مرحله آموزش به طور مؤثرتری توانایی پیش‌بینی عمق آب را دارد. به طوری که این نوار تا حدودی همبستگی بهتری با عمق آب نشان داد. این ویژگی می‌تواند به دلیل انعکاس بهتر این طول موج در آب کم عمق باشد جدول (۱).

با توجه به مقادیر R^2 و $RMSE$ در مرحله آموزش و آزمون مدل می‌توان بیان کرد که نوار ۲ یا همان نوار آبی با $R^2=0.12$ و $RMSE=0.62$ برای داده‌های آزمون نتایج ضعیف‌تر از سایر نوارها ارائه داده است. گراف‌های مربوط به مراحل آزمون و آموزش مدل رگرسیون برای باندهای ذکر شده در جدول (۱) و در شکل (۲) نشان داده شده است.

همان‌طور که شکل شماره (۲) نیز نشان می‌دهد همبستگی بین داده‌های نمونه‌برداری زمینی و داده‌های حاصل از خروجی مدل رگرسیون در نوار ۴ یا نوار قرمز در مرحله آزمون (شکل ب) بیش‌تر از نوارهای دیگر است. از میان شاخص‌های استفاده شده برای برآورد عمق آب تالاب فقط دو شاخص که از تفاضل باند ۴ و ۲ به دست آمده‌اند نتایج قابل قبولی به دست دادند که از میان این دو شاخص، شاخص (band4-band2) با $R^2=0.26$ و $RMSE=0.2618$ در مرحله آموزش و با $R^2=0.68$ و $RMSE=0.4739$ در مرحله آزمون دارای بهترین نتیجه بود. نتایج در جدول شماره (۲) آمده است.

ورودی به تعداد باندهای طیفی و تعداد گره‌ها در لایه خروجی طبیعتاً به تعداد یک خروجی (عمق آب) وابسته است که در این جا با تکرار آزمایش مقدار بهینه آن به دست آمده است. در این تحقیق از چنین شبکه‌ی پیش‌خور دو لایه‌ای که لایه اول یا همان لایه پنهان آن با تعدادی نورون سیگموئید و لایه دوم (خروجی) از یک نورون خطی است به منظور ارائه مقادیر خروجی (عمق) استفاده شد. تعداد نورون‌های به کار رفته در اینجا با استفاده از کوشش و خطا ۱۵ عدد تعیین شد. همچنین برای گرفتن خروجی از مدل از الگوریتم آموزشی لوبنبرگ مارکوارت^۱، به علت کارایی، سادگی و سرعت بالا، استفاده شد (۲۱، ۲۲ و ۲۳). در این الگوریتم خطای خروجی شبکه برآورد و به عقب (به داخل سیستم) انتشار یافته و بر اساس وزن‌های انتخاب شده در مدل اصلاح می‌گردند. فرآیند مربوط به اصلاح وزن‌ها در تمام عناصر سیستم ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی برای سیستم را ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند (۲۴). 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. قبل از فرآیند آموزش شبکه عصبی باید داده‌ها را به سه دسته که عبارت‌اند از: آزمون، اعتبارسنجی و آموزش تقسیم‌بندی کنیم. در این پژوهش از مجموعه تمام داده‌ها، ۲۰ درصد آن داده آزمون و ۲۰ درصد دیگر داده اعتبارسنجی و ۶۰ درصد باقیمانده را داده آموزش تشکیل می‌دهند. داده‌های آزمون و آموزش با استفاده از رابطه (۴) استاندارد شدند و در یک دامنه عددی که بین ۰-۱ است قرار گرفتند.

$$xn = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad \text{رابطه (۴)}$$

که در آن $X =$ معرف داده مشاهده شده، X_{min} و X_{max} به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار داده‌های مشاهده شده و xn داده نرمال شده هستند. جهت ارزیابی نتایج حاصل از مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج نهایی با مقادیر مشاهده شده از ۳ پارامتر آماری $RMSE^2$ ، R^2 و MAE^3 استفاده گردید.

درون‌یابی و ترسیم نقشه

فرآیند برآورد مقادیر کمی برای نقاط بدون داده با کمک نقاط مجاور دارای داده را درونیابی می‌گویند. این فرآیند به دلیل محدودیت داده‌های نقطه‌ای و ضرورت تدوین نقشه از کل یک منطقه به منظور تهیه‌ی نقشه‌های هم‌ارزش (هم عمق و هم دما)

¹ Levenberg-Marquardt Algorithm

² Mean Absolute Error

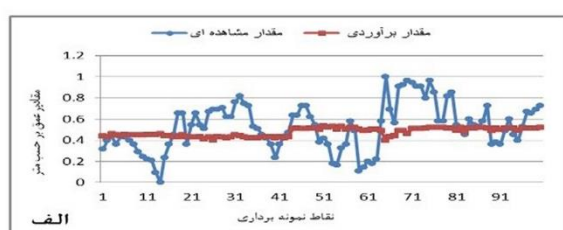
³ Root Mean square Error

⁴ Kriging

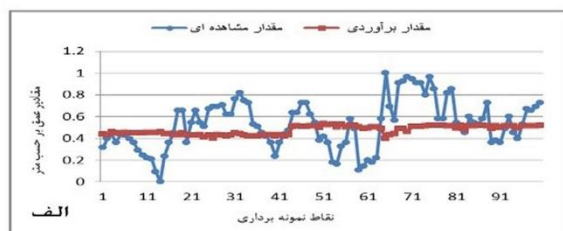
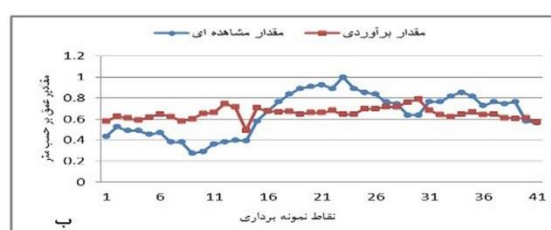
جدول (۱) نتایج حاصل از رگرسیون خطی در برآورد عمق تالاب بین‌المللی زیریوار برای نوارهای مختلف سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ در مرحله آزمون و آموزش

Table (1) Results of linear regression in estimating the depth of the Zarivar International Wetland for different bands of the Landsat 8 OLI sensor in the test and training phase

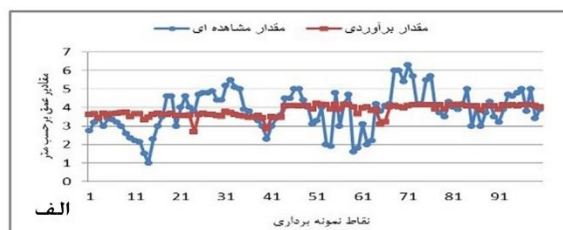
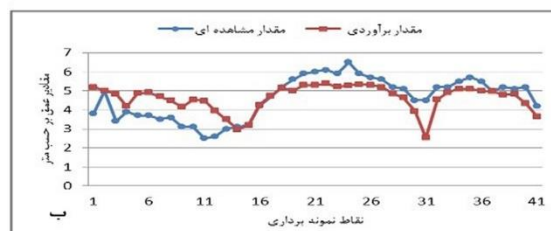
شماره نوار	R ² (آزمون)	RMSE (آزمون)	MAE (آزمون)	R ² (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
نوار ۲ (آبی)	۰,۱۲	۰,۱۹۵۲	۰,۱۷۲۲	۰,۰۶۲	۰,۲۱۶۸	۰,۱۷۸۳
نوار ۳ (سبز)	۰,۳۹	۰,۴۰۰۰	۰,۳۴۸۹	۰,۰۰۷	۰,۲۲۵۸	۰,۱۸۱۰
نوار ۴ (قرمز)	۰,۵۸	۰,۶۲۹۲	۰,۵۵۰۳	۰,۱۱۰	۰,۱۰۱	۰,۸۸۴۱
نوار ۵ (مادون قرمز نزدیک)	۰,۱۶	۰,۲۱۰۹	۰,۱۶۴۷	۰,۱۶۰	۰,۰۹۴۴	۰,۱۱۹۶



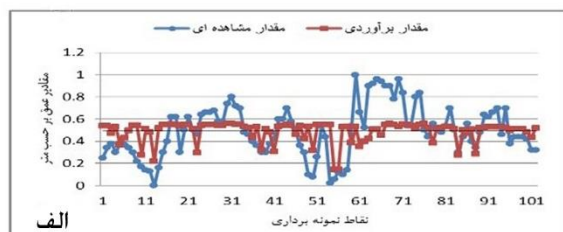
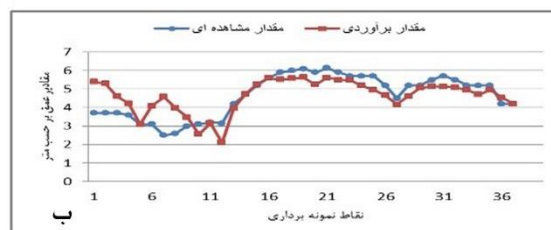
نوار ۲



نوار ۳



نوار ۴



نوار ۵



شکل (۲) نتایج حاصل از رگرسیون خطی در برآورد عمق تالاب بین‌المللی زیریوار با استفاده از نوارهای مختلف (نمودارهای «الف» و «ب» به ترتیب بیانگر مرحله آموزش آزمون هستند).

Figure (2) Results of linear regression in estimating the depth of the Zarivar International Wetland using different bands (Figures "A" and "B" represent the training and testing stages, respectively).

جدول (۲) نتایج حاصل از برآورد عمق آب تالاب بین‌المللی زیریوار با استفاده از مدل رگرسیون خطی بر روی شاخص‌ها در مراحل آموزش (الف) و آزمون (ب)

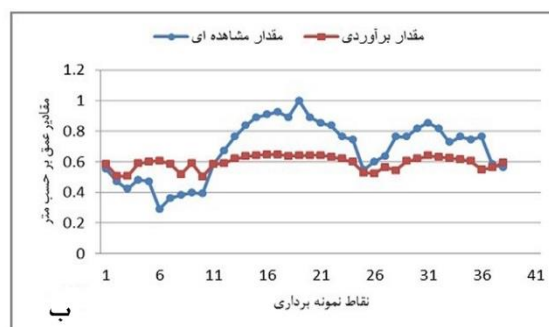
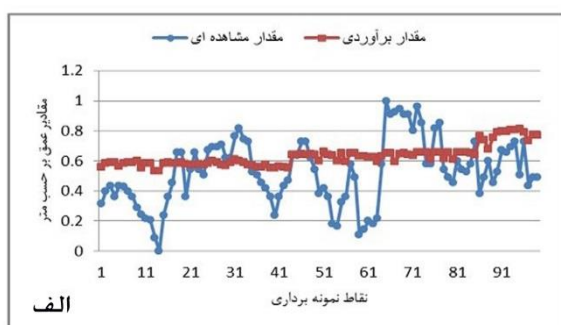
Table (2) Results of estimating the water depth of Zarivar International Wetland using the linear regression model on the indicators in the training (A) and testing (B) stages

شماره باند	R^2 (آزمون)	RMSE (آزمون)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
(band4-band2)/(band4+band2)	۰,۴۵	۰,۱۷۹۱	۰,۱۵۶۹	۰,۰۰۷	۰,۲۳۱۳	۰,۱۹۲۴
(band4-band2)	۰,۶۸	۰,۴۳۳۹	۰,۴۳۳۲	۰,۲۶۰	۰,۲۶۱۸	۰,۲۱۲۳

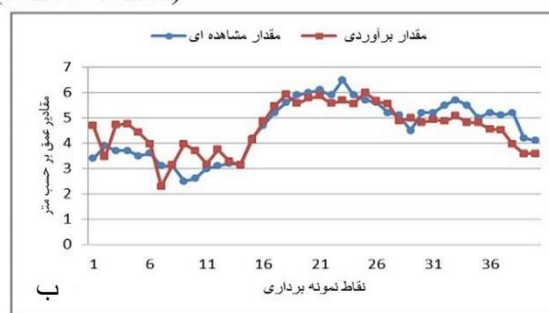
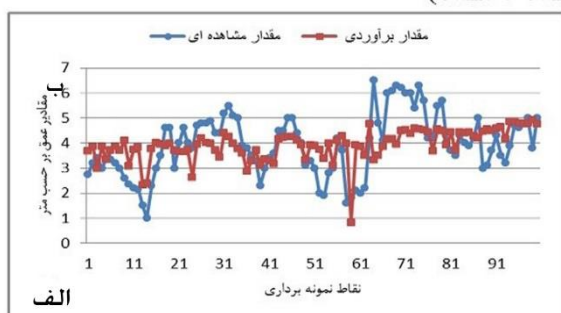
عمق آب تالاب بین‌المللی زیریوار بودند. بنابراین برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر در رابطه با برآورد عمق آب با استفاده از همین داده‌ها (داده‌های واقعی و داده‌های سنجنش از دور) از مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز استفاده شد. برای این منظور بازتاب در نوارهای ۲، ۳، ۴ و ۵ و همچنین نتایج شاخص‌های مورد استفاده مدل رگرسیون نیز به کار گرفته شد جدول (۳).

همان طور که از شکل شماره (۳) بر می‌آید؛ در شاخص (band4-band2) مقادیر برآوردی حاصل از مدل رگرسیون خطی نسبت به شاخص (band4-band2)/(band4+band2) بیش‌تر منطبق بر مقادیر واقعی در مرحله آزمون (شکل ب) هستند.

نتایج به دست آمده در مدل رگرسیون خطی بیانگر همبستگی ضعیفی بین مقادیر برآوردی و مقادیر واقعی برای پیش‌بینی



(band4-band2)/(band4+band2)



(band4-band2)

شکل (۳) نتایج حاصل از شبیه سازی عمق آب تالاب بین‌المللی زیریوار با استفاده از مدل رگرسیون خطی بر روی شاخص‌ها ۱ و ۲ در مراحل آزمون (الف) و آموزش (ب).

Figure (3) Results from simulating the water depth of the Zarivar International Wetland using a linear regression model on indicators 1 and 2 in the test (A) and training (B) stages.

جدول ۳ نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی در برآورد عمق آب تالاب بین المللی زیریوار بر روی نوارها و شاخص‌های مختلف در مراحل آزمون و آموزش

Table 3 Results of the neural network model in estimating the water depth of the Zarivar International Wetland on different bands and indices in the testing and training stages

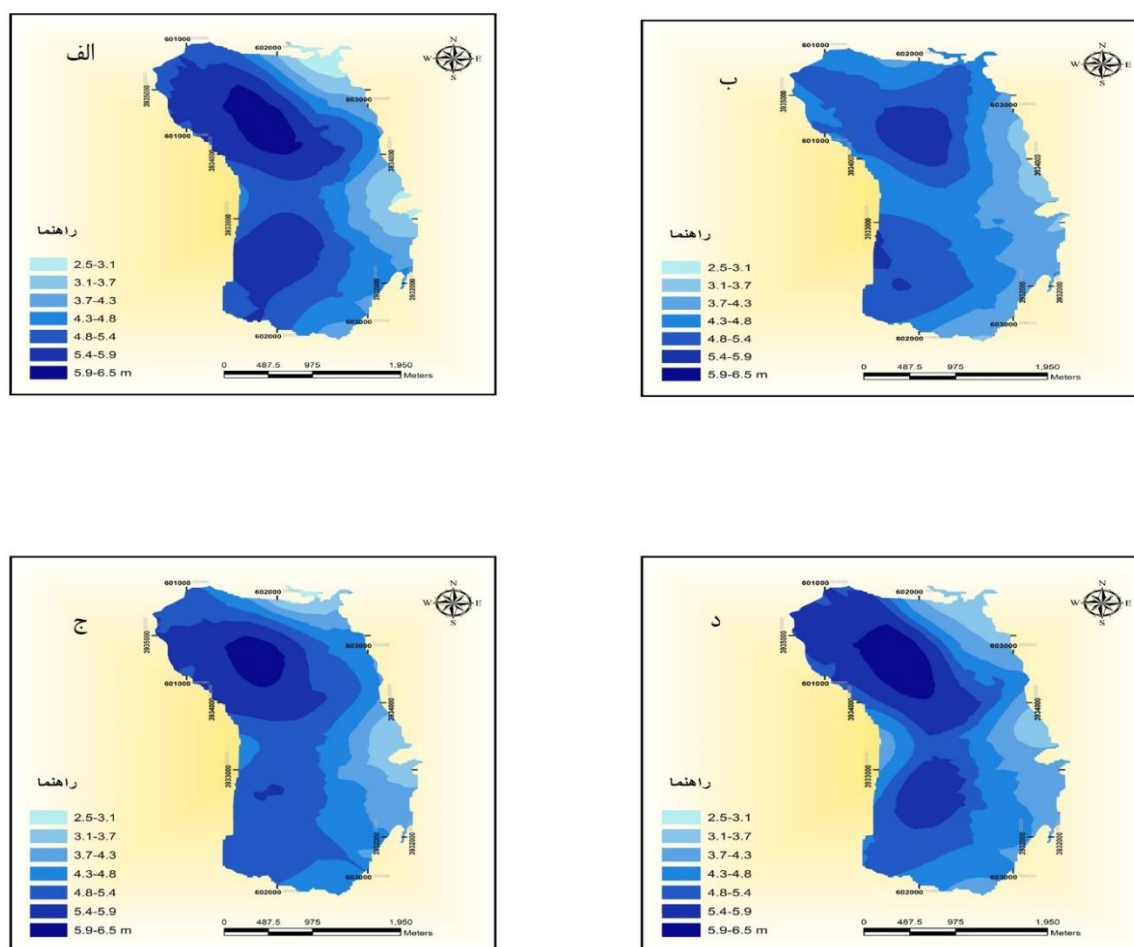
شماره باند	R^2 (آزمون)	RMSE (آزمون)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
2 (آبی)	۰,۷۵	۰,۰۳۲۹	۰,۰۹۵۶	۰,۵۱	۰,۰۳۲۵	۰,۱۳۴۱
3 (سبز)	۰,۷۶	۰,۰۲۱۰	۰,۱۰۶۳	۰,۷۰	۰,۰۲۵۶	۰,۱۴۲۶
4 (قرمز)	۰,۸۲	۰,۰۲۶۹	۰,۰۱۰۲۰	۰,۸۴	۰,۰۲۷۴	۰,۱۰۳۴
5 (مادون قرمز نزدیک)	۰,۷۷	۰,۰۳۳۷	۰,۱۱۳۰	۰,۵۵	۰,۰۴۰۸	۰,۱۵۱۹
شاخص‌ها	R^2 (آزمون)	RMSE (آزمون)	MAE (آزمون)	R^2 (آموزش)	RMSE (آموزش)	MAE (آموزش)
(band4-band2)/(band4+band2)	۰,۹۲	۰,۰۲۰۳	۰,۰۸۰۷	۰,۷۱	۰,۰۲۳۴	۰,۰۹۷۴۷
(band4-band2)	۰,۸۰	۰,۰۱۹۷	۰,۰۶۳۸	۰,۶۹	۰,۰۲۳۸	۰,۰۷۰۱

در نهایت میزان صحت نقشه‌های ۴-ب، ۴-ج و ۴-د در مقایسه با نقشه ۴-الف که بر اساس واقعیت زمینی ترسیم شده است مورد آزمون قرار می‌گیرد

بحث

پژوهش حاضر براساس استفاده از بازتاب طیفی در نوارهای مختلف تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ برای ترسیم نقشه عمق آب تالاب بین المللی زیریوار انجام شد که برای افزایش دقت نقشه‌های ترسیمی حاصل از دو مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد عمق آب تالاب مورد صحت سنجی قرار گرفتند. برای این منظور پس از مدل‌سازی (مرحله آموزش) در دو مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از بازتاب طیفی در چهار نوار کوتاه و مادون قرمز نزدیک و همچنین نتایج شاخص‌های باندی به عنوان داده‌های ورودی و داده‌های واقعی عمق آب تالاب به عنوان داده‌های هدف، نتایج همبستگی بین داده‌های برآوردی عمق تالاب و داده‌های واقعی در هر دو مدل در مرحله آزمون مورد مقایسه قرار گرفت. با توجه به نتایج حاصله برای بالاترین همبستگی مدل رگرسیون خطی در بخش تک نوار که مربوط به نوار قرمز با $R^2=0,11$ و $RMSE=0,10$ برای داده‌های مرحله آموزش و با $R^2=0,58$ و $RMSE=0,62$ برای داده‌های مرحله آزمون در مقایسه با بالاترین همبستگی مدل شبکه عصبی مصنوعی در بخش تک نوار که آن‌هم مربوط به نوار قرمز با $R^2=0,84$ و $RMSE=0,274$ در مرحله آموزش بود ($R^2=0,82$ و $RMSE=0,269$) می‌توان نتیجه گرفت که نتایج حاصل از شبکه عصبی دارای همبستگی بالاتری هستند. هر چند شاخص‌های مختلفی در دو مدل رگرسیون خطی

همان گونه که نتایج مندرج در جدول شماره (۳) نشان می‌دهند، در نتایج حاصل از مدل نهایی شبکه عصبی نیز از بین چهار نوار قرمز، آبی، سبز و مادون قرمز نزدیک نوار ۴ یا نوار قرمز با $R^2=0,84$ و $RMSE=0,274$ در مرحله آموزش و $R^2=0,82$ و $RMSE=0,269$ در مرحله آزمون دقت بالاتری نسبت به سه نوار دیگر دارد. نوار آبی نیز ضعیف‌ترین نتیجه را با $R^2=0,51$ و $RMSE=0,325$ در مرحله آموزش و $R^2=0,75$ و $RMSE=0,329$ در مرحله آزمون دارد. هم‌چنین از بین دو شاخص اعمال شده بر روی داده‌ها شاخص $(b4-b2)/(b4+b2)$ با $R^2=0,71$ و $RMSE=0,234$ در مرحله آموزش و $R^2=0,92$ و $RMSE=0,203$ در مرحله آزمون همبستگی بهتری با عمق نشان داد. مقایسه کلی بین نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج حاصل از مدل رگرسیون خطی در برآورد عمق آب تالاب بین المللی زیریوار نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی توانای بالاتری در برآورد عمق با استفاده از بازتاب طیفی در باندها و شاخص‌های به کار رفته را دارد. بر این اساس نقشه‌های عمق یابی تالاب با استفاده از نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی به منظور به دست آوردن نقشه‌ای دقیق و با خطای کم‌تر از تغییرات عمق تالاب رسم گردید. در ابتدا بر اساس ۲۰۰ بار عمق سنجی زمینی نقشه عمق تالاب درون‌یابی شد که در شکل ۴-الف نشان داده شده است و در ادامه بر اساس نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بازتاب طیفی نوار آبی که ضعیف‌ترین همبستگی را با نقاط نمونه‌برداری داشت در شکل ۴-ب، نتایج حاصل از بازتاب طیفی نوار ۴ یا نوار قرمز که بیش‌ترین همبستگی را با نقاط نمونه‌برداری داشته در شکل ۴-ج و نتایج حاصل از شاخص $(band4-band2)$ در شکل ۴-د نشان داده شده است.



شکل ۴- نقشه عمق یابی آب تالاب بین‌المللی زریوار. (الف) با استفاده از نقاط نمونه برداری زمینی، (ب) با استفاده از نتایج بازتاب طیفی نوار ۲ در مدل شبکه عصبی مصنوعی، (ج) با استفاده از نتایج نوار ۴ در مدل شبکه عصبی مصنوعی و (د) با استفاده از نتایج شاخص $(band4-band2)/(band4+band2)$ در مدل شبکه عصبی مصنوعی.

Figure 4- Water bath map of Zarivar International Wetland. (a) Using ground sampling points, (b) Using band 2 spectral reflectance results in the artificial neural network model, (c) Using band 4 results in the artificial neural network model, and (d) Using $(band4-band2)/(band4+band2)$ index results in the artificial neural network model.

مدل شبکه عصبی مصنوعی با ارائه‌ی همبستگی بالاتر بین داده‌های واقعی عمق تالاب و داده‌های برآوردی، مدلی مناسب‌تر جهت استفاده در ترسیم نقشه عمق آب تالاب بین‌المللی زریوار است که این نتایج با نتایج Noori و همکاران (۲۰۱۰) (۲۶)، Huang و همکاران (۲۰۰۶) (۲۷) و Moseholm و همکاران (۱۹۹۶) (۲۸) همخوانی دارد. Moseholm و همکاران (۱۹۹۶) (۲۸) نشان دادند که دقت استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از رگرسیون خطی در برآورد همبستگی بین شدت ترافیک و میزان CO₂ کربن موجود در جو است. Noori و همکاران (۲۰۱۰) (۲۶) بیان داشتند که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای برتری در پیش‌بینی میزان CO₂ موجود در جو در مقایسه با رگرسیون چندگانه است. همچنین Huang و همکاران (۲۰۰۶) (۲۷) نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی

(شاخص $band4 - band2$) و شبکه عصبی مصنوعی (شاخص $band4 - band2 / band4 + band2$) دارای بالاترین میزان همبستگی بین داده‌های برآورد عمق و داده‌های واقعی عمق تالاب بودند، اما مقایسه نتایج شاخص $(band4-band2)$ در مدل رگرسیون خطی با $R^2=0.26$ و $RMSE=0.2618$ در مرحله آموزش و با $R^2=0.68$ و $RMSE=0.4739$ در مرحله آزمون در مقایسه با نتایج همین شاخص در مدل شبکه عصبی مصنوعی با $R^2=0.80$ و $RMSE=0.197$ در مرحله آزمون و همچنین نتایج مشابه شاخص $(band4-band2)/(band4+band2)$ در ارائه همبستگی بالاتر در هر دو مرحله آموزش و آزمون در مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیون خطی نشان داد که از بین دو مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی،

عصبی مصنوعی در برآورد عمق آب تالاب با استفاده از بازتاب طیفی در نوار قرمز است نشان داد که این شکل برآورد دقیق تری نسبت به شکل ۴-ب در نشان دادن عمق واقعی تالاب دارد. Gholamalifard و همکاران (۲۰۱۳) (۱۵) نیز در مطالعه خود به چنین نتایجی دست یافتند. خروجی این نوار توانسته قسمت‌های کم عمق تالاب را که در شمال شرق و شرق آن واقع هستند، متناسب با وسعت واقعی آن که در شکل ۴-الف آمده است نشان دهد. همچنین دامنه عمقی ۵٫۹ تا ۶٫۵ متر را که عمیق‌ترین قسمت تالاب در قسمت میانه بخش شمالی است را به تصویر کشیده است. ولی نتوانسته بخشی را که دارای عمق ۵٫۴ متر تا ۵٫۹ متر و در قسمت میانه بخش جنوبی تالاب واقع شده است را متناسب با مساحت اصلی آن نشان دهد.

بهترین تصویر که متناسب با شکل ۴-الف باشد از خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای شاخص $(band4+band2)/(band4-band2)$ به دست آمد که در شکل ۴-د نشان داده شده است. در این تصویر علاوه بر نشان دادن قسمت‌های کم عمق شمال شرق و شرق، عمق بالای ۶ متر قسمت میانه بخش شمالی، دامنه‌ی عمقی ۵٫۴ متر تا ۵٫۹ متر را نیز متناسب با شکل ۴-الف نشان داده است. همانطور که در جدول شماره (۲) نیز نشان داده شده است این شاخص با $R^2=0,92$ و $RMSE=0,023$ در مرحله آزمون دارای بیش‌ترین میزان همبستگی در بین تمام نوارها و شاخص‌ها است. به نظر می‌رسد در شاخص‌های که بر اساس بازتاب طیفی زیاد در یک نوار منهای بازتاب طیفی کم در یک نوار دیگر برای یک پدیده خاص و تقسیم بر مجموع هر دو بازتاب در همان دو نوار باشد نتایج دقیقی به دست می‌آید. در این راستا می‌توان به شاخص $NDVI^1$ نیز که بر این اساس ساخته شده و نتایج دقیقی در برآورد میزان پوشش گیاهی دارد اشاره کرد (۲۹، ۳۰ و ۳۱). در شاخص $(band4+band2)/(band4-band2)$ نیز بازتاب طیفی نوار قرمز (نوار ۴) بیش‌تر از بازتاب طیفی نوار آبی (نوار ۲) است. نتایج کلی این تحقیق نشان داد که در مرحله اول خروجی‌های حاصل از مدل شبکه عصبی در بخش تک نوار و شاخص‌ها دارای برتری قابل ملاحظه‌ای در مقایسه با مدل رگرسیون خطی در برآورد میزان عمق آب تالاب بین المللی زیریوار است و در مرحله دوم ترسیم نقشه عمق بر اساس نتیجه شاخص نواری $(band4+band2)/(band4-band2)$ بیش‌ترین تناسب را با نقشه عمق ترسیم شده بر اساس داده‌های واقعی را دارد. بنابراین این شاخص می‌تواند به عنوان مدلی مناسب

توانایی بیشتر و عملکرد بهتری در پیش‌بینی وقوع طوفان‌های گردوغبار نسبت به رگرسیون چندگانه دارد. ساختار شبکه عصبی به‌گونه‌ای است که قابلیت تخمین‌های دقیق‌تری نسبت به روش کلاسیک رگرسیون داشته باشد. مدل غیر خطی شبکه عصبی که دارای ساختار بازی است، ما را قادر خواهد ساخت که ارتباطات غیر خطی بین بازتاب تصویر چند نوار و عمق آب را در نظر بگیریم (۱۵). در نتیجه می‌توان نتایج دقیق‌تری از عمق‌ها را به دست آورد. این روش می‌تواند به صورت عملی بدون کنترل کردن فرآیند بازتابی پیچیده‌ای به کار برده شود. هر چند افزایش اعتبار برآورد در مدل‌ها بستگی به انتخاب درست داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش و آزمون مدل‌ها دارد. از طرف دیگر خواص ستون آب (شیمیایی و فیزیکی) بر روی بازتاب طیفی آب در نوارهای مختلف تأثیر می‌گذارد (۱۳ و ۴). که این بر میزان دقت مدل‌ها در برآورد عمق تحت تأثیر قرار می‌دهد. اما با افزایش تعداد داده‌های ورودی می‌توان این مشکل را برطرف کرد و اعتبار مدل‌ها را افزایش داد که در این پژوهش نیز لحاظ شده است. نقشه عمق ترسیم شده بر اساس مقادیر واقعی عمق (۴-الف) نمونه برداری شده (۲۰۰ نقطه) نشان می‌دهد که قسمت‌های شمال شرق و شرق تالاب دارای عمق کم‌تری نسبت به شمال غرب و جنوب غرب تالاب است. عمیق‌ترین بخش تالاب در میانه بخش شمالی تالاب متمایل به طرف غرب قرار دارد. با مقایسه نقشه‌های حاصل از خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تک نوارها و شاخص نوارها (شکل‌های ۴-ب، ۴-ج و ۴-د) در مقایسه با نقشه‌ی واقعی ۴-الف) مشخص شد که نقشه حاصل از برآورد شبکه عصبی بر اساس بازتاب‌ها در نوار آبی (شکل ۴-ب) که دارای کم‌ترین مقدار همبستگی نیز بود، قسمت‌های کم عمق آب را که در شمال شرق و شرق تالاب قرار دارند کم‌تر از وسعت واقعی آن‌ها برآورد کرده است و همچنین توانایی پیش‌بینی عمق‌های بیش‌تر از ۶ متر را که در میانه شمالی تالاب قرار دارند را نداشته است که این بیانگر توانایی پائین نوار آبی در برآورد میزان عمق آب تالاب است. چنین نتایجی نیز توسط Gholamalifard و همکاران (۲۰۱۳) (۱۵) گزارش شده است. احتمالاً دلیل آن این است که در شرایط مناسب جوی (انجام تصحیح اتمسفری بر روی تصاویر) در آب‌های ساحلی و آب‌های داخلی غلظت مواد آلی محلول و فیتوپلانکتون‌ها باشد که به شدت بر روی جذب نوار آبی تأثیر می‌گذارند. در نتیجه نوار آبی توسط ستون آب جذب و بازتابش کمی خواهد داشت که این امر سبب کاهش همبستگی بین میزان برآوردی عمق آب توسط شبکه عصبی و میزان واقعی عمق آب تالاب در نوار آبی می‌شود. مقایسه شکل ۴-ج که بیانگر خروجی مدل شبکه

¹ Normalized Difference Vegetation Index

- [11] Minghelli-Roman, A., Mathieu-Blanc, L., Loubersac, L., and Cauneau, F., 2007. Bathymetric estimation using MeRIS images in coastal sea waters. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, VOL. 4, PP. 274–277
- [12] Philpot, W., 1989. Bathymetric mapping with passive multispectral imagery. *Applied Optics*, PP. Vol. 28, PP. 1569–1578.
- [13] Ceyhun, Ö., and Yalçın, A., 2010, Remote sensing of water depths in shallow water via artificial Neural networks, *Journal of Estuarine, Coastal and Shelf Science*, VOL. 89, PP. 89-96
- [14] Dekker, A. G., Phinn, S. R., Anstee, J., Bissett, P., Brando, V. E., and Casey, B., 2011. Intercomparison of shallowwater bathymetry, hydro-optics, and benthos mapping techniques in Australian and Caribbean coastal environments. *Limnology and Oceanography: Methods*, VOL. 9, PP. 396–425
- [15] Gholamalifard, M., Kutser, T., Esmaili-Sari, A., Abkar A., and Naimi, B., 2013. Remotely Sensed Empirical Modeling of Bathymetry in the Southeastern Caspian Sea, *Journal Remote Sensing*, VOL.5, PP. 2746-2762.
- [16] Asarab Consulting Engineers. 2007. Report on the ecology of Lake Zaribar, Kurdistan Governorate.
- [17] The United States Geological Survey .۲۰۱۳. Using the USGS Landsat 8 Product. (https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php)
- [18] Alavi Panah, Seyed Kazem, et al., Investigating the spectral variability of various vegetation and water phenomena using remote sensing, *Journal of Geographical Research*, 2003, No. 58, pp. 81-97.
- [19] Mishra, D., Narumalani, S., Rundquist, D., and et al. 2004. Bathymetric mapping using Ikonos Multispectral data. *GIS sience and Remote sensing*. VOL.41, pp. 301-321
- [20] Farajzadeh, Mohammad, Darand, Mohammad, Comparison of Linear Regression and Artificial Neural Network Methods in Predicting Mortality as a Function of Air Temperature (Tehran Case Study), *Hakim Research Journal*, Year 12, 2009, Issue 3, Pages 45-53
- [21] Haykin, S., 1994. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. MacMillanCollege Publishing Co., New York.
- [22] Minasny, B., McBratney, A. B., and Bristow, K. L., 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. *Geoderma*, VOL.93, PP.225–253

جهت برآورد عمق آب در آب‌های داخلی کم عمق و نقاط ساحلی در نظر گرفته شود

منابع

- [1] Jay, J., Guillaume, M., 2014. A novel maximum likelihood based method for mapping depth and water quality from hyperspectral remote-sensing data. *Remote Sensing of Environment*, VOL.24, PP. 121-132.
- [2] Pacheco, A., Horta, J., Loureiro, C., and Ferreira, O., 2014. Retrieval of nearshore bathymetry from Landsat 8 images: A tool for coastal monitoring in shallow waters, *Remote Sensing of Environment*, VOL.159, PP. 102-116
- [3] Fearn, P R C., Kionowski, W., Babcock, R C., England, P., and Phillips, j., 2011. Shallow water substrate mapping using hyperspectral remote sensing, *Journal Continental Shelf Research*, VOL. 31, PP. 1249–1259.
- [4] Liu, SH., Zhang, J., and Ma, y., 2010. Bathymetric Ability of spot-5 Multi-Spectral Image in Shallow water coastel, *Geoinformatics, 18 th International Conference on, Graduate university of Chinese Academy of science, Beijing, china*, 1-5
- [5] Mas, J.F., 2004. Mapping land use/cover in a tropical coastal area using satellite sensor data, *GIS and Artificial Neural Networks. Estuarine, Coastal and Shelf Science*, VOL. 59, PP.219-230.
- [6] Martin, K.S., 1993. *Applications in Coastal Zone, Research and Management*, VOL. 3, United Nations Institute for Training and Research, Geneva
- [7] Lyon, J.G., Lunetta, R.S., and Williams, D.C., 1992. Airborne multi-spectral scanner data for evaluating bottom sediment types and water depths of St. Mary's River Michigan. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, VOL. 58, PP.951-956
- [8] Lee, Z., Carder, K. L., Mobley, C. D., Steward, R. G., and Patch, J. S., 1998. Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model. *Applied Optics*, VOL. 37, PP. 6329–6338.
- [9] Maritorena, S., Morel, A., and Gentili, B., 1994. Diffuse reflectance of oceanic shallowwaters Influence of water depth and bottom albedo, *Limnology and Oceanography*, VOL. 39, PP.1689–1703.
- [10] Lyzenga, D., 1978. Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features. *Applied Optics*, Vol. 17, PP. 379–383

- [23] Amini, M., Abbaspour, K. C., Khademi, H., Fathianpour, N., Afyuni, M. and Schulin, R. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European Journal of Soil Science*, VOL.53, PP.748-757.
- [24] Ghanbari, Fariba, et al., Estimation of forest tree density characteristics using terrain analysis and artificial neural networks. *Journal of Research in Wood and Forest Science and Technology*, 2009, Volume 16, Issue 4, Pages 25-42.
- [25] Asakere, Hossein, Application of Kriging Method in Precipitation Interpolation (Case Study: Precipitation Interpolation of 12/26/1376 in Iran). *Geography and Development*. 2008, Volume 6, Issue 12, Pages 25-42
- [26] Noori R., Hoshyaripour, G., Ashrafi K., and Nadjar Arrabi, B., 2010. Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS model in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment*, VOL.44, PP. 476-482
- [27] Huang, M., Peng, G., Zhang, J., and Zhang, S., 2006. Application of artificial neural networks to the prediction of dust storms in Northwest China. *Global and Planetary*, VOL.52, PP. 216-224.
- [28] Moseholm L., Silva J., and Larson T., 1996. Forecasting carbon monoxide concentrations near a sheltered intersection using video traffic surveillance and neural networks. *Transportation Research*, VOL. 1, PP. 15-28.
- [29] Amanollahi, J., Kaboodvandpour, S h., Abdullah, A M., and 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*. Vol. 5, PP. 76-81
- [30] Amiri, R., Weng, Q., Alimohammadi, A., and 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*, VOL. 113, PP. 2606-2617.
- [31] Zhang, T., Engling, G., Chan, C Y., Zhang, Y N., Zhang, Z S., Lin, M., et al, 2010. Ontribution of fungal spores to particulate matter in a tropical rainforest", *Journal of Environmental Research Letters*, Vol. 5, doi.10.1088/1748-9326/5/2/024010