

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در برآورد حجم در جای هیدروکربن

علی اکبر رحیمی بهار

کارشناس ارشد پتروفیزیک و عضو هیئت علمی پژوهشگاه صنعت نفت

(تاریخ دریافت ۸۶/۱۲/۲۵، تاریخ دریافت روایت اصلاح شده ۸۸/۸/۵، تاریخ تصویب ۸۸/۹/۳۰)

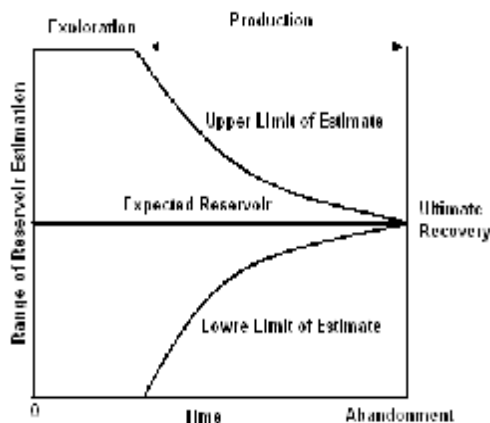
چکیده

تخمین دقیق حجم هیدروکربن در یک مخزن، اهمیت به سزایی دارد چرا که پایه و اساس طرح‌های توسعه ای آینده مخزن و میزان سرمایه‌گذاری‌ها را توجیه می‌کند. بنابراین برای مهندسان و کارشناسان صنایع بالا دستی برآورد حجم مخازن نفتی و گازی از دغدغه‌های همیشگی است که از زمان اکتشاف شروع و تا اتمام ذخیره قابل برداشت ادامه دارد. در این مطالعه سعی شده است تا با ابزار شبکه‌های عصبی و استفاده از داده‌های ژئوفیزیکی و پتروفیزیکی، مدل‌های مشخصه مخزن تهیه و بر اساس آن برآوردی از حجم در جای هیدروکربن در مخزن به دست آید. برای این هدف ابتدا مخزن شبکه‌بندی شده و به سلول‌های هم حجم تقسیم شد. سپس بر اساس تغییرات تخلخل و سنگ شناسی در چاه‌ها اقدام به زون‌بندی پتروفیزیکی درون چاه‌ها شد و با کروله کردن زون‌های درون چاه‌ها مخزن زون بندی شد. مقادیر تخلخل و اشباع آب و نیز داده‌های سه بعدی لرزه‌ای در سلول‌های مخزن میانگین‌گیری و برای هر سلول یک مقدار تعیین شد. در نهایت با طراحی یک شبکه عصبی سه لایه‌ای از نوع پرسپترون با الگوریتم پس انتشار، خطا و آموزش آن با استفاده از سلول‌های دارای مقادیر واقعی تخلخل و اشباع آب نسبت به تخمین این پارامترها در بقیه سلول‌ها اقدام شده و در نتیجه حجم در جای هیدروکربن مخزن محاسبه شد و با مقادیر به دست آمده از روش آماری مونت کارلو مقایسه شد.

واژه‌های کلیدی: حجم درجا، شبکه عصبی، تخمین، تخلخل، اشباع آب، مدل سازی مخزن، روش مونت کارلو

مقدمه

بالا بردن اعتبار مقدار حجم تخمینی دارد. مشکل وقتی نمایان می‌شود که تعداد چاه‌ها کم و اطلاعات اندک است. راه غلبه بر این مشکل، استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی و ابزار تخمین‌گری مثل زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی است.



شکل ۱: کاهش میزان نبود قطعیت در برآورد ذخیره با گذشت زمان [۱].

این مقاله، خلاصه یک کار تحقیقی درباره امکان استفاده از شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی پارامترهای مخزنی و محاسبه حجم در جای هیدروکربن در یکی از

محاسبه حجم یک مخزن از مهم‌ترین مباحث در مطالعات اکتشافی و توصیف مخازن بوده و نقش کلیدی در توسعه و سرمایه‌گذاری روی منابع نفت و گاز را دارد. بنابراین تخمین دقیق از میزان حجم در جای هیدروکربن، همواره مورد نظر مهندسان و کارشناسان بوده است. این تخمین همیشه همراه با نبود قطعیتی است که ناشی از عواملی همچون: نوع و منشأ اولیه هیدروکربن، کمیت و کیفیت داده‌های موجود، فن آوری و تجربه و دانش افراد درگیر در برآورد حجم مخزن است. این نبود قطعیت با گذشت زمان بهره‌برداری از مخزن و در نتیجه افزایش دانش و اطلاعات از مخزن کاهش می‌یابد (شکل ۱). روش‌های مختلفی برای برآورد حجم یک مخزن وجود دارد، ولی یکی از معمول‌ترین و کاربردی‌ترین آنها روش حجم‌سنجی است [۱]. در این روش با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی به دست آمده از تفسیر نمودارهای درون چاهی و آنالیز مغزه‌های حفاری در چاه‌ها، می‌توانیم مقدار حجم تقریبی مخزن را به دست بیاوریم. این روش وابستگی زیادی به داده‌های (پتروفیزیکی) حاصل از چاه‌های موجود دارد. به طور قطع افزایش تعداد چاه‌ها و به دنبال آن افزایش اطلاعات و داده‌ها نقش به سزایی در

آب یا هیدروکربن) همین رابطه بار دیگر به کار برده می شود ولی این بار حجم هیدروکربن در تک تک سلول های مخزن محاسبه شده و از مجموع آنها حجم در جای هیدروکربن مخزن با دقتی بسیار بیشتر از قبل به دست می آید.

ابزار اصلی در فرآیند مدل سازی مخزن، زمین آمار است. زمین آمار به دلیل در نظر گرفتن همبستگی فضایی داده ها و توانایی انجام تخمین با کمترین پراش، کاربرد گسترده ای پیدا کرده است. این روش متکی به یکسری فرضیه ها و وابسته به مدل سازی همبستگی فضایی داده ها است که در مواردی (مثل کمبود اطلاعات) عملی شدن آنها امکان پذیر نیست. به همین دلیل این تحقیق، برای بررسی امکان پذیری استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل سازی پارامترهای پتروفیزیکی و در نهایت محاسبه حجم در جای هیدروکربن انجام گرفت.

میدان نفتی مورد مطالعه

میدان مورد مطالعه، یکی از میدان های نفتی مرکزی ایران است که دارای ابعاد تقریبی 20×5 کیلومتر داشته و دارای ۶ حلقه چاه است که از ۵ حلقه آن بدلیل پوشش خوب کل مخزن استفاده شد. سازند مخزنی آن نیز ترکیبی از آهک و ماسه سنگ بود. بر اساس نتایج تفسیرهای پتروفیزیکی نمودارهای درون چاهی، این مخزن را به ۵ زون مختلف تقسیم کردیم. این تقسیم بندی بر اساس تغییرات تخلخل و ترکیب سنگ شناسی در چاهها انجام گرفت.

داده های لرزه نگاری ۳ بعدی از منطقه نیز در دسترس بود. به این ترتیب داده های مورد استفاده در این مطالعه عبارت بودند از:

- نتایج تفسیر پتروفیزیکی نمودارهای درون چاهی موجود از میدان شامل ۵ حلقه چاه.
- اطلاعات جغرافیایی مخزن، شامل محدوده های جانبی و بالایی مخزن و زون های مختلف پتروفیزیکی و نیز سطح پایینی مخزنی (Water Contact).
- مؤثرترین نگاره های ژئوفیزیکی استخراج شده از داده های لرزه ای که عبارت بود از:

- Acoustics Impedance
- Integrated Depth
- Instantaneous Amplitude
- Second Derivative Depth

مخازن نفتی ایران است. برای این هدف ابتدا اقدام به شبکه بندی مخزن کرده و سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و به کارگیری داده های پتروفیزیکی، ژئوفیزیکی و زمین شناسی مدلی از پارامترهای پتروفیزیکی در مخزن ایجاد و در نهایت بر اساس این مدل و با روش حجم سنجی، حجم هیدروکربن را در لایه های مختلف مخزن و در نهایت کل مخزن محاسبه کردیم. در پایان با کمک روش آماری مونت کارلو که عدم قطعیت های موجود در پارامترهای مؤثر در محاسبه حجم را مد نظر قرار می دهد؛ نتایج این تحقیق بررسی و مقایسه شد.

ارزیابی حجم مخزن

محاسبه حجم در جای نفت و گاز یک مخزن، کاری است که از شروع عملیات اکتشافی آغاز می شود و در طول عمر مخزن ادامه می یابد. اگر چه تعیین دقیق حجم هیدروکربن یک مخزن عملی نیست، ولی تخمینی قابل اطمینان از آن از دغدغه های اصلی کارشناسان و مدیران نفتی است. در روش معمول حجم سنجی با استفاده از رابطه زیر برآوردی از مقدار حجم در جای نفت (گاز) مخزن به دست می آورند:

$$OHIP = \frac{A \cdot h \cdot \Phi \cdot S_H \cdot N/G}{B_H} \quad (1)$$

که در آن:

- OHIP = حجم اولیه در جای هیدروکربن،
- A = مساحت متوسط مخزن
- h = ضخامت متوسط مخزن
- Φ = تخلخل متوسط مخزن
- S_H = متوسط درصد اشباع هیدروکربن در مخزن
- B_H = ضریب حجمی (هیدروکربن در) سازند
- N/G = نسبت ضخامت لایه هیدروکربنی به ضخامت کل مخزن

یکی از راه های برآورد حجم با این فرمول، استفاده از نتایج ارزیابی های پتروفیزیکی نمودارهای درون چاهی و محاسبه مقدار متوسط پارامترهای یاد شده در کل چاه ها و در نهایت محاسبه حجم تقریبی نفت (گاز) در جای مخزن است.

راه دیگر استفاده مدل سازی مخزن است. پس از ساخت مدل پارامترهای پتروفیزیکی (مثل تخلخل و اشباع

ترکیب کاهش می یابد، ولی خطای گروه اعتبار سنجی در ابتدا کاهش یافته ولی از نقطه‌ای به بعد بار دیگر زیاد می شود این نقطه کمینه خطای گروه اعتبار سنجی جایی است که بهینه ترین تعداد نگاره‌ها در ترکیب را نشان می دهد. همان گونه که در شکل (۲) دیده می شود، بهترین ترکیب در این مطالعه ترکیب چهار تایی است. یعنی ترکیب چهار نگاره ی اول مناسب ترین گزینه است.

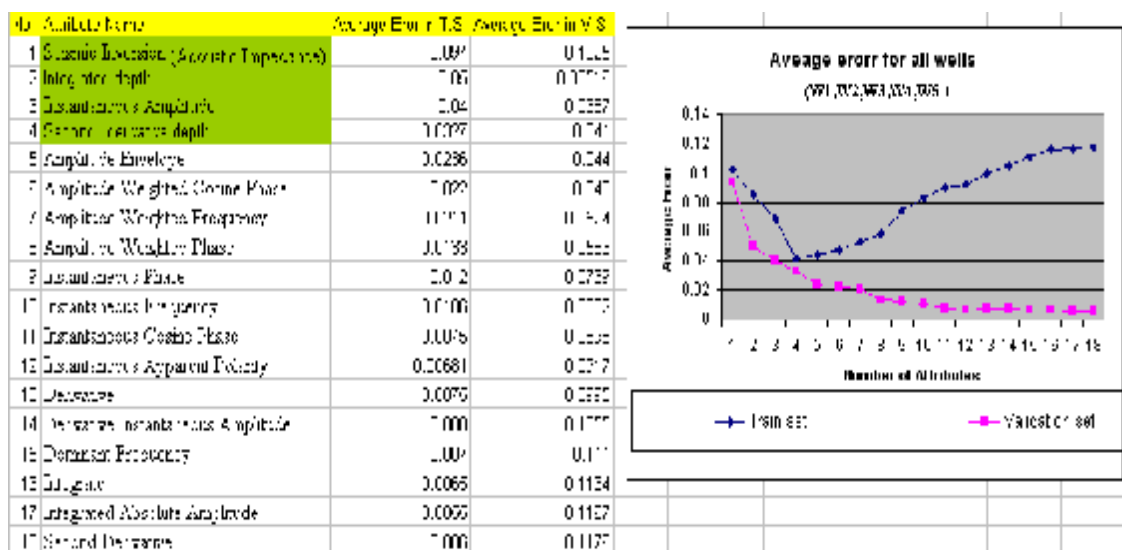
شبکه بندی مخزن

برای ایجاد سهولت در دسته بندی و به کارگیری اطلاعات و به نظم در آوردن توزیع داده ها در مخزن و هم مقیاس کردن داده‌های با فاصله نمونه برداری مختلف (داده های چاه و لرزه نگاری) لازم است تا ابتدا مخزن را به یک مدل ریاضی ساده تبدیل کرد. اولین کار در مدل سازی، شبکه بندی مخزن و تقسیم آن به تعدادی سلول (هم شکل) است. شبکه طراحی شده در این مطالعه به گونه ای بود تا چاه ها تا آن جا که امکان دارد، در سلول‌های مجزایی قرار گیرند. این کار سبب افزایش تعداد داده‌ها (سلول‌های دارای اطلاعات)، برای استفاده در آموزش شبکه می شود. از نظر عمقی نیز طراحی به گونه‌ای بود تا ضخامت سلول‌ها کمتر از فاصله عمقی نمونه برداری ژئوفیزیکی نباشد، چرا که در غیر این صورت باید از مقادیر درون یابی شده داده‌های ژئوفیزیکی استفاده کرد که این کار از اعتبار آنها می کاهد.

این نگاره‌ها از میان هجده نگاره معمول که در تخمین پارامترهای مخزنی اغلب استفاده می شوند و از داده‌های لرزه ای استخراج می شوند [۲ تا ۸] با کمک روش رگرسیون گام به گام و توسط نرم افزار "HAMPSON-RUSEL" انتخاب شدند (شکل ۲).

در این روش ابتدا رابطه رگرسیون بین تک تک نگاره‌ها با پارامتر پتروفیزیکی موردنظر (مثل تخلخل) ایجاد شده و نگاره ای که بهترین همخوانی را با پارامتر ذکر شده نشان می دهد. به عنوان اولین نگاره انتخاب می شود. در مرحله بعد ترکیبی خطی از این نگاره با هر یک از نگاره های دیگر تهیه شده و بار دیگر رابطه میان ترکیب جدید با پارامتر پتروفیزیکی مورد نظر بررسی شده و بهترین ترکیب از نظر همخوانی با پارامتر پتروفیزیکی انتخاب می شود به این ترتیب دومین نگاره نیز انتخاب می شود.

این مرحله آنقدر تکرار می شود تا لیست مرتب شده نگاره‌ها بر اساس میزان هم خوانی آنها با پارامتر پتروفیزیکی تهیه گردد. در پایان برای تعیین بهترین ترکیب از نگاره ها با تقسیم داده‌ها به دو گروه آموزشی و اعتبارسنجی، مقدار خطای متوسط تخمین پارامتر پتروفیزیکی توسط ترکیب های مختلف تکی، دو تایی، سه تایی تا ترکیب ۱۸ تایی محاسبه شده و به صورت نموداری بر حسب تعداد نگاره‌های ترکیب شده رسم می شود. خطای گروه آموزش همواره با افزایش تعداد نگاره‌ها در



شکل ۲: انتخاب نگاره های ژئوفیزیکی که بر اساس رگرسیون گام به گام، مناسبترین ترکیب را برای تخمین تخلخل و اشباع آب دارند.

• مختصات جغرافیایی (x,y,z)

نگاره‌های ژئوفیزیکی (چهار نگاره انتخاب شده در مرحله رگرسیون گام به گام)، مهم ترین ورودی هایی هستند که برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی (به ویژه تخلخل) استفاده می شوند. انتخاب کد زون مخزنی به این علت است تا تغییرات تخلخل و اشباع آب در زون‌های مختلف برای شبکه عصبی شناخته شود و شبکه این تغییرات را آموزش ببیند. این کد به صورت کاتاکوری تعریف می شود (یعنی مقدار یک، وقتی که سلول در آن زون واقع شده است و مقدار صفر وقتی سلول خارج از آن است. برای مثال اگر سه زون وجود داشته باشد و سلول در زون دوم واقع شده باشد کد آن ۰۱۰ خواهد بود). استفاده از مختصات نیز بدان علت است تا در صورت وجود روند (تغییرات ناحیه ای) در داده‌ها، شبکه قادر به کشف و آموزش آن باشد. یعنی مثلاً اگر پارامتر تخلخل در مخزن تابعی از مختصات جغرافیایی نیز باشد (مثل تغییر شمالی-جنوبی یا شرقی-غربی و ...) این رابطه با ارایه مختصات نقاط داده برای شبکه عصبی قابل شناسایی باشد

انتخاب‌های خروجی عبارت بود از:

• تخلخل

• درصد اشباع آب

از آنجا که انتخاب همزمان دو پارامتر یاد شده به عنوان خروجی، نتایج مناسبی را در بر نداشت تصمیم بر آن شد تا از یک متغیر به عنوان خروجی استفاده شود. تجربه ما در این مطالعه ثابت کرد که یک شبکه عصبی سه لایه ای (با یک میان لایه) رضایت بخش بوده و لزومی به افزایش تعداد لایه های میانی که کار پردازش را کندتر می کند، نیست. انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به طور معمول از روش سعی و خطا و بررسی خطای آموزش و آزمایش شبکه انجام می گیرد. به این ترتیب که تعداد نرون‌های لایه میانی باید در حدی باشد که هم به آموزش بهتر شبکه کمک کند و هم از آموزش اغراق آمیز شبکه جلوگیری کند. بنابراین، تعداد نرون‌های لایه میانی عددی فرضی و از پیش تعریف شده نیست و هر کس می تواند بر اساس تجربه و کار خود آن را تعیین کند. در این مطالعه ما شبکه‌های مختلفی را با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی طراحی و آزمایش کردیم و بر اساس مقایسه مقدار خطای آموزش و آزمایش شبکه با تعداد نرون‌های لایه میانی به رابطه زیر رسیدیم که در اکثر مواقع جواب

بر این اساس و با توجه به نوع داده‌های موجود برای میدان مورد مطالعه شبکه ای به ابعاد $4 \times 300 \times 250$ (بر حسب متر) طراحی شد. سپس با استفاده از روش میانگین گیری، مقدار داده‌های پتروفیزیکی و ژئوفیزیکی در هر سلول محاسبه شد. همچنین با توجه به زون‌های مختلف پتروفیزیکی در مخزن (با ارتباط دادن زون‌های پتروفیزیکی درون چاه‌ها به هم و ایجاد نقشه سطحی برای هر زون) به هر سلول کدی منطبق بر زونی که در آن واقع شده بود، اختصاص یافت. در ادامه، سلول‌هایی که اطلاعات پتروفیزیکی داشتند، برای استفاده در مراحل آموزش و تست شبکه عصبی انتخاب شدند.

استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در مدل سازی تخلخل و اشباع آب در مخزن

در سال های اخیر مقالات متعدد و فراوانی در باره کاربرد شبکه های عصبی در صنعت نفت در کنفرانس ها و مجلات مرتبط، منتشر شده است. از کاربرد های مهم شبکه های عصبی می توان به تجزیه و تحلیل رخساره‌های سنگی [۹ تا ۱۲] و تخمین پارامتر های پتروفیزیکی سازندها مثل تخلخل و نفوذ پذیری [۱۳ و ۱۴] به کمک نمودارهای چاه پیمایی و داده های ژئوفیزیکی، اشاره کرد. شبکه های عصبی مهندسان و محققان را قادر کرده است تا بر برخی از مسایل و مشکلات صنعت نفت، به ویژه آنهایی که با روش های محاسباتی معمول قابل حل نبوده اند فائق آیند. در این میان، فراوان ترین الگوی به کار گرفته شده، الگوی پرسپترون چند لایه ای با تغذیه رو به جلو (FFMLP) و تابع انتقال سیگموئید با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا^۲ بوده است. هر چند کاربرد دیگر الگوها نیز گسترش یافته است، لیکن کار آیی این الگو در اکثر مسائل، از یک سو و درک راحت تر الگوریتم آن در مقایسه با دیگر الگو ها از سوی دیگر سبب استقبال گسترده از این الگو بوده است. به همین دلیل در این مطالعه نیز ما از این الگو استفاده کردیم.

برای طراحی یک شبکه عصبی از نوع یاد شده، لازم است ابتدا تعداد نرون های لایه ورودی و خروجی تعیین شود. در این تحقیق ما برای ورودی ها، پارامترهای زیر را انتخاب کردیم:

• نگاره‌های ژئوفیزیکی

• کد زون مخزنی

قابل قبولی داشت:

$$n = 1 + \text{int}\left(\frac{N_i + N_o}{2}\right) \quad (2)$$

که در آن: n تعداد نرون‌های لایه داخلی و N_i, N_o به ترتیب تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی هستند. منظور از علامت $\text{int}()$ هم جز صحیح عبارت است.

به عنوان مثال اگر نرون‌های لایه ورودی ۷ عدد و نرون‌های لایه خروجی ۱ عدد باشد. تعداد نرون‌های لایه میانی برابر ۵ خواهد شد.

همان‌گونه که ذکر شد تابع انتقال بین لایه‌ها از نوع سیگنویید بوده و الگوریتم آموزشی آن هم از نوع پس انتشار انتخاب شد.

قبل از استفاده از داده‌های ورودی و خروجی در آموزش شبکه، لازم است تا ابتدا این داده‌ها آماده سازی شوند. مراحل انجام کار در این آماده سازی عبارت است از:

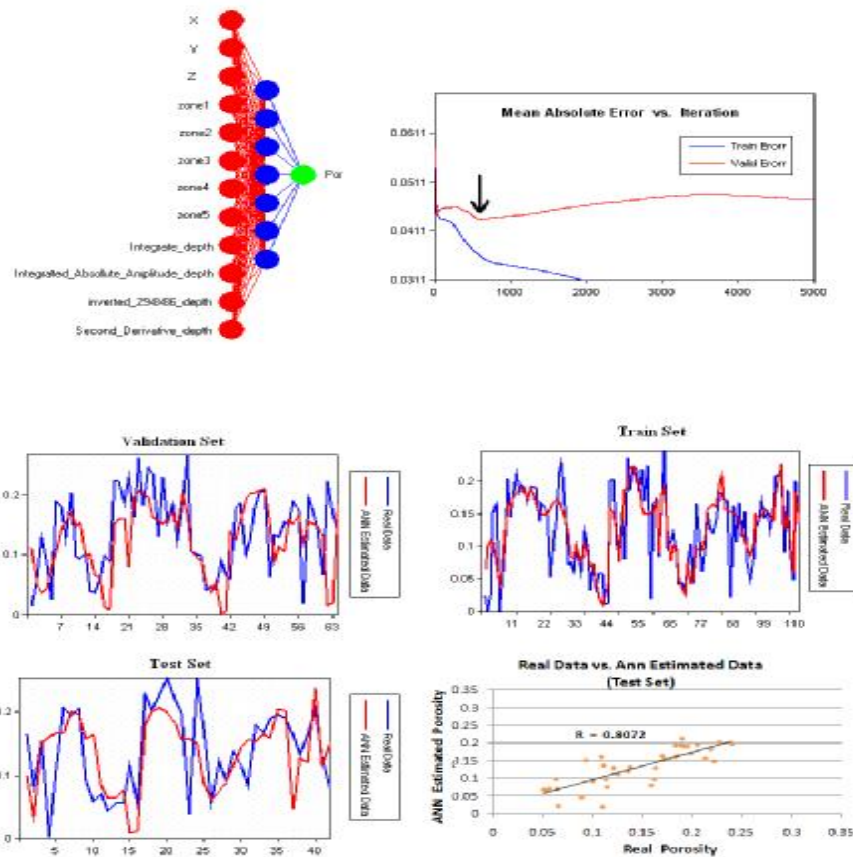
- نرمال سازی داده‌ها بین (۰ و ۱) و یا (۱-۱)؛

- تقسیم داده‌ها به سه بخش؛ روش‌های مختلفی برای تقسیم داده‌ها در گروه‌های مختلف آزمایشی، اعتبار

سنجی و آموزشی وجود دارد؛ از جمله انتخاب درصدی تصادفی و یا انتخاب یک یا چند چاه. از آنجا که در این جا تعداد چاه‌ها محدود بود (۵ حلقه) این روش عملاً قابل استفاده نبود چراکه به دلیل کمبود داده‌ها و نیز عدم همپوشانی داده‌های چاه‌ها نتایج به دست آمده رضایت بخش نبود بنابراین از گزینه دوم یعنی انتخاب درصدی تصادفی داده‌ها استفاده شد. در نتیجه از مجموع ۲۲۰ نمونه (یا سلول) بخش بیشتر اطلاعات برای آموزش (حدود ۵۰٪) و بخش کمتر برای آزمایش (حدود ۲۰٪) و اعتبار سنجی (حدود ۳۰٪) در نظر گرفته شد.

- نقطه توقف آموزش نیز رسیدن به نقطه مینیمم مطلق منحنی خطای گروه اعتبار سنجی در طی دوره تکرار در نظر گرفته شد.

بر این اساس، الگویی برای تخمین پارامتر تخلخل طراحی شد. این الگو و نتایج حاصله از آموزش و آزمایش آن در شکل (۳) نشان داده شده است.

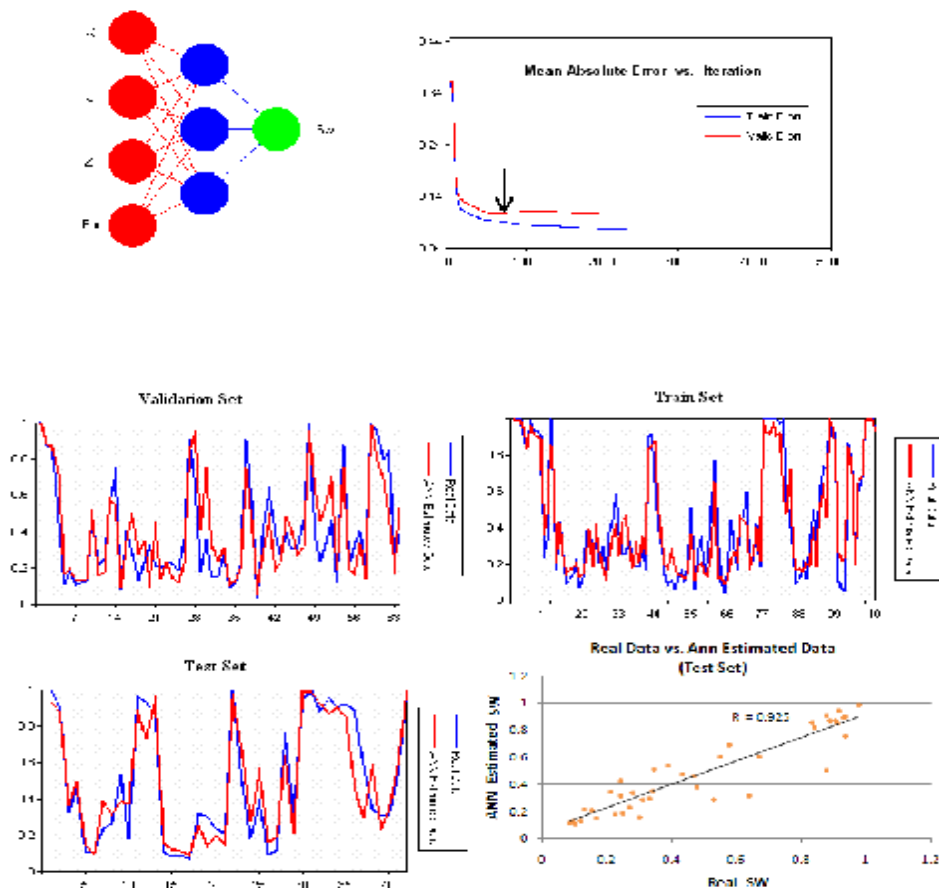


شکل ۳: شبکه عصبی طراحی شده برای تخمین تخلخل و نتایج آموزش و آزمایش آن.

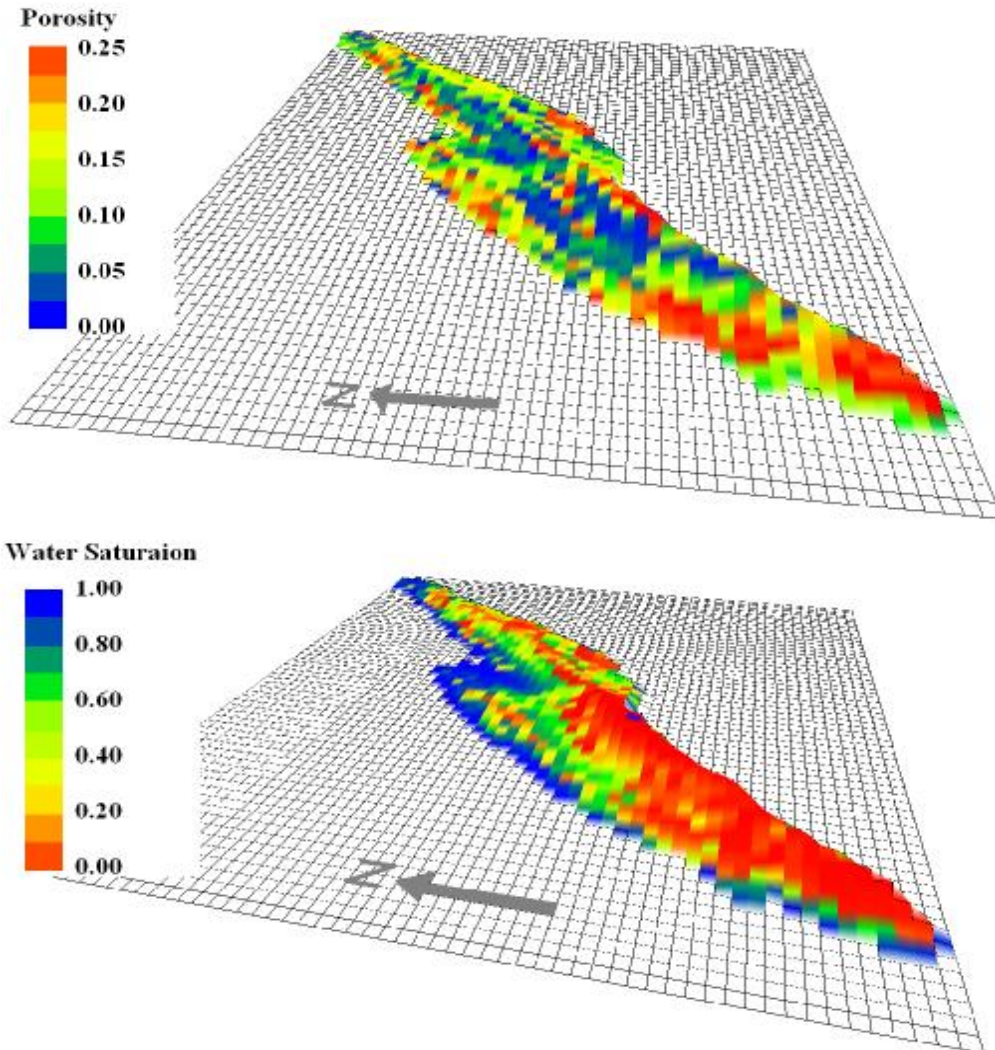
اشباع آب نبوده و لذا نمی توان از این داده ها در تخمین این پارامتر استفاده کرد. سرانجام با بررسی الگوهای مختلف ورودی ها، شبکه های برای تخمین اشباع آب طراحی شد. در این شبکه از مختصات به همان دلیل قبلی و تخلخل (واقعی) استفاده شد. لازم به ذکر است که برای انتخاب تعداد داده ها در گروه های مختلف از همان الگوی قبلی استفاده شد. از آنجا که زون ها به نوعی در تغییرات تخلخل پنهان هستند از انتخاب کد زون مخزنی صرف نظر شد. آموزش این شبکه نتیجه بسیار خوبی را به دست داد. شکل (۴) این شبکه و نتایج آموزش و آزمایش آن را نشان می دهد. این نتایج، ضریب همبستگی بالای ۰/۹ را برای تخمین داده های کنار گذاشته شده آزمایشی، نشان داد. اعتبار خوب نتیجه تخمین تخلخل با شبکه عصبی و نیز نتیجه خیلی خوب آموزش شبکه طراحی شده برای تخمین اشباع آب، ما را متقاعد کرد که از تخلخل برای تخمین اشباع آب استفاده کنیم.

در قسمت بالای نمودار، شبکه طراحی شده به همراه نمودار خطا در هر بار تکرار و نقطه بهینه آموزش دیده می شود. در قسمت میانی نیز مقادیر واقعی و تخمین داده ها در دو گروه آموزشی و اعتبار سنجی دیده می شود و در قسمت پایینی نیز مقادیر تخمینی و واقعی داده ها در گروه آزمایشی به همراه نمودار متقاطع آنها و میزان همبستگی شان دیده می شود. همان طور که می بینیم نتیجه تخمین شبکه در داده های کنار گذاشته شده آزمایشی در حد قابل قبولی است (با ضریب همبستگی حدود ۰/۸).

الگویی مشابه الگوی ذکر شده نیز برای تخمین اشباع آب به کار رفت ولی نتیجه حاصل از آن به هیچ وجه رضایت بخش نبود. با آزمایش های مکرر و سعی و خطا و تغییر در طراحی الگو با تغییر در تعداد نرون های داخلی و حتی تغییر تعداد ورودی ها، تغییر محسوسی در نتیجه مشاهده نشد. این موضوع نشان می داد که شبکه قادر به پیدا کردن ارتباط قابل قبولی میان داده های ژئوفیزیکی و



شکل ۴: شبکه عصبی طراحی شده برای تخمین اشباع آب و نتایج آموزش و آزمایش آن.



شکل ۵: مدل های سه بعدی تهیه شده از تخلخل و اشباع آب مخزن با کمک شبکه عصبی.

می‌دهد.

بررسی خطای برآورد حجم نفت با کمک شبکه عصبی

برای بررسی دقت نتایج حاصل از آن سعی شد تا از روش شبیه سازی آماری مونت کارلو که نبود قطعیت ها را در برآورد حجم پوشش می دهد [۱۵]، استفاده شود. در این روش، به جای آنکه فقط از یک مقدار معین پارامتر مفروض برای محاسبه نتیجه استفاده شود، از دامنه ای از مقادیر پارامتر مفروض (بر اساس تابع توزیع آن) در محاسبه استفاده می شود بنابراین نتیجه خروجی هم به جای آنکه یک مقدار معین باشد دامنه ای از مقادیر است که بر حسب آنکه از چه تابع توزیعی پیروی کند، می توان

به این ترتیب با کمک الگوی اول، مقدار تخلخل در سراسر مدل (به جز سلول های دارای مقدار واقعی) تخمین زده شد و یک مدل سه بعدی از تخلخل در مخزن به دست آمد. سپس با کمک مدل تخلخل و استفاده از الگوی دوم مدل اشباع آب نیز برای مخزن تهیه شد. مدل های سه بعدی به دست آمده در شکل (۵) دیده می شود.

محاسبه حجم در جای نفت مخزن

با کمک مدل های تهیه شده در بخش قبلی و رابطه حجم سنجی، حجم در جای اولیه نفت را در این مخزن محاسبه کردیم. جدول (۱) و شکل (۶) مقادیر و نمودار مربوط به آن را در تک تک لایه ها و کل مخزن نشان

زون‌ها به دلیل چگالی کمتر داده‌ها، شبکه عصبی قادر به آموزش و برآورد دقیق تری نشده است. با استفاده از توابع توزیع برازش شده بر داده‌های حقیقی در زون‌های مختلف و استفاده از روش مونت کارلو با تعداد تکرار ۳۰۰۰ بار، حجم نفت در جای هر زون محاسبه شد و تابع توزیع آن به دست آمد (شکل ۷). در این برآورد عواملی مثل حجم سنگ مخزن و نیز ضریب حجمی سازند برای نفت، ثابت و معادل مقادیر قبلی در نظر گرفته شد. نمودار ستونی مقدار حجم برآورد شده با استفاده از سه روش شبکه عصبی، مونت کارلو و میانگین ریاضی داده‌ها (در زون‌ها) در جدول (۱) و شکل (۶) نشان داده شده است. حجم برآورد شده با استفاده از مدل‌سازی شبکه عصبی در زون‌های ۴ و ۵ در حد خطای استاندارد (حد اطمینان ۹۵٪) مقدار تخمینی با روش مونت کارلو قرار گرفته اند (جدول ۲). اما در زون‌های دیگر یعنی زون ۱ و ۲ و ۳ برآورد حجم توسط مدل شبکه عصبی بسیار بیشتر است.

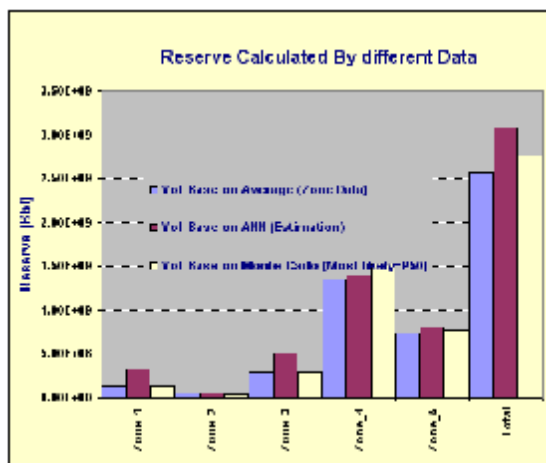
مقادیر مختلف با سطح اعتماد های معین را محاسبه کرد. در ابتدا توزیع آماری پارامترهای تخلخل و اشباع آب در زون های مختلف بررسی شد و بهترین تابع توزیع مربوط به آن برای آن انتخاب شد. برای پارامتر تخلخل از توزیع نرمال و برای اشباع آب از مدل لاگ نرمال استفاده شد. در همه زون ها به جز زون پنج یک جامعه آماری دیده شد ولی زون پنج متشکل از دو جامعه آماری بود. بنابراین در این زون از ترکیب دو نوع تابع توزیع استفاده گردید. نمودار های تابع توزیع تجمعی برای داده های هر زون به همراه توابع آماری در نظر گرفته شده برای آنها و نیز نتایج حاصل از تخمین توسط شبکه عصبی در شکل (۸) نشان داده شده است. چنانچه دیده می شود نتایج حاصل از آن از تخمین توسط شبکه عصبی در زون های ۴ و ۵ که زون‌های اصلی مخزن هستند، از روند طبیعی داده‌ها پیروی می‌کند و تطابق خوبی را نشان می‌دهد. اما در زون‌های ۱ تا ۳ تفاوت چشمگیری دارد. ظاهراً در این

جدول ۱: مقادیر حجم برآورد شده مخزن بر اساس روش های مختلف میانگین گیری، شبکه عصبی و مونت کارلو.

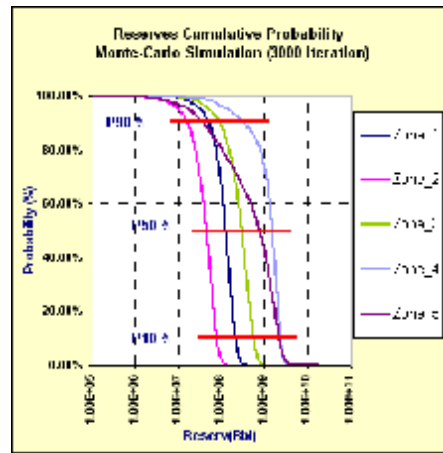
Reservoir Calculation Method	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5	Total
Monte-Carlo (Low side=P10%)	2.1385E+08	7.9329E+07	5.6323E+08	2.3700E+09	2.1657E+09	5.3921E+09
Monte-Carlo (Most likely=P50%)	1.2743E+08	4.5329E+07	2.9635E+08	1.5313E+09	7.6376E+08	2.7642E+09
Monte-Carlo (High Side=P90%)	5.1835E+07	1.6591E+07	9.3734E+07	3.3607E+08	3.8145E+07	5.3637E+08
Average zone Data	1.3206E+08	4.7406E+07	3.0126E+08	1.3474E+09	7.3952E+08	2.5676E+09
Artificial Neural Network Estimation	3.1942E+08	5.0838E+07	5.0807E+08	1.3988E+09	8.0689E+08	3.0840E+09

جدول ۲: مقایسه حجم برآورد شده توسط روش شبکه عصبی و مونت کارلو.

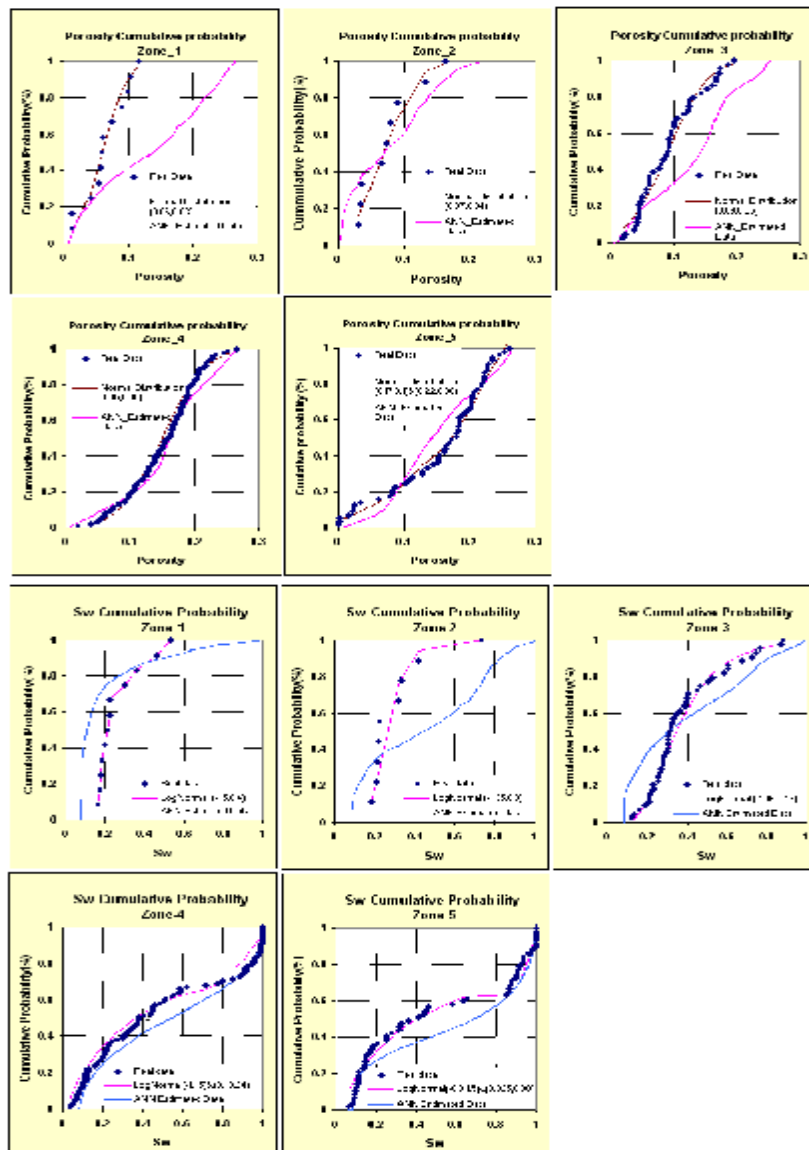
	Zone-1	Zone-2	Zone-3	Zone-4	Zone-5
Mean	131000046.2	47072633.5	316417601.7	1457859748	965853788.3
Standard Error	1154630.186	449362.881	3361321.188	15309149.55	23122514.97
ANN	319424187	50837607.1	508066643.8	1398763914	806887037.7



شکل ۶: نمودار ستونی حجم در جای هیدروکربن محاسبه شده با روش های شبکه عصبی، مونت کارلو (متوسط) و میانگین گیری بر اساس داده های پتروفیزیکی (چاهها)، در هر زون.



شکل ۷: نمودار توزیع احتمال تجمعی مقدار حجم مخزن بر اساس شبیه سازی مونت کارلو در زون های مختلف (با ۳۰۰۰ بار تکرار).



شکل ۸: نمودار توزیع تجمعی داده ها به همراه مدل های توزیع برازش شده بر آنها و مقادیر تخمینی توسط شبکه عصبی در زون های مختلف.

نتیجه گیری

شبکه‌های عصبی، به تنهایی نمی‌تواند در ساخت مدل و برآورد حجم به کار رود. ولی می‌تواند به عنوان یکی از روش‌های مکمل برای این هدف و مقایسه نتایج حاصل از آن با نتایج به دست آمده از روش‌های دیگر هم چون میانگین گیری ساده و یا روش پیشرفته‌تر زمین آمار، مد نظر قرار گیرد.

این تحقیق که نتیجه انجام یک پروژه پژوهشی برای بررسی امکان استفاده از شبکه‌های عصبی در محاسبه حجم بر جای هیدروکربن در یک مخزن و توسعه یک نرم‌افزار برای این هدف بود، نشان داد که این کار عملی است. ولی کمیت و کیفیت داده‌های موجود تأثیر قابل توجهی بر نتایج حاصله دارد. در هر صورت استفاده از

مراجع

- 1 - Reserve Estimation: Methodology, Definitions & Standards of Practice Presentation, Phil Kandel, P. Eng., P.E. Vice President Engineering, Presentation to U of C Petroleum Geology 577 Thursday, April 1, 2004.
- 2 - Porosity prediction using attributes from 3C-3D seismic data, Todor I. Todorov, Robert R. Stewart, and Daniel P. Hampson, Hampson-Russell Software Services Ltd., Calgary, Alberta, CREWES Research Report — Volume 10 (1998).
- 3 - D porosity prediction using P-P and P-S seismic inversions, Todor I. Todorov (Hampson-Russell Software, University of Calgary), Robert R. Stewart (University of Calgary), 1999.
- 4 - Sand Thickness Prediction from Band-limited Seismic Attributes using Neural Networks: Orient Basin, Ecuador Richard O. Lindsay, Emerald Geosciences Research Corp.; and David Bocanegra, Vintage Petroleum, Inc. SEG International Exposition and 72nd Annual Meeting, 2002.
- 5 - Well log prediction using attributes from 3C-3D seismic data, Todor Todorov, Robert Stewart, Daniel Hampson, and Brian Russell, The CREWES Project, University of Calgary, Hampson-Russell Software Services Ltd. 1999.
- 6 - Well Logs and Rock Physics in Seismic Reservoir Characterization, Joel Walls, Jack Dvorkin, Matt Carr Rock Solid Images 2001.
- 7 - Correlating Seismic Attributes To Reservoir Properties Using Multivariate Non Linear Regression, Robert S. Balch, William W. Weiss, and Saochang WO Presented at West Texas Geological Society Fall Symposium, 1998.
- 8 - Calibration of seismic attributes for reservoir characterization, Wayne D. Pennington, Horacio Acvedo, Aaron Green & et all. Michigan Technological University, Work Performed under contract No. DE-AC26-98BC15135, January 2002.
- 9 - A New Technique for Lithofacies Prediction: Back-Propagation Neural Network Punnee Siripitayananon, Hui-Chuan Chen a, and Bruce S. Hart c, 2002
- 10 - Delineation of Lithofacies based on Well Logs - Application of Stochastic and Neural Network Models for Analyzing and Interpretation Geophysics Michael Stundner, Johann Lechner - Decision Team - Software (GmbH) 2000.
- 11 - Determination of Lithofacies from Well Logs Using Unsupervised Neural Network Model, Heidar A. Malki Muhammad S. Anwar University of Houston University of Houston, 312 Technology Building 312 Technology Building, Houston, Electronic journal for engineering Technology, vol 5, no. 1, winter 2003.
- 12 - Neural Net Generated Seismic Facies Map and its Application in various Geologic Environments: Examples from South Texas Basin. By S.K. Addy (CGG-ASI - Houston, Texas), 1999.

- 13 - Reservoir parameter estimation using a hybrid neural network, F. Aminzadeha, Jacob Barhenb, C.W. Gloverb, N.B. Toomarianc and GB-USA and FACT Inc., USA Center for Engineering Systems Advanced Research, Oak Ridge National Laboratory, USA Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, Computers & Geosciences 26 (2000) 869-875.
- 14 - Neural Network Knowledge-Based Modeling of Rock Properties Based on Well Log Databases, Masoud Nikravesh, SPE, Lawrence Berkeley National Laboratory SPE 46206, 10-13 May 1996.
- 15 - Quantifying uncertainties associated with reservoir simulation studies using surrogate reservoir models, Shahab D. Mohaghegh, West Virginia University & Intelligent solution, Inc. SPE 102492, 2006.

واژه های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

- 1 - Original Hydrocarbon in Place
- 2 - Feed Forward Multilayer Perceptron
- 3 - Back Propagation