

تخمین عمق گنبد‌های نمکی با استفاده از داده‌های گرانی از طریق شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته، مطالعه موردی: میدان مورش، دانمارک

علیرضا حاجیان^{۱*} و محمود شیرازی^۲

۱. استادیار، گروه فیزیک، دانشکده مهندسی هسته‌ای و علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد، اصفهان، ایران
۲. کارشناس ارشد مهندسی اکتشاف نفت، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران
(دریافت: ۹۳/۵/۱۳، پذیرش نهایی: ۹۴/۷/۱۴)

چکیده

در این مقاله تخمین عمق گنبد‌های نمکی با استفاده از روش شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته GRNN، از طریق داده‌های گرانی سنجی بررسی شده است. بدین منظور یک شبکه عصبی GRNN به وسیله داده‌های گرانی که از روش پیشرو، مدل گنبد نمکی را به دست می‌آورد، به ازای اعماق مختلف به دست آمده آموزش داده شد و با محاسبه خطای شبکه، شبکه مرتب اصلاح شد تا معماری شبکه با خطای پذیرفتنی به دست آید. سپس به منظور تست شبکه از داده‌های مصنوعی با ۵ درصد و ۱۰ درصد نویز استفاده شد که دقت خوبی (خطای نسبی تخمین عمق در حضور ۵ درصد نویز برابر با ۳/۸ درصد و در حضور ۱۰ درصد نویز برابر با ۵/۴۳ درصد) را نشان می‌دهد. همچنین به منظور آزمون شبکه برای داده‌های واقعی، مشخصه‌های لازم از داده‌های گرانی مربوط به گنبد نمکی مورش در دانمارک، استخراج و به عنوان ورودی به شبکه اعمال شد و نتایج تخمین عمق تحلیل و بررسی شد. نتایج نشان داد که تخمین عمق به دست آمده تا حدود زیادی به مقدار واقعی نزدیک و قابل قبول است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته، گرانی، گنبد نمکی

۱. مقدمه

گنبد‌های نمکی ساختمان‌های زمین شناسی گنبدی شکلی هستند که هسته مرکزی آن‌ها از سنگ‌های رسوبی عمدتاً نمک دار تشکیل شده است. اهمیت اقتصادی آن‌ها به واسطه قرارگیری مخازن نفتی در ساخت‌های همراه با گنبد‌های نمکی و نیز وجود سولفیدهای پتاسی - آهن و نمک است.

معمولاً ساخت‌های گنبدی یا گنبدی‌های نمکی نمونه جالبی از تغییر شکل پلاستیک هستند. حرکت این مواد به طرف بالا و اطراف، سبب چین و گسل‌های عادی می‌شود. حرکت نمک‌ها پس از رسوب گذاری موجب تخریب و بهم ریختگی در ساخت‌های زمین شناسی منطقه می‌شود. هنگامی که نمک تحت تأثیر لرزش ناگهانی مانند زلزله قرار می‌گیرد، مانند ماده‌ای ارتجاع پذیر عمل می‌کند که یا خرد می‌شود یا به حالت تغییر شکل برگشت پذیر عکس العمل نشان می‌دهد، اما هنگامی که توده نمک تحت تأثیر فشار

مداوم قرار گیرد، مانند مایعی غلیظ عمل می‌کند. ویژگی‌هایی مانند نقطه ذوب و انجماد، چگالی، تغییرات فشار و دما در شکل گیری نمک‌ها مؤثر هستند. اغلب گنبد‌های نمکی در نواحی گرمسیر تشکیل می‌شوند. در یک تقسیم بندی کلی انواع شکل‌های گنبد‌های نمکی را می‌توان به سه دسته کلی تقسیم کرد (رضایی، ۱۳۸۴):

- به موازات محور تاقدیس؛

- عمود بر محور تاقدیس؛

- کاملاً گرد به طوری که تاقدیس را سوراخ کرده باشد.

یکی از روش‌هایی که به صورت گسترده برای اکتشاف گنبد‌های نمکی استفاده می‌شود، روش گرانی سنجی است. مبنای روش گرانی سنجی، اختلاف وزن مخصوص مواد معدنی و سنگ‌های اطراف است که سبب می‌شود گرانی در سطح زمین و در بالای ماده مزبور بیشتر یا کمتر شود (بسته به اینکه وزن مخصوص ماده معدنی از سنگ‌های اطراف بیشتر یا کمتر باشد) و در این صورت به ترتیب ناحیه مزبور، دارای آنومالی

مثبت یا منفی است؛ البته عمق بررسی تا حدود زیادی به اهداف اکتشافی بستگی دارد. بی‌هنجاری‌های کم‌عمق در اکتشاف مواد معدنی، هدف اصلی تجسس هستند؛ در حالی که معمولاً در اکتشاف نفت، نویز ناخواسته به حساب می‌آیند. در هر صورت در همه روش‌های ژئوفیزیکی، اطلاعات زمین‌شناسی محلی مهم‌ترین فاکتور مؤثر در تفسیر داده‌هاست. در جاهایی که گنبد نمکی وجود دارد، میدان گرانی زمین در بالای آن کمتر از سنگ‌های اطراف است. بنابراین گرانی‌سنجی، روش بسیار مناسبی در کاوش منابع زیرزمینی (مخازن نفتی و کانسارها) است و تا حد زیادی در اکتشاف نفت و گاز (به‌خصوص اکتشاف مقدماتی منطقه فلات قاره) به کار می‌رود. این روش قدیمی‌ترین و اولین روش اکتشاف نفت بوده و با وجود مخارج زیاد باز هم از روش لرزه‌ای ارزان‌تر است.

در سال‌های اخیر، تکنیک‌های هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیرخطی پیچیده ژئوفیزیکی از جمله گرانی، نقش مهمی ایفا کرده‌اند. در این سال‌ها، تحقیقات گسترده‌ای با انتشار مقالاتی در مجلات و ژورنال‌های معتبر ژئوفیزیکی توسط محققان داخل و خارج کشور صورت گرفته است. تمرکز این مقاله در ارتباط با داده‌های گرانی حاصل از یک منطقه، جهت اکتشاف نفت در گنبد‌های نمکی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است و تحقیقات مرتبط در این زمینه‌ها شامل پژوهش‌های حاجیان و همکاران (۲۰۱۱)، عثمان و همکاران (۲۰۰۷)، حاجیان (۲۰۰۸)، پیتر استایلز و همکاران (۲۰۱۲)، باین و همکاران (۱۹۹۳) و هلن و همکاران (۲۰۰۷) است. در این بین در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی GRNN می‌توان به پیتر استایلز و حاجیان (۲۰۱۲) اشاره کرد که تحقیقی با عنوان «استفاده از شبکه عصبی GRNN برای تخمین عمق حفره‌ها با استفاده از داده‌های میکروگرانی» منتشر کردند و در آن با استفاده از شبکه عصبی GRNN عمق حفرات را با دقت خوبی تخمین زدند. به دلیل

اهمیت اکتشاف نفت با استفاده از روش گرانی‌سنجی در سال‌های اخیر تحقیقاتی مرتبط با این مهم با استفاده از روش‌های متنوعی توسط محققان مختلفی انجام گرفته است که می‌توان به مواردی چون روش حاصل‌ضرب فازی توسط اسماعیل‌زاده و همکاران (۱۳۸۹)، روش هندسه فرکتال (پیشدادیان و همکاران، ۱۳۸۹)، روش گرادیان کل بهنجارشده (آقاجانی و همکاران، ۱۳۸۹)، روش اجزای محدود (دولتی ارده‌جانی و همکاران، ۱۳۹۰) و روش برخال (مهرنیا و همکاران، ۱۳۹۲) اشاره کرد. با این حال برای اکتشاف نفت در گنبد‌های نمکی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی GRNN تاکنون تحقیقی صورت نگرفته است. در این مقاله به تفصیل از این نوع شبکه که همزمان از مزایای شبکه عصبی و رگرسیون بهره می‌برد و در واقع به نوعی ترکیب آن‌هاست، استفاده می‌شود. در این راستا بررسی عملکرد مطلوب الگوریتم آموزشی و تعیین خطای (R MSE) یک شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته مناسب برای تخمین عمق گنبد‌های نمکی که ورودی‌های آن شامل مشخصه‌هایی مستخرج از داده‌های گرانی است، طراحی می‌شود. در مرحله بعد شبکه برای داده‌های مصنوعی نویزدار و سرانجام برای داده‌های واقعی نیز استفاده می‌شود و با مقایسه با روش گرادیان کامل نرمال، دقت تخمین شبکه برای داده‌های واقعی ارزیابی می‌شود.

۲. مختصری درباره شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی از مغز انسان الهام گرفته شده است. مغز برای محاسبات خود از ساختاری کاملاً مغایر با ساختار کامپیوترها استفاده می‌کند. بدین معنی که مغز از یک سری عناصر اصلی به نام نورون تشکیل یافته است که عملکرد این نورون‌ها و پاسخ آن‌ها به صورت جمعی، به ذخیره‌سازی و حفظ اطلاعات در تک‌تک نورون‌ها و نحوه ارتباط بین آن‌ها بستگی دارد. در عمل برای شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی از ترکیبات مختلف نورون‌ها در لایه‌های مختلف، نحوه اتصال نورون‌ها با

ی‌کدیگر و نیز روش‌های آموزشی متفاوت شبکه‌های متنوعی نظیر شبکه عصبی چندلایه، شبکه‌های عصبی بدون سرپرست نظیر شبکه هاپفیلد، شبکه عصبی خودسازمان‌ده نظیر شبکه‌های عصبی کوهونن و شبکه‌های عصبی احتمالی که براساس توزیع چگالی احتمالی کار می‌کنند، استفاده می‌شود. یکی از انواع مورد اخیر شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته است که در این مقاله از آن استفاده شده است و در ادامه به شرح آن می‌پردازیم.

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n X_i \exp(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2})}{\sum_{i=1}^n \exp(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2})} \quad (2)$$

$$D_i^2 = (X - X_i)^T \cdot (X - X_i) \quad (3)$$

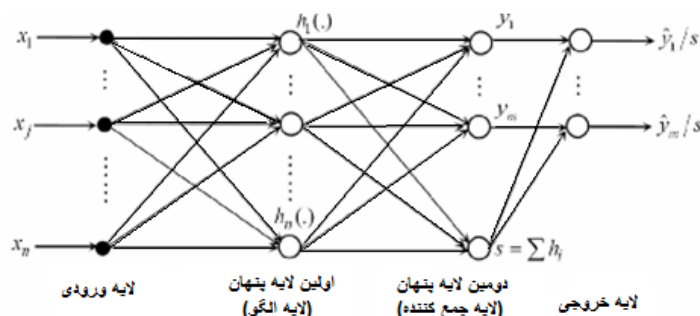
فاصله، D_i ، بین نمونه آموزش و نقطه پیش‌بینی، به عنوان اندازه‌ای برای نشان دادن چگونگی ارائه هر نمونه آموزش که توانایی نشان دادن موقعیت پیش‌بینی، X را داراست، استفاده شده است و σ پارامتر انحراف معیار است (اسپچ ۱۹۹۱). در شکل ۲، معماری دیگری از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته ارائه شده است که ساختار آن به این ترتیب است: ۱. لایه اول با اتصال کامل به ورودی متصل است، به عبارتی ورودی‌های این لایه همان ورودی‌های شبکه هستند؛ ۲. لایه الگو که به ازای هر الگو یک واحد دارد، تابع گوسی الگو را محاسبه می‌کند و در واقع همان آرگومان سری موجود در مخرج رابطه (۲) است؛ ۳. لایه حاصل جمع که جمع‌های (انتگرال‌ها) مورد استفاده در صورت و مخرج رابطه ۲ را محاسبه می‌کند و ۴. در نهایت آخرین لایه با تقسیم خروجی‌های لایه قبلی خروجی را پیش‌بینی می‌کند که مبانی ریاضی آن در ادامه تشریح می‌گردد.

مشاهده می‌شود که در رابطه (۲)، تخمین خروجی به ازای ورودی X به صورت یک متوسط وزن دار مقادیر مختلف y_i به دست آمده است. در واقع مقدار تأثیر y_i بر روی تخمین خروجی، به فاصله X و X_i (Di) و به شیب تغییرات تابع گوسی که پارامتر σ تعیین کننده آن است، وابسته است. برای تعیین بهترین مقدار پارامتر σ در این تحقیق بدین ترتیب عمل شد که به ازای مقادیر مختلفی از این پارامتر، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته آموزش داده شده و برای هر کدام مقدار خطای میانگین مربعات محاسبه شد و سپس بهترین مقدار با توجه به کمترین خطای میانگین مربعات انتخاب شد.

۱.۲. ساختار شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته از شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته اغلب در تخمین توابع استفاده می‌شود. همان‌طور که در ادامه دیده می‌شود این شبکه‌ها دارای یک لایه شعاع مبنا و یک لایه خطی خاص هستند. معماری شبکه‌های شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته در شکل ۱ نشان داده شده است. این معماری بسیار شبیه به شبکه‌های شعاع مبنا است. البته تفاوت‌های اندکی در لایه دوم وجود دارد. یکی از مهم‌ترین مزایای این شبکه‌ها سادگی و همچنین تقریب سریع آن است. علاوه بر آن برخلاف شبکه‌های عصبی بر مبنای پس انتشار خطا به مینیمم‌های محلی همگرا نمی‌شود و همچنین الگوریتم تعلیم بسیار کارایی دارد (کیا، ۱۳۹۰).

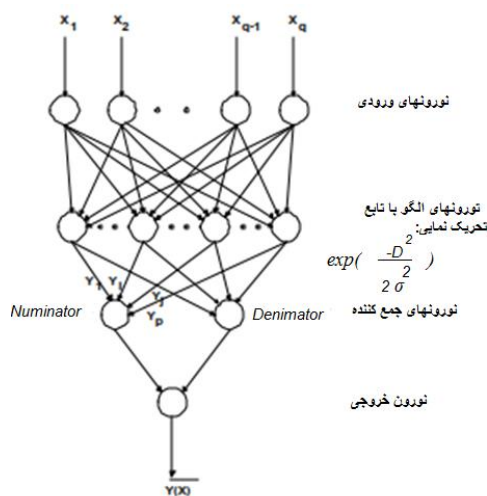
شبکه‌های GRNN به آن دسته از شبکه‌های عصبی تعلق دارند که به صورت گسترده برای نگاشت توابع پیوسته به کار می‌روند. وظیفه اصلی این شبکه‌ها تخمین یک سطح رگرسیون خطی یا غیرخطی از متغیرهای مستقل (بردارهای ورودی) X و متغیرهای وابسته (بردار خروجی دلخواه) Y است. بدین ترتیب شبکه محتمل‌ترین مقدار خروجی را تنها با داشتن بردارهای ورودی محاسبه می‌کند. شبکه تابع چگالی احتمال مشترک X و Y را محاسبه می‌کند؛ سپس مقدار مورد انتظار Y با داشتن X چنین بیان می‌شود (کیا، ۱۳۹۰):

$$E(y|x) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(x,y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dy} \quad (1)$$



شکل ۱. معماری لایه‌های شبکه GRNN.

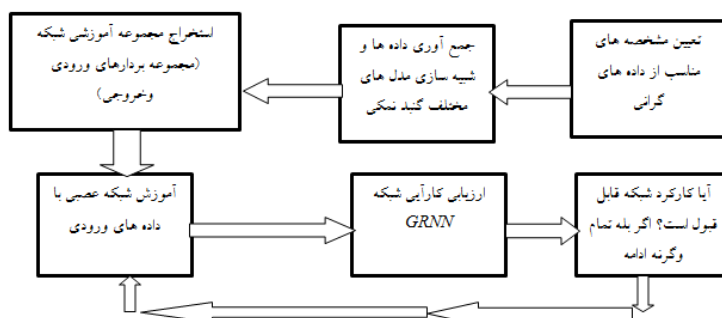
این نرم‌افزار داده‌ها وارد نرم‌افزار Surfer 11 شده و نمودارهای مربوطه ترسیم شده‌اند. در مرحله دوم با استفاده از نمودار آنومالی گرانی به دست آمده، مشخصه‌ها (شامل $F_1 = g_{Max}$ ، $F_2 = X_{g50\%}$ ، $F_3 = X_{g75\%}$ ، $F_4 = X_{gMax}$ که شرح آن‌ها در جدول ۱ آمده است)، به عنوان داده‌های ورودی و عمق به عنوان هدف شبکه از نمودار گرانی مربوطه استخراج و ثبت شده‌اند. در مرحله چهارم کدهای مربوط به شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته نوشته شده است. در مرحله پنجم شبکه با داده‌های مصنوعی آموزش داده شده و در عین حال برای مقادیر مختلفی از پارامتر انحراف معیار (مربوط به تابع تحریک نمایی نورون‌های لایه دوم؛ شکل ۲) خطای شبکه محاسبه و بهترین مقدار انحراف معیار از بین آن‌ها انتخاب شد. در مرحله آخر شبکه با اضافه کردن نویز برای داده‌های واقعی تست شد و نتایج مطلوبی به دست آمد. دیاگرام مراحل مختلف کار در این تحقیق در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۲. نمای دیگری از ساختار لایه‌ها در شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته.

۳. روند کلی کار

به دست آوردن عمق گنبد نمکی که در این تحقیق مدنظر است، در شش مرحله صورت گرفته است. در مرحله اول با استفاده از نرم‌افزار Grav2dc یکسری داده‌های مصنوعی برای سه مدل نفت-گاز، نفت-آب و تنها نفت، ایجاد شده و با استفاده از خروجی ASCII



شکل ۳. روند نمای کلی مراحل کار در این تحقیق.

جدول ۱. مشخصه‌های مناسب سیگنال گرانی به‌عنوان ورودی شبکه GRNN.

مشخصه	تعریف
$F_1 = g_{Max}$	بیشترین مقدار گرانی محاسبه‌شده، خوانده‌شده از بی‌هنجاری گرانی
$F_2 = X_{g50\%}$	فاصله افقی مرتبط با گرانی معادل ۵۰ درصد ماکزیمم بی‌هنجاری گرانی
$F_3 = X_{g75\%}$	فاصله افقی مرتبط با گرانی معادل ۷۵ درصد ماکزیمم بی‌هنجاری گرانی
$F_4 = X_{gMax}$	فاصله افقی بیشترین مقدار گرانی محاسبه‌شده

۴. مدل‌سازی گنبد نمکی در حالات مختلف و گرانی

می‌شود.

معادل آن

۴.۱. مدل گنبد نمکی بدون نفت و گاز و آب شور

در این مدل با استفاده از نرم‌افزار Grav2dc اثر گرانی گنبد نمکی شبیه‌سازی شده و برای آنالیز بهتر مدل، با نرم‌افزار Surfer 11 که در شکل ۴ نشان داده شده است، بازاییی شده است. سپس با استفاده از خروجی ASCII داده‌ها ایجاد و جهت کدنویسی وارد نرم‌افزار MATLAB شده‌اند. یک نمونه از این مدل و گرانی معادل به ترتیب در شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است.

قبل از به‌کارگیری داده‌های اصلی مرتبط با میدان موریس دانمارک در شبکه، یک‌سری داده‌های آموزشی جهت آموزش شبکه عصبی GRNN مدل‌سازی شده است که شامل مدل نفت-گاز، نفت-آب شور و تنها نفت است. نتایج شبیه‌سازی برای چند نمونه در ادامه آورده شده است. پس از آن درباره نتایج به‌دست‌آمده از شبکه‌های عصبی مصنوعی GRNN برای داده‌های مصنوعی و واقعی موریس دانمارک به‌طور کامل بحث

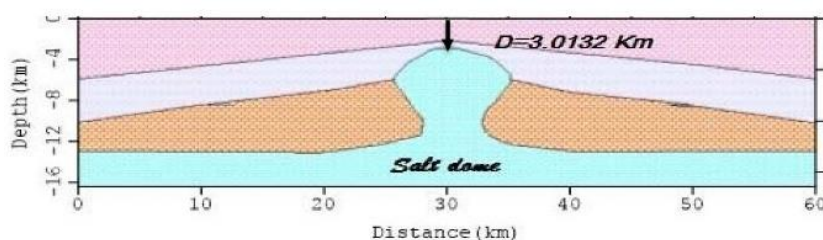
۴.۲. مدل نفت و گاز

در این مدل ابتدا با استفاده از نرم‌افزار Grav2dc داده‌های آموزشی ایجاد و شکل هندسی مربوط به گنبد نمکی شامل نفت و گاز و بی‌هنجاری مربوط به آن در یک پروفیل مشخص ترسیم شده است. شکل ۶ حاصل از داده‌های آموزشی شبیه‌سازی شده از نرم‌افزار Grav2dc برای گنبد نمکی است.

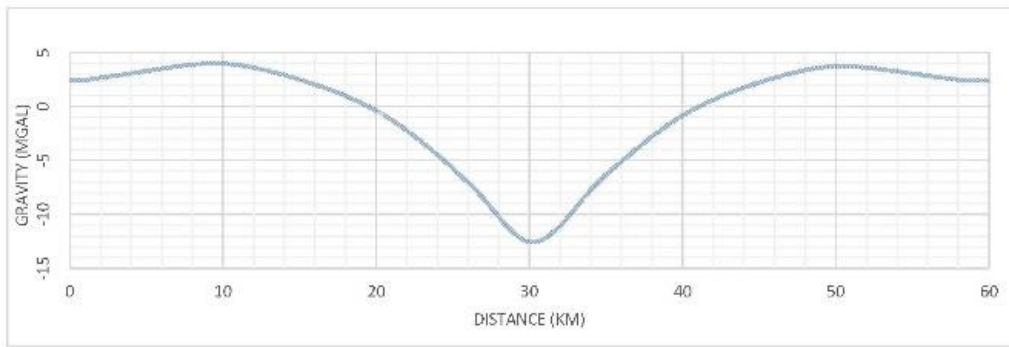
۴.۲.۲. مدل نفت و گاز با محاسبه به روش تالوانی

و نمایش آن در نرم‌افزار Surfer

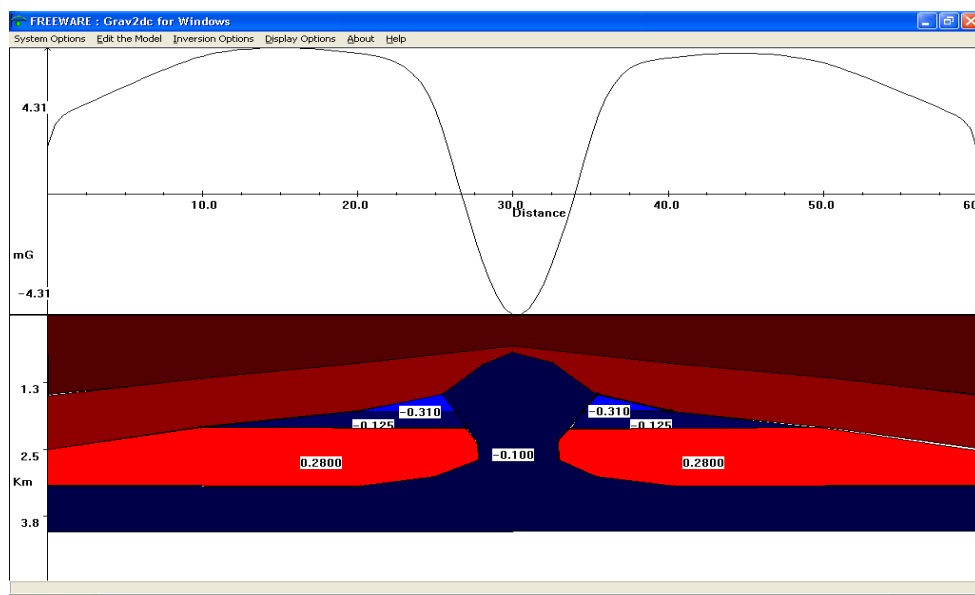
پس از محاسبات اثر گرانی با روش مستقیم تالوانی دوبعدی نتیجه محاسبات حاصل روی نرم‌افزار Surfer 11 بارگذاری شد. در شکل ۷ هندسه نمونه‌ای از این مدل آورده شده است. در هندسه این مدل از هندسه مدلی که آقاجانی (۱۳۸۸) استفاده کرده، تقلید شده است. گرانی حاصل از این نمونه نیز به همراه داده‌های مربوطه ترسیم و در شکل ۸ نشان داده شده است.



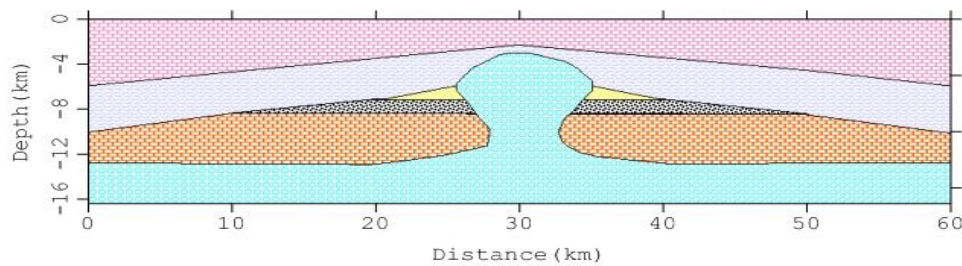
شکل ۴. یک نمونه از مدل گنبد نمکی بدون نفت یا گاز یا آب (آقاجانی، ۱۳۸۸).



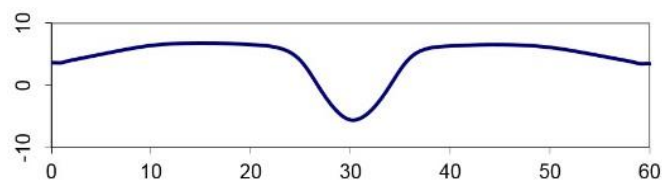
شکل ۵. آنومالی گرانی مربوط به گنبد نمکی نشان داده شده در شکل ۴.



شکل ۶. یک نمونه مدل گنبد نمکی با نفت و گاز به همراه گرانی مربوطه که مدل سازی گرانی آن با استفاده از نرم افزار Grav2dc انجام گرفته است (اختلاف چگالی ها بر حسب gr/cc است، آقاجانی، ۱۳۸۸).



شکل ۷. یک نمونه از مدل هندسی دوبعدی گنبد نمکی به همراه نفت و گاز (آقاجانی، ۱۳۸۸).



شکل ۸. گرانی حاصل از نمونه مدل گنبد نمکی با نفت و گاز بر حسب میلی گال (که در شکل ۷ نمایش داده شده است).

جدول ۲. داده های ورودی و هدف برای معرفی گنبد نمکی نمونه در شکل های ۷ و ۸ به شبکه GRNN.

FG (Max)	Fxg 50%	Fxg 75%	Fxg Max	z1 (depth top)	z2 (depth bottom)	Model_Oil & Gas
6.789086	29.25	44.25	15	2.978654	12.915945	

شد که با استفاده از نرم افزار Grav2dc اثر گرانی هر کدام از گنبد های نمکی، شبیه سازی شده است. به عنوان نمونه، نتایج برای یکی از نمونه های گنبد نمکی با آب شور و نفت در شکل ۹ نشان داده شده است.

۴.۳.۲. مدل آب شور و نفت با نمایش محاسبات

تالوانی در Surfer

پس از محاسبات اثر گرانی با روش مستقیم تالوانی دوبعدی، نتیجه روی نرم افزار Surfer 11 بارگذاری شد. برای دسترسی به عمق و سنگ شناسی اطراف آنومالی، شماتیک کلی هندسه این مدل به صورت شکل ۱۰-الف طراحی شد که از مدل هندسی که آقاجانی (۱۳۸۸) به کار برده بود، الهام گرفته شده است. گرانی محاسبه شده نیز برای این نمونه از مدل آب و نفت در شکل ۱۰-ب نشان داده شده است. برای نمونه شکل ۱۰ داده های ورودی و هدف برای معرفی به شبکه GRNN، با توجه به شبیه سازی انجام گرفته، به صورت جدول ۳ است.

در مورد نمونه مدل شکل ۷ داده های ورودی و هدف برای معرفی به شبکه GRNN با توجه به شبیه سازی انجام گرفته، به صورت جدول ۲ است.

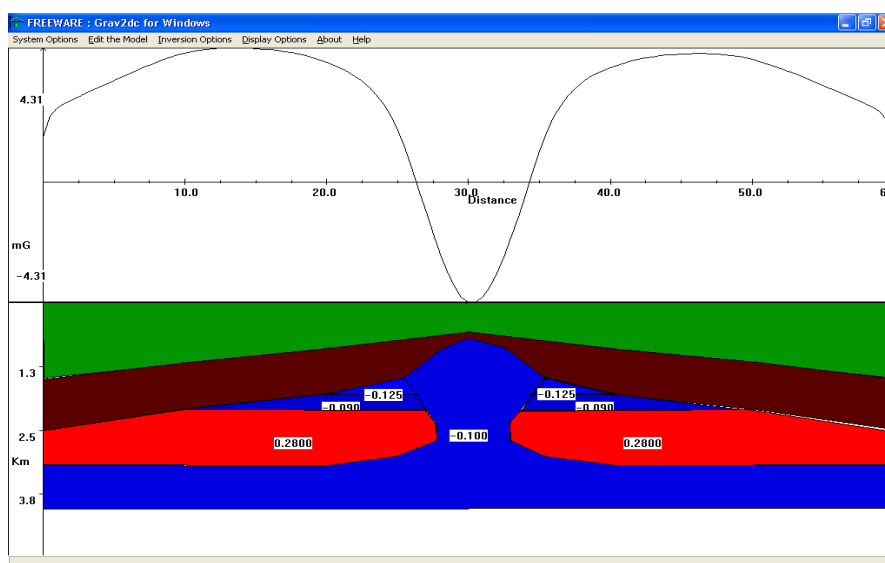
این مدل برای عمق های مختلفی از گنبد نمکی و نفت و گاز اجرا شده و گرانی معادل مشخصه های مربوطه نظیر آنچه در بالا آمد، محاسبه و ذخیره می گردد که این داده ها در مرحله بعد (تخمین عمق) به عنوان داده های ورودی و هدف شبکه های عصبی مصنوعی استفاده خواهند شد.

۴.۳.۳. مدل گنبد نمکی با آب شور و نفت

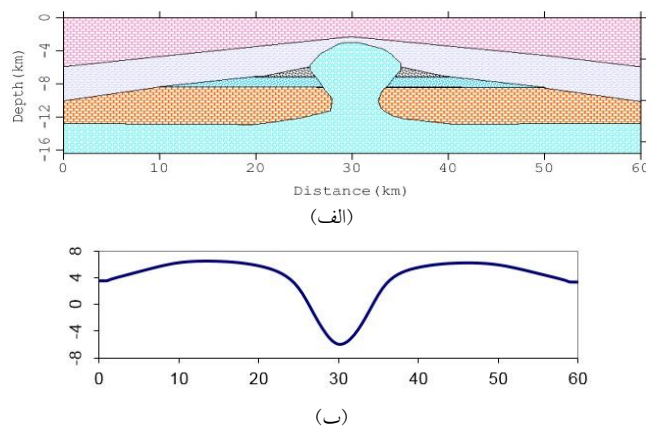
در این مدل نیز روند قبل از اجرا و نتایج یکی از این مدل ها به صورت زیر گزارش می شود.

۴.۳.۱. نتیجه حاصل از نرم افزار Grav2dc

برای تهیه داده های آموزشی، هندسه های مختلفی از این مدل با عمق های بالا و پایین مختلف در نظر گرفته



شکل ۹. یک نمونه از مدل گنبد نمکی با آب شور و نفت (آقاجانی، ۱۳۸۸) به همراه آنومالی گرانی معادل آن - اعداد در مدل دوبعدی رنگی بیانگر اختلاف چگالی بر حسب gt/cc است (محاسبه و ترسیم اثر گرانی گنبد نمکی با استفاده از نرم افزار grav2dc انجام گرفته است).



شکل ۱۰. (الف) یک نمونه از مدل گنبد نمکی آب شور و نفت (ب) آنومالی گرانی مربوطه که بر حسب میلی‌گال محاسبه شده (اثر گرانی گنبد نمکی با استفاده از نرم‌افزار grav2dc ترسیم شده است) (آقاجانی، ۱۳۸۸).

نفت، نتیجه محاسبات روی نرم‌افزار Surfer 11 بارگذاری شد و برای مقادیر نمونه‌ای از عمق و سنگ‌شناسی اطراف، به همراه آنومالی گرانی مربوطه در شکل ۱۲ نشان داده شده است. برای نمونه شکل ۱۲ داده‌های ورودی و هدف به شبکه GRNN، با توجه به شبیه‌سازی انجام‌گرفته، به صورت جدول ۴ است.

همان‌طور که در قسمت قبل آورده شده است، برای مدل‌های مختلف، شبیه‌سازی داده‌های مصنوعی جهت ایجاد شبکه صورت گرفته است. ذکر این نکته حائز اهمیت است که داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار Grav2dc ایجاد شده و با استفاده از خروجی مدل‌های موجود، داده‌های ورودی و هدف جهت معرفی به شبکه استخراج و استفاده شده‌اند. ویژگی‌هایی که از آنومالی گرانی استخراج شده‌اند شامل Z_1 ، Z_2 ، $F_1 = g_{Max}$ ، $F_2 = X_{g50\%}$ ، $F_3 = X_{g75\%}$ ، $F_4 = X_{gMax}$ است که تعاریف آن در جدول ۱ ارائه شده است، منظور از Z_1 عمق تا بالا و Z_2 عمق تا پایین گنبد نمکی است.

جدول ۳. داده‌های ورودی و هدف برای معرفی گنبد نمکی نمونه در شکل ۱۰ به شبکه GRNN.

F G (Max)	F _g 50%	F _g 75%	F _g Max	z ₁ (depth top)	z ₂ (depth bottom)	Model_Oil & Water
6.549498563	29.5	44.83	13.5	3.132331	13.06962	

۴.۴. مدل تنها نفت

برای مدل تنها نفت هم به‌ازای مقادیر مختلف عمقی آنومالی گرانی محاسبه شد تا در مراحل بعدی یعنی آموزش شبکه عصبی استفاده شود که در زیر به‌عنوان نمونه نتایج مدل‌سازی و محاسبات مربوط به یکی از این مدل‌ها نشان داده شده است (شکل ۱۱).

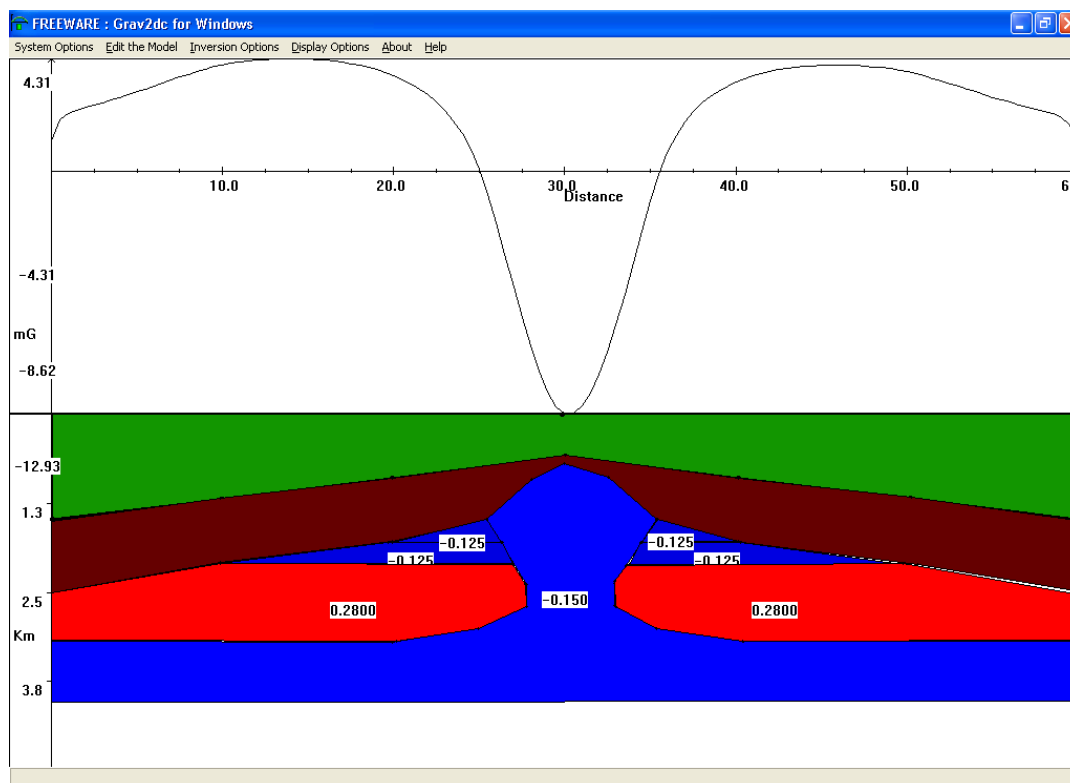
۱.۴.۴. نتیجه نرم‌افزار Grav2dc

جهت تهیه داده‌های آموزشی، این مدل با عمق‌های بالا و پایین مختلف در نظر گرفته شد و با استفاده از نرم‌افزار Grav2dc اثر گرانی هر کدام از گنبد‌های نمکی شبیه‌سازی شده است که نتایج آن برای یکی از نمونه‌های گنبد نمکی با مدل تنها نفت در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

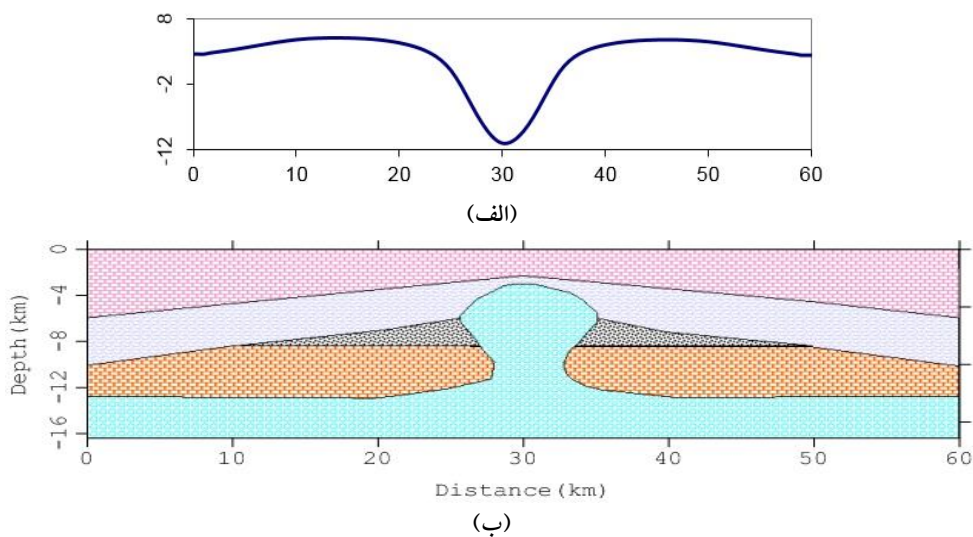
۲.۴.۴. مدل تنها نفت با نمایش محاسبات تالوانی در

نرم‌افزار Surfer

پس از محاسبه اثر گرانی مدل گنبد نمکی به همراه تنها



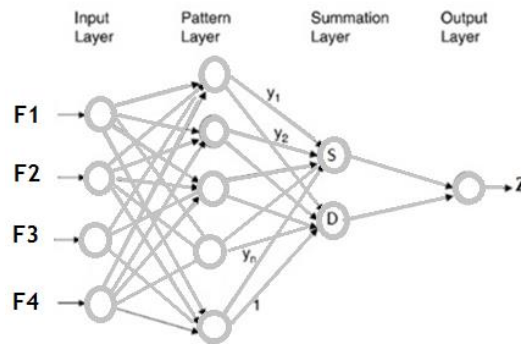
شکل ۱۱. آنومالی گرانی حاصل از مدل تنها نفت برحسب میلی گال به همراه مشخصات هندسی و چگالی گنبد نمکی - اعداد در مدل دویعدی رنگی بیانگر اختلاف چگالی بر حسب gr/cc است (با استفاده از نرم افزار Grav2dc؛ آقاجانی، ۱۳۸۸).



شکل ۱۲. (الف) اثر گرانی گنبد نمکی برحسب میلی گال، (ب) به همراه سنگ شناسی مدل تنها نفت (آقاجانی، ۱۳۸۸).

جدول ۴. داده های ورودی وهدف برای معرفی گنبد نمکی نمونه شکل ۱۲ به شبکه GRNN.

FG (Max)	Fxg 50%	Fxg 75%	Fxg Max	z1 (depth top)	z2 (depth bottom)	Model_Oil Only
5.036523	29.5	49.25	14	3.1236023	12.83758	



شکل ۱۳. شماتیک ساختار شبکه عصبی مصنوعی GRNN استفاده شده در این تحقیق برای تخمین عمق.

اصطلاحاً فاکتور انتشار (spread factor) نیز نامیده می شود- است. این فاکتور همان انحراف معیار مربوط به تابع نمایی گوسی تحریک نورون های لایه پنهان دوم است. هرچه قدر پراکندگی داده های آموزشی بیشتر باشد، به مقادیر نسبتاً بزرگ تری از این فاکتور نیاز خواهد بود؛ البته این قانونی کلی و همیشه برقرار نیست و قانونی نسبی است و نیاز است برای شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته با مقادیر مختلفی از فاکتور انتشار، امتحان شده و خطای شبکه محاسبه شود تا از بین آنها بهترین مقدار انتخاب گردد. بر این اساس در اینجا ما شبکه را به ازای مقادیر مختلفی از این فاکتور امتحان کردیم و برای هر مورد مجذور میانگین مربعات خطای آموزش شبکه را به دست آوردیم و از این میان آن مقدار فاکتور انتشار که به ازای آن خطای کمینه حاصل شده است، برای شبکه GRNN انتخاب شد که نمودار کل آن ها در شکل ۱۵ ارائه شده است. همان طور که از روی این نمودار دیده می شود به ازای فاکتور انتشار برابر با ۰/۴۵ کمترین خطای شبکه حاصل شده و در نتیجه این مقدار به عنوان بهترین فاکتور انتشار برای آموزش شبکه انتخاب گردید.

۵.۳. امتحان شبکه عصبی برای داده های مصنوعی

نویزدار

در مرحله بعد به منظور امتحان شبکه برای داده های

۵. طراحی شبکه عصبی مصنوعی GRNN جهت

تخمین عمق گنبدنمکی

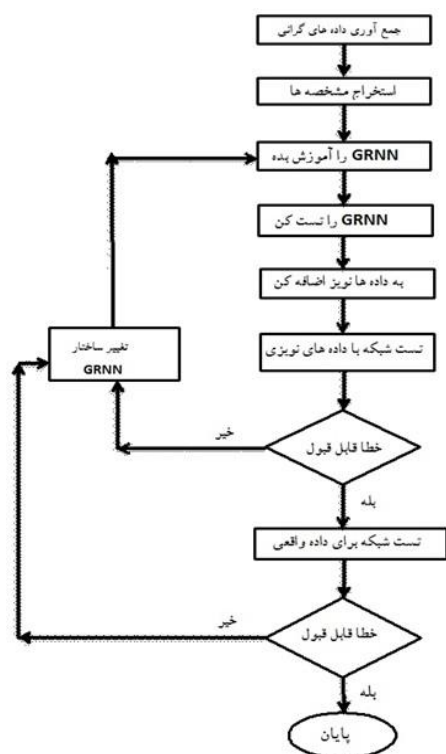
۵.۱. نحوه جمع آوری داده های مصنوعی شبکه

عصبی GRNN

از آنجا که شبکه عصبی مصنوعی GRNN به صورت موازی، پیش بینی داده ها را پردازش می کند، در نتیجه برای طراحی این شبکه، داده های مصنوعی بعد از نرمال کردن بین ۰ و ۱ در نرم افزار MATLAB کدنویسی و جهت آموزش شبکه استفاده شده است. شکل ۱۳ شماتیک ساختار شبکه عصبی مصنوعی GRNN را نشان می دهد. بدین منظور به تعداد ۴۵ مدل مختلف با محدوده عمقی بین ۵۰۰ متر تا ۶ کیلومتر، اجرا و داده های آموزشی لازم استخراج شد. شایان ذکر است چنانچه تخمین عمق بالا و پایین هر دو مدنظر باشد، کافی است در شبکه GRNN مانند فوق موازی با هم قرار گیرند؛ به گونه ای که خروجی یکی Z_1 و دیگری Z_2 باشد.

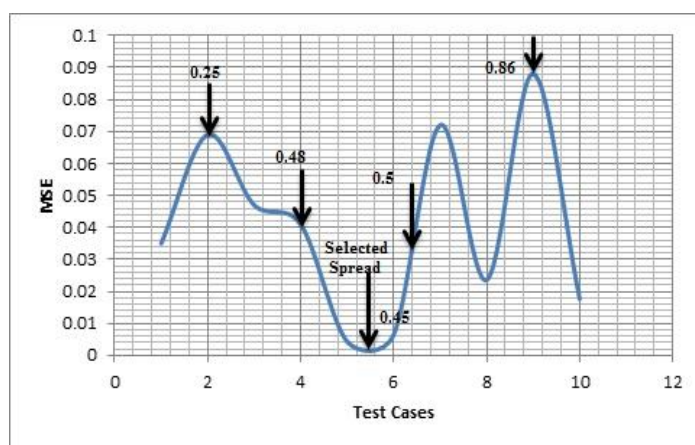
۵.۲. آموزش شبکه عصبی GRNN

شکل ۱۴ فلوجارت کلی روش پیشنهاد شده برای آموزش شبکه عصبی GRNN را نشان می دهد. همان طور که در بند ۲-۱ توضیح داده شد، یکی از مراحل مهم در طراحی شبکه GRNN انتخاب بهترین مقدار برای فاکتور انحراف معیار- که در این نوع شبکه

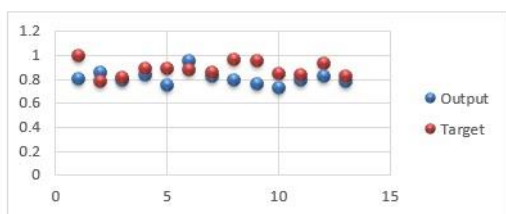


شکل ۱۴. فلوجارت کلی روش پیشنهاد شده برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی GRNN.

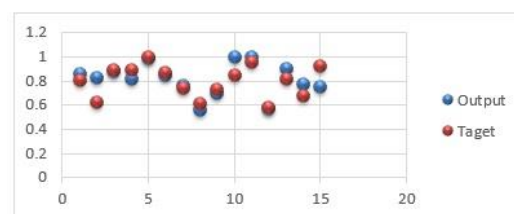
شبه واقعی از داده های گرانی با ۵ و ۱۰ درصد نویز استفاده شد. بدین ترتیب که به داده های گرانی حاصل از مدل گنبد نمکی (با اعماق متفاوت) با استفاده از دستور adwgn در نرم افزار Matlab به میزان ۵ و ۱۰ درصد نویز گوسی سفید اضافه شد و سپس برای هر کدام مشخصه های F_1 تا F_4 از آن استخراج و به عنوان ورودی به شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته اعمال گردید. عمق گنبد نمکی به عنوان خروجی شبکه به دست آمد و با عمق در نظر گرفته شده در مدل مقایسه شد که نتایج عددی به ترتیب در شکل ۱۶ برای ۵ درصد نویز و در شکل ۱۷ برای ۱۰ درصد نویز نشان داده شده است. خطای نسبی کل برای تخمین عمق در حضور ۵ درصد نویز برابر با $3/8$ درصد و در حضور ۱۰ درصد نویز برابر با $5/43$ درصد به دست آمد که این نتایج نشان می دهد شبکه برای تخمین عمق داده های مصنوعی در حضور نویز دارای دقت مناسبی است.



شکل ۱۵. نمودار انتخاب بهینه ترین مقدار Spread factor برای شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته (محور افقی مقدار فاکتور انتشار و محور عمودی مقدار خطای آموزش شبکه)



شکل ۱۷. تخمین عمق به وسیله شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته برای داده های گرانی مصنوعی با ۱۰ درصد نویز (محور افقی شماره نمونه ها و محور عمودی عمق نرمالیزه شده است).



شکل ۱۶. تخمین عمق به وسیله شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته برای داده های گرانی مصنوعی با ۵ درصد نویز (محور افقی شماره نمونه ها و محور عمودی عمق بهنجار شده است).

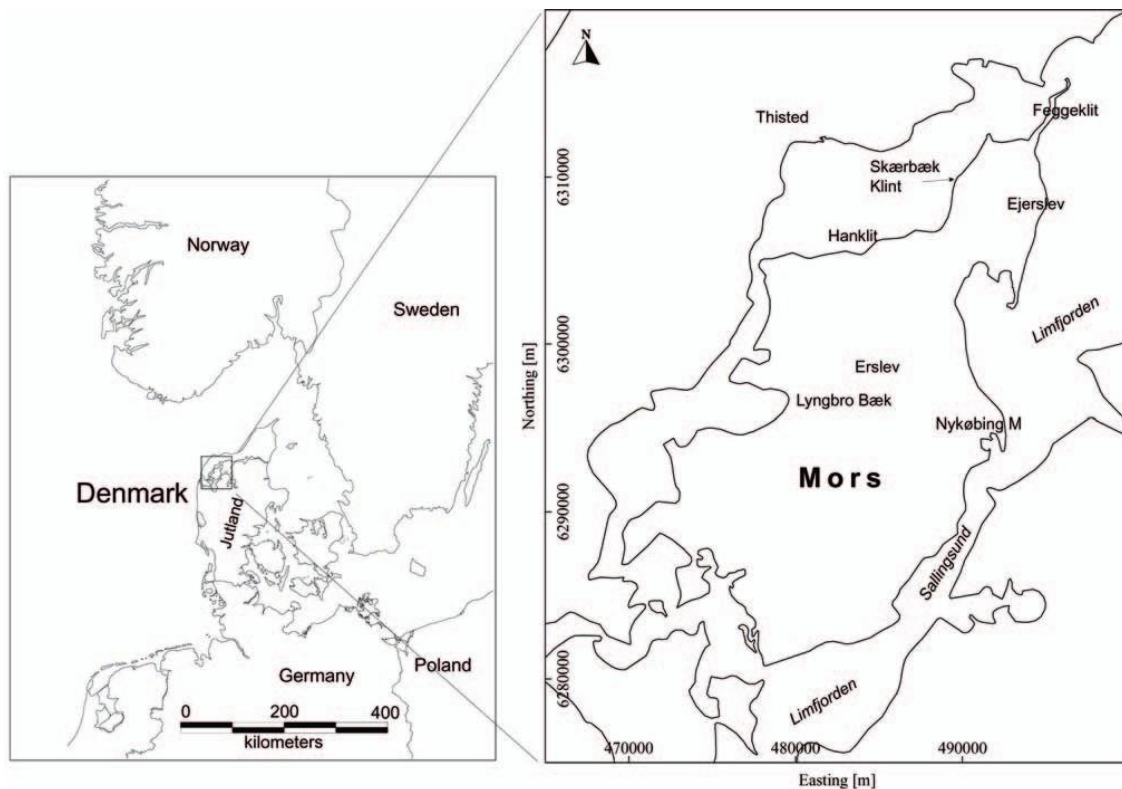
پیدا می‌کند و از جنوب توسط رس، سیلت و ماسه میوسن ادامه می‌یابد (گراوسن، ۱۹۹۰). رسوبات پالئوژن به‌طور کلی ۵۰ تا ۲۵۰ متر ضخامت دارند، اما به‌طور موضعی نازک‌ترند یا حتی محو می‌شوند. این رسوبات به‌طور عادی در طول یخزدگی کواترنری در معرض دگرذیسی قرار گرفته‌اند. شاخص‌ترین اثر روی توپوگرافی پالئوژن توسط یک‌سری از دره‌های کواترنری شکاف خورده است. این دره‌ها بیشتر با ذخایر رسوبات یخچالی ضخیم پر شده‌اند. جاهایی که دره‌ای وجود ندارد، تنها با لایه‌های نازک از سازندهای پری کواترنری پوشانده شده است. ساختار کلی دوره سوم و سازندهای کواترنری در میدان مورس اساساً توسط موارد زیر کنترل می‌شوند: ۱. دیپایر نمک مورس؛ ۲. دگرذیسی تکتونیکی در طول یخزدگی کواترنری؛ ۳. مناطق وسیع و پهناوری از سیستم‌های دره‌های مدفون و شکافدار (جورجنسن و همکاران، ۲۰۰۵).

۶. آزمون شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته برای داده‌های واقعی

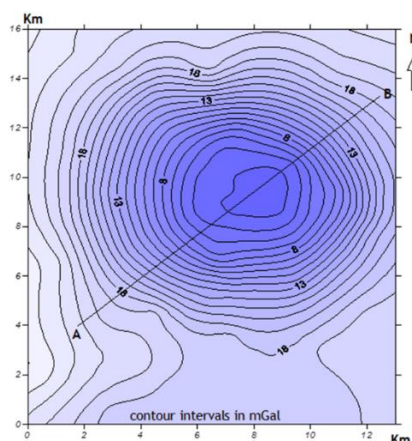
پس از امتحان شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته طراحی شده، مرحله آزمون شبکه برای داده‌های واقعی انجام گرفت. این کار برای داده‌های گنبد نمکی مورس واقع در دانمارک صورت گرفت که در ادامه توضیحات آن ارائه می‌شود.

۶.۱. زمین‌شناسی مورس، دانمارک

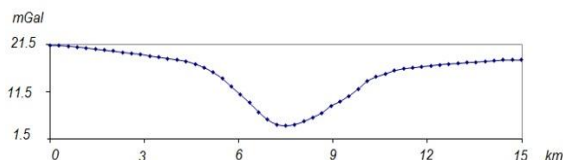
گنبد نمکی مورس در شمال تا شمال غرب دانمارک واقع شده است (شکل ۱۸). میدان مورس از لحاظ زمین‌شناسی دارای ویژگی‌های زیر است: لایه کواترنری شامل گچ سفید کرتاسه فوقانی و سنگ آهک پالئوسن و پوشیده از رس و دیاتومیت (ائوسن - پالئوسن) است. دیاتومیت از سازند Fur تشکیل شده است (پدرسن و شرلیک، ۱۹۸۷). این لایه‌ها با رس‌های الیگوسن ادامه



شکل ۱۸. موقعیت میدان و گنبد نمکی مورس، دانمارک (جورجنسن و همکاران، ۲۰۰۵).



شکل ۱۹. نقشه آنومالی بوگه روی گنبد نمکی Mors در دانمارک به همراه پروفیل اصلی AB انتخاب شده است؛ اعداد روی کانتورها بر حسب میلی‌گال و واحد طول‌ها کیلومتر است.



شکل ۲۰. نمودار گرانی در راستای پروفیل اصلی AB.

جدول ۵. مشخصات آموزشی و خروجی حاصل از شبکه GRNN برای داده‌های گنبد نمکی مورش، دانمارک و مقایسه با نتایج روش NFG

فاکتور انتشار شبکه	RMSE خطای آموزشی شبکه	عمق تخمین زده شده توسط شبکه GRNN (بر حسب km)	عمق تخمین زده شده به روش NFG (بر حسب km) (آقاجانی و همکاران، ۱۳۸۹)	عمق واقعی گنبد نمکی (بر حسب km)	درصد خطای نسبی روش NFG	درصد خطای نسبی روش GRNN
۰/۴۵	۰/۸۶	۴/۸۲	۴/۷۰	۴/۸۵	۳	۰/۶۲

۷. نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جدید با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته از طریق داده‌های گرانی جهت تخمین عمق گنبد نمکی به کار گرفته شد. نتایج برای داده‌های واقعی و مصنوعی دارای نویز با استفاده از این شبکه نشان می‌دهد که این شبکه در محیط‌های نویزدار عملکرد مناسبی را نشان می‌دهد. در این مقاله، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته به ازای مقادیر مختلف فاکتور انتشار آموزش داده شد و با توجه به خطای آموزشی هر کدام از آنها مقدار بهینه فاکتور انتشار ۰/۴۵ به دست آمد. به منظور آزمون شبکه برای داده‌های واقعی، داده‌های گرانی میدان مورش در دانمارک به شبکه اعمال شد و نتیجه به دست آمده از این

۶. ۲. نتایج برای داده‌های گنبد نمکی مورش (دانمارک)

در شکل ۱۹ نقشه آنومالی بوگه اندازه‌گیری شده به همراه پروفیل اصلی AB و در شکل ۲۰ نمودار گرانی در راستای این پروفیل اصلی نشان داده شده است. این پروفیل در راستای نسبتاً عمود بر کشیدگی آنومالی انتخاب شده است. در نهایت مقادیر مشخصه‌های مربوط از سیگنال گرانی پروفیل اصلی AB استخراج و به عنوان ورودی به شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته اعمال شد. عمق گنبد نمکی ۴/۸۲ کیلومتر به دست آمد (جدول ۵) که با نتایج آقاجانی و همکاران (۱۳۸۹) - که از روش گرادینان کامل بهنجار (NFG) استفاده کردند - با خطای قابل قبولی (خطای نسبی ۰/۶۲ درصد در مقابل خطای نسبی ۳ درصد) تطابق دارد.

رضایی، م، ۱۳۸۴، زمین شناسی نفت، انتشارات علوی تهران، چاپ دوم.

Bain, J. E., Weyand, J., Horscroft, T. R., Saad, A. H. and Bulling, D. N., 1993, Complex salt features resolved by integrating seismic, Gravity, and Magnetics, EAEG/EAPG Annual Conference and Exhibition, expanded abstracts.

Gravesen, P., 1990, Geological map of Denmark 1:50.000, Kortbladet 116I Thirsted, Geological basis datakort, Geological Survey of Denmark, Map series no.13.

Hajian, A., 2008, Depth estimation of gravity anomalies by Hopfield Network, proceeding of 5th Annual meeting, AOGS: Asia Oceania Geosciences Society Busan, Korea, 16-20 Jun.

Hajian, A., Styles, P., Zomorrodian, H., Depth estimation of cavities from microgravity data through multi adaptive Neuro-Fuzzy interference system, 2011, 17th Near Surface European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics Leicester, UK, 12-14 September 2011.

Helen, I. J. and Donald, C. L., 2007, Benefit of integrated seismic and gravity exploration, an example from Norman wells NWT, Fold-Fault Research Project, University of Calgary.

Jorgensen, F., Sandersen, B. E. P., Auken, E., Lykke-Andersen, H. and Sorensen, K., 2005, Contributions to the geological mapping of Mors, Denmark – A study based on a large – scale TEM survey, Bulletin of the Geological Society of Denmark, 52, 53-75.

Osman, O., Albora, A. M. and Ucan, O. N., 2007, Forward modeling with forced Neural Network for Gravity Anomaly Profile. Mathematical Geology, 39, 593-605, doi 10.1007/s 11004-007-9114-8.

Pedersen, G. K. and Shurlyk, F., 1983, The fur formation, a late Paleocene ash-bearing diatomite from northern Denmark, Bulletin of the Geological Society of Denmark, 32, 43-65.

Specht, A., 1991, A general regression Neural Network, IEEE Transaction on Neural Networks, 2(6), 56-64.

Styles, P. and Hajia, A., 2012, Generalized regression Neural Networks for cavities depth estimation using microgravity data, case study: Kalgornie Gold, Near Surface Geosciences – 18th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics Paris, France, 3-5 September.

شبکه نشان می دهد که گنبد نمکی مورس در عمق ۴/۸۲ کیلومتری است که در مقایسه با روش NFG گرادیان کامل نرمال، قابل قبول و دارای خطای نسبی کمتری است.

مراجع

اسماعیل زاده، ا.، ضیایی، م. و دولتی ارده جانی، ف.، ۱۳۸۹، بررسی مناطق احتمالی نفوذ گنبد نمکی در تاقدیس دهنو با استفاده از تلفیق لایه های گرانی سنجی و مغناطیس سنجی به روش حاصل ضرب فازی، چهاردهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران، تهران.

آقاجانی، ح.، مرادزاده، ع. و زنگ، ه.، ۱۳۸۹، برآورد موقعیت افقی و ژرفای بی هنجاری های گرانی به کمک گرادیان کل بهنجار شده، فصلنامه علوم زمین، سال نوزدهم، ۷۶، ۱۶۹-۱۷۶.

آقاجانی، ح.، ۱۳۸۸، بررسی قابلیت روش گرادیان کل نرمال داده های گرانی در تعیین پتانسیل هیدروکربوری تله های نفتی، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی شاهرود.

پیشدادیان، م.، دولتی ارده جانی، ف.، فتحیان پور، ن. و خالو کاکائی، ر.، ۱۳۸۹، مقایسه روش هندسه فرکتال با روش های متداول برای تفکیک آنومالی های گرانی منطقه رودان بندرعباس، چهاردهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران، تهران.

دولتی ارده جانی، ف.، مرادزاده، ع. و یعقوبی پور، م.، ۱۳۹۰، بررسی قابلیت روش اجزاء محدود در جداسازی بی هنجاری های گرانی ساختمان های نفتی، م. فیزیک زمین و فضا، ۳۷(۲)، ۱۸۰-۱۹۱.

کیا، م.، ۱۳۹۰، شبکه های عصبی در MATLAB، انتشارات کیان رایانه.

مهرنیا، س. ر.، ابراهیم زاده اردستانی، و. و تیموریان آ.، ۱۳۹۲، استفاده از روش برخال برای تعیین چگالی بوگه لوح سنگی در منطقه چارک (جنوب ایران)، م. ژئوفیزیک ایران ۷(۱)، ۳۴-۵۰.