

عمق سنجی از نواحی کم عمق ساحلی با استفاده از تصاویر لندست-۸ به طریق آموزش شبکه عصبی (مطالعه موردی: جنوب شرقی دریای خزر)

لیلا امینی- دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور و GIS، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران.
عطاءاله عبداللهی کاکروودی* - استادیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران.

پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۳/۰۹ تأیید نهایی: ۱۳۹۷/۱۰/۱۶

چکیده

تصاویر سنجش از دور ابزار مناسب جهت برآورد عمق در مناطق ساحلی است. در این پژوهش، به منظور مطالعه مناطق کم عمق ساحلی، از تصاویر لندست-۸ و داده‌های هیدروگرافی که با روش اکوساندر جمع‌آوری شده استفاده شده است. هدف از این پژوهش، عمق سنجی از نواحی جنوب شرقی ساحل دریای خزر از طریق آموزش شبکه عصبی است. تصحیح اتمسفری Dark Object Subtract (DOS)، تصحیح رادیومتریکی (تبدیل درجات روشنایی به بازتاب)، تصحیح درخشندگی خورشید و در نهایت ماسک کردن مناطق آبی از مناطق خشکی، از جمله پیش‌پردازش‌های لازم است که بر روی باندهای آبی ساحلی، آبی، سبز و قرمز تصویر لندست-۸ اعمال شده است. در این پژوهش برآورد عمق از طریق شبکه عصبی در دو حالت بررسی گردید. در حالت اول، هر یک از چهار باند به عنوان داده‌های ورودی و داده‌های عمق متناظر با هر یک از این پیکسل‌ها به عنوان هدف به شبکه عصبی معرفی گردید. در حالت دوم، داده‌های عمق به روش میانگین فازی، به شش کلاس تقسیم‌بندی شدند و اطلاعات هر کلاس بصورت جداگانه به شبکه ارائه شد. در هر دو حالت مورد بررسی، سهم داده‌های آموزشی، داده‌های اعتبارسنجی و داده‌های آزمون از داده‌های ورودی به ترتیب ۶۰ درصد، ۱۰ درصد و ۳۰ درصد می‌باشد. نتایج حاصل از شبکه عصبی نشان می‌دهد که دقت عمق برآورد شده در کلاس‌های مختلف، متفاوت است و بیشترین دقت ($RMSE = 0.11$ و $R2 = 0.90$) و کمترین دقت ($RMSE = 0.11$ و $R2 = 0.67$) به ترتیب به محدوده عمق‌های ۳/۹۷- تا ۳/۱- و ۴/۴۸- تا ۴- اختصاص دارد. در حالیکه عمق برآورد شده از داده‌های کل (کلاس‌بندی نشده) معادل $R2 = 0.94$ و $RMSE = 0.16$ متر بدست آمد. از این رو، با آموزش شبکه عصبی می‌توان به برآورد عمق از نواحی کم عمق ساحلی با دقت بالا پرداخت.

واژگان کلیدی: عمق سنجی، لندست-۸، کلاس‌بندی فازی، شبکه عصبی، جنوب شرقی دریای خزر.

مقدمه

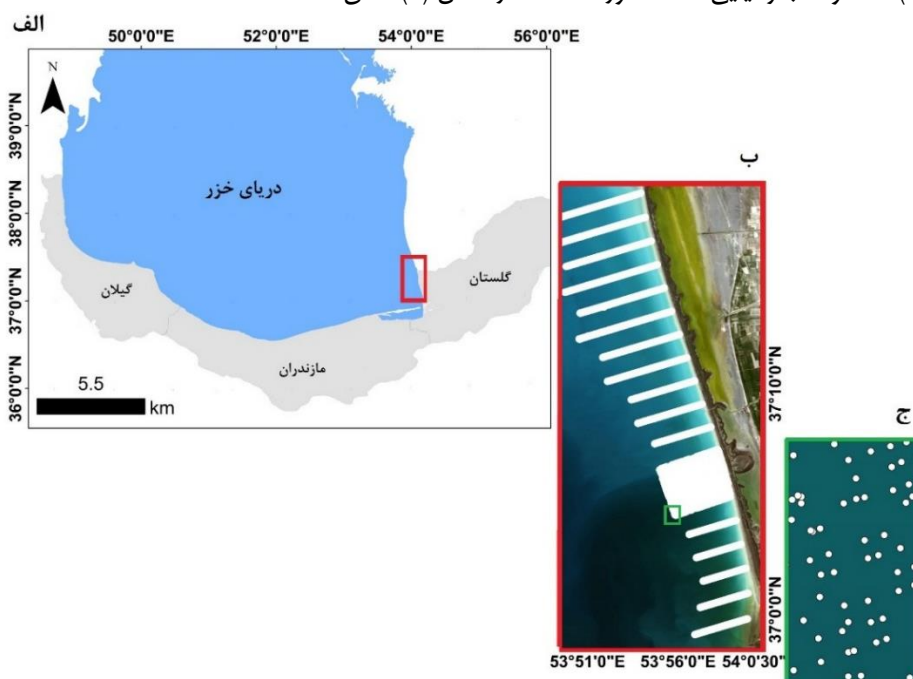
عمق سنجی به معنای تعیین عمق و مطالعه توپوگرافی پهنه‌های آبی همچون اقیانوس‌ها، دریاها، رودخانه‌ها و دریاچه‌هاست. عمق سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای از اساسی‌ترین تحقیقات در زمینه سنجش‌ازدور محیط‌های دریایی است، که در پایش مناطق ساحلی کاربرد دارد. اطلاعات عمق سنجی نقش مهمی در شاخه‌های اقیانوس‌شناسی، مطالعات آب و هواشناسی دیرینه و زمین‌شناسی دریا ایفا می‌کند (کلی^۱، ۱۹۹۸). گرچه روش‌های سنتی عمق سنجی قادر به اندازه‌گیری دقیق نقاط یا پروفیل عمق در امتداد ترانسکت‌ها می‌باشند، اما ناکارآمدی، هزینه‌های لجستیکی و عدم دسترسی به مناطق دور از محدودیت‌های آن به شمار می‌رود. همچنین شرایط محیطی و محدودیت‌های فنی مانع عملیاتی شدن آن برای آب‌های نزدیک ساحلی شده است (کالکوئن^۲، ۲۰۰۱). از این‌رو، روش سنجش‌ازدور روشی سریع و قابل اجرا در محیط‌های مختلف همچون آب‌های کم عمق ساحلی و رودخانه‌های شفاف می‌باشد (رابرت و آندسون^۳، ۱۹۹۹). نتایج عمق سنجی از محیط‌های ساحلی و رودخانه‌ای با استفاده از تکنیک‌های سنجش‌ازدوری موفقیت آمیز بوده است (فیورر^۴، ۲۰۰۸). به منظور تخمین عمق با استفاده از سنجش‌ازدور اپتیکی روش‌های متعددی پیشنهاد شده است. همچون رویکرد لیزنگا و استامپف که بر روش تجربی تکیه دارد (لیزنگا^۵، ۱۹۸۵؛ استامپف^۶، ۲۰۰۳). این رویکرد توسط افرادی همچون سو و همکاران و برامانت و همکاران توسعه یافت (سو^۷ و همکاران، ۲۰۰۸؛ برامانت^۸، ۲۰۱۳). از جمله فرضیاتی که در این رویکرد مطرح است می‌توان به همگن بودن جنس بستر آب و یکسان بودن ستون آب اشاره کرد. در دهه‌های اخیر، عمق سنجی با استفاده از شبکه عصبی تخمین شده است. در این روش یک رابطه غیر خطی بین بازتاب باندهای طیفی و مقادیر عمق آب در نظر گرفته می‌شود (استامپف، ۲۰۰۳). مزیت این روش آن است که از طریق آموزش شبکه، قادر به برقراری ارتباط میان درجات روشنایی با مقادیر عمق بوده و با توجه به پارامترهای مجهولی همچون تنوع در جنس بستر و ستون آب می‌تواند به عنوان روشی ساده جهت عمق سنجی مورد استفاده واقع شود (ابراهیمی‌کیا و همکاران، ۱۳۹۲). افراد مختلفی از روش شبکه عصبی در برآورد عمق بهره گرفته‌اند؛ به عنوان مثال، سیان^۹ و یالسن^{۱۰} با استفاده از روش شبکه عصبی به اندازه‌گیری عمق از روی تصاویر استر و کویک برد پرداختند. ابراهیمی‌کیا و همکاران به منظور ارزیابی روش‌های عمق سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای آیکونوس، شمال جزیره کیش را مورد مطالعه قرار دادند. از بین روش‌هایی که مورد آزمون قرار دادند روش لیزنگا و روش مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی نتایج بهتری را نشان داده است (ابراهیمی‌کیا و همکاران، ۱۳۹۲). همچنین غلامعلی فرد و همکاران، جهت عمق‌یابی بخش جنوب شرقی دریای خزر، روش‌های الگوریتم تک باند، تحلیل مؤلفه اصلی^{۱۰} (PCA) و شبکه عصبی را به کار بردند؛ از میان روش‌های نامبرده روش شبکه عصبی بهترین برآورد عمق را داشته است (غلامعلی فرد، ۲۰۱۳). از مطالعات پیشین می‌توان دریافت که عمق سنجی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای روشی کارآمد در برآورد عمق در نواحی کم عمق ساحلی باشد. هدف از این پژوهش، استفاده از بازتاب

^۱ Clay^۲ Calkoen^۳ Roberts and Anderson^۴ Feurer^۵ Lyzenga^۶ Stumpf^۷ Su^۸ Bramante^۹ Ceyhun and Yalçın^{۱۰} Principal Component Analysis

باند‌های مرئی پیش‌پردازش شده لندست-۸ و داده‌های میدانی، به برآورد عمق و تهیه نقشه عمق از طریق آموزش شبکه عصبی است. عمق یک بار از روی کل داده‌های هیدروگرافی و بار دیگر از کلاسه‌های مختلف که به روش میانگین فازی کلاسه‌بندی شده است بدست می‌آید و نتایج دقت در هر یک از کلاسه‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۱-۲- منطقه مورد مطالعه

این پهنه آبی در عرض شمالی ۳۶ درجه و ۳۳ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۷ دقیقه و طول شرقی ۴۵ دقیقه و ۴۳ درجه تا ۵۴ درجه و ۵۰ دقیقه قرار دارد؛ از شمال به روسیه، از جنوب به ایران، از غرب به جمهوری آذربایجان و از شرق به جمهوری‌های ترکمنستان و قزاقستان محدود می‌شود. منطقه مورد مطالعه در جنوب شرقی دریای خزر و شمال شرقی سواحل ایران در حاشیه مرز ایران-ترکمنستان واقع شده است که منطبق بر عوارض مورفولوژیکی خلیج گرگان و لاگون و گمیشان می‌باشد. منطقه مورد مطالعه جزء سواحل کم شیب دریای خزر محسوب می‌شود که شیب آن به سمت خشکی و دریا بسیار اندک است و این امر موجب شده در برابر تغییرات تراز آب بسیار حساس باشد و هر تغییر جزئی در تراز آب می‌تواند به طور مستقیم در مورفولوژی آن تأثیرگذار باشد (کاکرودی، ۱۳۹۲). عمق دریای خزر از شمال به جنوب افزایش می‌یابد. عمق متوسط دریا ۱۸۱/۷ متر است، حداقل آن در شمال ۶/۲ متر و حداکثر در جنوب در حدود ۱۰۰۰ متر است (احمدیان شالچی، ۱۳۸۷). محدوده جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱. الف) موقعیت دریای خزر و کادر قرمز منطقه مورد مطالعه؛ ب) کادر قرمز: مسیر داده‌های هیدروگرافی برداشت شده؛ ج) کادر سبز: نقاط عمق برداشت شده که با نقاط سفید رنگ مشخص شده است.

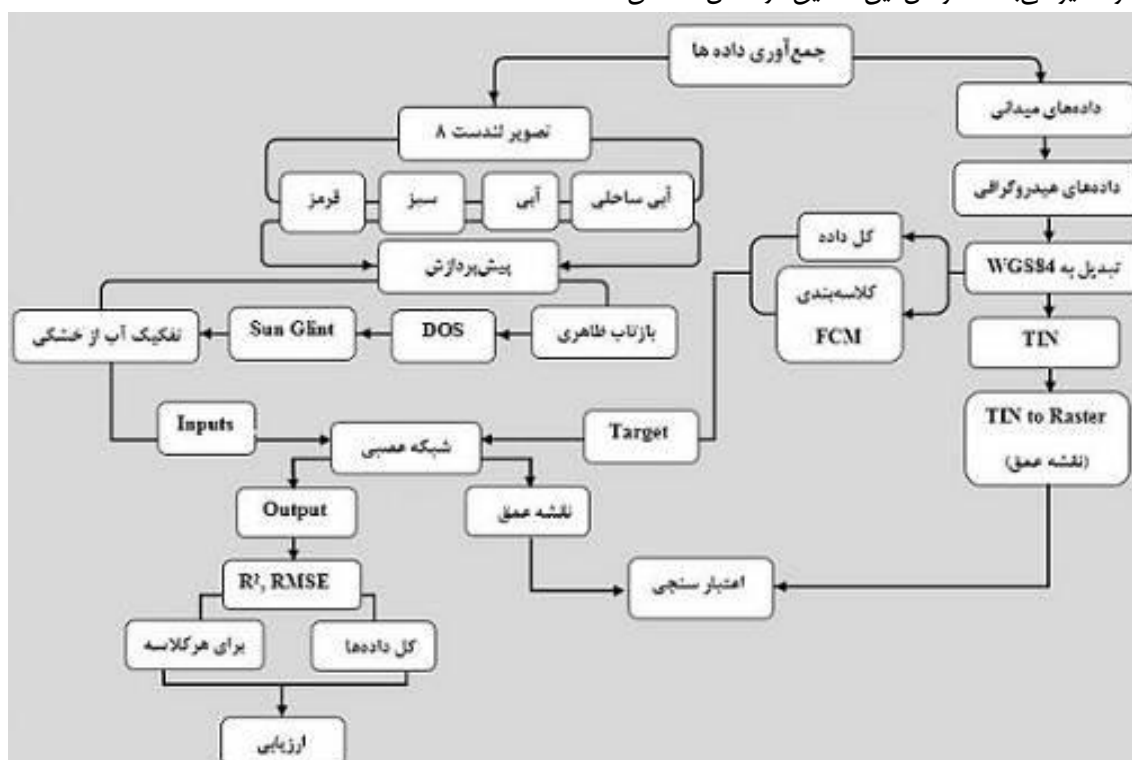
۲- مواد و روش‌ها

۱-۲- داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده‌های هیدروگرافی و تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ می‌باشد. ارتفاع داده‌های هیدروگرافی نسبت به میانگین سطح آب روزهای هیدروگرافی ۲۶/۵- متر نسبت به MSL^1 بود. بیشترین و کمترین عمق ثبت شده به ترتیب برابر ۶/۶۶ و ۰/۶۳ متر می‌باشد. ۶۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده آموزشی، ۱۰ درصد به عنوان

¹ Mean Sea Level

داده اعتبارسنجی و ۳۰ درصد باقیمانده آن به عنوان داده آزمایش در نظر گرفته شد. تصویر لندست-۸ (Path/Row = 163/34 SCENEID = LC81630342016101LGN00) از سایت زمین شناسی ایالات متحده دانلود شده است. تصاویر لندست-۸ با توان تفکیک مکانی ۳۰ متر و با تصویربرداری در محدوده طیفی باند آبی (۰/۴۵ - ۰/۴۳) و آبی ساحلی (۰/۴۳ - ۰/۴۵) میکرومتر می‌تواند جهت انجام عمق سنجی آب بسیار مناسب باشد. محدوده مورد مطالعه واقع در بخش جنوب شرقی ساحل دریای خزر است. مطابق با داده‌های هیدروگرافی تغییرات عمقی این محدوده تقریباً از ۰/۶۳- تا ۶/۶۶- متر متغیر می‌باشد. مراحل این تحقیق در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. مراحل اجرای تحقیق.

۲-۲- پیش‌پردازش‌ها

جهت استخراج دقیق‌تر اطلاعات عمق ضرورت دارد پیش‌پردازش‌هایی بر روی داده هیدروگرافی و تصاویر ماهواره‌ای اعمال شود. سیستم مختصات داده‌های اکوساندر بایستی با سیستم مختصات تصویر هماهنگ باشد. بنابراین داده‌های مکانی اکوساندر به سیستم مختصات تصویر یعنی WGS84 UTM 39N تبدیل شد. تابش خورشیدی با گذر از اتمسفر، از بخار آب و ائروسول‌های موجود در جو تأثیر می‌پذیرد، از این رو تصحیح اثرات اتمسفر بویژه در مناطق آبی و در مطالعات اقیانوس‌شناسی به دلیل مترکم بودن بخار آب اهمیت دارد. از میان روش‌های مختلف تصحیح اتمسفری، روش DOS بر تصویر اعمال می‌شود. تصحیح اتمسفری^۱ DOS مبتنی بر تصویر است و نتایج بررسی‌های اخیر دقت تصحیح اتمسفری DOS بر روی تصاویر لندست-۸ در مناطق ساحلی را تأیید کرده است (نزار^۲ و همکاران، ۲۰۱۴). بازتاب آینه‌ای

^۱ <https://earthexplorer.usgs.gov/>

^۲ Dark Object Subtract

^۳ Nazeer

تابش خورشید از سطح صاف آب اقیانوس‌ها و دریاها، درخشندگی خورشید^۱ نامیده می‌شود. در سطوح محیط‌های آبی کم عمق و صاف، درخشندگی خورشید مشکل جدی را بر روی تصاویر ماهواره‌ای بوجود می‌آورد که بایستی از تصویر حذف شود. در این پژوهش، برای تصحیح درخشندگی خورشید روش هدلی به کار گرفته شده است (هدلی^۲، ۲۰۰۵). سپس پهنه‌های آبی از نواحی خشکی تصویر تفکیک گردید. جهت تفکیک نواحی خشکی از آبی باند مادون قرمز نزدیک با طول موج (845-885) نانومتر مورد استفاده قرار گرفت (جاگالینگم^۳ و همکاران، ۲۰۱۵).

۳-۲- روش عمق‌سنجی مبتنی بر آموزش شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌هاست که بصورت شبکه‌ای به هم موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل کنند. این شبکه‌ها برای تخمین و تقریب کارایی بالایی از خود نشان داده‌اند (کمالی و همکاران، ۱۳۹۴). مهمترین جزء شبکه عصبی نرون^۴ است که به سه دسته "ورودی، پنهان و خروجی" تقسیم می‌شود. نقش هر نرون محاسبه مجموع وزن داده‌های ورودی و گذراندن این مجموع از یک تابع به نام تابع انتقال می‌باشد. تابع انتقال می‌تواند یک تابع خطی یا غیر خطی باشد. دو نوع از توابع مرسوم در شبکه پرسپترون چندلایه، تابع سیگموئید و تانژانت سیگموئید می‌باشد (کمیجانی و سعادت‌فر، ۱۳۸۵). تابع سیگموئید مقادیر حقیقی را می‌گیرد و آن را در بازه‌ی صفر و یک تبدیل می‌کند. تابع خطی مقادیر حقیقی را دریافت کرده و آنها را بدون تغییر می‌گذارد (کمالی و همکاران، ۱۳۹۴) معمول‌ترین نوع شبکه‌های پرسپترون متشکل از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان (اتصال دهنده) و یک لایه خروجی است (پردی^۵ و کلر^۶، ۲۰۰۵). هر لایه شامل تعدادی نرون است، نرون‌های ورودی همان متغیرهای مستقل‌اند. نرون‌های لایه پنهان در واقع واحدهای پردازش شبکه‌اند؛ و نرون‌های لایه خروجی، متغیرهای وابسته‌اند (تایم^۷ و همکاران، ۲۰۰۰؛ هانگ^۸ و همکاران، ۲۰۰۸). لازم به ذکر است تعداد نرون‌های لایه پنهان، دست کم باید برابر با متغیرهای ورودی باشد تا حدود ۹۰-۷۰ درصد واریانس داده‌های ورودی را تبیین کند (برودرز^۹ و همکاران، ۲۰۰۹). همچنین تعداد نرون لایه خروجی با تعداد خروجی معلوم (متغیر وابسته) برابری می‌کند. این پژوهش بر آن است که با آموزش شبکه پرسپترون چندلایه و بکارگیری مقادیر بازتاب باندهای مرئی (متغیر مستقل) و متغیر هدف (متغیر وابسته یا همان داده‌های عمق متناظر) ضمن کمینه کردن خطا، به ارزیابی دقت عمق‌سنجی بپردازد. به منظور ارزیابی دقت در عمق‌های مختلف، با استفاده از روش میانگین فازی^{۱۰} (FCM)، داده‌های عمق به شش کلاس تقسیم‌بندی شدند. در این تحقیق، روش کلاسه‌بندی فازی بوسیله برنامه‌نویسی در محیط نرم‌افزار متلب^{۱۱} اجرا شد. الگوریتم کلاسه‌بندی FCM مجموعه‌ای از داده‌ها (فضای چند بعدی اقلیدسی) را به کلاس فازی تقسیم می‌کند که بوسیله مراکز کلاسه‌ها تعیین می‌شود (بزدک^{۱۲}، ۱۹۸۱). تعیین تعداد کلاسه‌ها براساس

^۱ Sun Glint

^۲ Hedley

^۳ Jagalingam

^۴ Neuron

^۵ Priddy

^۶ Keller

^۷ Thieme

^۸ Huang

^۹ Brouthers

^{۱۰} Fuzzy C-means Clusterin

^{۱۱} Matlab

^{۱۲} Bezdek

دانش فردی یا روش‌های آماری است. تابع سیگموئید و تابع خطی به ترتیب به عنوان تابع عملکرد لایه پنهان و لایه خروجی انتخاب شد چرا که ثابت شده که برای تخمین هر تابع پیوسته، یک شبکه پیش رو با دو لایه، که لایه اول آن تابع تبدیل $\log\text{sig}$ ، tansig و یا radbas و لایه دوم آن تابع تبدیل linear است مناسب می‌باشد (فتحی و زمانی، ۱۳۹۵). از متوسط مجذور خطا (MSE) به عنوان تابع مطلوبیت و از الگوریتم لوبنرگ-مارکوآرت^۱ برای آموزش شبکه استفاده شده است.

کلاسه‌بندی را می‌توان به دو صورت فازی و غیرفازی انجام داد که برای آن الگوریتم‌های مختلفی پیشنهاد شده است. در کلاسه‌بندی قطعی، هر نمونه ورودی فقط متعلق به یک کلاس است و نمی‌تواند با دیگر کلاس‌ها همپوشانی داشته باشد. در حالی که در کلاسه‌بندی فازی هر نمونه می‌تواند متعلق به بیش از یک کلاس باشد. الگوریتم کلاسه‌بندی FCM مجموعه‌ای از داده‌ها (در فضای چندبعدی اقلیدسی) را به کلاس فازی (C) تقسیم می‌کند که بوسیله مراکز کلاسه بندی-هایشان (V_i) تعیین می‌شود. ابزار داده‌ها به کلاس‌های فازی با کمینه‌کردن تابع هدف زیر به دست می‌آید (جانگ^۲، ۱۹۹۳).

$$J_{\text{FCM}}(M, C) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m \|X_k - V_i\|^2 \quad (1)$$

در رابطه (۱)، M ماتریس اعضا، C ماتریس مراکز کلاس‌ها، C تعداد کلاس‌ها، n تعداد داده‌ها و U_{ik} درجه عضویت داده K در کلاس i است. اگر فاصله اقلیدسی (فاصله خط مستقیم بین دو نقطه در فضای p بعدی که بوسیله p متغیر تعریف می‌شود) بین داده X_k و مرکز کلاس V_i بالا باشد؛ J_{FCM} کم می‌شود. اگر فاصله کم باشد؛ مقدار عضویت به سمت یک میل می‌کند. پارامتر $m \in (1, \infty)$ پارامتر وزنی است که درجه فازی بودن نتایج طبقه‌بندی را کنترل می‌کند که درجه همپوشانی بین کلاسه بندی‌هاست. با حداقل مقدار معنادار پاسخ، تقسیم‌بندی از نوع غیرفازی است. با میل m به مقدار بی‌نهایت، پاسخ به بیشترین درجه فازی شدگی میل می‌کند (بزدک، ۱۹۸۱). انتخاب مقدار $m=2$ در بسیاری حالات به عنوان انتخاب مناسب پارامتر فازی شدگی پذیرفته شده است (هسوی^۳ و بزدک، ۲۰۰۱). ماتریس M به اجزای یک و صفر محدود می‌شود:

$$\sum_{i=1}^n U_{ik} = 1, \quad 1 \leq k \leq n \quad (2)$$

این است که مجموع ضرایب مرکز هر کلاسه بندی باید کمتر از تعداد اجزا باشد؛ به M محدودیت دیگر در ماتریس

بیان دیگر:

$$\sum_{k=1}^n U_{ik} < 1, \quad 1 \leq i \leq c \quad (3)$$

سپس از طریق آموزش شبکه عصبی عمق از کل داده‌ها و همچنین از داده‌های کلاسه‌بندی شده بدست می‌آید. در نهایت نقشه حاصل از داده‌های هیدروگرافی درون‌یابی شده و نقشه حاصل از شبکه عصبی مورد بررسی قرار می‌گیرد. علاوه بر این، دقت در حالت کلی و در حالتی که داده‌ها کلاسه‌بندی شده‌اند ارزیابی می‌گردد.

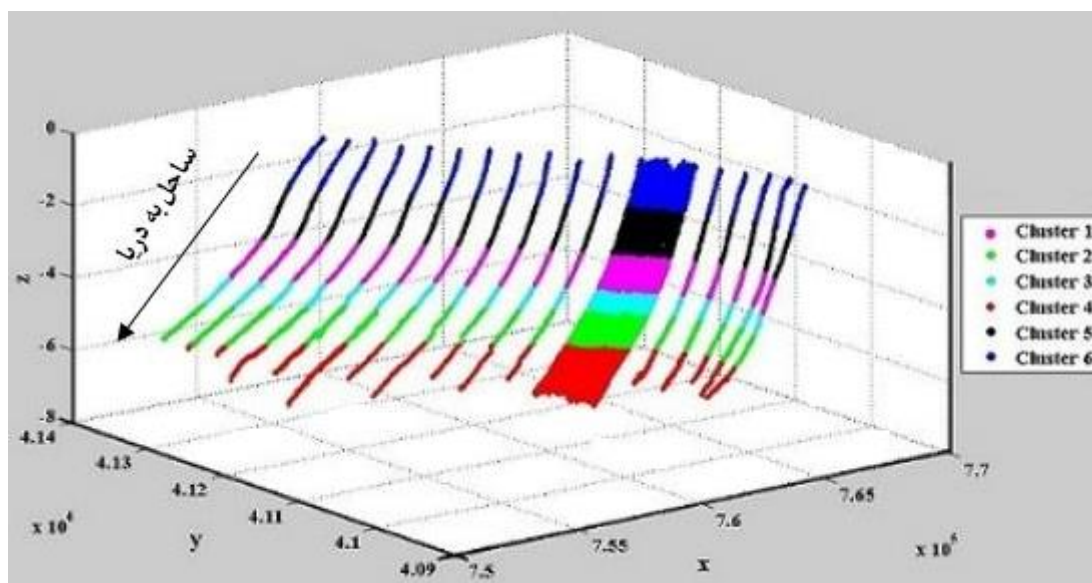
^۱ Levenberg- Marquardt

^۲ Jang

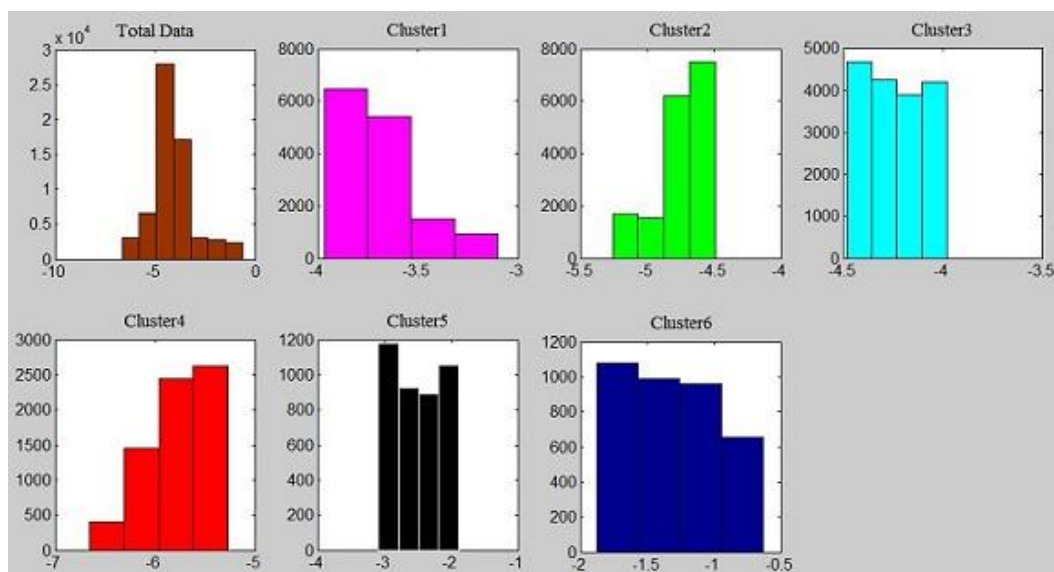
^۳ Hathaway

۳- بحث و یافته‌ها

داده‌های میدانی به روش میانگین فازی به شش کلاس تقسیم‌بندی شد. نتیجه این تقسیم‌بندی و هیستوگرام هر کلاس به ترتیب در شکل‌های (۳) و (۴) نشان داده شده است. از نظر موقعیت جغرافیایی و تغییرات عمق، کلاس (۶) با رنگ آبی دارای کم‌ترین عمق (-۰/۶۶) می‌باشد. با حرکت به سمت کلاس (۵)، که در شکل ۳ با رنگ سیاه مشخص شده، بر عمق افزوده می‌شود تا سرانجام به بیشترین عمق (-۶/۶۶) یعنی کلاس (۴)، که با رنگ قرمز نشان داده شده، منتهی می‌شود.

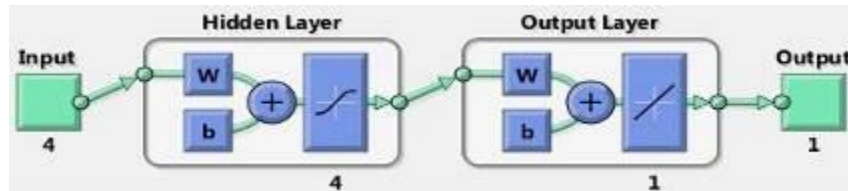


شکل ۳. نتیجه سه بعدی داده‌های کلاسه‌بندی شده به روش میانگین فازی؛ محور X و Y به ترتیب بیانگر طول و عرض جغرافیایی و محور Z معادل عمق است.



شکل ۴. هیستوگرام کل داده‌های عمق و هیستوگرام هر یک از کلاس‌ها، محور X و Y به ترتیب بیانگر اختلاف عمق (متر) و فراوانی است.

پس از کلاسه‌بندی داده‌ها به روش فازی، و تعیین درصد تخصیص داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون، تعداد نرون لایه پنهان برابر ۴ انتخاب شد و توابع tansig و Pureline به ترتیب به عنوان تابع انتقال لایه پنهان و لایه خروجی مشخص گردید. ساختار شبکه عصبی و تعداد نرون‌ها لایه پنهان و لایه خروجی در شکل (۵) نشان داده شده است.



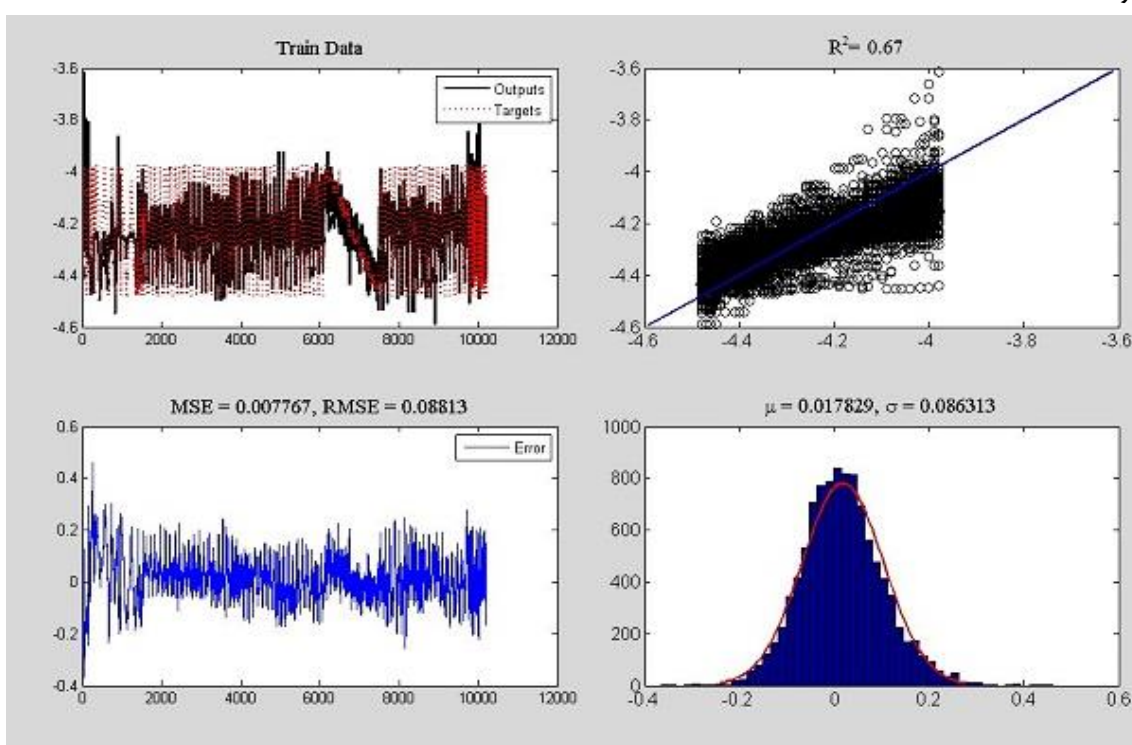
شکل ۵. تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های شبکه عصبی طراحی شده.

برای مجموع داده‌ها و برای هر هفت کلاس همین ساختار منظور شده است. پارامترهای آماری R^2 ، $RMSE$ و MSE داده‌های آموزشی، داده‌های اعتبارسنجی و داده‌های آزمون هر کلاس و همچنین داده‌های آموزشی، داده‌های اعتبارسنجی و داده‌های آزمون برای مجموع داده‌ها (کلاسه‌بندی نشده) در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱: نتایج پارامترهای آماری داده‌های کلاسه‌بندی شده و کل داده.

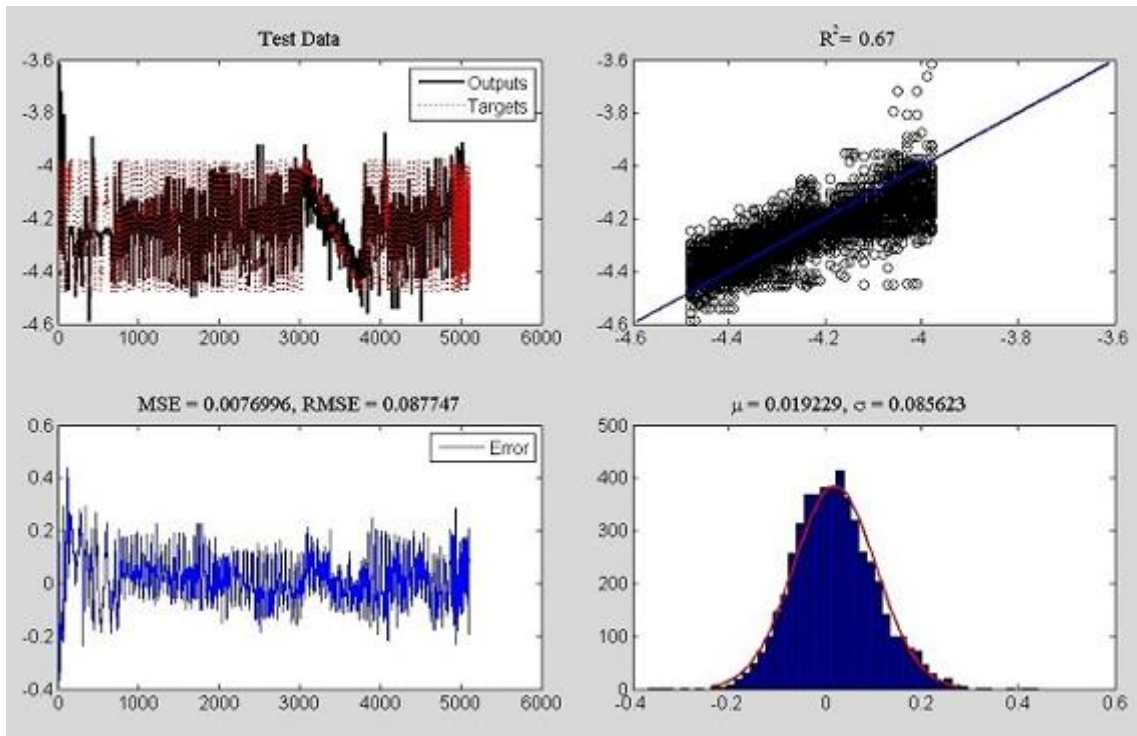
R^2	RMSE	MSE	تخصیص داده	محدوده عمق (متر)	کلاس	کلاسه‌بندی به روش فازی (FCM)
0.90	0.12	0.01	داده آموزش	-3.1 - -3/97	کلاس (۱)	
0.88	0.12	0.01	داده اعتبارسنجی			
0.90	0.11	0.01	داده آزمون			
0.75	0.11	0.01	داده آموزش	-4.49 - -5.26	کلاس (۲)	
0.75	0.10	0.01	داده اعتبارسنجی			
0.75	0.11	0.01	داده آزمون			
0.67	0.09	0.01	داده آموزش	-4 - -4.48	کلاس (۳)	
0.73	0.09	0.01	داده اعتبارسنجی			
0.67	0.11	0.01	داده آزمون			
0.88	0.11	0.01	داده آموزش	-5.27 - -6.66	کلاس (۴)	
0.85	0.13	0.02	داده اعتبارسنجی			
0.87	0.12	0.01	داده آزمون			
0.74	0.10	0.01	داده آموزش	-1.89 - -3.09	کلاس (۵)	
0.74	0.10	0.01	داده اعتبارسنجی			
0.73	0.11	0.01	داده آزمون			
0.73	0.16	0.03	داده آموزش	-0.63 - -1.88	کلاس (۶)	
0.75	0.16	0.03	داده اعتبارسنجی			
0.73	0.16	0.03	داده آزمون			
0.98	0.16	0.02	داده آموزش	-0.66 - -6.66	کلاس کل داده	
0.98	0.16	0.02	داده اعتبارسنجی			
0.98	0.16	0.03	داده آزمون			

با توجه به جدول (۱)، کلاس (۳) از پایین‌ترین دقت (با میزان ضریب تبیین ۰/۶۷) و کلاس (۱) از بالاترین دقت (با ضریب تبیین ۰/۹۰) برخوردارند. سپس به ترتیب، کلاس‌های (۵)، (۶)، (۲) و (۴) از دقت بیشتری برخوردارند. جهت بررسی دقیق‌تر، علاوه بر پارامترهای آماری موجود در جدول (۱)، نمودار خروجی شبکه (output) یا همان داده‌های عمق پیش‌بینی شده و خروجی معلوم (Target)، که معادل داده‌های عمق زمینی‌اند و همچنین، اختلاف این دو خروجی و هستوگرام خطا که از شبکه عصبی بدست آمده در شکل‌های زیر نشان داده شده است. به منظور اختصار، تنها داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون کلاس (۱)، با بالاترین دقت و کلاس (۳) با پایین‌ترین دقت و همچنین داده‌های آزمون کلاسه‌بندی نشده، در نظر گرفته شده است.



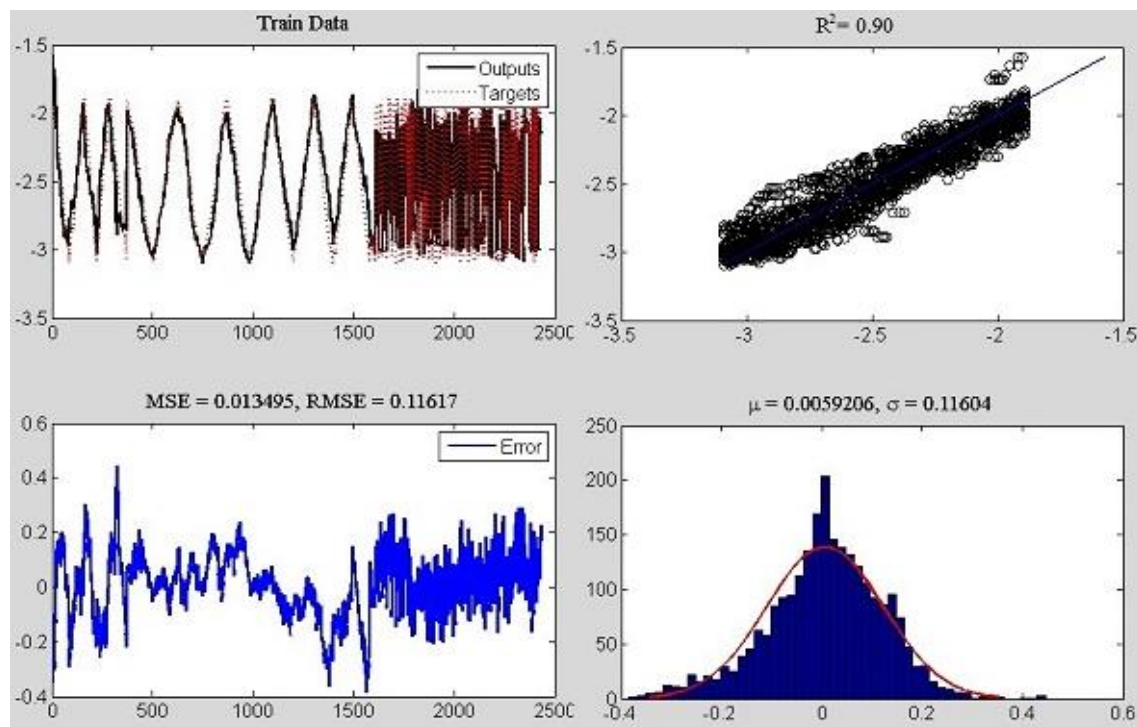
شکل (۶). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی کلاس (۳).

کلاس (۳) در محدوده عمق ۴/۴۸- تا ۴- متر قرار دارد. در شکل (۶)، قسمت بالا، سمت راست تعداد نقاط داده‌های آموزشی و عمق آن‌ها به ترتیب در محورهای X و Y نمایش داده شده است. در این بخش نمودار نقطه چین معرف داده‌های زمینی (هدف) و نمودار مشکی خروجی شبکه عصبی می‌باشد. در قسمت بالا، سمت راست همبستگی میان داده‌های زمینی و داده‌های پیش‌بینی شده با مقدار ضریب تبیین ($R^2 = 0.67$) بدست آمد. اختلاف میان داده‌های زمینی و داده‌های پیش‌بینی شده که با عنوان خطا شناخته می‌شود در بخش پایین، سمت چپ قرار دارد که مقدار این خطا تقریباً در محدوده ۰/۴ تا ۰/۴- گنجانده شده است و هستوگرام این خطا نیز در سمت راست این شکل نشان داده شده است.



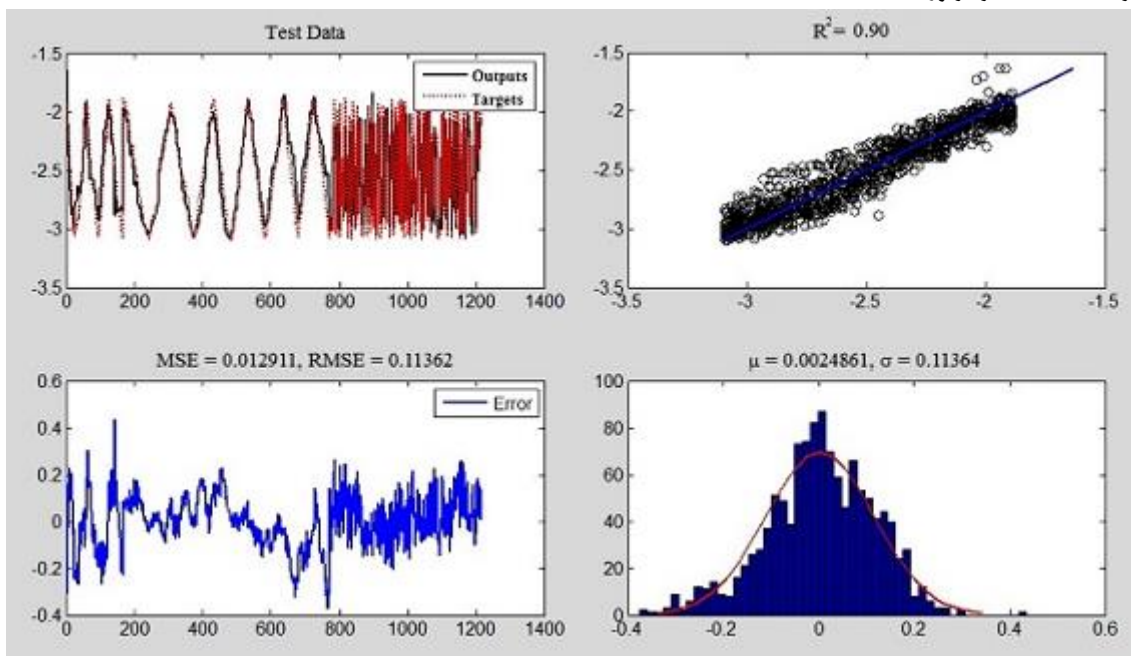
شکل (۷). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی برای داده‌های آزمون کلاس (۳).

به طور کلی، نتایج بدست آمده برای داده‌های آزمون کلاس (۳)، مشابه داده‌های آموزشی است. مقدار ضریب تبیین داده‌های آزمون کلاس (۳)، همانند مقدار بدست آمده برای داده‌های آموزشی است. و محدوده خطا نیز بین ۰/۴ تا -۰/۴ قرار دارد.



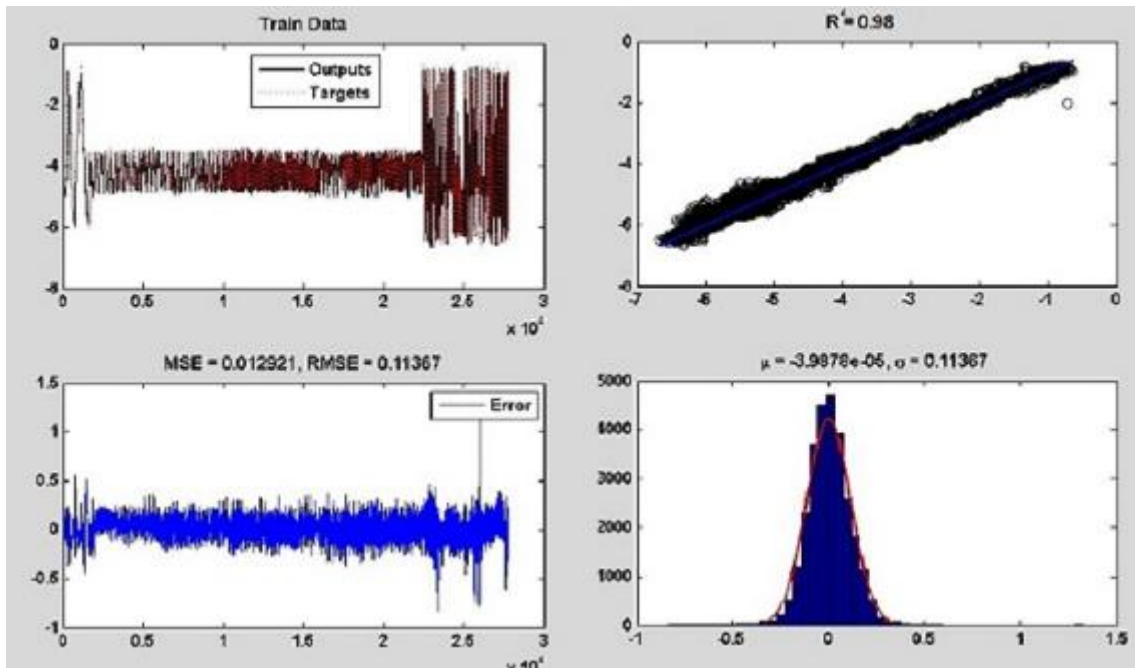
شکل (۸). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی بر روی داده‌های آموزشی کلاس (۱).

نتایج داده‌های آموزشی کلاس (۱) در شکل ۸ ارائه شده است. محدوده عمق این کلاس اعماق ۳/۹۷- تا ۳/۱- متر را در بر می‌گیرد. همبستگی میان داده‌های آموزشی پیش‌بینی شده و داده‌های زمینی در این کلاس ۰/۹۰ و مقدار خطای میانگین مربعات ۰/۱۱ متر برآورد شده است.



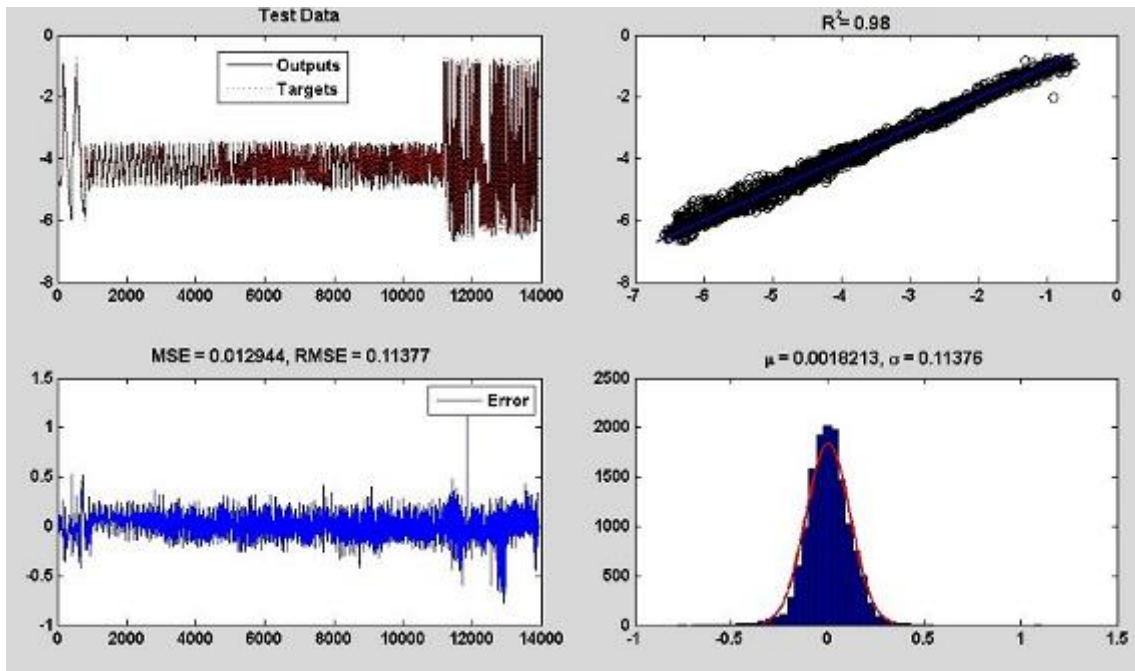
شکل (۹). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی بر روی داده‌های آزمون کلاس (۱).

چنانچه مشاهده می‌شود مقدار ضریب تبیین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های زمینی از داده‌های آزمون کلاس (۱) همانند داده‌های آموزشی است. از هیستوگرام خطای داده‌های آزمون مشخص می‌شود که محدوده خطا همچون هیستوگرام داده‌های آموزشی بین ۰/۴ تا -۰/۴ قرار دارد و بیشترین فراوانی پیرامون عدد صفر است. در این پژوهش، ضمن بررسی داده‌های کلاسه‌بندی شده، به بررسی داده‌های کلاسه‌بندی نشده پرداخته می‌شود. عمق کل داده‌ها (کلاسه‌بندی نشده) از ۰/۶۳- تا ۶/۶۶- متر متغیر می‌باشد. با توجه به شکل (۴)، از هیستوگرام کل داده‌ها (Total Data) مشخص می‌شود که بیشترین داده‌های عمق متعلق به محدوده ۴- تا ۴/۵- است و کمترین فراوانی به محدوده عمق کمتر از ۲ متر اختصاص دارد. در این حالت، کل داده‌های عمق میدانی به عنوان، هدف و پیکسل‌های باندهای مرئی از تصویر لندست-۸ که متناظر با داده‌های عمق هستند به عنوان ورودی به شبکه معرفی می‌شود. نتایج خروجی آن برای داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون به ترتیب در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) آورده شده است.



شکل (۱۰). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی بر روی داده‌های آموزشی کلاسه‌بندی نشده.

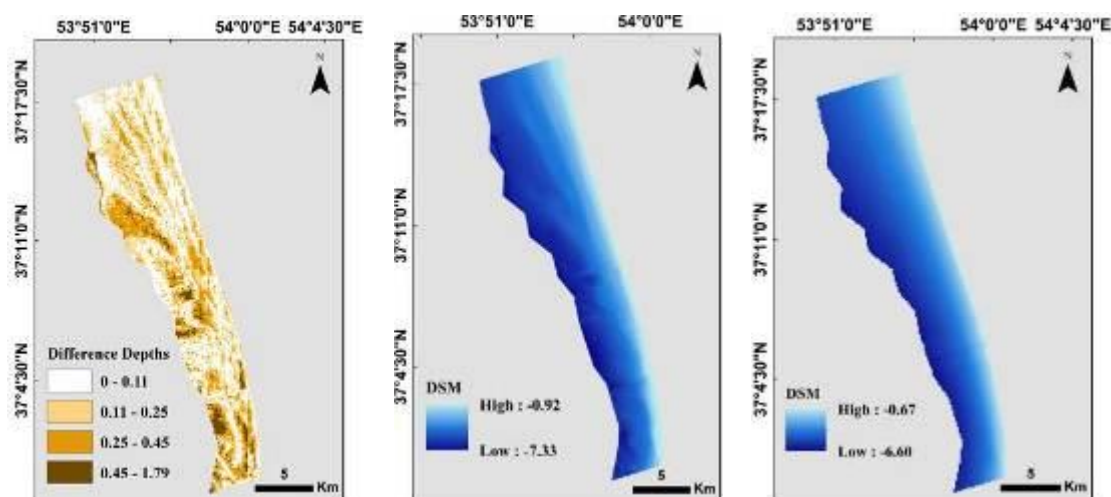
از مشاهده شکل (۱۰) مشخص می‌شود که برآورد عمق با دقت بالا یعنی با ضریب تبیین 0.98 و میانگین خطای مربعات 0.1 متر بدست آمده است. خطا یا اختلاف میان هدف و خروجی شبکه بین 0.5 و -0.5 قرار دارد. با توجه به هیستوگرام خطا و تبعیت آن از نمودار توزیع نرمال مشخص می‌شود که بیشترین فراوانی به خطای صفر تعلق دارد که این دقت عمق برآورد شده را تأیید می‌کند.



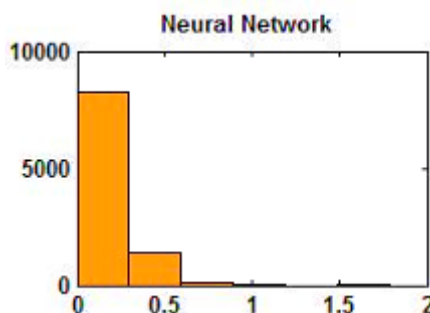
شکل (۱۱). پارامترهای آماری حاصل از شبکه عصبی بر روی داده‌های آزمون کلاسه‌بندی نشده.

نتایج حاصل از داده‌های آزمون کلاسه‌بندی نشده نشان می‌دهد که داده‌های هدف و داده‌های خروجی شبکه رفتار یکسانی دارند. که این امر به برآورد عمق با دقت بالا ($R^2 = 0.98$, $RMSE = 0.1m$) منتهی شده است. تبعیت هیستوگرام خطا از نمودار توزیع نرمال حاکی از این است که بیشتر خطای شبکه حول مقدار صفر است. در شکل (۱۲) نقشه حاصل از

آموزش شبکه عصبی به همراه نقشه عمق بدست آمده از داده‌های میدانی درون‌یابی شده و همچنین قدرمطلق اختلاف عمق‌ها نشان داده شده است. شکل (۱۳) نیز، هیستوگرام اختلاف عمق را نشان می‌دهد.



شکل (۱۲). نقشه‌های عمق حاصل از داده‌های میدانی؛ شبکه عصبی و قدرمطلق اختلاف عمق‌ها (از راست به چپ).



شکل (۱۳). هیستوگرام قدر مطلق اختلاف عمق‌ها (خطا)، محور x ها، محدوده اختلاف عمق (متر) و محور y ها، فراوانی است.

۴- نتیجه‌گیری

نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه توانسته است بین مقادیر بازتاب پیکسل‌های باندهای مرئی لندست-۸ و داده‌های هیدروگرافی ارتباط برقرار کند. در پژوهش حاضر از شبکه سه لایه (لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی) استفاده شد. هدف این پژوهش از یک طرف عمق‌سنجی با استفاده از آموزش شبکه عصبی است که نتیجه نهایی آن در قالب جدول و نقشه عمق ارائه داده شد. از مشاهده نقشه اختلاف عمق و مشاهده هیستوگرام آن، مشخص می‌شود که نواحی از منطقه که اختلاف عمق به ۰/۲۵ متر می‌رسد بیشترین فراوانی را دارد و مناطقی که اختلاف عمق آن بیشتر از ۰/۵ متر می‌باشد بسیار ناچیز است. از طرف دیگر به منظور بررسی دقت عمق، به ارزیابی عمق برآورد شده در کلاس‌های مختلف که با روش کلاس‌بندی میانگین فازی بدست آمده پرداخته است. نتایج شبکه عصبی برای حالتی که داده‌ها کلاس‌بندی نشده با دقت بسیار بالایی بدست آمد ($R^2 = 0.98$, $RMSE = 0.1$). در صورتی که دقت عمق پیش بینی شده در کلاس‌های مختلف، متفاوت بدست آمده و پایین‌ترین دقت به عمق ۴/۴۸- تا ۴- یعنی کلاس ۳ اختصاص دارد. عمق برآورد شده در سایر کلاس‌ها نیز از دقت قابل قبولی (با حداقل ضریب تبیین ۰/۸۰) برخوردار است و کلاس (۱) با محدوده عمق ۳/۹۷- تا ۳/۱- بهترین دقت را در پی داشته است ($R^2 = 0.90$, $RMSE = 0.11$). با توجه به

نتایج حاصل از داده‌های کلاسه‌بندی نشده و کلاسه‌بندی شده می‌توان نتیجه گرفت که روش شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی عمق در نواحی ساحلی با دقت بسیار بالا می‌باشد.

۵-منابع

- احمدیان شالچی، نسرین، ۱۳۸۷، چشم‌اندازهای جغرافیایی ایران / دریاها، چاپ اول، انتشارات بنیاد پژوهش‌های اسلامی، مشهد.
- فتحی، محمد؛ زمانی اسکویی، فرینا، ۱۳۹۵، برنامه‌نویسی متلب، چاپ اول، انتشارات کانون نشر علوم، تهران.
- کمالی دهکردی؛ پروانه، نظیفی نائینی؛ مینو، کبیریان، ۱۳۹۴، آموزش شبکه‌های عصبی در SPSS، انتشارات پژوهش‌های ما، تهران.
- کمیجانی، اکبر؛ سعادت فر، جعفر، ۱۳۸۵، کاربردهای مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس، دو فصلنامه علمی-پژوهشی جستارهای اقتصادی. سال سوم، شماره ششم، پاییز و زمستان ۱۳۸۵، صص ۲۴۰-۲۷۱.
- Bezdek, J.C. (1981) *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Algorithms*. Plenum Press New.
- Bramante, J.F. Raju, .DK Sin, (2013) TM Multispectral derivation of bathymetry in Singapore's shallow, turbid waters. *Int J Remote Sens* 34(6):2070–2088. doi: 10.1080/01431161.2012.734934.
- Brouthers, L., Mukhopadhyay, S. Wilkinson, T. Brouthers, .K (2009) International Market Selection and Subsidiary Performance: A Neural Network Approach, *Journal of World Business*. No. 44, PP. 262–273.
- Calkoen, C.J., Hesselmans, G.H.F.M., Wensink, G.J. and Vogelzang, J. (2001) *The Bathymetry Assessment System: Efficient Depth Mapping in Shallow Seas Using Radar Images*. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 2973-
- Ceyhun, Ö. Yalçın, A. (2010) Remote sensing of water depths in shallow waters via artificial neural networks. *Estuar Coast Shelf Sci* 89(1): 89–96.
- Clay, C. (1998) *Fundamentals of Acoustical Oceanography*. Academic Press, New York. <http://www.waterencyclopedia.com/Oc-Po/Ocean-Floor-Bathymetry>
- doi: 10.1016/j.ecss.2010.05.015.
- Feurer, D. Bailly, J. Puech, C. Le Coarer, Y. and Viau, A. "Very-high resolution mapping of river-immersed topography by remote sensing," *Progr. Phys. Geogr.*, vol. 32, no. 4, pp. 403–419, Aug. 2008.
- Gholamalifard, M. Kutser, T. Esmaili Abkar, A. Naimi, A. (2013) Remotely sensed empirical modeling of bathymetry in the southeastern Caspian Sea. *Remote Sens* 5(6):2746–2762. doi: 10.3390/rs5062746.
- Hathaway R.J, Bezdek J.C. Fuzzy c-means clustering of incomplete data. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*. 2001; 31(5):735-44.
- Hedley, J. D. Harborne, A. R. and Mumby, P. J. (2005) Simple and robust removal of sun glint for mapping shallow-water benthos. *International Journal of Remote Sensing*.

- Huang, S. Tsai, C.Yen, D. Cheng Y.(2008) A Hybrid Financial Analysis Model for Business Failure Prediction, *Expert Systems with Applications No. 35, PP. 1034–1040.*
- Jagalingam, P., Akshaya, B.J and Arkal, V, H., 2015, *Bathymetry mapping using Landsat 8 Satellite Imagery, 8th International Conference on Asian and Pacific Coasts (APAC 2015).*
- Jang JS. *ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 1993; 23(3):665-85.*
- Lyzenga, D.R. (1985) *Shallow-Water Bathymetry Using Combined Lidar and Passive Multispectral Scanner Data. International Journal of Remote Sensing, 6, 115-125.*
- Nazeer, M. Nichols, J.E. & Yung, Y. (2014) Evaluation of atmospheric correction models and Landsat surface reflectance product in an urban coastal environment. *International Journal of Remote Sensing, 35(16), 6271–6291.*
- Priddy, K. L. Keller, & P. E. (2005) *Artificial Neural Networks: An introduction, Publication: SPIE, Belling.*
- Roberts, A.C.B. and Anderson, .J.M. (1999) *Shallow Water Bathymetry Using Integrated Airborne Multi-Spectral Remote Sensing. International Journal of Remote Sensing, 20, 497-510. <http://dx.doi.org/10.1080/014311699213299>.*
- Stumpf, R. Holderied, K.Sinclair, M. (2003) Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types. *Limonology and Oceanography 48:547–556. doi:10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0547.*
- Su, H. Liu, H. Heyman, W. (2008) Automated derivation of bathymetric information from multi-spectral satellite imagery using a non-linear inversion model. *Mar Geod 31:281–298.*
- Thieme, R. Song, M. Calantone, R.J. (2000) Artificial Neural Network Decision Support Systems for New Product Development Project Selection, *JMR, Journal of Marketing Research, Chicago: Vol. 37, Iss. 4; PP. 499-507.*