

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی نفت - اکتشاف

توصیف کیفیت مخازن کربناته به کمک روش‌های عصبی-فازی با استفاده از داده‌های

چاه پیمایی

نگارنده: سمیه محمودوند

اساتید راهنما:

دکترمهرداد سلیمانی منفرد

دکتر علی مرادزاده

بهمن ۱۳۹۶

شماره: ۹۹۹۲۰۸  
تاریخ: ۹۶/۱۱/۴

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) - صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای سمیه محمودوند با شماره دانشجویی ۹۳۱۵۶۲۴ رشته مهندسی نفت گرایش اکتشاف تحت عنوان توصیف کیفیت مخازن کربناته به کمک روش‌های عددی-خاری با استفاده از داده‌های چاه پیمایی که در تاریخ ۹۶/۱۱/۴ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می‌گردد:

☐ مردود
 ☒ قبول (با امتیاز ۷۷/۱۱ درجه خوب)

نوع تحقیق: ☒ نظری ☐ عملی

| عضو هیأت داوران           | نام و نام خانوادگی            | مرتبه علمی | امضاء |
|---------------------------|-------------------------------|------------|-------|
| ۱- استاداراهتمای اول      | دکتر مهرداد سلیمانی           | دانشیار    |       |
| ۲- استاداراهتمای دوم      | دکتر علی مرادزاده             | استاد      |       |
| ۳- استاد مشاور            |                               |            |       |
| ۴- نماینده تحصیلات تکمیلی | دکتر سجاد نگهبان              | استادیار   |       |
| ۵- استاد ممتحن اول        | دکتر علی نجانی                | دانشیار    |       |
| ۶- استاد ممتحن دوم        | دکتر ابوالقاسم کلانکار روحانی | دانشیار    |       |



نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده: دکتر علیرضا عرب

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:

تصوه: در صورتی که کسی مردود شود حداکثر یکبار دیگر (در صورت صلاح دید) می‌تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع

مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود)

تقدیم به

مقدس‌ترین واژه‌ها در لغت نامه دلم، مادر مهربانم که زندگیم را مدیون مهر و عطوفت آن می دانم.

پدر، مهربانی مشفق، بردبار و حامی.

همسرم که نشانه لطف الهی در زندگی من است.

برادر و خواهرم همراهان همیشگی و پشتوانه‌های زندگیم

ماهان عزیزتر از جانم که خورشید زندگی من است

## تشکر و قدردانی

سپاس و ستایش خدای را که همیشه مرا مورد لطف و عنایت خود قرار داده تا به کمک بزرگانی طی طریق کنم و هم اکنون این تحقیق را به پایان برسانم. از این رو ضمن تقدیر و تشکر از این عزیزان، توفیق روز افزون ایشان را از خداوند متعال خواستارم.

بدین وسیله از زحمات اساتید محترم آقای دکتر مهرداد سلیمانی منفرد و آقای دکتر علی مرادزاده و استاد مشاور مهندس احمد توحیدی نیا که با رهنمودهای ارزشمندشان مرا در هرچه بهتر انجام دادن این پایان نامه یاری فرمودند تشکر و سپاسگذاری می‌کنم.

در پایان از کلیه دوستان و عزیزانی که مرا در انجام این پایان نامه یاری نمودند صمیمانه سپاسگذارم و آرزوی موفقیت برایشان دارم.

## تعهد نامه

اینجانب سمیه محمودوند دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی نفت (اکتشاف) دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه تو صیف کیفیت مخازن کربناته به کمک روش های عصبی - فازی با استفاده از داده های چاه پیمایی تحت راهنمایی آقای دکتر سلیمانی متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه شاهرود» و یا «Shahrood University» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آن) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشگاه

### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

## چکیده

تراوایی و تخلخل از خواص بسیار مهم مخازن نفت می‌باشند. دانستن مقادیر صحیح تراوایی و تخلخل به منزله یک ابزار موثر، کارآمد و مهم برای مهندسين نفت در امر فرآیند تولید و مدیریت یک میدان می‌باشد. برای تعیین تراوایی و تخلخل سنگ مخزن دو روش مستقیم و غیرمستقیم وجود دارد. هدف این مطالعه استفاده از قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی برای تعیین تراوایی و تخلخل، در میدان پارس جنوبی با استفاده از داده‌های موجود (نگارهای چاه‌پیمایی و داده‌های مغزه) می‌باشد. در این پژوهش تخلخل و تراوایی افقی و قائم دو سازند کنگان و دالان در چهار چاه میدان پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا به روش توقف سریع و روش منظم‌سازی و با استفاده از روش‌های احتمالی و بهینه سازی در آنالیز مولتی‌مین تو سط نرم‌افزار Geolog تخمین زده شد. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه برای آموزش شبکه عصبی در چاه‌های sp1, sp5, sp6 برابر ۰/۹۵ و برای چاه sp2 برای تعیین تخلخل برابر ۰/۹۵ ولی برای تخمین تراوایی برابر ۰/۹۸ است. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه برای تست شبکه عصبی در چاه‌های sp1, sp5, sp6 برابر ۰/۹۲ و برای چاه sp2 برای تعیین تخلخل برابر ۰/۹۱ ولی برای تخمین تراوایی برابر ۰/۹۰ است. ضریب همبستگی بین تراوایی حاصل از روش احتمالی که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته با داده‌های مغزه در چاه‌های sp6, sp1, sp2, sp5 به ترتیب برابر با ۰/۸۳، ۰/۸۶، ۰/۸۰، ۰/۸۷ و ضریب همبستگی بین تخلخل حاصل از روش احتمالی که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته با داده‌های مغزه در چاه sp2 برابر ۰/۷۹ است. این نتایج نشان دهنده توانایی بالای شبکه عصبی برای تخمین در مقابل آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش های احتمالاتی که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته، است.

**کلمات کلیدی:** تخلخل، تراوایی، شبکه عصبی مصنوعی، نرم‌افزار Geolog، آزمایشات مغزه و تست چاه

|                                                                                                          |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| فصل اول کلیات.....                                                                                       | ۱  |
| ۱-۱ مقدمه.....                                                                                           | ۲  |
| ۲-۱ جایگاه و نقش چاه نگاری در اکتشاف نفت.....                                                            | ۳  |
| ۳-۱ مروری بر کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و آنالیز مولتی مین در تعیین تخلخل و تراوایی سنگ مخزن ..... | ۴  |
| ۴-۱ ضرورت پایان نامه.....                                                                                | ۱۱ |
| ۵-۱ اهداف و روش انجام پایان نامه.....                                                                    | ۱۲ |
| ۶-۱ ساختار پایان نامه.....                                                                               | ۱۳ |
| ۲ فصل دوم روش های تعیین تخلخل و تراوایی.....                                                             | ۱۵ |
| ۱-۲ مقدمه.....                                                                                           | ۱۶ |
| ۲-۲ آشنایی با روش ANN.....                                                                               | ۱۶ |
| ۱-۲-۲ معماری شبکه های عصبی.....                                                                          | ۱۷ |
| ۱-۱-۲-۲ یادگیری با ناظر.....                                                                             | ۱۷ |
| ۲-۱-۲-۲ یادگیری بدون ناظر.....                                                                           | ۱۸ |
| ۲-۲-۲ شبکه عصبی پس انتشار (BPNN).....                                                                    | ۱۸ |
| ۳-۲-۲ آموزش شبکه.....                                                                                    | ۱۹ |
| ۴-۲-۲ پارامترهای شبکه.....                                                                               | ۲۲ |
| ۱-۴-۲-۲ انتخاب نوع تابع محرک.....                                                                        | ۲۳ |
| ۵-۲-۲ معیارهای توقف آموزش.....                                                                           | ۲۳ |
| ۶-۲-۲ عوامل کلیدی در کاربرد موفقیت آمیز شبکه های عصبی.....                                               | ۲۴ |
| ۳-۲ شبکه عصبی در صنعت نفت.....                                                                           | ۲۴ |
| ۱-۳-۲ روش کار شبکه عصبی مصنوعی.....                                                                      | ۲۵ |
| ۲-۳-۲ آماده سازی داده ها برای ورود به شبکه.....                                                          | ۲۵ |
| ۳-۳-۲ تطبیق عمق.....                                                                                     | ۲۶ |
| ۴-۳-۲ تعیین ضرایب همبستگی آماری بین داده ها.....                                                         | ۲۷ |
| ۵-۳-۲ انتخاب داده های ورودی.....                                                                         | ۲۷ |
| ۶-۳-۲ تأثیر توزیع آماری داده های ورودی.....                                                              | ۲۸ |
| ۷-۳-۲ فایل بندی داده ها.....                                                                             | ۲۸ |
| ۸-۳-۲ نرم افزار مورد استفاده.....                                                                        | ۲۸ |
| ۹-۳-۲ آموزش شبکه.....                                                                                    | ۲۹ |
| ۱۰-۳-۲ آزمایش شبکه.....                                                                                  | ۲۹ |
| ۱۱-۳-۲ اعتبارسنجی.....                                                                                   | ۳۰ |
| ۱۲-۳-۲ نتایج شبکه ها.....                                                                                | ۳۰ |

|       |                                                                                        |    |
|-------|----------------------------------------------------------------------------------------|----|
| ۴-۲   | آنالیز مولتی مین در نرم افزار Geolog                                                   | ۳۰ |
| ۳     | فصل سوم تخمین تخلخل و تراوایی در میدان پارس جنوبی                                      | ۳۵ |
| ۱-۳   | مقدمه                                                                                  | ۳۶ |
| ۲-۳   | زمین شناسی منطقه                                                                       | ۳۷ |
| ۱-۲-۳ | سازند کنگان                                                                            | ۳۶ |
| ۲-۲-۳ | سازند دالان                                                                            | ۳۶ |
| ۳-۳   | چاه های مورد مطالعه                                                                    | ۳۹ |
| ۴-۳   | آماده سازی داده ها                                                                     | ۴۱ |
| ۵-۳   | برنامه نویسی شبکه عصبی در محیط نرم افزار Matlab                                        | ۴۶ |
| ۶-۳   | طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا                                                          | ۴۷ |
| ۱-۶-۳ | طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع                                             | ۴۸ |
| ۲-۶-۳ | طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی                                             | ۵۵ |
| ۷-۳   | تعیین تخلخل و تراوایی با استفاده از تحلیل مولتی مین در محیط برنامه ای نرم افزار Geolog | ۵۸ |
| ۴     | فصل چهارم جمع بندی و نتیجه گیری                                                        | ۶۵ |
| ۱-۴   | نتیجه گیری                                                                             | ۶۶ |
| ۲-۴   | پیشنهادهات                                                                             | ۶۸ |
| ۷۰    | منابع و مراجع                                                                          | ۷۰ |
| ۷۳    | پیوست الف نتایج حاصل از طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع                          | ۷۳ |
| ۸۴    | پیوست ب نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی                       | ۸۴ |

## فهرست اشکال

## صفحه

|                                                                                                                                                |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| شکل (۱-۲) تصویر شماتیک آموزش شبکه عصبی با ناظر با الگوریتم پس انتشار خطا [Al Qahtane, 2000].....                                               | ۱۹ |
| شکل (۲-۲) منحنی آموزش و اعتبار سنجی [Rolon, 2004].....                                                                                         | ۲۱ |
| شکل (۱-۳) سن و سنگ شناسی (چینه شناسی) سازندهای (کنگان و دالان) پارس جنوبی ارحیمی، [۱۳۸۱].....                                                  | ۳۹ |
| شکل (۲-۳) موقعیت قرار گیری چهار چاه مورد بررسی در میدان پارس جنوبی.....                                                                        | ۴۰ |
| شکل (۳-۳) تغییرات بعضی از نگارهای چاه و تراوایی دو سازند کنگان و دالان برای دو چاه SP1، SP5.....                                               | ۴۴ |
| شکل (۴-۳) منحنی میانگین مربعات خطا در مقابل تعداد تکرار الگوریتم برای داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و تست.....                                   | ۵۰ |
| شکل (۵-۳) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه‌های SP1، SP5، SP6.....                             | ۵۰ |
| شکل (۶-۳) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه SP2 برای تعیین تراوایی.....                        | ۵۰ |
| شکل (۷-۳) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه SP2 برای تعیین تخلخل.....                          | ۵۰ |
| شکل (۸-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در چاه‌های (SP1، SP5، SP6) در روش توقف سریع..... | ۵۱ |
| شکل (۹-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه‌های (SP1، SP5، SP6) در روش توقف سریع.....        | ۵۱ |
| شکل (۱۰-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های (SP1، SP5، SP6) در روش توقف سریع.....             | ۵۱ |

شکل (۱۱-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست با شش ورودی در چاه های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع..... ۵۱

شکل (۱۲-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع..... ۵۲

شکل (۱۳-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های اعتبارسنجی در چاه های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع..... ۵۲

شکل (۱۴-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۳

شکل (۱۵-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۳

شکل (۱۶-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های اعتبارسنجی با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۳

شکل (۱۷-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۳

شکل (۱۸-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۴

شکل (۱۹-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه (SP2) در روش توقف سریع..... ۵۴

شکل (۲۰-۳) منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا و وزنهای و همچنین تعداد پارامترهای موثر آموزش در مقابل تکرار..... ۵۶

شکل (۲۱-۳) ساختار کلی شبکه پس انتشار خطا طراحی شده به روش منظم سازی در چاه های sp1, sp5, sp6..... ۵۷

شکل (۳-۲۲) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش در چاه های sp1, sp5, sp6 با شش ورودی در روش منظم سازی..... ۵۷

شکل (۳-۲۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های sp1, sp5, sp6 در روش منظم سازی..... ۵۷

شکل (۳-۲۴) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده آموزش در چاه های sp1, sp5, sp6 در روش منظم سازی..... ۵۷

شکل (۳-۲۵) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های sp1, sp5, sp6 در روش منظم سازی..... ۵۸

شکل (۳-۲۶) مقایسه تراوایی نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه sp1..... ۶۰

شکل (۳-۲۷) مقایسه تراوایی نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه sp2..... ۶۰

شکل (۳-۲۸) مقایسه تراوایی نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه sp5..... ۶۰

شکل (۳-۲۹) مقایسه تراوایی نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه..... ۶۰

شکل (۳-۳۰) مقایسه تخلخل نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه sp2..... ۶۱

شکل (الف-۱) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودی ها با خروجی در لایه های مختلف ۷۸

شکل (الف-۲) مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودی ها با خروجی..... ۷۹

شکل (الف-۳) مشخصات لایه پنهان دوم شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودی ها با خروجی..... ۸۰

شکل (الف-۴) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار با روش توقف سریع..... ۸۰

شکل (الف-۵) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های اعتبار سنجی در چاه های SP1, SP5, SP6..... ۸۱

شکل (الف-۶) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش در چاه های SP1, SP5, SP6 با شش ورودی..... ۸۱

|                                                                                                                             |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| شکل (الف-۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش در چاه های SP1, SP5, SP6.....      | ۸۱ |
| شکل (الف-۸) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های SP1, SP5, SP6.....             | ۸۱ |
| شکل (الف-۹) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های اعتبارسنجی در چاه های SP1, SP5, SP6..... | ۸۲ |
| شکل (الف-۱۰) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های SP1, SP5, SP6.....       | ۸۲ |
| شکل (الف-۱۱) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های تست در چاه SP2.....                                           | ۸۲ |
| شکل (الف-۱۲) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های آموزش در چاه SP2 با شش ورودی.....                             | ۸۲ |
| شکل (الف-۱۳) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های آموزش در چاه SP2.....                                    | ۸۳ |
| شکل (الف-۱۴) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های اعتبارسنجی در چاه SP2.....                                    | ۸۳ |
| شکل (الف-۱۵) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های اعتبارسنجی در چاه SP2.....                               | ۸۳ |
| شکل (الف-۱۶) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده های تست در چاه SP2.....                                      | ۸۳ |
| شکل (ب-۱) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودی ها با خروجی در لایه های مختلف شبکه پس انتشار به روش منظم سازی.....     | ۸۷ |
| شکل (ب-۲) مشخصات لایه پنهان شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی برای ارتباط یکی از ورودی ها با خروجی.....                   | ۸۸ |
| شکل (ب-۳) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار به روش منظم سازی.....                                                            | ۸۸ |
| شکل (ب-۴) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های آموزش در چاه های sp1, sp5, sp6 با شش ورودی..... | ۸۹ |

شکل (ب-۵) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده های تست در چاه های SP1,

SP5, SP6.....۸۹



|                                                                                                                                   |  |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--|
| جدول (۱-۳) عمق شروع و خاتمه قسمت های K1، K2، K3 و K4 سازند کنگان و سازند دالان (به متر) ۴۰                                        |  |
| جدول (۲-۳) نمونه ای از فایل مرتب شده داده ها ۴۳                                                                                   |  |
| جدول (۳-۳) ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم تراوایی در چاه های SP1، SP5، SP6 ۴۵                                  |  |
| جدول (۴-۳) ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته (تخلخل و لگاریتم تراوایی) در چاه SP2 ۴۶                      |  |
| جدول (۵-۳) نمونه ای از فایل نرمال شده داده های ورودی چاه های (SP1، SP5، SP6) که به صورت تصادفی از داده های موجود انتخاب شده ۴۷    |  |
| جدول (۶-۳) مقایسه ضریب همبستگی (R) بین داده های روش احتمالات نرم افزار Geolog و داده های مغزه برای چاه های SP1، SP5، SP6 و SP2 ۶۲ |  |
| جدول (۷-۳) مقایسه ضریب همبستگی (R) و RMS به دست آمده از شبکه عصبی برای چاه های SP1، SP5، SP6 و SP2 ۶۲                             |  |
| جدول (الف-۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودی های مختلف برای چاه های SP1، SP5، SP6 ۷۴           |  |
| جدول (الف-۲) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش در چاه های SP1، SP5، SP6 ۷۵                                               |  |
| جدول (الف-۳) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودی های مختلف برای چاه SP2 ۷۵                         |  |
| جدول (الف-۴) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش (برای تعیین تراوایی) در چاه SP2 ۷۸                                        |  |
| جدول (الف-۵) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش (برای تعیین تخلخل) در چاه SP2 ۷۸                                          |  |
| جدول (ب-۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش منظم سازی با ورودی ها و نرونها متفاوت برای چاه های SP1، SP5، SP6 ۸۵    |  |

۱

فصل اول

کلیات

از آنجا که ایران یکی از کشورهای است که مخازن غنی نفت و گاز دارد و با توجه به وابستگی شدید اقتصاد کشور به صادرات مواد هیدروکربنی، مطالعه و تحقیق در زمینه روش‌های نوین اکتشاف و بهره‌برداری نفت و گاز ضروری به نظر می‌رسد. در همین راستا، دانستن خواص مخزن از اهمیت بالایی در صنعت نفت، برخوردار است. تراوایی و تخلخل از مهم‌ترین خواص مخزنی می‌باشند.

تا به امروز سعی بر این بوده که مقادیر صحیح تراوایی و تخلخل، از طریق اندازه‌گیری‌های مستقیم آزمایشگاهی بر روی مغزه‌ها و یا تفسیر نتایج آزمایش چاه بدست آید. البته هر دوی این روش‌ها صحیح بوده، اما برای توصیف کامل مخزن کافی نمی‌باشند. زیرا در هر میدان نفتی به دلیل وقت‌گیر بودن و نیز هزینه زیاد، فقط تعداد محدودی از چاه‌ها مغزه‌گیری شده و یا آزمایش چاه فقط به تعداد محدود در هر میدان نفتی توصیه می‌شود [Kumar et al., 2000]. یکی از اهداف مطالعات پتروفیزیکی، تخمین دقیق و صحیح تراوایی و تخلخل در چاه‌هایی است که اندازه‌گیری تراوایی و تخلخل در آن‌ها به هر دلیلی (مثل نبود مغزه یا وجود شکستگی در مغزه‌ها) ممکن نمی‌باشد. رسیدن به این هدف مشکل است، زیرا هیچ نگاری که بتواند مستقیماً تراوایی و تخلخل را در یک چاه اندازه بگیرد، توسعه پیدا نکرده است [Pereira, 2004]. بنابراین با موجود بودن اکثر نگارهای چاه در یک میدان، روش یا روش‌هایی که بتواند تراوایی و تخلخل را از طریق این نگارها تخمین بزند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مطالعه برای تخمین تراوایی و تخلخل از روی نگارهای چاه از دو روش شبکه عصبی و آنالیز مولتی‌مین<sup>۱</sup> در دو سازند کنگان و دالان میدان پارس جنوبی استفاده شده است. روش شبکه عصبی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB برنامه‌نویسی و اجرا شده است. آنالیز مولتی‌مین که از روش‌های احتمالی و بهینه‌سازی استفاده می‌کند، با استفاده از ماژول مولتی‌مین توسط نرم‌افزار Geolog انجام شده است.

---

<sup>1</sup>-Multi-Minerals Analysis

## ۱-۲ جایگاه و نقش چاه نگاری در اکتشاف نفت

اگر بتوان تصور کرد که از چاهی به طور پیوسته از تمام سازندهای موجود نمونه تهیه شود، این سوال پیش می‌آید که اطلاعات چاه نگاری چه نقشی می‌تواند در مطالعات اکتشافی داشته باشد. در این صورت زمین‌شناس، مهندس مخزن یا اکتشاف می‌تواند تمام اطلاعات مورد نیاز خود را از راه آزمایش مغزه‌ها به دست آورد. با این وجود هنوز مسائل و مشکلاتی وجود دارد:

الف- به دست آوردن اطلاعات از طریق مغزه، مشکل و یا بسیار پرهزینه است.

ب- کافی نبودن حجم مغزه برای انجام آزمایش‌های مختلف روی آن

ج- امکان مطالعات کمی توسط کامپیوتر، آنگونه که روی داده‌های چاه‌نگاری میسر است، روی داده‌های مغزه وجود ندارد.

د- پیوستگی اطلاعات در مغزه‌گیری وجود ندارد.

به این ترتیب می‌توان به راحتی دریافت که، فقط تکیه بر اطلاعات حاصل از مغزه‌ها و نادیده گرفتن اطلاعات چاه‌نگاری از نظر اقتصادی و دقت، منطق درستی ندارد. علاوه بر آن به دلایل تکنیکی همیشه مغزه‌گیری کامل، امکان‌پذیر نیست و خطر فاصله افتادن بین اطلاعات مورد نیاز می‌تواند وجود داشته باشد. این‌ها بعضی از دلایل عمده‌ای بودند که باعث شدند در پنجاه سال گذشته تکنیک‌های بررسی تکمیلی، برای رفع تنگناهای موجود گسترش پیدا کنند. در این بین، بررسی‌های چاه‌نگاری یکی از عمده‌ترین این تکنیک‌ها را تشکیل می‌دهد. در این سال‌ها، انواع نگارها و کارایی آن‌ها و نیز روش‌های جدید تفسیر به طور روز افزونی گسترش یافتند.

## ۳-۱ مروری بر کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۱</sup> و آنالیز مولتی مین در تعیین

### تخلخل و تراوایی سنگ مخزن

روش‌های محاسباتی شبکه‌های عصبی، پتانسیل بالایی برای تولید نتایج دقیق از پایگاه داده‌های بزرگ دارند. شبکه‌های عصبی باید در مواردی استفاده شوند که امکان استفاده از مدل‌سازی ریاضی، میسر نباشد. زمانی از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود که، همه‌ی پارامترهای دخیل در یک فرآیند به خصوص، شناخته شده نباشد، یا اینکه رابطه بین پارامترها برای مدل کردن سیستم بسیار پیچیده باشد. در چنین مواردی شبکه عصبی برای مشاهده رفتار سیستم می‌تواند به کار رود و رفتار سیستم را تقلید کند [Mohaghegh, 2000]. مطالعات زیادی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در صنعت نفت و گاز انجام شده است. سینگ و همکاران (۲۰۱۶) در میدان گازی کانزاس، برای تخمین تخلخل از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) استفاده کرده‌اند. آن‌ها شبکه عصبی پس انتشار خطا<sup>۲</sup> (BPNN) برای تخمین مقدار تخلخل موثر از روی داده‌های چاه‌پیمایی در میدان گازی کانزاس ایالات متحده آمریکا طراحی کرده‌اند؛ که از نگارهای صوتی، چگالی و مقاومت، به عنوان ورودی شبکه عصبی پس انتشار خطا، برای تخمین تخلخل استفاده شده است [Singh et al., 2016]. شبکه عصبی پس انتشار خطا به راحتی رابطه بین داده‌های ورودی و پارامترهای خروجی را بدون داشتن پیشینه‌ای از خواص پتروفیزیکی مانند نوع سیال درون فضای خالی یا نوع ماتریکس سنگ، ایجاد می‌کند. مقایسه نتایج به دست آمده از روابط تجربی با نتایج شبکه عصبی نشان می‌دهد که، همبستگی خوبی بین نتایج روابط تجربی و شبکه عصبی وجود دارد. از این رو، شبکه عصبی پس انتشار خطا می‌تواند، برای تخمین تخلخل از روی داده‌های چاه‌پیمایی به کار رود [Singh et al., 2016].

---

<sup>۱</sup> - Artificial Noural Network

<sup>۲</sup> -Back Propagation Noural network

ایتوران و پارا (۲۰۱۴) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین تراوایی، تخلخل و میرایی ذاتی<sup>۱</sup> (۱/Q) با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای و داده‌های چاه‌پیمایی استفاده کرده‌اند؛ که روش ANN، منطقه بسیار نفوذپذیر (که مرتبط با تولید آب بالا در آبخوان است) را مشخص کرد [Iturrarán et al., 2014] and

ورما و همکاران (۲۰۱۲) به تخمین تخلخل و تراوایی با استفاده از روش ANN از روی داده‌های چاه‌پیمایی پرداختند. کار تحقیقاتی این افراد با هدف تخمین میزان تخلخل و تراوایی سازند از روی داده‌های چاه‌پیمایی با استفاده از روش ANN انجام شد. منطقه مورد مطالعه در این کار تحقیقاتی، حوضه‌ی عمیق آلبرتا بود. نگارهای گاما<sup>۲</sup> (GR)، مقاومت عمیق<sup>۳</sup> (RD)، چگالی سازندی<sup>۴</sup> (DEN)، تخلخل نوترون<sup>۵</sup> (PHIN) و تخلخل چگالی<sup>۶</sup> (PHID) به عنوان ورودی روش ANN برای پیش‌بینی تخلخل و تراوایی استفاده شده‌اند. تخلخل و تراوایی مغزه به عنوان داده‌های هدف در روش ANN برای تست کردن داده‌های پیش‌بینی شده، استفاده شدند. انطباق بالای بین تخلخل و تراوایی مغزه با مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از روش شبکه عصبی نشان‌دهنده پتانسیل روش‌های هوش مصنوعی برای تعیین خواص مخزنی است [Verma et al., 2012]

آب دیده (۲۰۱۲) به تخمین تراوایی با استفاده از روش ANN و آنالیز رگرسیونی در میادین نفتی ایران پرداخت؛ که ترکیبی از روش‌های آنالیز رگرسیونی و روش ANN را برای تخمین تراوایی از روی داده‌های چاه‌پیمایی استفاده کرده‌است. مقایسه نتایج با روش‌های متداول، نشان می‌دهد که، روش‌های آنالیز رگرسیونی و روش ANN به طور مساعد و معقولانه تراوایی را پیش‌بینی کرده‌اند؛ اما روش ANN، نسبت به دیگر روش‌ها نتایج بهتری ارائه می‌دهد. نتایج شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با

---

<sup>1</sup> Intrinsic attenuation

<sup>2</sup> Gamma Ray Log

<sup>3</sup> -Deep Resistivity

<sup>4</sup> -Formation Density

<sup>5</sup> -Neutron Porosity

<sup>6</sup> -Density Porosity

آنالیز رگرسیونی، برای تخمین مقدار تراوایی بالا و پایین از دقت بالاتری برخوردارند. شبکه عصبی برای پیش‌بینی تراوایی، لزومی به دانستن پیشینه‌ای از ویژگی‌های اولیه یا ساختارهای زیر سطحی منطقه مورد بررسی ندارد [Abdideh, 2012].

حمدا و الشافعی (۲۰۱۰) برای تعیین تخلخل و تراوایی مخازن گازی ناهمگن ماسه‌سنگی با استفاده از نگار<sup>۱</sup> NMR و نگارهای متداول از شبکه‌های عصبی استفاده نمودند. نگار تشدید مغناطیس هسته‌ای (NMR) با نگارهای متداول (نوترون، چگالی، صوتی و مقاومت) متفاوت است؛ زیرا نگار NMR، تخلخل را مستقل از جزئیات لیتولوژی بیان می‌کند و ارزیابی خوبی از پتانسیل‌های هیدروکربنی ارائه می‌دهد. این نگار همچنین می‌تواند برای تعیین تراوایی و فشار موینه سازند به کار رود. حمدا و الشافعی (۲۰۱۰) نشان دادند که کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تخلخل و تراوایی با استفاده از نگار NMR و نگارهای متداول در چاه حفره باز موفقیت آمیز بوده است. این نتایج نشان می‌دهند که با داشتن نگارهای متداول و نگار NMR می‌توان، با استفاده از شبکه عصبی خواص مخازن هتروژن را نیز تعیین کرد. تخلخل و تراوایی که از نگار NMR به دست می‌آیند با تخلخل و تراوایی که از آزمایشات مغزه به دست می‌آیند برابرند. شبکه عصبی که برای تخمین تخلخل با استفاده از نگار NMR و نگارهای متداول طراحی شد با شبکه عصبی برای تخمین تخلخل با استفاده از نگار NMR نتایج مشابهی در هر دو مرحله آموزش و آزمون ارائه داده‌اند که نشان دهنده سطح اعتبارسنجی خوب شبکه تخمینی است [Hamada and Elshafei, 2010].

هل و همکاران (۲۰۰۱) به پیش‌بینی تخلخل و تراوایی از روی داده‌های چاه‌پیمایی و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در این کار تحقیقاتی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی و شبکه عصبی پس انتشار خطا (BPNN)، به پیش‌بینی تخلخل و تراوایی پرداختند. برای تخمین تخلخل از نگارهای (صوتی، چگالی و نوترون)، و برای تخمین تراوایی از نگارهای (پرتو گاما، چگالی، تخلخل نوترونی و

---

<sup>1</sup> - Nuclear magnetic resonance

صوتی) به عنوان ورودی شبکه عصبی پس انتشار خطا استفاده شده است. در تخمین تراوایی به دلیل پیچیدگی بیشتر روابط از تعداد نرون‌های بیشتری در لایه پنهان، استفاده شده است. طراحی شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا متناسب با مقیاس حوضه مورد بررسی قرار گرفته است. تفاوت اصلی بین تخلخل پیش‌بینی شده و تخلخلی که از انعکاس گاز هلیوم روی پلاگ‌های مغزه به دست آمده است کمتر از ۰/۰۱ است. برای تراوایی، متوسط تفاوت تقریبی ۴۰۰ میلی داری است که این تفاوت ناشی از عدم تطابق عمقی مغزه و نگارها و کمبود فشار طبقات بالایی در قسمت‌های هتروژن مخزن است (etal., [Helle 2001].

هوانگ و ویلیامسون (۱۹۹۷) به تعیین تخلخل و تراوایی در فواصل مخزنی با استفاده از مدل سازی روش ANN در سواحل شرقی کانادا پرداختند. در این کار تحقیقاتی وابستگی کمی بین تخلخل، تراوایی با داده‌های چاه‌پیمایی فواصل مخزنی حوضه، با استفاده از شبکه عصبی پس انتشار خطا (BPNN)، با الگوریتم مارکوارت بیان شده است. پس از آماده سازی نمونه‌های پیش پردازشی و آموزشی - نظارتی، یک مدل با توجه به رابطه‌ای بین تخلخل، تراوایی و داده‌های چاه‌پیمایی توسط شبکه عصبی پس انتشار خطا تعیین شده است. سپس مدل به دست آمده از شبکه عصبی پس انتشار خطا برای تخمین تخلخل و تراوایی در سازندهای مخزنی در چاه‌های مغزه‌گیری شده و فاقد مغزه از روی داده‌های چاه‌پیمایی به کار برده شده است. تخلخل و تراوایی به دست آمده از شبکه عصبی پس انتشار خطا امکان مطالعات بیشتر مخزن، مانند شناخت و انطباق واحدهای نفوذپذیر درون چاهی و ارزیابی کیفیت مخزن در سطح حوضه را فراهم کرده است [Williamson, 1997].

[Huang and

موحد و همکاران (۱۳۹۲) به ارزیابی خواص مخزنی سازند سروک بالایی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی در یکی از میادین نفتی جنوب ایران پرداختند. در این کار تحقیقاتی، با استفاده از داده های چاه‌پیمایی یکی از میادین نفتی جنوب ایران و به کمک نرم‌افزار Geolog ، پارامترهای

پتروفیزیکی سازند سروک بالایی در دو چاه A و B به روش ارزیابی احتمالی مورد بررسی قرار گرفتند. بر پایه این ارزیابی و با بهره‌گیری از کراس پلات‌های مرسوم (نوترون - چگالی، نوترون - صوتی) لیتولوژی سازند سروک بالایی ترکیبی از سنگ آهک، دولومیت و به مقدار کم شیل تعیین گردید. میانگین حجم شیل با توجه به نگار CGR، پایین و حدود ۱/۳۹ درصد می‌باشد، بر این اساس سازند سروک سازند مخزنی و سازندی تمیز است. براساس ارزیابی‌های انجام شده بر روی نگارهای چاه‌پیمایی، منطقه مورد مطالعه میانگین تخلخل متوسطی را نشان می‌دهد (میانگین تخلخل کل ۱۱/۴۲ درصد و تخلخل مؤثر ۱۱/۲۷ درصد). بر اساس ارزیابی‌های احتمالی که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته (میانگین اشباع آب از روش اندونزیای که یکی از روش‌های دقیق مورد استفاده در ارزیابی‌های احتمالی برای محاسبه مقدار اشباع آب توسط نرم‌افزار Geolog می‌باشد، محاسبه شده است) میانگین اشباع آب کل و موثر در سازند سروک بالایی به ترتیب ۷۵/۸۸ و ۷۵/۵۵ درصد محاسبه شده است. با توجه به خواص پتروفیزیکی (مخزنی) محاسبه شده و برای ارزیابی دقیق‌تر، سازند سروک بالایی در منطقه مورد مطالعه، زون‌های مخزنی و غیرمخزنی مشخص شدند. سازند سروک بالایی به ۵ زون S1 تا S5 تقسیم گردید. در نهایت، نیز زون S2 با توجه به ویژگی‌های خاص پتروفیزیکی به ۸ زیر لایه S تقسیم شد (S2-a تا S2-h). در نهایت زون S2 با توجه به خواص پتروفیزیکی مناسب به عنوان بهترین بخش مخزنی تشخیص داده شد (موحد و همکاران، ۱۳۹۲).

روکی و همکاران (۱۳۹۰) به برآورد تراوایی میدان گازی پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی پرداختند. در این کار تحقیقاتی از روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی<sup>۱</sup> (GRNN) برای برآورد تراوایی دو سازند کنگان و دالان میدان گازی پارس جنوبی، با استفاده از نگارهای چاه‌پیمایی پرداخته شد، و نتایج با روش برآورد رگرسیون خطی چندمتغیره نیز مقایسه شد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که، ضریب همبستگی متوسط بین تراوایی پیش‌بینی با استفاده از

---

<sup>1</sup> -General regression neural network

شبکه عصبی رگرسیون عمومی و تراوایی مغزه برای دو سری داده آموزش و آزمون به ترتیب حدود ۰/۹۵ و ۰/۹۰۲ است در حالیکه ضریب همبستگی بین تراوایی مغزه با شبکه در روش رگرسیون خطی چندمتغیره ۰/۸۵ و ۰/۸۱۲ است. این در حالی است که برای داده‌های مرحله آزمون میزان خطای برآورد شبکه عصبی در مقابل خطای روش رگرسیون خطی چندمتغیره به طور قابل ملاحظه‌ای کمتر بوده است (متوسط ۰/۶۵ در برابر ۰/۸۸۸) و به همین علت می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی رگرسیون عمومی با توجه به پیچیدگی‌های خواص مخازن نفتی، نسبت به روش رگرسیون خطی چندمتغیره، سرعت و دقت بهتری در برآورد تراوایی سنگ مخزن دارد. نتایج به دست آمده از تحقیقات آقای روکی و همکاران نشان می‌دهد که شبکه عصبی رگرسیونی طراحی شده با نه ورودی (X, Y, Z, DT, GR, NPHI, RHOB, PEF, MSFL) و فاکتور هموارساز ۰/۲۷ با توجه به ضرایب همبستگی زیاد و زاویه شیب مناسب بهترین خط برازش شده بر داده‌ها، در پیش بینی تراوایی سازندهای کنگان و دالان خوب عمل کرده است. در نتیجه می‌توان از این شبکه برای برآورد و پیش‌بینی نگار تراوایی سازند کنگان و دالان برای چاه‌هایی که به دلیل نبود مغزه‌های سنگی مقادیر تراوایی آن‌ها در این میدان مجهول است، استفاده کرد. مزیت این نوع شبکه‌ها بر شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا در این است که در این نوع شبکه‌ها پارامترهای قابل تنظیم کمتر و علاوه بر آن سرعت همگرایی بسیار زیادتر است (روکی و همکاران، ۱۳۹۰).

آخوندی و همکاران (۱۳۸۸) به توصیف هوشمند پارامترهای پتروفیزیکی مخزن آسماری در میدان نفتی اهواز پرداختند. آن‌ها از روش‌های محاسباتی هوشمند شبکه‌های عصبی، که امروزه در صنعت نفت بسیار رایج شده، برای تخمین تخلخل و تراوایی سازند آسماری استفاده کرده‌اند. با استفاده از نرم‌افزار Matlab، داده‌های مغزه و نگارهای چاه‌پیمایی، شبکه‌ی تخلخل و تراوایی طراحی شده است. شبکه‌های مذکور با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا و شبکه‌ی پیشخور،

توسعه یافته‌اند. پس از مقایسه‌ی نتایج حاصل از این شبکه‌ها با تخلخل و تراوایی مغزه، پارامترهای موثر در شبکه طوری تنظیم شده‌اند تا نتایج مطلوب بدست آید. ضریب همبستگی بین تخلخل و تراوایی اندازه‌گیری شده از مغزه با تخلخل و تراوایی تخمین زده شده از شبکه‌ی عصبی به ترتیب ۰/۹۲ و ۰/۸۲ بدست آمده است. این نتایج نشان می‌دهند که، تخلخل و تراوایی محاسبه شده با مدل هوشمند شبکه‌ی عصبی در حد قابل قبولی است. بنابراین نتایج این شبکه‌ها به چاه شماره ۳ که فاقد اطلاعات مغزه بود تعمیم داده شد. این قضیه نشان دهنده‌ی قدرت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی تراوایی است. به دلیل کسب نتایج مطلوب از شبکه و ضریب همبستگی بالا بین تراوایی مغزه و تراوایی تخمین زده شده از روش ANN می‌توان این نتایج را به سایر چاه‌های میدان مورد مطالعه که فاقد تراوایی مغزه بودند تعمیم داد. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که تطابق خوبی بین تخلخل سنگ مخزن آسماری حاصل از آنالیز مغزه و تخلخل بدست آمده از شبکه‌ی عصبی طراحی شده در این مطالعه وجود دارد. لذا شبکه‌ی طراحی شده در این مطالعه قادر به تخمین قابل قبول تخلخل در سایر چاه‌های میدان مورد مطالعه می‌باشد که از آن‌ها داده‌های مغزه در دست نیست (آخوندی و همکاران، ۱۳۸۸).

با توجه به نتایج حاصل از این مطالعات می‌توان، به قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مخزن پی برد. با توجه به اینکه میادین نفتی در مناطق مختلف از زمین‌شناسی متفاوتی برخوردار است، طراحی شبکه‌های عصبی برای هر میدان با میدان دیگر تفاوت‌هایی خواهد داشت. با توجه به مطالعات انجام گرفته آنالیز مولتی‌مین که با استفاده از روش‌های احتمالی در محیط برنامه نویسی نرم‌افزار Geolog اجرا می‌شود نیز قابلیت‌های بالایی در تخمین خواص مخزن دارد. بنابراین با توجه به قابلیت‌های بالای دو روش شبکه‌های عصبی و آنالیز مولتی‌مین در نرم افزار Geolog، ما از این دو روش همزمان، برای تعیین خواص مخزنی میدان گازی پارس جنوبی استفاده کرده ایم؛ تا نتایج دقیق‌تری برای میدان مورد نظر بدست آوریم.

## ۱-۴ ضرورت پایان نامه

پارامترهای تراوایی و تخلخل از جمله، مهم‌ترین خواص سنگ مخزن می‌باشند. لذا تعیین آن‌ها با دقت مناسب، از اهمیت خاصی برخوردار است. بهترین روش برای تعیین این پارامترها آزمایش مغزه می‌باشد. ولی چون امکان مغزه‌گیری از لحاظ اقتصادی در کلیه ی چاه‌ها و کلیه ی بازه‌های هر چاه وجود ندارد، در نتیجه یکی از بهترین روش‌ها جهت تخمین با دقت مناسب این پارامترها، استفاده از توانمندی‌های روش‌های هوش مصنوعی و اطلاعات موجود (مغزه، نگارهای پتروفیزیکی) می‌باشد. از آن‌جا که عمده ی مخازن نفتی تولیدی کشور از نوع کربناته بوده و این لایه‌ها از ناهمگنی بالایی برخوردارند، تخمین خواص پتروفیزیکی آن‌ها در مناطق در حال توسعه ضروری بنظر می‌رسد. در این تحقیق، با استفاده از اطلاعات موجود از سایر چاه‌های میدان مورد نظر، برای پیش‌بینی شرایط نواحی مجاور استفاده می‌شود. لذا لازم است با بهره‌گیری از توانمندی‌های روش‌های هوشمندی مثل شبکه‌های عصبی و عصبی فازی بگونه ای مدلی را برای کمی‌سازی و بیان تغییر پذیری خواص مخزن، برای توصیف هر چه بهتر مخزن مورد نظر ارائه نمود. از طرفی چون میدان مورد مطالعه در این کار تحقیقاتی، میدان گازی فوق عظیم پارس جنوبی می‌باشد، و با توجه به اهمیت مخازن هیدروکربنی این میدان و از آنجایی که هزینه حفاری بسیار بالا می‌باشد، لذا ضرورت دارد تا با استفاده از نرم‌افزارهای تخصصی، مدل لیتولوژیکی مخزن تهیه و با استفاده از قابلیت روش‌های هوشمند و تهیه کدهای آن در محیط Matlab از آن برای تعیین کیفیت مخزن و پارامترهای پتروفیزیکی آن (تخلخل و تراوایی) اقدام شود. سپس این مدل به کل میدان تعمیم داده شود. تا محل دقیق حفر چاه‌های توسعه‌ای مشخص گردد.

## ۱-۵ اهداف و روش انجام پایان نامه

هدف اصلی این تحقیق تخمین تراوایی و تخلخل در میدان نفتی - گازی پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز مولتی مین با استفاده از روش‌های احتمالی و بهینه‌سازی در محیط برنامه نویسی نرم‌افزار Geolog از روی نگارهای چاه‌پیمایی می‌باشد. در این راستا، ابتدا در مخزن مورد نظر چاه‌هایی که در آن‌ها مغزه‌گیری و نگارگیری انجام شده است انتخاب، و پس از جمع‌آوری کامل اطلاعات شامل نتایج مغزه (تراوایی و تخلخل) و همچنین اطلاعات نگارهای پتروفیزیکی و دیگر اطلاعات مرتبط، با استفاده از دو روش ANN و آنالیز مولتی مین با استفاده از روش‌های احتمالی و بهینه‌سازی توسط نرم‌افزار Geolog، تراوایی و تخلخل سنگ مخزن در دو سازندکنگان و دالان تخمین زده می‌شود. سپس دقت هر کدام از روش‌ها با مقایسه با تراوایی و تخلخل حاصل از آزمایشات مغزه در چاه‌هایی که مغزه‌گیری انجام شده است بررسی شده، و بهترین روش جهت توسعه در کل چاه‌های نگارگیری شده در مخزن انتخاب می‌شود. هدف مطالعه استفاده از آنالیز مولتی مین توسط نرم‌افزار Geolog و بررسی قابلیت‌های روش‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی برای توصیف خواص پتروفیزیکی مهم مخزن (تخلخل و تراوایی) است. در نهایت مدلی از تخلخل و تراوایی میدان به دست می‌آید. داده‌های مورد استفاده برای این کار تحقیقاتی شامل نگارهای متداول چاه همراه با اطلاعات مربوط به آنالیز مغزه (میزان تخلخل و تراوایی) ۴ چاه در میدان گازی پارس جنوبی است. در این پژوهش ابتدا مخزن از نظر پارامترهای پتروفیزیکی توصیف می‌شود. برای این کار داده‌ها بازبینی شده و بانک اطلاعاتی مربوطه تشکیل می‌شود. سپس مخزن زون‌بندی شده و برای هر یک از زون‌ها پارامترهای مختلف مثل لیتولوژی، تخلخل و تراوایی تخمین زده می‌شود و نتایج تخمین با چاه‌های دارای مغزه کنترل می‌گردد. برای تعیین لیتولوژی با کمک نگارهای موجود، مدل سازی انجام می‌شود. برای تعیین پارامترهای مخزنی (تخلخل و تراوایی)، در بازه مخزنی در هر چاه زون‌بندی انجام می‌شود و سپس هر زون در قسمت‌های مختلف مخزن به هم ارتباط داده می‌شوند. پس از این، با کمک

روش‌های هو شمند مانند شبکه عصبی پس انتشار خطا، پارامترهای پتروفیزیکی در چاه‌ها به دست می‌آید. سپس بر اساس پارامترهای پتروفیزیکی محاسبه شده، بار دیگر مخزن زون‌بندی می‌شود. در نهایت زون‌بندی‌های انجام شده با هم ادغام شده و با داده‌های مغزه موجود اعتبارسنجی می‌گردد تا توصیف مخزن به خوبی انجام شود.

## ۱-۶ ساختار پایان نامه

این پایان‌نامه شامل پنج فصل می‌باشد، در فصل اول مقدمه‌ای از ضرورت، هدف و چگونگی انجام این مطالعه، همچنین مروری بر کارهای انجام شده در زمینه استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در صنعت نفت ارائه شده است. در فصل دوم روش‌های تعیین تراوایی و تخلخل آورده شده است. در فصل سوم به تخمین تراوایی و تخلخل در میدان گازی پارس جنوبی پرداخته شده است. در فصل چهارم جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات آورده شده است.



۲

فصل دوم

روش‌های تعیین تخلخل و تراوایی

از جمله مهم‌ترین پارامترهایی که تعیین کننده ارزش اقتصادی یک مخزن است، تخلخل و تراوایی آن مخزن می‌باشند. ارزیابی صحیح و دقیق از میزان این دو پارامتر در شناسایی مخازن بسیار با اهمیت است. مغزه‌گیری به عنوان قابل اطمینان‌ترین و اصلی‌ترین روش شناسایی تخلخل و تراوایی سال‌هاست که به کار می‌رود. به علت هزینه بالای مغزه‌گیری، این روش در تمامی چاه‌های یک مخزن انجام نمی‌گیرد. در چاه‌های بدون مغزه سعی می‌شود، میزان تخلخل و تراوایی توسط روش‌هایی مانند چاه‌پیمایی و با بهره‌گیری از نگارهای مختلف بدست آید. ارزیابی و تفسیر کیفی نگارهای چاه‌پیمایی و تعیین کمی تخلخل و تراوایی براساس یک‌سری روابط تجربی به دست می‌آیند، که قابل اطمینان نمی‌باشند. به عنوان مثال تخلخل با نگارهای صوتی و دانسیته و تراوایی نیز به وسیله نگارهای نوترون، تخلخل و پرتوی گاما بدست می‌آیند. خوشبختانه با گسترش روش‌های محاسباتی هوشمند مانند شبکه‌های عصبی این مشکل تا حد زیادی حل گشته است.

## ۲-۲ آشنایی با روش ANN

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم‌هایی هستند که به صورت ریاضی برای دریافت، پردازش و محرک اطلاعات طراحی شده‌اند. هر شبکه ساده شامل یک لایه ورودی، لایه میانی یا تابع محرک<sup>۱</sup> و لایه خروجی می‌باشد. لایه ورودی سیگنال‌ها را از محیط خارج (یا دیگر نرون‌ها) دریافت می‌کند. تابع محرک سیگنال‌های ورودی را جمع و پردازش می‌کند. این سیگنال‌ها به لایه خروجی انتقال یافته و دوباره مخابره می‌گردند [Rolon, 2004].

---

<sup>1</sup>Activation function

## ۲-۲-۱ معماری شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) تعمیم مدل‌های ریاضی ادراک انسان می‌باشند. کار آنها بر

اساس فرضیات زیر می‌باشد:

- پردازش اطلاعات در واحدهای ساده‌ای به نام نرون‌ها انجام می‌شود.
- سیگنال‌ها از طریق اتصال‌های ارتباطی بین نرون‌ها عبور می‌کنند.
- هر اتصال ارتباطی دارای وزن مخصوص به خود است که یک شبکه عصبی این وزن را در سیگنال عبوری ضرب می‌کند.
- هر نرون یک تابع محرک (معمولاً غیرخطی) را در ورودی‌ها بکار می‌گیرد تا بتواند خروجی مطلوب را بدست آورد.

الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی به دو گروه اصلی تقسیم می‌شوند: یادگیری با ناظر<sup>۱</sup>، یادگیری

بدون ناظر<sup>۲</sup> [Rolon, 2004]

## ۲-۲-۱-۱ یادگیری با ناظر

یادگیری با ناظر بر اساس، مقدار هدف یا خروجی مطلوب یاد می‌گیرد. در طی آموزش، شبکه سعی می‌کند که مقادیر ورودی را با مقادیر خروجی مطلوب تطبیق دهد. شبکه با استفاده از الگوی ورودی آموزشی، خروجی مربوط به آن را تولید می‌کند. این خروجی با بردار مطلوب نظیر، مقایسه می‌شود، و اختلاف بین آن دو برای تنظیم بردارهای وزن و بایاس به کار می‌رود [Rolon, 2004]

---

<sup>۱</sup> -Supervised Learning

<sup>۲</sup> Unsupervised Learning

## ۲-۱-۲-۲ یادگیری بدون ناظر

روش یادگیری بدون ناظر هیچ مقدار هدفی را ارائه نمی‌دهد. خروجی مطلوب شبکه شناخته شده نیست. در طی آموزش، شبکه یک سری از فشرده‌سازی داده‌ها از قبیل گروه‌بندی یا ساده‌سازی جهتی را انجام می‌دهد. شبکه، توزیع الگوها را می‌آموزد و یک خوشه بندی از آن الگو ایجاد می‌کند (بیشتر الگوریتم‌های بدون ناظر عمل خوشه بندی را انجام می‌دهند. یعنی می‌آموزند که الگوهای ورودی را به تعداد متناهی از گروه‌ها تقسیم کنند. دقت شود که در این حالت فرد معلم یا طراح است که مقصد نهایی را معلوم می‌کند. یادگیری بدون معلم مفهوم غلطی است) که در نتیجه آن الگوهای مشابه، با یک دسته خروجی یکسان مشخص می‌شوند. از انواع یادگیری بدون ناظر می‌توان به خوشه‌بندی، مدل پنهان مارکوف و برخی شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند: شبکه کوهنن<sup>۱</sup> اشاره کرد. [Rolon, 2004].

شبکه در اینجا بایستی تنها با ارائه صرف بردارهای ورودی، ارتباطات موجود بین الگوهای ورودی را پیدا کرده و در خروجی شبکه کُد نماید.

طبق الگوریتم‌های یادگیری انواع گوناگونی از شبکه‌های عصبی وجود دارند. از جمله، شبکه عصبی احتمالی<sup>۲</sup> (PNN)، شبکه عصبی رگرسیون عمومی<sup>۳</sup> (GRNN)، شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) و شبکه‌های عصبی شعاعی<sup>۴</sup> (RNN) که به علت استفاده از شبکه عصبی پس انتشار در این پایان نامه به توضیح این شبکه می‌پردازیم:

## ۲-۲-۲ شبکه عصبی پس انتشار (BPNN)

یک نوع شبکه عصبی با ناظر است که از قانون تصحیح خطا به عنوان یک قانون یادگیری قدرتمند استفاده می‌کند. در اصل الگوریتم پس انتشار دارای دو مسیر اصلی است. یکی مسیر رفت که در آن

---

<sup>۱</sup>-Kohonen

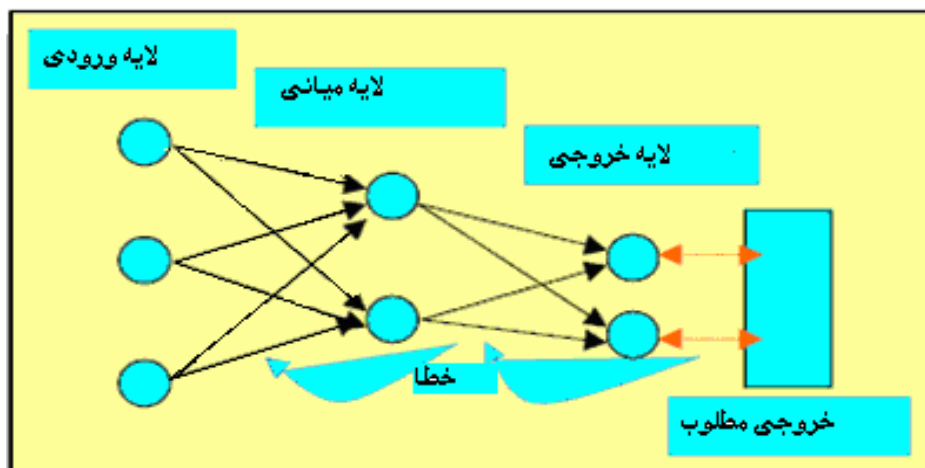
<sup>۲</sup>-Probabilistic Neural Network(PNN)

<sup>۳</sup>-General Regression Neural Network(GRNN)

<sup>۴</sup>-Radial Neural Network(RNN)

تاثیر بردار ورودی بر روی لایه خروجی از طریق لایه‌های میانی منتقل می‌گردد (شکل ۱). در حین این کار پارامترهای شبکه، ثابت در نظر گرفته می‌شود و بردار خروجی که در لایه خروجی ایجاد می‌شود، پاسخ واقعی شبکه است. در مسیر دوم یا مسیر برگشت، پارامترهای شبکه، به منظور اصلاح خطا تغییر می‌کند و سیگنال خطا در لایه خروجی تشکیل می‌شود. به عبارت دیگر، رویه فراگیری شبکه پس انتشار شامل فرستادن مقادیر ورودی به داخل شبکه و سپس محاسبه اختلاف بین خروجی محاسبه شده و خروجی مطلوب داده‌های آموزشی می‌باشد و اطلاعات مربوط به خطاها، دوباره برای اصلاح وزن به عقب باز می‌گردد تا بهترین و مناسب ترین مقدار وزن برای آن‌ها حاصل شود. [2004.

[Rolon,



شکل (۱-۲) تصویر شماتیک آموزش شبکه عصبی با ناظر با الگوریتم پس انتشار خطا [Al Qahtane, 2000]

## ۲-۲-۳ آموزش شبکه

آموزش فرآیندی است که با توجه به الگوهای ورودی و خروجی معلوم، منجر به دستیابی به وزن‌های بهینه برای ورودی هر سلول شبکه عصبی می‌گردد، که می‌توان توسط الگوریتم‌های مختلف آموزش را انجام داد. شبکه معمولاً بعد از چندین تکرار، الگوها را یاد می‌گیرد. این تکرار به بزرگی شبکه بستگی دارد. یک شبکه بزرگ احتیاج به وقت بیشتری نسبت به یک شبکه کوچک، برای آموزش دارد. اساساً شبکه بعد از رسیدن به یک تکرار ماکزیمم، متوقف می‌گردد. به همین خاطر از خطای مجاز مینیمم

استفاده می‌شود، که اختلاف بین مقدار خروجی شبکه و خروجی مطلوب است که باید کمتر از یک مقدار به خصوصی باشد. یعنی تا رسیدن به این مقدار خطا، وزن‌ها با توجه به قانون پس انتشار خطا اصلاح می‌گردند. همچنین می‌توان آموزش را بعد از اینکه شبکه از معیار توقف معین که در ادامه توضیح داده می‌شود، برخوردار شد، متوقف کرد. در طی آموزش، شبکه ممکن است بیش از اندازه تعلیم ببیند این بدان معنی است که در هنگام آموزش شبکه، خطا در مجموعه آموزش بعد از هر تکراری کم می‌شود، و در تکرارهای زیاد این مقدار خطا به کمترین مقدار ممکن می‌رسد. در صورتی که شبکه برای داده‌های جدید، خطای زیادی را تولید می‌کند که ناشی از حفظ کردن الگوهای آموزشی توسط شبکه و قابلیت تعمیم کم آن است. این مشکل به عنوان بیش‌برازش<sup>۱</sup> ذکر می‌گردد. بیش‌برازش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه‌های عصبی متعارف می‌باشد [Rolon, 2004]. برای حل این مشکل دو روش توقف سریع آموزش شبکه و منظم‌سازی<sup>۲</sup> وجود دارد. در روش اول داده‌های موجود به سه زیر مجموعه آموزشی، اعتبار سنجی و تست طبقه بندی می‌شوند. مجموعه آموزشی برای محاسبه گرادیان، وزن‌ها و بایاس می‌باشد. خطای مجموعه اعتبار سنجی همراه آموزش شبکه رسم می‌گردد. معمولاً خطای مجموعه اعتبار سنجی در ابتدای آموزش همراه خطای آموزش کاهش می‌یابد ولی از یک زمانی به بعد مانند شکل (۲-۲) خطای مجموعه اعتبار سنجی شروع به افزایش می‌کند، این همان حالت بیش‌برازش است که در این زمان باید آموزش متوقف گردد و وزن‌ها و بایاس‌ها در مینیمم خطای اعتبار سنجی برگردانده شوند. خطای تست در طی آموزش استفاده نمی‌شود ولی برای مقایسه مدل‌های مختلف می‌تواند استفاده گردد. در این روش باید سعی نمود تا الگوریتم‌هایی (الگوریتم پس انتشار جهنده<sup>۴</sup> یا الگوریتم‌های سریع دیگر) که خیلی سریع همگرا می‌شوند، استفاده نشوند. یکی دیگر از معایب این روش

---

<sup>۱</sup> -Over fitting

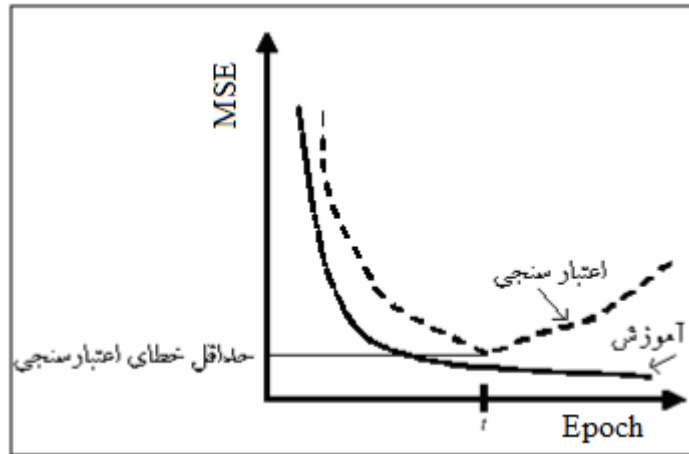
<sup>۲</sup> -Early stopping

<sup>۳</sup> -Regularization

<sup>۴</sup> -Resilient backpropagation

استفاده از مجموعه اعتبار سنجی است که باعث کاهش در تعداد داده‌های آموزشی و متعاقب آن باعث

کاهش کارایی روش در زمانی که تعداد داده ها کم است می گردد [Demuth and . Beale, 2002]



شکل (۲-۲): منحنی آموزش و اعتبار سنجی [Rolon, 2004]

روش منظم‌سازی، بر اساس اصلاح تابع کارایی که معمولاً همان میانگین مربعات خطا (MSE)

در مجموعه آموزشی است (رابطه ۱-۲) کار می کند [Demuth and Beale, 2002].

$$\sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1-2)$$

$$MSE = \frac{1}{N}$$

که در آن:

$t_i$ : خروجی مطلوب،  $a_i$ : خروجی شبکه و  $N$ : تعداد الگوهای آموزشی است.

با اضافه کردن عبارت میانگین مربعات وزن‌ها (MSW) می توان این تابع را به صورت رابطه (۲-۲)

(۲) اصلاح نمود:

$$MSEREG = \gamma MSE + (1 - \gamma) MSW \quad (2-2)$$

که  $\gamma$  نسبت کارایی و  $MSW = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_i$  است.

-Mean Squares Error(MSE)<sup>۱</sup>

- Mean Squares Weghts(MSW)<sup>۲</sup>

استفاده از این تابع کارایی باعث می‌شود که شبکه وزن‌ها و بایاس‌ها ی کمتری داشته باشند و این شبکه را وادار می‌کند که پاسخ هموارتری ایجاد کند و کمتر به سوی بیش‌برازش پیش رود. مشکل اصلی در این روش تعیین مقدار بهینه نسبت کارایی ( $\gamma$ ) است [Demuth and Beale, 2002]. اگر مقدار این پارامتر زیاد در نظر گرفته شود ممکن است شبکه به سمت بیش‌برازش پیش رود و اگر این نسبت بیش از اندازه کوچک باشد، شبکه برازش مناسبی برای داده‌های آموزشی نخواهد داشت. پس مطلوب است که مقدار بهینه را با روشی که به طور اتوماتیک کار می‌کند، تعیین کنیم. یک روش برای این کار، روش منظم‌سازی بیزین<sup>۱</sup> است که با الگوریتم "trainbr" صورت می‌گیرد. این الگوریتم هنگامی بهتر کار می‌کند که ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه در بازه [۱ و -۱] مقیاس بندی شوند. در هنگام استفاده از این الگوریتم، مهم است که اجازه دهیم شبکه تا زمان همگرایی پارامترها اجرا گردد [Demuth and Beale, 2002].

## ۴-۲-۲ پارامترهای شبکه

پارامترهای زیر اثر مستقیم در نحوه عملکرد شبکه دارد. کاربر می‌تواند این پارامترها را کنترل کند.

- تعداد لایه‌های پنهان [Bishop, 1995]
- تعداد نرون‌های لایه پنهان [Poulton, 2001]
- تابع محرک (تابع فعال‌ساز) [Poulton, 2001]
- مقدار دهی اولیه به وزن‌ها و بایاس [Poulton, 2001]
- نرخ یادگیری [Demuth and Beale, 2002]
- گشتاور<sup>۲</sup> [Demuth and Beale, 2002]

---

<sup>۱</sup>-Bayesian Regularization

<sup>۲</sup> -Momentum

## ۲-۴-۱ انتخاب نوع تابع محرک

در شبکه پس انتشار خطا، هر تابع مشتق‌پذیر و پیوسته ای که به طور یکنواخت افزایش یابد، می‌تواند به عنوان تابع محرک استفاده شود. معمول‌ترین این توابع، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک و خطی می‌باشند. انتخاب نوع تابع محرک به هدف مساله بستگی دارد. چنانچه شبکه یک مسئله دسته بندی را حل کند، بهتر است از تابع سیگموئیدی یا تانژانت هیپربولیک در لایه خروجی استفاده شود. اگر هدف از حل مساله، تخمین تابع می‌باشد بهتر است از تابع محرک غیر خطی مانند سیگموئیدی برای نرون‌ها لایه پنهان و از تابع خطی برای لایه خروجی استفاده شود. خطی بودن تابع لایه خروجی اجازه می‌دهد تا شبکه مقادیر خارج از یک گستره محدود را هم تولید کند [Poulton, 2001]

## ۲-۲-۵ معیارهای توقف آموزش

چندین معیار برای اتمام آموزش به کار می‌رود که هر کدام شایستگی خاص خودشان را دارند. یکی از این معیارها آن است که تغییرات اوزان بسیار کوچک شود و تقریباً دیگر تغییری از خود نشان ندهند. ملاک دیگر آن است که، آموزش وقتی به تعداد دفعات خاصی انجام شود، توقف پذیرد. معیار دیگر، حداقل شدن تابع خطا می‌باشد به این صورت که هرگاه میانگین مربعات خطا به مقدار معین تعریف شده رسید، آموزش پایان می‌پذیرد و یا اینکه اگر نرخ تغییرات میانگین مربعات خطا به اندازه کافی کوچک شد آموزش متوقف می‌گردد [Demuth and Beale, 2002]. در روش آموزش توقف سریع معیار توقف میانگین مربعات خطا است که آموزش شبکه با افزایش این معیار در سری داده های اعتبارسنجی متوقف می‌گردد. در روش منظم سازی معیار توقف یا تعداد دفعات تکرار یا نرخ تغییرات میانگین مربعات خطای اصلاح شده است (بخش ۲-۳-۳).

## ۲-۲-۶ عوامل کلیدی در کاربرد موفقیت آمیز شبکه های عصبی

مراحل ساخت یک مدل شبکه عصبی به منظور تخمین، طبقه بندی یا پیش بینی عبارتند از:

- شناخت متغیرهای ورودی و خروجی
- نرمال کردن داده های ورودی و خروجی
- انتخاب ساختار مناسب برای شبکه عصبی
- آموزش با داده های آموزشی معرف
- آزمودن شبکه با داده هایی که مستقل از مجموعه آموزشی و در صورت لزوم ادامه آموزش و تنظیم مثال های آموزشی، ساختار شبکه و پارامترهای آن

## ۲-۳ شبکه عصبی در صنعت نفت

در صنعت نفت تعیین خواص پتروفیزیکی مخزن (تخلخل و تراوایی)، معمولا توسط روش هایی همچون آنالیز مغزه انجام می شود که، مستلزم صرف زمان و هزینه گزافی می باشد. ضمنا بعلت نبود مغزه های کافی، آزمایش چاه (Well Test)، تغییرات سنگ شناسی و ناهمگنی سنگ مخزن، تعیین این پارامترها توسط روش های معمول از دقت چندانی برخوردار نمی باشد. بنابراین روش بهینه برای کاهش هزینه ها، زمان و افزایش دقت استفاده از ارزیابی های نرم افزارهای پیشرفته (Geolog) و روش های تخمینی (شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا) می باشد. با استفاده از آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام می شود و شبکه های عصبی مصنوعی می توان با داشتن اطلاعات مغزه چند چاه، این اطلاعات را برای مابقی میدان (چاه های دیگر) تعمیم داد. در این پژوهش از شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا (BP – ANN) که برنامه آن در محیط نرم افزار Matlab موجود است، با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی برای پیش بینی هر چه دقیق تر این پارامترها در میدان گازی پارس جنوبی استفاده شده است. در ادامه روش کار شبکه

عصبی مصنوعی و آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری در نرم‌افزار Geolog تو ضیح داده می‌شود.

## ۲-۳-۱ روش کار شبکه عصبی مصنوعی

به طور کلی در شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا که یادگیری آن‌ها از نوع یادگیری باناظر است به دو گروه پارامتر نیاز است. پارامترهای مستقل و پارامترهای وابسته. وظیفه شبکه عصبی، تخمین صحیح پارامتر وابسته به کمک پارامترهای مستقل است. یعنی در واقع در این تحقیق شبکه عصبی با کمک پارامترهای مستقل، که همان مقادیر بدست آمده از نگارهای متداول چاه‌ها و داده‌های مغزه (تخلخل و تراوایی) هستند، به پیش‌بینی تخلخل و تراوایی می‌پردازد. با توجه به این که در این جا نوع یادگیری شبکه از نوع یادگیری باناظر است. بنابراین برای آموزش شبکه به داده‌های اندازه‌گیری شده تخلخل و تراوایی نیاز می‌باشد. از این داده‌ها به عنوان پارامتر هدف برای تنظیم عناصر شبکه جهت تخمین صحیح تراوایی و تخلخل استفاده می‌شود. این پارامترها از تحلیل مغزه حاصل می‌شوند. بنابراین چاه‌هایی باید انتخاب شود که در آن‌ها عملیات مغزه‌گیری صورت پذیرفته باشد. از اطلاعات آزمایش مغزه، اطلاعات مربوط به تخلخل و تراوایی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

## ۲-۳-۲ آماده‌سازی داده‌ها برای ورود به شبکه

یکی از عواملی که به شدت بر میزان دقت جواب شبکه تأثیرگذار است، صحت و درستی داده‌های ورودی است. در این بین صحت و درستی داده‌های هدف که در این جا تراوایی و تخلخل است، از اهمیت بسیار زیادی برخوردار می‌باشد. زیرا در حین عملیات آموزشی، وزن و بایاس شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شود که خروجی آن تا حد ممکن به تابع هدف نزدیک گردد. بنابراین وجود داده‌های نادرست در بین داده‌های هدف، شبکه را به سمت نادرست هدایت می‌کند. در این حالت اگر فرض

شود بتوان شبکه‌ای آموزش داد که نتیجه داده‌های آزمون آن 100 درصد صحیح باشد، باز هم شبکه مذکور قادر نخواهد بود در عمل، تخمین صحیحی از پارامتر وابسته انجام دهد. زیرا وزن‌ها و بایاس آن برای رسیدن به داده‌های غلط تنظیم شده‌اند.

## ۲-۳-۳ تطبیق عمق

عمق ثبت شده برای نگارهای مختلف در هر چاه و همین‌طور اعماق ثبت شده برای مغزه به دست آمده از چاه، ممکن است به دلیل نارسایی‌ها و مشکلات مغزه‌گیری یکسان نباشد و در واقع نیاز به انجام یک تطابق عمقی باشد. به علاوه نقطه اثر سوندهای مختلف که نگارهای مختلفی را ثبت می‌کنند متفاوت است. این تفاوت باعث می‌گردد در نگارهایی که به طور همزمان برداشت نشده‌اند، خصوصیات ثبت شده نگارها نسبت به یکدیگر در عمق مورد نظر یک جابجایی داشته باشند. برای حل این مشکل باید تطابق متقاطع<sup>۱</sup> بین داده‌های مغزه و نگار انجام پذیرد. تا میزان جابجایی لازم بین عمق ثبت شده برای نگارهای مختلف و مغزه به منظور، هماهنگ کردن عمق نگارها با مغزه مشخص شود. در صورتی که تطابق عمق بین داده‌ها انجام نشود، ضریب همبستگی بین نگارها و تخلخل مغزه پائین خواهد آمد که روی کارایی شبکه به شدت تأثیر منفی می‌گذارد. برای تطبیق عمق باید یک مشخصه ویژه از داده‌های مغزه با همان مشخصه حاصل از داده‌های نگار تطبیق داده شود به منظور هماهنگ کردن داده‌های نگار و مغزه و حذف قسمت‌هایی از داده‌های نگارها که به ازاء آن‌ها عدد تخلخل و تراوایی مغزه وجود ندارد، با استفاده از نرم‌افزار Matlab و نوشتن کد دستوری آن که در جعبه ابزار نرم‌افزار وجود دارد، اقدام به کامپوزیت کردن داده‌ها می‌نماییم.

---

<sup>1</sup> - Cross Correlation

## ۲-۳-۴ تعیین ضرایب همبستگی آماری بین داده‌ها<sup>۱</sup>

به منظور شناسایی داده‌های ورودی، ابتدا باید ضریب همبستگی بین نگارهای مختلف با یکدیگر و همین‌طور نگارهای مختلف با تخلخل و تراوایی مغزه را پیدا کرد. سپس داده‌هایی که بیشترین مقدار مطلق همبستگی (مثبت یا منفی) را با تخلخل و تراوایی مغزه داشته باشند، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه انتخاب خواهند شد. به این منظور، برای هر یک از چاه‌ها به طور جداگانه ضرایب همبستگی بین نگارهای مختلف و تخلخل و تراوایی مغزه محاسبه می‌شود.

## ۲-۳-۵ انتخاب داده‌های ورودی

پس از بدست آوردن ضریب همبستگی هر یک از نگارها با تخلخل و تراوایی مغزه و همچنین هر یک از نگارها با یکدیگر، می‌توان داده‌های ورودی را انتخاب کرد. در ابتدا آن سری از داده‌ها به عنوان ورودی شبکه انتخاب می‌شوند، که بیشترین ضریب همبستگی را با تخلخل و تراوایی مغزه دارند. اما در ادامه پژوهش، شبکه به منظور بدست آوردن جواب بهینه همه مراحل آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی را با تعداد ورودی‌های مختلف و تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان بر اساس روش سعی و خطا بررسی می‌کند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که شبکه به جواب بهینه دست یابد. زمانی شبکه به جواب بهینه می‌رسد که مقدار مجذور مربعات خطا به کمترین مقدار برسد و ضریب همبستگی شبکه بیشترین مقدار باشد (هر چه مقدار ضریب همبستگی به ۱ نزدیک‌تر باشد همبستگی بیشتر است).

---

<sup>1</sup> - Correlation Factor

## ۲-۳-۶ تأثیر توزیع آماری داده‌های ورودی

به دلیل خصوصیت توابع تحریک سیگموئیدی که در شبکه‌های پیشخور چند لایه مورد استفاده قرار می‌گیرند، اگر مقادیر ورودی به شبکه اعداد بزرگی باشند، خروجی سلول‌ها به سمت مقادیر کران‌های توابع تحریک میل کرده، و در نتیجه قدرت تشخیص شبکه در بین اعداد مختلف به شدت کاهش می‌یابد. به همین دلیل و برای حل این مشکل معمولاً با نرمال کردن داده‌های ورودی، این داده‌ها را در دامنه بین صفر تا یک انتقال می‌دهند تا قدرت تشخیص شبکه در بین اعداد مختلف کاهش نیابد.

## ۲-۳-۷ فایل‌بندی داده‌ها

معمولاً برای تقسیم‌بندی داده‌های نرم‌افزار کل داده‌ها به صورت فایل Excel در نرم‌افزار ذخیره می‌شوند. در این روش کلیه داده‌ها با یکدیگر ترکیب شده و به طور تصادفی مخلوط می‌شوند، به طوری که شانس انتخاب هر داده یک‌سان باشد. سپس ۷۰ یا ۶۰ درصد کل داده‌ها به عنوان داده آموزشی و ۳۰ یا ۴۰ درصد بقیه به عنوان داده‌های تست و اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. باید دقت کرد که داده‌های آموزشی حاوی داده‌هایی که بیشترین و کمترین مقدار تخلخل و تراوایی مغزه را دارند باشد، تا دامنه کل داده‌ها در حین آموزش پوشش داده شود. زیرا در غیر این صورت باعث افزایش خطا می‌شود.

## ۲-۳-۸ نرم‌افزار مورد استفاده

به منظور ایجاد شبکه‌های عصبی در این پژوهش از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. نرم‌افزار مذکور حاوی یک جعبه ابزار مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی است، که به دو طریق می‌توان از آن استفاده نمود. در روش اول می‌توان از یک برنامه آماده برای شبیه سازی شبکه‌ها استفاده کرد. و

در حالت دوم می‌توان از دستورها و توابع موجود در این جعبه ابزار استفاده کرد و به برنامه نویسی پرداخت. برای حل مساله یک M-file ایجاد کرد. در این پژوهش از روش دوم استفاده شده و با استفاده از دستورهایی موجود در جعبه ابزار نرم‌افزار Matlab شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا طراحی شد.

### ۲-۳-۹ آموزش شبکه

در شبکه‌های پس انتشار برای آموزش شبکه از تکنیک لوببرگ مارکوارت<sup>۱</sup> (سریع‌ترین الگوریتم آموزشی برای شبکه‌های معمولی است. در اجرای این روش، وقتی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش، حافظه مورد استفاده به تدریج کاهش می‌یابد) استفاده شده است. به علاوه، تعداد سیکل‌ها در هر شبکه پیش از اجرا مشخص نیست و به محض اینکه خطا در داده‌های آزمایشی شروع به افزایش کند، الگوریتم آموزش متوقف می‌شود. با توجه به تصادفی بودن مقدار دهی اولیه در شبکه‌ها پاسخ هر شبکه در اجراهای متوالی اندکی تفاوت می‌کند، لذا هر شبکه در این پژوهش ۵ بار تکرار شده و بهترین حالت در نظر گرفته شده است.

### ۲-۳-۱۰ آزمایش شبکه

این مورد فقط در شبکه‌های پس انتشار خطا وجود دارد. در این شبکه‌ها، بعد از پایان هر سیکل با این مجموعه از داده‌ها خطا کنترل می‌شود تا در صورت افزایش خطا در مجموعه آزمایش، الگوریتم آموزش متوقف شود و شبکه داده‌های آموزشی را از بر نکند.

---

<sup>۱</sup> - Levenberg- Marquardt

## ۲-۳-۱۱ اعتبارسنجی

این مجموعه از داده‌ها در حین آموزش به شبکه ارائه نمی‌شود و پس از پایان آموزش به شبکه ارائه شده و نتایج تولید شده توسط شبکه با مقادیر مطلوب واقعی (تخلخل و تراوایی مغزه) مقایسه شده و تطابق این دو مجموعه به عنوان معیاری برای تعمیم‌پذیری شبکه به کار می‌رود.

## ۲-۳-۱۲ نتایج شبکه‌ها

ضرایب همبستگی حاصل از داده‌های آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی (فقط برای شبکه‌های پس انتشار خطا) با تخلخل و تراوایی مغزه، به عنوان نتایج بررسی شبکه‌های مختلف در قالب یک جدول ذکر می‌شود، تا از بین آن‌ها بهینه‌ترین آن‌ها به عنوان پاسخ نهایی شبکه انتخاب شود. به علاوه منحنی تخلخل و تراوایی تولید شده توسط هریک از شبکه‌ها به همراه منحنی تخلخل و تراوایی مغزه رسم شده و نمایش داده می‌شود.

## ۲-۴ آنالیز مولتی‌مین<sup>۱</sup> در نرم‌افزار Geolog

نرم‌افزار Geolog جهت استفاده حرفه‌ای در حوزه‌ی اکتشاف و استخراج ذخایر هیدروکربنی طراحی شده است. علاوه بر کاربردهای این نرم‌افزار در ژئوفیزیک و حفاری سرچاهی، عمده‌ترین توانایی و کاربرد تخصصی این نرم‌افزار، در پتروفیزیک است و بخش‌های مختلف این نرم‌افزار، امکان رسیدن به نتایج بسیار دقیق و مفید را برای زمین‌شناسان نفت و پتروفیزیک‌دانان فراهم می‌کنند. جهت انجام کلیه‌ی تفسیرهای پتروفیزیکی، Geolog امکان استفاده از هر یک از دو روش عمده‌ی تحلیل پتروفیزیکی، یعنی روش قطعی و روش احتمالی را به کاربران می‌دهد. روش قطعی یک بسته جامع از روش‌های قطعی منحصر بفرد است که از تصحیحات محیطی تا گزارش‌گیری از وضعیت مخزن را انجام

---

<sup>۱</sup> Multi-Mineral Analysis

می‌دهد. در روش قطعی برای بدست آوردن مقدار عدم قطعیت موجود در تفسیر پتروفیزیکی، برنامه‌های کاربردی وجود دارد. این برنامه به کاربر این امکان را می‌دهد که در طول مطالعه، براساس پردازش مونت کارلو، مقدار و توزیع عدم قطعیت را به متغیرهای ورودی و مقادیر لاگ‌ها، نسبت دهد. آنالیز مولتی‌مین یک ابزار بهینه‌کننده در تعیین آماری خصوصیات کانی‌ها و سیالات و حجم‌های آن‌ها، از روی داده‌های پتروفیزیکی مانند لاگ‌ها، مغزه‌ها و داده‌های پتروگرافی است. به کمک نرم‌افزار Geolog و ماژول آنالیز مولتی‌مین، حتی در محیط‌هایی که تحلیل آن‌ها با چالش‌های زیادی همراه است، تحلیل همزمان چند چاه، می‌تواند به کسب اطلاعات ارزشمند و قابل توجه در مورد کیفیت و قابلیت تولید منجر شود.

در این پایان‌نامه از آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری برای تخمین تخلخل و تراوایی استفاده شده است. برای تخمین تخلخل و تراوایی با روش احتمالات که توسط نرم‌افزار Geolog انجام می‌گیرد، داده‌های خام چاه‌پیمایی را به عنوان ورودی به نرم‌افزار می‌دهیم. سپس جهت ارائه یک آنالیز موفق یک‌سری مراحل مشخص باید طی گردد که به ترتیب عبارتند از:

- **Despike** کردن نگار صوتی: نگار صوتی ممکن است تحت تاثیر پدیده پرش سیکل قرار گرفته باشد و باید با فرآیندی به نام **Despiking**، این پدیده مزاحم را برطرف کنیم. بنابراین از منوی **General Log edit** را انتخاب کرده و از بین گزینه‌های آن **despike** را انتخاب می‌کنیم و از بین نگارهای خام نگار صوتی را انتخاب کرده و نویزهای روی نگار صوتی را برطرف می‌کنیم. نگار صوتی **Despike** شده را در پوشه **edit** ذخیره می‌کنیم تا در مراحل بعدی از آن استفاده کنیم.
- هم‌عمق‌سازی نگارها: این هم‌عمق‌سازی به این خاطر است که هنگام نگارگیری از چاه همه نگارها از یک عمق یکسان تهیه نمی‌شوند بنابراین با این کار عمق داده‌ها یکسان می‌شود. طبق قرارداد، در مخازن ماسه سنگی، به دلیل اینکه پیک‌های نگار اشعه گاما در لیتولوژی‌های شیلی نسب به لیتولوژی‌های تمیز (فاقد شیل)، خوب و واضح نمایش داده می‌شوند، از این نمودار به عنوان مبنای

تطابق عمقی استفاده می‌کنیم و در مخازن کربناته و مخازنی که مرکب لایه (لیتولوژی مخزن در همه قسمت‌ها یکسان نمی‌باشد در بعضی قسمت‌ها آهکی بعضی قسمت‌ها ماسه سنگی است) هستند، به این دلیل که نگار اشعه گاما، پیک‌ها را در سنگ آهک به خوبی نمایش نمی‌دهد، نگار نوترون یا دانسیته را به عنوان مبنا قرار می‌دهیم و بقیه نگارها را بر اساس نگار نوترون هم‌عمق سازی می‌کنیم. با این کار عمق همه نگارها یکسان می‌شوند.

- جابجایی نقاط عمیق: اسپایک زدایی و از بین بردن پیک‌های نگار. در این روش همه نگارها در یک Layout مرکب رسم شده، هر جای روی نگارهای که پیک‌های نزدیک به هم و زیادی وجود دارد و روی نگار گاما نیز پیک‌های زیادی مشاهده شود نشان می‌دهد که سازند در آن نقاط شیلی است و باید اسپایک زدایی شود.

- تصحیحات محیطی: تصحیحات محیطی در مورد لاگ‌ها بسیار مؤثر است. آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش های آماری در واقع داده‌ها را همانطور که رفتار واقعی سازند است مورد مطالعه قرار می‌دهد. از مزایای این روش تعمیم دادن روش به چاه‌های مجاور است. در این مرحله با توجه به شرکت سازنده نگارها (شلومبرژه، هالیبرتون و غیره)، نام شرکت سازنده نگار را از بین گزینه‌های تصحیحات محیطی انتخاب کرده و برای تک تک نگارها با توجه به استاندارد شرکت سازنده تصحیحات را انجام داده و در پوشه تصحیحات محیطی ذخیره می‌نماییم تا در مراحل بعدی از نگارهای تصحیح شده استفاده نماییم.

- محاسبات مقدماتی: این محاسبات جهت ارزیابی پارامترهای درون چاهی مورد استفاده در آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش های آماری انجام می‌شود که عبارتند از، مشخصات گل درون چاهی، پروفیل دما و فشار. تفکیک لایه به زون‌های مختلف و استفاده از نگارهای متقاطع مختلف کمک شایانی در تخمین لیتولوژی زون‌ها و ساختن مدل کلی و محاسبه پارامترها می‌کند. بنابراین در این مرحله اطلاعات مربوط به هدر چاه را باید در یک جدول وارد نماییم تا نرم‌افزار با توجه به

شرایط چاه مورد نظر به تعیین پارامترهای آن پردازد. پس از وارد کردن اطلاعات چاه پارامترهای مانند: حجم شیل و دیگر کانی‌های که در چاه وجود دارند و نگارهای متقاطعی که از روی این نگارها می‌توان لیتولوژی را در بخش‌های مختلف چاه تعیین کرد را بدست می‌آوریم، و از روی این نتایج لیتولوژی را تشخیص می‌دهیم.

- ساختن مدل‌ها که پس از ساخت می‌توان در آن‌ها تغییراتی ایجاد کرد و در پروژه‌های دیگر نیز استفاده نمود. از روی اطلاعات به دست آمده از مراحل قبلی و اطلاعات چاه مدلی را برای چاه به‌دست می‌آوریم، که از این مدل می‌توان در پروژه‌های دیگر استفاده نمود.

- عدم قطعیت‌های متفاوت را می‌توان برای هر نگار محاسبه و در مدل استفاده کرد، که مبنای اصلاحات و تصحیحات محیطی شرکت‌های انجام دهنده عملیات نگارگیری، از قبیل شلومبرژه، هالبرتون، اسلیوز و غیره است. چنانچه عدم قطعیت‌های ثابتی مد نظر باشد نتیجتاً، نیازی به اجرای نگارهای تصحیحاتی عدم قطعیت نیست و فقط ثابت‌ها را در مدل تعریف می‌کنیم. از آنجا که ما در این پژوهش مقادیر ثابت را وارد کرده ایم، عدم قطعیت‌های را که برای هر نگار محاسبه نمودیم را در این پژوهش نیاوردیم.

- آنالیز اجرا: این آنالیز قابل اجرا در یک چاه در فواصل عمقی مختلف است. در این مرحله با توجه به شرایط و اطلاعات چاه و مدل یا مدل‌های که از قبل برای فواصل عمقی مختلف چاه ساخته شده است، سعی می‌شود بهترین نتایج را به‌دست آورد. زمانی که مدل ارائه شد، نتایج را می‌توان توسط چیدمان‌های از قبل تعیین شده امتحان کرد. جهت کسب بهترین نتایج، مقایسه‌های متعددی بین مدل‌ها و آنالیزهای اجرا قابل انجام است. زمانی که آنالیزهای راضی کننده بدست آمد، گزارش‌های هر آنالیز در فواصل عمقی قابل دستیابی است. چاه‌های کلیدی جهت تأیید مدل‌های پتروفیزیکی و مقایسه نتایج سنگ‌شناسی، تخلخل و تراوایی بدست آمده از نرم‌افزار و داده‌های مغزه انتخاب

شده‌اند. چاه کلیدی ایده‌آل بایستی دارای سری کامل داده‌های پتروفیزیکی، مغزه و چاه‌آزمایی باشد.

- پلات و گزارش‌گیری: در این مرحله نتایج دلخواه را از نرم افزار خروجی گرفته، و مورد استفاده قرار می‌دهیم.

۳

فصل سوم

تخمین تخلخل و تراوایی در میدان پارس جنوبی

تعیین پارامترهای فیزیکی و ارزیابی کیفیت مخزنی از اهمیت ویژه‌ای در صنعت نفت برخوردار است، آگاهی دقیق از این پارامترها به متخصصین این امکان را می‌دهد که برای بررسی دقیق مراحل تولید در یک میدان ابزارهای کافی در اختیار داشته باشند و با آگاهی از آن‌ها توانایی بیشتری در توسعه‌ی میادین نفتی خواهند داشت. زیرا با داشتن اطلاعات بهتری از خصوصیات پتروفیزیکی مخزن می‌توان تصمیمات بهتری در مورد محل حفر چاه‌ها گرفت. برای مطالعه بر روی خواص سنگ و سازند، احتیاج به بدست آوردن نمونه‌هایی از سازند از طریق خرده‌های بیرون آمده‌ی حاصل از حفاری و نمونه‌گیری از سازند داریم. این نمونه‌ها به آزمایشگاه فرستاده می‌شوند و روی آن‌ها چندین آزمایش انجام می‌دهند که بسیار گران است و نیاز به دقت زیادی دارد. علاوه بر گران بودن مغزه‌گیری و انجام آزمایش‌های تزریق هلیوم و جیوه، در برخی از چاه‌ها مانند چاه‌های افقی مغزه‌گیری غیر ممکن است ولی تقریباً از تمامی چاه‌ها نگارگیری صورت می‌گیرد. بنابراین بهترین راه حل برای این مشکلات استفاده از این نگارهاست و این امر صرفه جویی قابل توجهی در میزان هزینه‌ها و نیز زمان به همراه خواهد داشت. با توجه به اینکه داده‌های چاه‌نگاری برای همه چاه‌ها موجود می‌باشند، ولی با این وجود هیچ نگاری به طور مستقیم قادر به اندازه‌گیری تراوایی و تخلخل نیست. بعضی روش‌ها برای محاسبه تراوایی و تخلخل از نگارهای چاه از قبیل تخمین تراوایی و تخلخل از طریق داده‌های تست چاه [Bhatt, 2002] و تراوایی حاصل از نگار تشدید هسته‌ای<sup>۱</sup> [Tiab and Donaldson, 2004] وجود دارند که هر کدام از این روش‌ها مشکلات مربوط به خود را دارند. بنابراین کار معمول در اینجا، ارتباط نگارهای چاه با تراوایی و تخلخل در چاه‌های مغزه‌گیری شده، با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است، که می‌تواند برای فواصل و چاه‌های مغزه‌گیری نشده، استفاده گردد. جهت تخمین

---

<sup>1</sup> - Nuclear Magnetic Resonance

تراوایی و تخلخل به چگونگی طراحی شبکه عصبی و چگونگی کار با نرم افزار Geolog و مقایسه نتایج آن‌ها پرداخته می‌شود.

### ۳-۲ زمین‌شناسی منطقه

حوضه رسوبی خلیج فارس، به عنوان یکی از غنی‌ترین مناطق جهان از نظر تجمع مواد هیدروکربنی شناخته شده است. عوامل متعددی در بوجود آوردن وضعیت مناسب نفتی - گازی فوق سهمیم بوده‌اند که از آن جمله: نهشته‌های رسوبی منسجم با ضخامت کافی، وجود سنگ‌های مادر، مخزن و پوششی با کیفیت خوب و مفید و بالاخره چند لایه بودن افق‌های هیدروکربنی را می‌توان نام برد. بر اساس اطلاعات حاصله از برداشت‌های لرزه‌نگاری، حفاری اولین چاه اکتشافی در منطقه قله‌ای ساختمان، نزدیک به خط میانی آب‌های خلیج فارس در سال ۷۰-۱۳۶۹ حفاری و در عمق ۳۵۲۲ متری حفاری در رسوبات ماسه‌سنگی فراقون به پایان رسید. نتیجه بررسی‌های حفاری و آزمایشات بهره‌دهی، وجود مواد هیدروکربنی در طبقات جهرم (نفت آسفالتی - قیر)، داریان، گدوان، فهلپان (نفت)، سورمه بالائی (نفت سنگین) و مقادیر عظیمی از هیدروکربن‌های گازی در سازندهای کنگان و دالان را مشخص نمود. ساختمان زمین‌شناسی پارس جنوبی گنبدی شکل با یال‌های ملایم بوده است که این ساختمان خود تشکیل‌دهنده یکی از چند قله ساختمانی برآمدگی قطر - پارس جنوبی بر روی پلاتفرم کربناته منطقه خاورمیانه می‌باشد (رحیمی، ۱۳۸۱).

سازندهای کنگان و دالان مهمترین سازندهای دربردارنده مخازن نفت و گاز در میدان پارس جنوبی هستند که در شکل (۳-۱) سن و سنگ‌شناسی این دو سازند نشان داده شده است. از داده‌های این دو سازند برای طراحی شبکه عصبی، استفاده شده است. برای تفسیر نتایج لازم است ویژگی‌های این دو سازند بررسی شوند که بطور خلاصه در اینجا بیان می‌شوند.

### ۳-۲-۱ سازند کنگان

با ظاهر شدن اولین لایه دولومیت نخودی مایل به خاکستری رس دار در زیر شیل‌های آغار شروع سازند کنگان مشخص می‌شود. در چاه پارس جنوبی شماره ۴ سازند کنگان به دو بخش تقسیم‌بندی شده است.

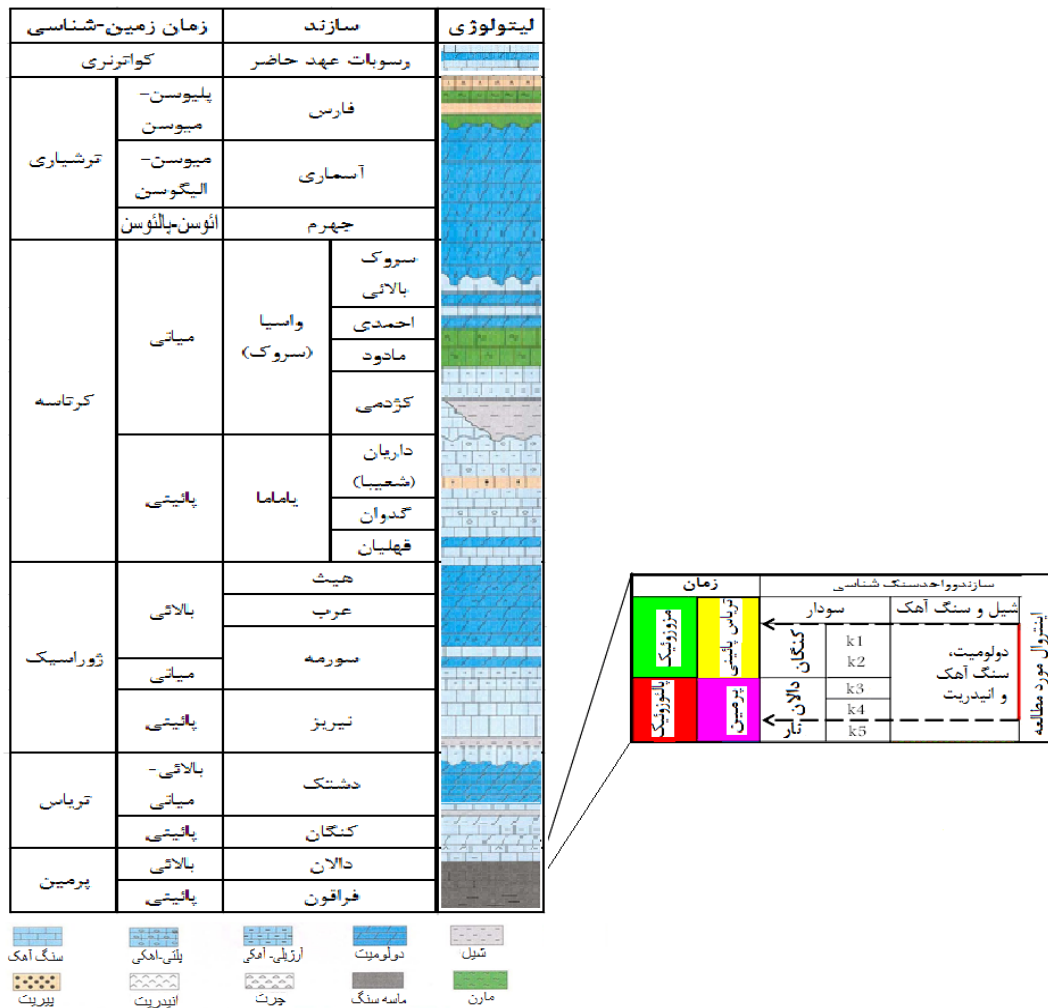
- بخش فوقانی (بخش A): شامل دولومیت خاکستری - نخودی مایل به خاکستری، بلورین و تخریبی آلی و لایه‌های نازکی از شیل به رنگ‌های سبز و سبز مایل به خاکستری می‌باشد.
- بخش گازدار (بخش B): بطور کلی این بخش شامل سنگ آهک و آهک دولومیتی سفید و سفید مایل به نخودی تا قهوه‌ای روشن بلورین شبه تخمکی متخلخل و تخریبی آلی تشکیل شده است. این قسمت دارای تخلخل مناسبی می‌باشد و یکی از بخش‌های مهم گازده سازند کنگان می‌باشد.

### ۳-۲-۲ سازند دالان

شروع این سازند از آهک دولومیتی سفید و قهوه‌ای روشن نسبتاً سخت، کمی رس‌دار و همراه با مواد قیری می‌باشد و با ظاهر شدن سنگواره‌های پرمین مشخص می‌شود و شامل سه بخش می‌باشد که در چاه پارس جنوبی شماره ۴ فقط دالان فوقانی حفاری گردیده است. و از دو واحد "C" و "D" به شرح زیر تشکیل شده است.

- واحد "C": شامل دولومیت کرم رنگ نسبتاً سخت و دولومیت قهوه‌ای تیره بلورین تخمکی و آهک قهوه‌ای روشن و تیره آهک خاکستری تیره رس‌دار میکریت در بعضی قسمت‌ها تخریبی همراه با لایه‌های نازک شیل که در انتها به آهک نخودی خاکستری و نخودی قهوه‌ای بلورین سنگواره‌دار تبدیل می‌گردد.

- واحد "D" (بخش گازدار سازند دالان): قسمت عمده این بخش از سنگ آهک نخودی تا خاکستری و قهوه ای روشن با منشاء تخریبی آلی اوولیتی با تخلخل زیاد و آهک قهوه‌ای خاکستری ریز بلور و مواد آلی و همچنین دولومیت قهوه‌ای روشن با منشاء آلی تخریبی متخلخل تشکیل شده است (رحیمی، ۱۳۸۱).



شکل (۳-۱) سن و سنگ شناسی (چینه شناسی) سازندهای (کنگان و دالان) پارس جنوبی (رحیمی، ۱۳۸۱)

### ۳-۳ چاه‌های مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، مربوط به سازند کنگان (K1, K2) و سازند دالان (K3, K4) میدان هیدروکربنی پارس جنوبی می باشد. چاه های مورد بررسی چاه های SP1, SP2, SP5, SP6 هستند، که

در آن‌ها مغزه‌گیری و آنالیز مغزه انجام گرفته است. در جدول (۳-۱) عمق شروع هر کدام از قسمت‌های K1، K2، K3 و K4، سازند کنگان و سازند دالان در چهار چاه مورد مطالعه آورده شده است. در شکل (۳-۲) نیز موقعیت قرارگیری چهار چاه مورد مطالعه آورده شده است.

جدول (۳-۱) عمق شروع و خاتمه قسمت‌های K1، K2، K3 و K4 سازند کنگان و سازند دالان (به متر)

| سازند |          | SP1       | SP2       | SP5       | SP6       |
|-------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| کنگان | کنگان K1 | ۲۵۶۳      | ۲۵۵۰      | ۲۷۵۵      | ۲۶۱۵      |
|       | کنگان K2 | ۲۶۷۲      | ۲۶۶۱      | ۲۸۶۴      | ۲۷۲۰      |
| دالان | دالان K3 | ۲۷۱۶      | ۲۷۰۵      | ۲۹۰۶      | ۲۷۷۰      |
|       | دالان K4 | ۲۹۷۸-۲۸۳۴ | ۲۸۵۰-۳۱۰۰ | ۳۱۸۰-۳۰۲۹ | ۳۰۵۰-۲۸۹۳ |



شکل (۳-۲): موقعیت قرارگیری چهار چاه مورد بررسی در میدان پارس جنوبی [رحیمی، ۱۳۸۱]

برای طراحی شبکه عصبی و نرم‌افزار Geolog، از نگارهای متداول چاه به عنوان ورودی استفاده می‌شود. نگارهای ثبت شده در اکثر چاه‌های منطقه شامل، نگار صوتی (DT)، نگار گاما (GR)، نگار نوترون اصلاح شده (NPHI)، نگار چگالی (RHOB)، نگار مقاومت ویژه کروی میکرو (MSFL)، نگار مقاومت ویژه القایی عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه القایی کم‌عمق (LLS)، نگار شاخص

فتوالکتریک (PEF) هستند. خروجی مورد استفاده در شبکه عصبی برای سه چاه SP1, SP5, SP6 تراوایی افقی (KH) و تراوایی قائم (KV) می باشد، و برای چاه SP2 تراوایی و تخلخل می باشد که مقدار آن ها از داده های مغزه به دست آمده است. برای طراحی شبکه عصبی از لگاریتم تراوایی استفاده می شود. اما در نرم افزار Geolog مقدار این دو پارامتر (تراوایی و تخلخل) تخمین زده می شود که در آخر مقادیر به دست آمده برای تخلخل و تراوایی توسط شبکه عصبی و نرم افزار Geolog با داده های مغزه مقایسه می شوند. از داده های دیگر که مورد استفاده می باشند: طول جغرافیایی (X)، عرض جغرافیایی (Y) و عمق (Depth) می باشند. قبل از استفاده از داده ها برای شبکه عصبی باید داده ها آماده سازی شوند.

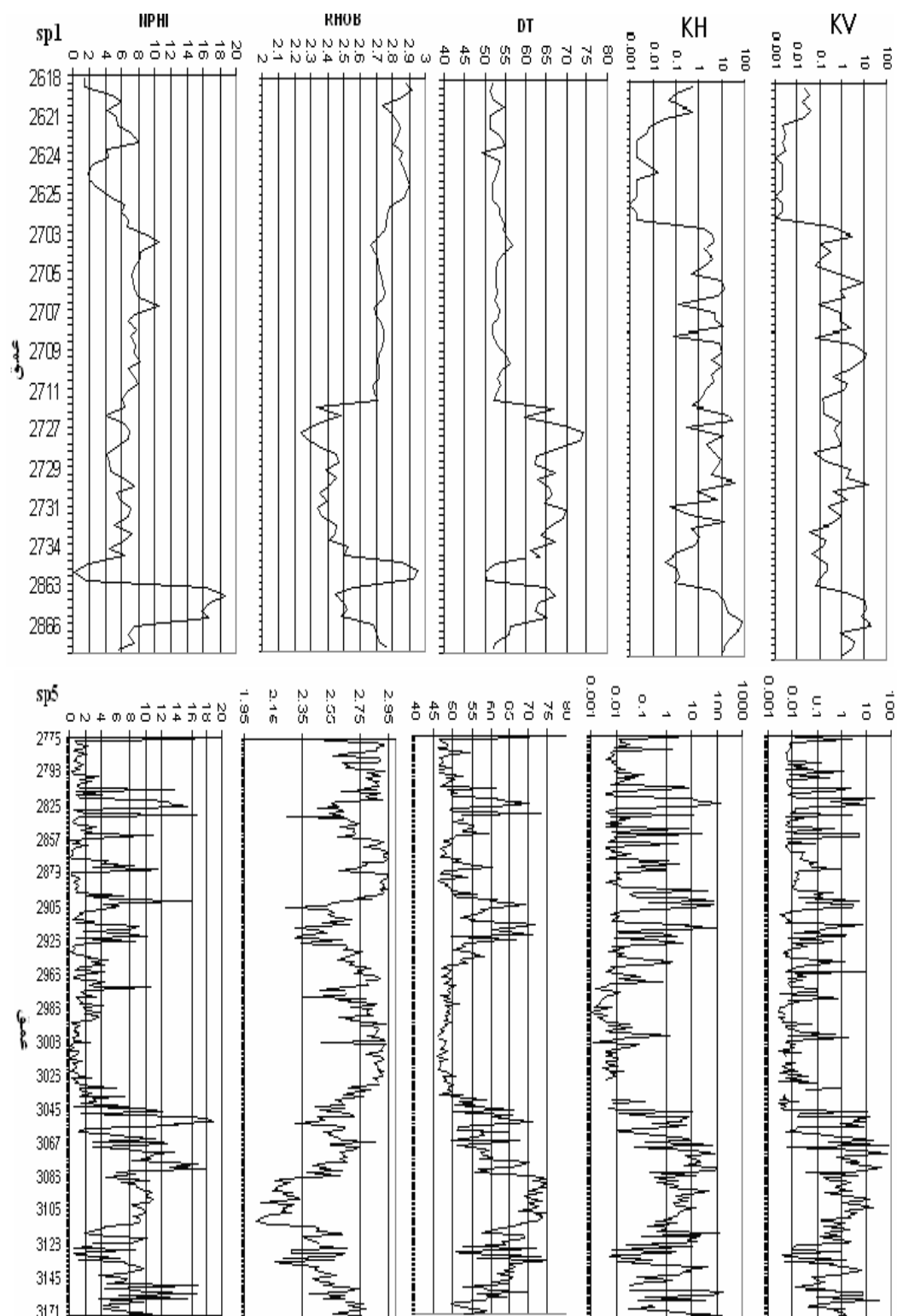
### ۳-۴ آماده سازی داده ها

آماده سازی داده ها اغلب پیچیده ترین بخش کاربرد شبکه های عصبی است. بخشی از این پیچیدگی به انتخاب حالات تحقق یافته ای که الگوی صحیحی را در اختیار بگذارند بر می گردد. بخش دیگر به تغییر مقیاس داده های آموزشی (نرمال کردن ورودی ها و خروجی ها) بر می گردد. بهترین وضعیت برای شبکه های عصبی هنگامی است که، تمام ورودی ها و خروجی ها در بازه ای مثل صفر تا یک و یا منفی یک تا یک باشند. یکی از دلایل تاکید بر نرمال کردن داده ها در این دو بازه، این است که توابع محرک (مانند تابع سیگموئیدی یا تانژانت هایپربولیک) نمی توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. این امر آموزش شبکه را با مشکل مواجه می سازد [Berry and Linoff, 1997] با توجه به این که آنالیز مغزه در عمق های خاصی (امکان مغزه گیری سالم) صورت گرفته، در ابتدا مقادیر تراوایی و تخلخل با نگارهای چاه با توجه به عمق مشترک (عمق های جدول (۳-۱))، در یک فایل جداگانه مرتب گردید که نمونه ای از آن در جدول (۳-۲) دیده می شود.

تغییرات بعضی از نگارها در مقابل عمق برای دو چاه SP1 و SP5 برای دو سازند کنگان و دالان با توجه به عمق شروع و خاتمه دو سازند، در شکل (آمده است). در ادامه با توجه به اختلاف عمق بین داده‌های مغزه و داده‌های نگار و همچنین عدم تطابق لازم نگارهای مرتبط با تراوایی و تخلخل، با نوشتن کد دستوری درون‌یابی در نرم افزار Matlab، یکسری داده‌ها حذف گردید (داده صحیح کمتر، بهتر از داده زیاد همراه با خطا). در این روش کلیه داده‌های نگار را با داده‌های عمق مغزه درون‌یابی کرده و با توجه به داده‌های مغزه درون‌یابی می‌شوند. در نهایت برای سه چاه SP1, SP5, SP6 تعداد ۳۱۶ داده (الگو) و برای چاه SP2 تعداد ۵۲۴ داده برای این دو سازند مورد بررسی، برای طراحی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. سپس توسط نرم افزار SPSS مقادیر همبستگی بین متغیرهای مستقل (نگارهای چاه) و متغیرهای وابسته (لگاریتم تراوایی و تخلخل) به دست آمد [Foster, 1933]. چون بعد از بررسی مشخص شد نگارها با تراوایی رابطه لگاریتمی دارند، اما با تخلخل رابطه خطی دارند، بنابراین مقادیر تراوایی به صورت لگاریتمی در نظر گرفته شد. و نتایج آن در جدول (۳-۳) و (۳-۴) آورده شده است. با توجه به ماتریس همبستگی بین متغیرها، ورودی‌های لازم می‌تواند انتخاب گردد. که می‌توان آن‌ها را در محیط برنامه نویسی برای طراحی شبکه به طور دلخواه مرتب نمود. ورودی شبکه می‌تواند ماتریسی از بین متغیرهای طول جغرافیایی (X)، عرض جغرافیایی (Y)، عمق (Depth)، نگار صوتی (DT)، نگار گاما (GR)، نگار نوترون اصلاح شده (NPHI)، نگار چگالی (RHOB)، نگار مقاومت ویژه کروی میکرو (MSFL)، نگار مقاومت ویژه القایی عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه القایی کم عمق (LLS)، نگار شاخص فتوالکتریک (PEF) و نگار مقاومت ویژه واقعی سازند (RT) باشد. خروجی شبکه هم ماتریس تک سطری یا تک ستونی از تراوایی (قائم یا افقی) برای سه چاه SP1, SP5, SP6 و ماتریس دو سطری یا دو ستونی از تراوایی و تخلخل برای چاه SP2 است که می‌توان آن‌ها را در محیط برنامه ای به طور دلخواه مرتب نمود.

جدول (۳-۲) نمونه ای از فایل مرتب شده داده ها.

| Core depth | Log depth | GR     | DT(US/T) | RHOB(G/CC) | NPHI(%) | PEF(U) | MSLF     | LLD(OHMM) | LLS(OHMM) | KH(mD) | KV(mD) | LKH     | LKV     |
|------------|-----------|--------|----------|------------|---------|--------|----------|-----------|-----------|--------|--------|---------|---------|
| ۲۷۷۸/۰۸    | ۲۷۷۷/۰۲۲  | ۱۳/۱۲۲ | ۴۶/۲۳۸   | ۲/۹۱۷      | ۰/۷     | ۴/۲۲۶  | ۷۰۲/۱۵۷  | ۳۰۱/۷۴    | ۲۶۵/۸۷۹   | ۰/۰۱۶  | ۰/۰۰۹  | -۱/۷۹۵۹ | -۲/۰۴۵۸ |
| ۲۷۷۸/۰۵    | ۲۷۷۸/۰۸۹  | ۱۳/۳۹۳ | ۴۷/۴۹۶   | ۲/۹۲       | ۰/۹     | ۴/۶۴   | ۱۲۴/۷۸۸  | ۷۲/۲۱۶    | ۶۸/۲۸۴    | ۰/۰۱۵  | ۰/۰۱۱  | -۱/۸۲۳۹ | -۱/۹۵۸۶ |
| ۲۷۷۹/۱     | ۲۷۷۹/۱۵۶  | ۱۴/۹۷۷ | ۴۸/۴۲۸   | ۲/۸۶۵      | ۲/۳     | ۳/۷۹۷  | ۴۰/۳۲۵   | ۶۱/۰۸۴    | ۵۶/۶۸۲    | ۰/۰۳۶  | ۰/۰۰۸  | -۱/۴۴۳۷ | -۲/۰۹۶۹ |
| ۲۷۸۱/۶۳    | ۲۷۸۱/۵۹۴  | ۱۵/۵۴۸ | ۴۶/۷۷۲   | ۲/۶۳۵      | ۰/۶     | ۱۲/۶۷۹ | ۱۰/۱۸    | ۲۶۹/۴۱    | ۱۶۲/۱۹۳   | ۰/۰۰۸  | ۰/۰۰۶  | -۲/۰۹۶۹ | -۲/۲۲۱۸ |
| ۲۷۸۵/۷۸    | ۲۷۸۵/۷۰۸  | ۱۶/۹۸  | ۴۹/۳۰۲   | ۲/۸۸۸      | ۱       | ۳/۹۴۳  | ۵۵۵/۲۸۷  | ۵۶/۳۳۷    | ۵۱/۱۸۳    | ۰/۰۰۸  | ۰/۰۰۶  | -۲/۹۶۹  | -۲/۲۲۱۸ |
| ۲۷۸۸/۶۲    | ۲۷۸۸/۶۰۴  | ۱۰/۸۹۵ | ۴۷/۰۲۵   | ۲/۸۹۳      | ۰/۷     | ۳/۷۹۹  | ۴۵/۷۳۶   | ۲۳۱/۳۵۳   | ۲۱۴/۶۵۵   | ۰/۰۰۶  | ۰/۰۰۶  | -۲/۲۲۱۸ | -۲/۲۲۱۸ |
| ۲۷۸۹/۹۶    | ۲۷۸۹/۹۷۸  | ۱۲/۴۲۲ | ۴۶/۵۷۹   | ۲/۸۷۳      | ۰/۸     | ۴/۱۵۳  | ۱۰۵/۶۰۲  | ۳۱۵/۸۷۹   | ۲۹۲/۷۳۸   | ۰/۰۰۴  | ۰/۰۰۶  | -۲/۳۹۷۹ | -۲/۲۲۱۸ |
| ۲۷۹۰/۷۹    | ۲۷۹۰/۷۳۷  | ۱۲/۲۶۸ | ۴۷/۱۹۱   | ۲/۶۲۶      | ۰/۶     | ۸/۶۱۱  | ۰/۵۹۲    | ۲۴۶/۷۵    | ۲۰۹/۰۵۹   | ۰/۰۱   | ۰/۰۰۸  | -۲      | -۲/۰۹۶۹ |
| ۲۷۹۲/۶۴    | ۲۷۹۲/۵۶۶  | ۱۱/۲۴  | ۴۷/۴۱۹   | ۲/۶۸۷      | ۱/۸     | ۷/۷۶۱  | ۰/۶۲۳    | ۶۵۸/۲۲۶   | ۴۶۳/۲۴۲   | ۰/۰۰۷  | ۰/۱۵۲  | -۲/۱۵۹۴ | -۰/۸۱۸۲ |
| ۲۷۹۴/۶۷    | ۲۷۹۴/۷    | ۱۱/۹۷  | ۴۶/۳۳۶   | ۲/۹۲۴      | ۰/۷     | ۳/۷۳   | ۷۱۳/۵۴۲  | ۲۹۷/۴۷۱   | ۲۶۱/۲۷    | ۰/۰۱   | ۰/۰۴۲  | -۲      | -۱/۳۷۶۸ |
| ۲۷۹۶/۶۸    | ۲۷۹۶/۶۸   | ۱۴/۶۹۱ | ۴۹/۵۸۳   | ۲/۹۱۳      | ۱/۴     | ۴/۱۲۴  | ۱۷۷۲/۸۰۸ | ۴۲/۴۳۸    | ۴۸/۵۳۲    | ۰/۰۲۲  | ۰/۰۰۵  | -۱/۶۵۷۶ | -۲/۳۰۱  |
| ۲۸۰۰/۳۹    | ۲۸۰۰/۳۳۸  | ۲۵/۰۷۹ | ۴۹/۱۷۵   | ۲/۷۹۳      | ۳/۸     | ۴/۵۴۴  | ۱/۱۳۶    | ۴۳/۴۴     | ۵۲/۴۲۸    | ۰/۱۳۳  | ۰/۰۰۸  | -۰/۸۷۶۱ | -۲/۰۹۶۹ |
| ۲۸۰۳/۸۷    | ۲۸۰۳/۸۷   | ۱۱/۰۸  | ۴۸/۱۶۳   | ۲/۸۹       | ۱/۳     | ۴/۲۱۲  | ۱۰۴/۱۳۷  | ۲۳۹/۴۸۵   | ۲۰۷/۶۱۵   | ۰/۰۵۳  | ۰/۰۰۶  | -۱/۲۷۵۷ | -۲/۲۲۱۸ |



شکل (۳-۳) تغییرات بعضی از نگارهای چاه و تراوی دو سازند کنگان و دالان برای دو چاه SP5، SP1.

جدول (۳-۳) ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم تراوایی در چاه‌های SP1, SP5, SP6

|      | LKH    | LKV    | X      | Y      | Z      | GR     | DT     | RHOB   | NPHI   | PEF    | MSFL  | LLD   | LLS |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|-----|
| LKH  | ۱      |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |     |
| LKV  | ۰/۹۵۷  | ۱      |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |     |
| X    | -۰/۱۱۲ | -۰/۱۶۱ | ۱      |        |        |        |        |        |        |        |       |       |     |
| Y    | ۰/۱۱   | ۰/۱۶۲  | -۰/۹۹۹ | ۱      |        |        |        |        |        |        |       |       |     |
| Z    | ۰/۲۸۵  | ۰/۲۵۸  | ۰/۶۵۵  | -۰/۶۵۵ | ۱      |        |        |        |        |        |       |       |     |
| GR   | -۰/۰۱۵ | ۰/۰۲۵  | ۰/۲۱۹  | -۰/۲۱۶ | ۰/۴۹   | ۱      |        |        |        |        |       |       |     |
| DT   | ۰/۷۴۲  | ۰/۷۵۱  | -۰/۰۲۵ | ۰/۰۲۶  | ۰/۳۴۷  | ۰/۰۸۸  | ۱      |        |        |        |       |       |     |
| RHOB | -۰/۶۶۴ | -۶۵۹   | -۰/۰۱۱ | ۰/۰۱   | -۰/۳۷۹ | -۰/۱۸۲ | -۰/۹۱۵ | ۱      |        |        |       |       |     |
| NPHI | ۰/۸۲   | ۰/۸۴۸  | -۰/۱۱  | ۰/۱۰۷  | ۰/۲۴   | ۰/۱۶۷  | ۰/۷۴۶  | -۶۱۵   | ۱      |        |       |       |     |
| PEF  | ۰/۱۲۵  | ۰/۰۹۸  | ۰/۱۲۵  | -۰/۱۱۹ | ۰/۳۶۱  | ۰/۲۱   | ۰/۳۵   | -۰/۵۷۶ | ۰/۰۰۹  | ۱      |       |       |     |
| MSFL | -۰/۳۱۸ | -۰/۳۱۱ | ۰/۰۷۲  | ۰/۰۷   | -۰/۱۶۴ | -۰/۲۵۹ | -۰/۳۲۷ | ۰/۴۰۱  | -۰/۳۱۸ | -۲۰۶   | ۱     |       |     |
| LLD  | -۰/۱۰۶ | -۰/۱   | ۰/۱۷۷  | -۰/۱۱  | ۰/۱۰۶  | -۰/۰۴۱ | -۰/۱۵۳ | ۰/۱۶۹  | -۰/۱۰۱ | -۰/۰۷۸ | ۰/۲۷۴ | ۱     |     |
| LLS  | -۰/۲۰۶ | -۰/۱۸۷ | ۰/۰۷۷  | -۰/۰۷۸ | -۰/۰۲۳ | -۰/۱۰۲ | -۰/۲۳۹ | ۰/۲۴۸  | -۰/۲۰۳ | -۰/۱۱۵ | ۰/۲۳۵ | ۰/۷۶۷ | ۱   |

با توجه به جدول (۳-۳) می‌توان به همبستگی مثبت بالا بین لگاریتم تراوایی و نگارهای صوتی، نوترون اصلاح شده و همچنین همبستگی منفی بالا بین لگاریتم تراوایی با نگار چگالی در چاه‌های SP1, SP5, SP6 پی برد. نگارهای دیگر دارای همبستگی متوسطی با تراوایی می‌باشند. و با توجه به جدول (۴-۳) که مربوط به چاه SP2 می‌باشد، می‌توان به همبستگی مثبت بالا بین تخلخل و نگارهای نوترون اصلاح شده و فتوالکتریک و همبستگی منفی بالا بین تخلخل با نگار چگالی، و همچنین همبستگی مثبت بین لگاریتم تراوایی و نگار نوترون اصلاح شده و چگالی و همبستگی منفی بین

لگاریتم تراوایی و نگار گاما و فتوالکتریک پی برد. نگارهای دیگر دارای همبستگی متوسط با تخلخل و لگاریتم تراوایی هستند.

جدول (۳-۴) ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته (تخلخل و لگاریتم تراوایی) در چاه SP2

|          | GR       | NPHI     | PEF      | RHOB      | RT       | Rxo      | LLD      | LLS     | Porosity | LK |
|----------|----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|---------|----------|----|
| GR       | ۱        |          |          |           |          |          |          |         |          |    |
| NPHI     | ۰/۰۳۱۲۵۵ | ۱        |          |           |          |          |          |         |          |    |
| PEF      | ۰/۱۱۱۷۵  | -۰/۲۵۶۳۷ | ۱        |           |          |          |          |         |          |    |
| RHOB     | -۰/۰۳۳۸  | -۰/۳۸۱۲۳ | ۶۸۵۰۶    | ۱         |          |          |          |         |          |    |
| RT       | -۰/۰۶۶۷۲ | -۰/۰۸۵۲۲ | -۰/۰۰۵۵  | -۰/۰۹۷۴۱۲ | ۱        |          |          |         |          |    |
| Rxo      | -۰/۱۹۷۴۴ | -۰/۴۲۰۸۴ | -۰/۰۱۲۵۳ | ۰/۲۴۵۸۲   | ۰/۰۱۳۵۱۳ | ۱        |          |         |          |    |
| LLD      | ۰/۱      | ۰/۲۷۴    | ۰/۰۰۹    | -۰/۰۰۹    | ۰/۰۵۵    | -۰/۰۱۲۹  | ۱        |         |          |    |
| LLS      | -۰/۲     | ۰/۷۶۷    | ۰/۳۰۱    | -۰/۰۰۴    | -۰/۸۷۷   | -۰/۰۰۲   | -۰/۰۰۱۲۶ | ۱       |          |    |
| Porosity | -۰/۰۲۷۸۲ | ۰/۳۱۳۳۸۲ | ۰/۴۳۳۰۷۵ | -۰/۶۷۴۱۳  | -۰/۰۸۵۱  | -۰/۱۸۳۷۱ | -۰/۰۱۹۸  | ۰/۱۱۱۸۷ | ۱        |    |
| LK       | -۰/۱۶۲۲۳ | ۰/۱۵۲۹۴۳ | -۰/۲۹۷۲۷ | ۰/۱۲۱۷۱۶  | ۰/۰۰۹۴۲  | ۰/۰۰۱۶۹۸ | ۰/۰۹۱۵۳۵ | ۰/۰۵۰۸  | ۰/۲۰۳    | ۱  |

### ۳-۵ برنامه نویسی شبکه عصبی در محیط نرم افزار Matlab

به منظور ایجاد شبکه و استفاده از آن می توان از زبان برنامه نویسی مختلف، بهره برد. در این مطالعه برای نوشتن شبکه، از جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار Matlab استفاده گردید. چون دستورات شبکه به صورت پیش برنامه در این نرم افزار وجود دارند. بعد از فراخوانی داده ها در محیط m.file نرم افزار، برای نرمال کردن داده ها در بازه ۱ تا -۱ از دستور premnmx در طراحی شبکه پس انتشار (BPNN) استفاده گردید که از فرمول  $p_n = 2 \left( \frac{p - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \right) - 1$  برای نرمال کردن داده ها استفاده می کند که p داده اولیه و  $p_n$  داده نرمال شده است. البته در این مطالعه فقط داده های ورودی نرمال شده اند. تخلخل به صورت درصد و تراوایی با همان حالت اولیه یعنی لگاریتم تراوایی به کار رفته است. به دو دلیل لگاریتم تراوایی نرمال نشده است: اولاً لگاریتم گرفتن از مقادیر اولیه تراوایی خود نوعی نرمال کردن می باشد که در بازه ای متفاوت از ۱ تا -۱ است، و دلیل دیگر این است که اگر خروجی

نرمال شود، بعد از آموزش و تعمیم، نتایجی که شبکه پیش‌بینی می‌کند داده‌های نرمال شده است. و باید با توجه به داده‌های آموزشی به حالت عادی برگردانده شود که خالی از اشکال نیست و باعث افزایش خطا خواهد گردید. نمونه‌ای از فایل داده‌های ورودی در جدول (۳-۵) آمده است.

جدول (۳-۵) نمونه ای از فایل نرمال شده داده‌های ورودی چاه‌های (SP1, SP5, SP6) که به صورت تصادفی از داده‌های موجود انتخاب شده.

| Z        | GR       | DT       | RHOB     | NPHI     | PEF      | MSFL     | LLD      | LLS      |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| ۰/۴۳۴۷۵  | -۰/۵۹۱۲۸ | ۰/۹۵۷۲۷  | ۰/۹۴۴۲۴  | ۰/۹۴۵۵۳  | -۰/۸۵۳۵۹ | -۰/۲۹۸۰۶ | ۰/۹۳۲۶۵  | -۰/۹۲۷۸۷ |
| ۰/۴۲۷۱۵  | ۰/۴۹۶۲   | -۰/۸۴۷۱۸ | ۰/۸۱۸۱۸  | -۰/۸۲۱۰۱ | -۰/۹۴۷۶۶ | -۰/۹۶۰۰۱ | -۰/۹۶۶۷۴ | ۰/۹۶۵۱۹  |
| ۰/۹۱     | -۰/۴۶۶۹۳ | ۰/۹۳۰۴۳  | ۰/۲۶۰۶۱  | -۰/۹۵۳۳۱ | ۱        | -۰/۹۹۰۱۶ | -۰/۹۳۹۹۲ | -۰/۹۵۶۲۸ |
| ۰/۴۰۳۸   | ۰/۳۹۳۵۳  | -۰/۸۰۳۲۵ | ۰/۸۷۳۹۴  | ۰/۹۲۲۱۸  | -۰/۹۱۵۶۴ | -۰/۴۴۴۹۶ | ۰/۹۸۷۸   | ۰/۹۸۶۴   |
| -۰/۳۶۴۷۱ | -۰/۵۱۰۶۶ | ۰/۷۸۹۱۲  | ۰/۹۳۴۵۵  | -۰/۸۹۱۰۵ | -۰/۸۷۵۹۵ | ۰/۷۷۲۷۷  | ۰/۹۹۰۹۳  | -۰/۹۸۷۴۳ |
| ۰/۳۳۹۱۹  | -۰/۶۵۵۹۵ | -۰/۸۶۰۵  | ۰/۸۷۸۷۹  | ۰/۸۹۸۸۳  | -۰/۸۵۶۶۶ | ۰/۸۶۹۱۸  | -۰/۹۴۶۶۴ | ۰/۹۴۳۸۴  |
| -۰/۳۳۴۸۴ | -۰/۰۷۶۵۶ | ۰/۷۳۹۷۶  | ۰/۸۰۱۲۱  | -۰/۷۸۲۱  | -۰/۹۲۸۸  | -۰/۹۵۵۱  | ۰/۹۹۰۳۷  | -۰/۹۸۷۵  |
| -۰/۳۳۱۵۹ | -۰/۶۳۳۰۵ | ۰/۸۵۲۸۶  | ۰/۸۷۱۵۲  | -۰/۹۲۲۱۸ | -۰/۹۴۵۹  | -۰/۹۰۰۳۴ | ۰/۹۶۱۱۲  | ۰/۹۵۸۵۱  |
| ۰/۲۶۴۸   | -۰/۸۱۵۱۷ | ۰/۰۶۳۳۸۹ | -۰/۱۷۵۷۶ | ۰/۱۲۰۶۲  | -۰/۷۲۰۲۶ | -۰/۹۹۷۵۳ | -۰/۹۹۴۲  | -۰/۹۹۸۸۹ |
| ۱        | -۰/۶۴۳۴۶ | -۰/۶۵۷۶۲ | ۰/۳۳۰۹۱  | -۰/۸۶۸۸۹ | -۰/۳۱۷۲۲ | -۰/۹۹۷۲۲ | ۰/۹۴۶۳۷  | ۰/۹۵۵۶۲  |

با توجه به این که مسئله مورد بررسی، انتخاب تشخیص الگو و تقریب تابع است و مجموعه داده‌های آموزشی در محدوده و سببی تغییر می‌کنند، بهترین شبکه برای انجام این کار همان شبکه چند لایه با قانون پس انتشار خطا ست که دستورات مربوط به آن به صورت پیش برنامه وجود دارد. البته در ادامه کار از نرم‌افزار Geolog، نیز برای پیش‌بینی استفاده گردید.

### ۳-۶ طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا

به منظور جلوگیری از فرآیند آموزش در شبکه عصبی پس انتشار خطا از دو روش توقف سریع و منظم سازی برای سه چاه SP1, SP5, SP6 استفاده گردید. در روش توقف سریع از تعداد ۳۱۶ داده (الگو) موجود حدود ۵۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده آموزشی و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده های تست (که در داده های آموزشی نبودند) و حدود ۲۰ درصد به عنوان داده اعتبارسنجی (که در داده های آموزشی نبودند) انتخاب شدند. اما برای چاه SP2 از روش توقف سریع استفاده گردید که از تعداد ۵۲۴ داده (الگو) ۷۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده آموزشی و حدود ۱۵ درصد به عنوان داده های تست (که در داده های آموزشی نبودند) و حدود ۱۵ درصد به عنوان داده اعتبارسنجی (که در داده های آموزشی نبودند) انتخاب شدند. برای روش منظم سازی نیز از داده های آموزش و تست روش توقف سریع استفاده گردید. علت انتخاب درصد بالای داده ها برای آموزش این است که شبکه الگوهای حاکم بر ورودی ها و خروجی ها را ببیند و خود را با شرایط متفاوت تطبیق دهد. شبکه به کمک داده های آموزش تعلیم می بیند و در حین آموزش با سری داده های اعتبارسنجی مورد آزمایش قرار می گیرد، تا با انتخاب تکرارهای مناسب مورد ارزیابی قرار گیرد. سپس با داده های تست، تعمیم دهی شبکه ارزیابی می شود.

### ۳-۶-۱ طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع

برای بدست آوردن شبکه عصبی پس انتشار بهینه در روش توقف سریع، از توابع آموزش<sup>۱</sup> مختلف و تابع ارزیابی<sup>۲</sup> میانگین مربعات خطا (MSE) که مقدار آن در مقابل تعداد تکرار (تعداد سیکل) برای هر کدام از مراحل در شکل (۳-۴) آمده، استفاده گردید. همان طور که در شکل (۳-۴) دیده می شود از

---

<sup>۱</sup> - Over training

<sup>۲</sup> Train Functions

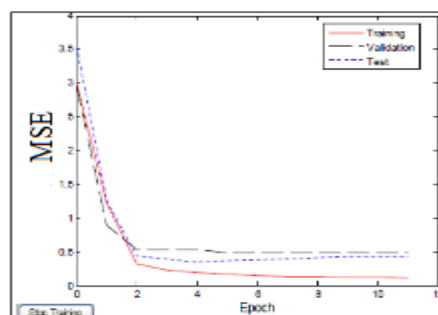
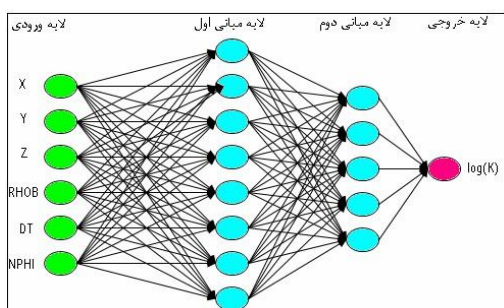
<sup>۳</sup> Performance Function

تکرار ۱۱ به بعد که خطای اعتبار سنجی شروع به افزایش خواهد نمود، آموزش شبکه متوقف می‌گردد و وزن‌های شبکه ثابت می‌گردند تا شبکه بیش از حد آموزش نبیند و الگوها را حفظ نکند. برای ارزیابی شبکه بهینه از دو فاکتور ضریب همبستگی (R) و جذر میانگین مربعات خطا (MSE)<sup>۱</sup> استفاده گردید که این دو فاکتور باید در مراحل مختلف یادگیری (آموزش، اعتبارسنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند. برای طراحی شبکه از ورودی‌ها، توابع آموزش، تعداد لایه‌ها و نرون‌های مختلف به صورت سعی و خطا، استفاده گردید. به این صورت که، با تغییر این پارامترها نتایج مربوط به R و MSE در هر بار آموزش ذخیره و با توجه به این دو فاکتور، فقط نتایج مطلوب حاصل از طراحی شبکه با توابع آموزش مختلف، در جدول (الف-۱) آورده شده است. در نهایت با توجه به ضرایب رگرسیون و جذر میانگین مربعات خطا بین خروجی مطلوب و خروجی پیش‌بینی شده که در جدول (الف-۱) تا (الف-۳) آمده، شبکه نهایی انتخاب گردید. این شبکه که از الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت استفاده می‌کند، برای چاه‌های SP1, SP5, SP6 دارای یک لایه ورودی با شش نرون (X, Y, Z, DT, NPHI, RHOB) و یک لایه خروجی با یک نرون (لگاریتم تراوایی افقی یا قائم) و تابع محرک خطی دو لایه پنهان با تعداد ۸ نرون در لایه پنهان اول با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و ۵ نرون در لایه پنهان دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک می‌باشد. در شکل (۳-۵) به صورت شماتیک ساختار این شبکه آمده است. شبکه مورد استفاده برای چاه SP2 دارای یک لایه ورودی با شش نرون (NPHI, PEF, RHOB, GR, LLS, LLD) و یک لایه خروجی با یک نرون (لگاریتم تراوایی) و تابع محرک خطی با دو لایه پنهان با ۸ نرون در لایه پنهان اول با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و ۵ نرون در لایه پنهان دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک می‌باشد. در شکل (۳-۶) به صورت شماتیک ساختار این شبکه آمده است. برای تعیین تخلخل نیز از داده‌های چاه SP2 استفاده گردید، که دارای یک لایه ورودی با شش نرون (NPHI, PEF, RHOB, GR, RT, LLD) و لایه خروجی با یک نرون (تخلخل) و تابع محرک خطی با

---

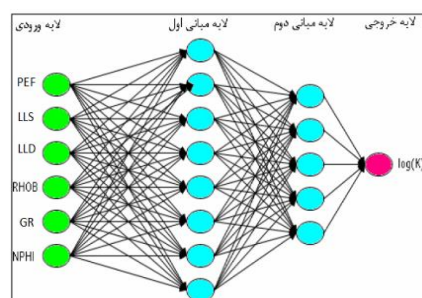
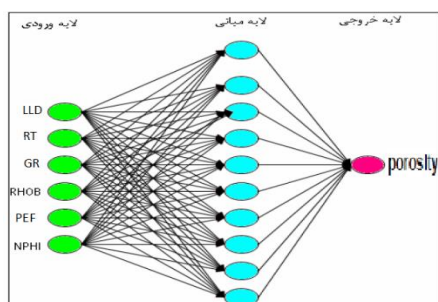
<sup>۱</sup> Root MeanSquare error

یک لایه پنهان با ۱۰ نرون و تابع محرک تانژانت هایپربولیک می‌باشد. در شکل (۳-۷) به صورت شماتیک ساختار این شبکه آمده است.



شکل (۳-۵) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه‌های SP1, SP5, SP6

شکل (۳-۴) منحنی میانگین مربعات خطا در مقابل تعداد تکرار الگوریتم برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست.

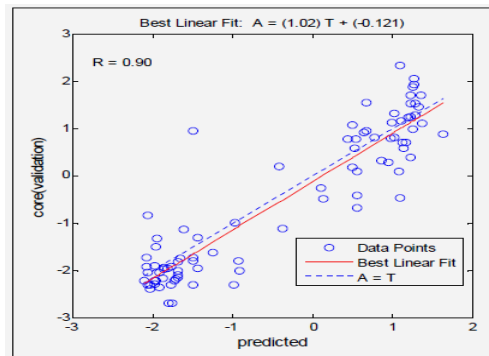


شکل (۳-۷) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه SP2 برای تعیین تخلخل.

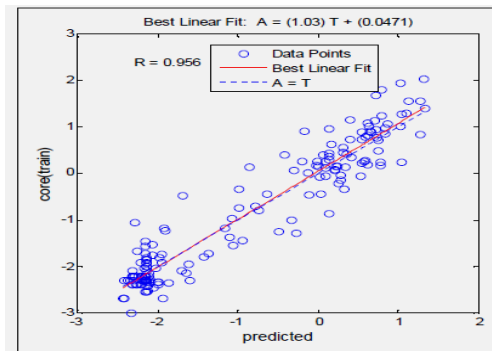
شکل (۳-۶) نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن در چاه SP2 برای تعیین تراوایی.

مشخصات جزئی این شبکه برای ۴ چاه ذکر شده به صورت شماتیک در پیوست الف در شکل‌های (الف-۱) تا (الف-۴) آورده شده است. ضریب همبستگی بین تراوایی پیش‌بینی شده و تراوایی افقی در چاه‌های SP1, SP5, SP6 برای سه مجموعه داده آموزشی، اعتبارسنجی و تست، محاسبه و در شکل‌های (۳-۸) تا (۳-۱۰) و برای تراوایی قائم در شکل‌های (الف-۵) تا (الف-۷) نشان داده شده

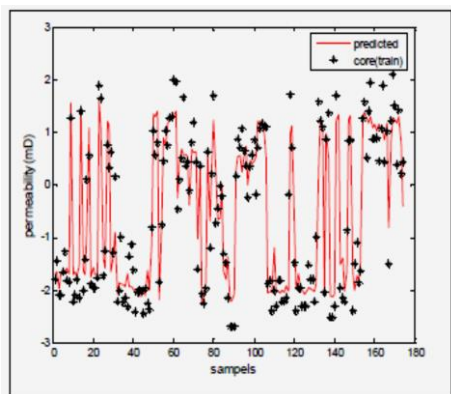
است. شکل‌های (۳-۱۱) تا (۳-۱۳) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با لگاریتم تراوایی مغزه در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است.



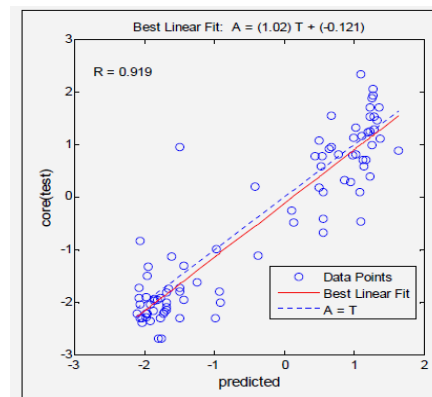
شکل (۳-۹) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.



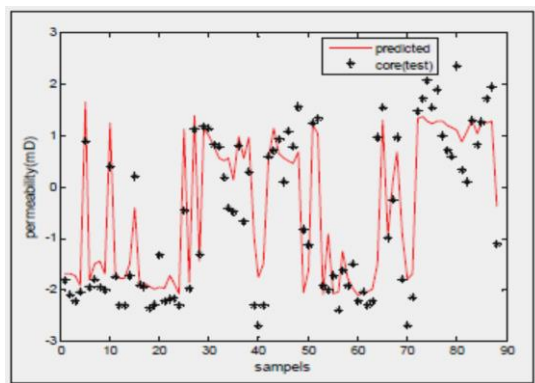
شکل (۳-۸) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.



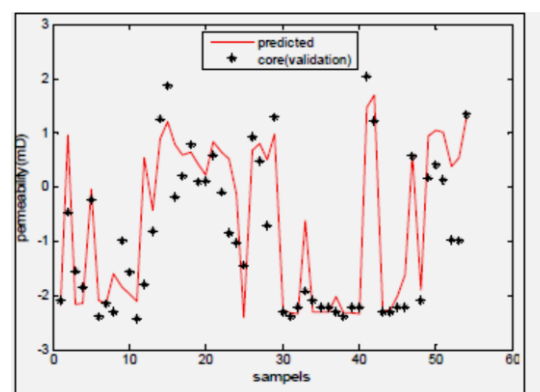
شکل (۳-۱۱) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست با شش ورودی در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.



شکل (۳-۱۰) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.



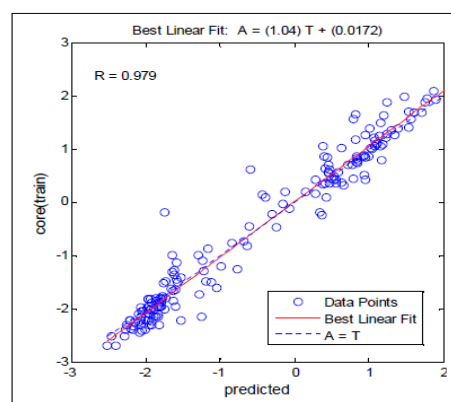
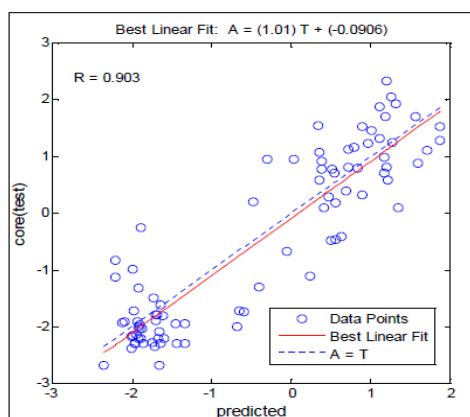
شکل (۳-۱۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.



شکل (۳-۱۲) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در در چاه‌های (SP1, SP5, SP6) در روش توقف سریع.

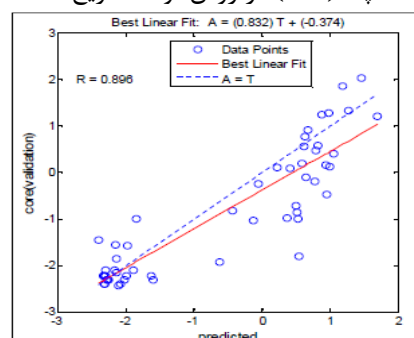
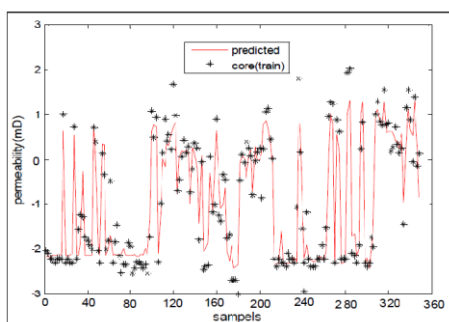
همان طور که در شکل‌های (۳-۸) تا (۳-۱۰) دیده می‌شود، هر کدام از این نگارها دارای خط برازش شده‌ای بین پاسخ شبکه و داده‌های مغزه هستند. این خط دارای یک شیب و ضریب همبستگی است که پراکندگی داده‌ها را حول خط برازش شده نشان می‌دهند. هر چه مقدار ضریب همبستگی و شیب خط به عدد ۱ نزدیک‌تر باشند ( $A=T$ )، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای سه سری داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب برابر ۰.۹۵، ۰.۹۰ و ۰.۹۲ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای به دست آمده توسط شبکه در سه مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود. در شکل‌های (۳-۱۱) تا (۳-۱۳) نیز که مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با لگاریتم تراوایی مغزه در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است و داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی شده به صورت منحنی نشان داده شده‌اند، مشاهده می‌شود که علامت ستاره به منحنی داده‌های پیش‌بینی در هر سه مورد داده‌های مرحله آموزش، تست و اعتبارسنجی خیلی نزدیک و در بیشتر موارد مماس شده است. این نتایج نیز به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره می‌نمایند. ضریب همبستگی بین تراوایی پیش‌بینی شده و تراوایی در چاه (SP2)

برای سه مجموعه داده آموزشی، اعتبارسنجی و تست محاسبه و در شکل‌های (۳-۱۴) تا (۳-۱۶) و برای تخلخل در شکل‌های (الف-۱۲) تا (الف-۱۴) نشان داده شده است. شکل‌های (۳-۱۷) تا (۳-۱۹) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با لگاریتم تراوایی مغزه در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است.



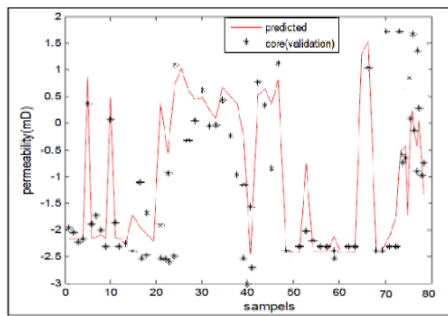
شکل (۳-۱۵) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع.

شکل (۳-۱۴) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع.

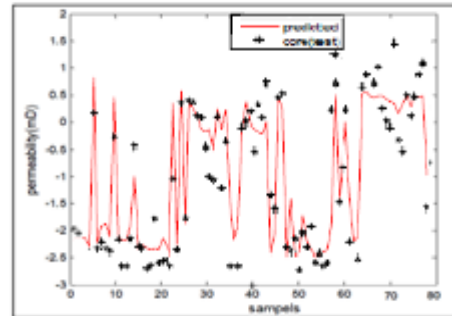


شکل (۳-۱۷) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه (SP2) در روش توقف سریع.

شکل (۳-۱۶) همبستگی بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی با شش ورودی در چاه (SP2) در روش توقف سریع.



شکل (۳-۱۹) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه (SP2) در روش توقف سریع.



شکل (۳-۱۸) مقایسه بین لگاریتم تراوایی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه (SP2) در روش توقف سریع.

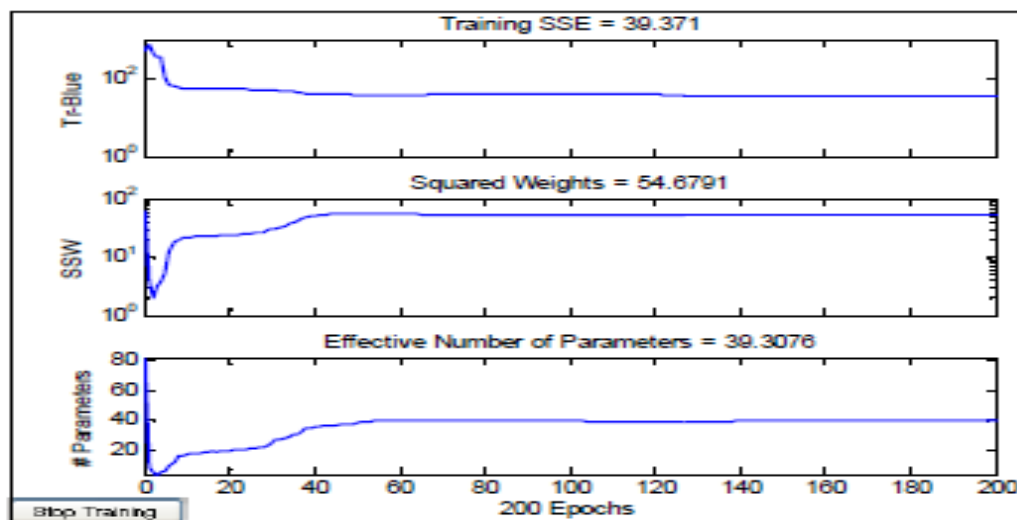
همان طور که در شکل‌های (۳-۱۴) تا (۳-۱۶) دیده می‌شود، هر کدام از این نگارها دارای خط برازش شده‌ای بین پاسخ شبکه و داده‌های مغزه هستند. این خط دارای یک شیب و ضریب همبستگی است که پراکندگی داده‌ها را حول خط برازش شده نشان می‌دهند، هر چه مقدار ضریب همبستگی و شیب خط به عدد ۱ نزدیک باشند ( $A=T$ )، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای سه سری داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و تست برای تعیین تراوایی به ترتیب برابر ۰/۹۸، ۰/۸۹، و ۰/۹۰ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای به دست آمده توسط شبکه در سه مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود در شکل‌های (۳-۱۷) تا (۳-۱۹) نیز که مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با لگاریتم تراوایی مغزه در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است و داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده‌اند، مشاهده می‌شود که علامت ستاره به منحنی داده‌های پیش‌بینی در هر سه مورد داده‌های مرحله آموزش، تست و اعتبارسنجی خیلی نزدیک و در بیشتر موارد مماس شده است. این نتایج نیز به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره می‌نمایند. بنابراین تمامی شکل‌های (۳-۸) تا (۳-۱۹) همگی نشان‌دهنده این مطلب‌اند که شبکه عصبی طراحی شده به روش توقف سریع برای پیش‌بینی تراوایی

موفق عمل کرده است و نتایج آن با داده‌های مغزه بسیار نزدیک‌اند و دارای اعتبار بالایی می‌باشند. بنابراین از این شبکه می‌توان برای تعمیم در دو سازند کنگان و دالان در چاه‌هایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و تراوایی نامشخص است، استفاده نمود.

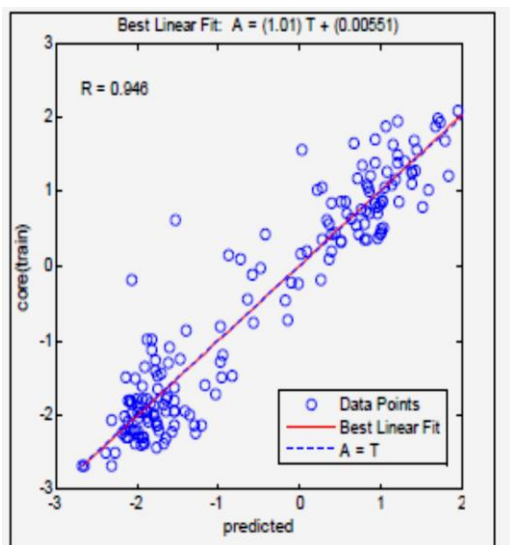
### ۳-۶-۲ طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم‌سازی

در روش منظم‌سازی مثل روش سریع، از سه سری داده برای طراحی شبکه استفاده نمی‌شود، و فقط از دو سری داده آموزش (برای تعلیم شبکه) و تست (برای قابلیت تعمیم‌دهی شبکه) استفاده می‌گردد. در این روش می‌توان برای آموزش شبکه از توابع آموزش مختلف و تابع ارزیابی MSEREG استفاده نمود ولی در این مطالعه از تابع آموزش trainbr که به صورت پیش برنامه در نرم‌افزار Matlab برای این روش نوشته شده، استفاده گردید. این تابع آموزش به صورت اتوماتیک روش منظم‌سازی را اجرا می‌کند. همان طور که قبلاً توضیح داده شده، این روش از مجموع مربعات خطا و وزن‌ها برای آموزش استفاده می‌کند که تغییرات آن در مقابل تکرار الگوریتم در شکل (۳-۲۰) آمده است. همان طور که در این شکل دیده می‌شود، شبکه بعد از رسیدن به مجموع مربعات خطا برابر با ۳۹/۳۷۱ و مجموع مربعات وزن‌ها برابر با ۵۴/۶۷۹ در تکرار ۲۰۰ که تغییرات این دو فاکتور ثابت می‌گردد، آموزش شبکه متوقف و وزن‌ها و بایاس‌های شبکه ثابت می‌گردند. این روش نسبت به روش توقف سریع برای به جواب رسیدن زمان بیشتری لازم دارد. به خصوص وقتی تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌ها زیاد می‌شوند، همگرایی شبکه بسیار کند می‌شود و احتمال بیش‌برازش بالا می‌رود. برای به دست آوردن شبکه بهینه با این روش با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها و همچنین تعداد ورودی‌های موثر در خروجی به صورت سعی و خطا، بهترین نتایجی که حاصل گردید، در پیوست ب در جدول (ب-۱) آورده شده است. بعد از بررسی نتایج، با توجه به ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا و همچنین سرعت به جواب رسیدن شبکه، شبکه‌ای با همان شش ورودی که در روش

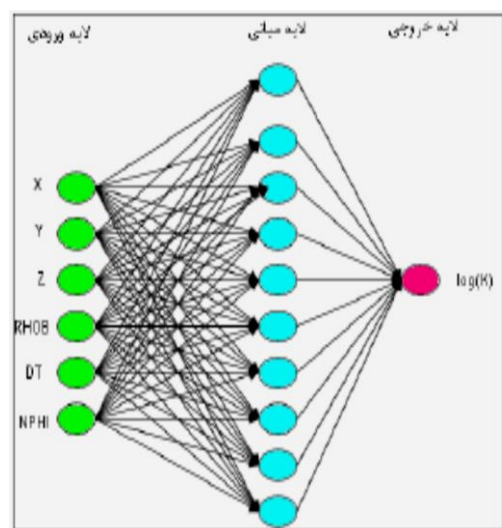
توقف سریع انتخاب شده بودند، در نظر گرفته شد که دارای یک لایه پنهان با تعداد ۱۰ نرون و تابع محرک تانژانت هایپربولیک و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی می باشد. ساختار کلی شبکه به صورت شماتیک در شکل (۳-۲۱) نشان داده شده است. مشخصات جزئی تر لایه ها و وزن های مربوط به نرون ها به صورت شماتیک در پیوست ب در شکل های (ب-۱) تا (ب-۳) آورده شده است. ضریب همبستگی بین تراوایی افقی پیش بینی شده و تراوایی افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل های (۳-۲۲) و (۳-۲۲) و برای تراوایی قائم در پیوست ب در شکل های (ب-۴) و (ب-۵) نشان داده شده است. شکل های (۳-۲۴) تا (۳-۲۵) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با لگاریتم تراوایی مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده های هر سری آورده شده است، که داده های مغزه با علامت ستاره و داده های پیش بینی به صورت منحنی نشان داده شده است.



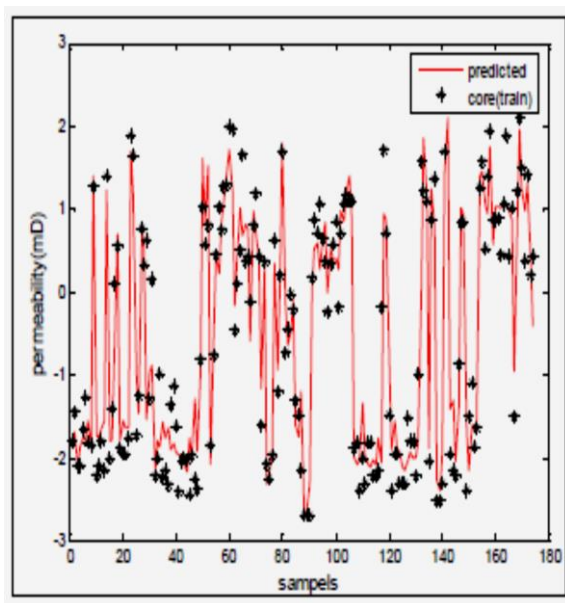
شکل (۳-۲۰) منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا و وزن ها و همچنین تعداد پارامترهای موثر آموزش در مقابل تکرار.



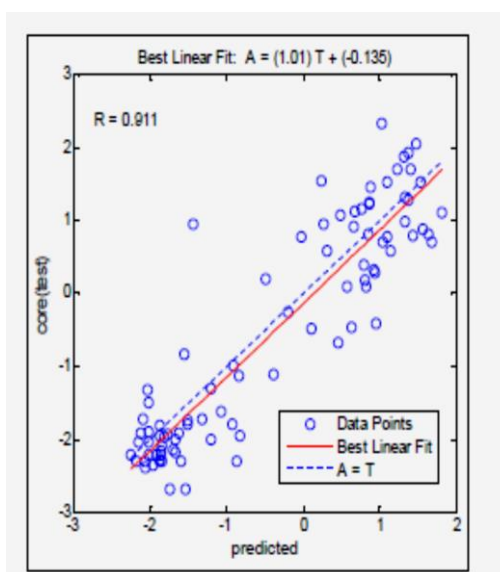
شکل (۲۲-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های sp1, sp5, sp6 با شش ورودی در روش منظم‌سازی.



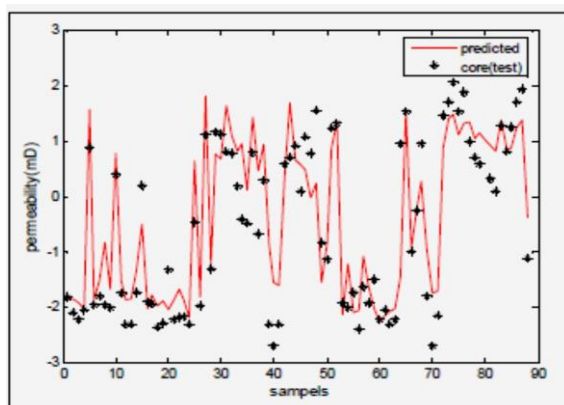
شکل (۲۱-۳) ساختار کلی شبکه پس انتشار خطا طراحی شده به روش منظم‌سازی در چاه‌های sp1, sp5, sp6



شکل (۲۴-۳) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده آموزش در چاه‌های sp1, sp5, sp6 در روش منظم‌سازی.



شکل (۲۳-۳) همبستگی بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های sp1, sp5, sp6 در روش منظم‌سازی.



شکل (۳-۲۵) مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های sp1, sp5, sp6 در روش منظم‌سازی.

همان طور که در شکل‌های (۳-۲۲) و (۳-۲۳) دیده می‌شود، هر کدام از این نگارها دارای خط برازش شده‌ای بین پاسخ شبکه و داده‌های مغزه هستند. این خط دارای یک شیب و ضریب همبستگی است که پراکندگی داده‌ها را حول خط برازش شده نشان می‌دهند، هر چه مقدار ضریب همبستگی و شیب خط به عدد ۱ نزدیک‌تر باشند، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر ۰/۹۵ و ۰/۹۱ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای به دست آمده تو سط شبکه در دو مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود. در شکل‌های (۳-۲۴) تا (۳-۲۵) نیز که مقایسه بین لگاریتم تراوایی افقی شبکه (منحنی) با لگاریتم تراوایی مغزه (علامت ستاره) در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است، مشاهده می‌شود که علامت ستاره به منحنی داده‌های پیش‌بینی در هر سه مورد داده‌های مرحله آموزش، تست و اعتبار سنجی خیلی نزدیک و در بیشتر موارد مماس شده است. این نتایج نیز به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره می‌نمایند. با توجه به ضریب همبستگی و RMS مراحل مختلف آموزش در دو روش توقف سریع و منظم سازی و همچنین سرعت همگرایی شبکه در دو روش مذکور، روش توقف سریع نسبت به روش منظم‌سازی ترجیح داده می‌شود. دلیل انتخاب روش توقف سریع به عنوان روش

ارجح تر ضریب همبستگی بالاتر و مجذور مربعات خطای کمتر و سرعت همگرایی بیشتر آن نسبت به روش منظم سازی در مراحل مختلف آموزش شبکه عصبی می باشد. بنابراین از شبکه عصبی مذکور با روش توقف سریع می توان برای تعمیم در دو سازند کنگان و دالان در چاه های که مغزه گیری صورت نگرفته و تراوایی نامشخص است، استفاده نمود.

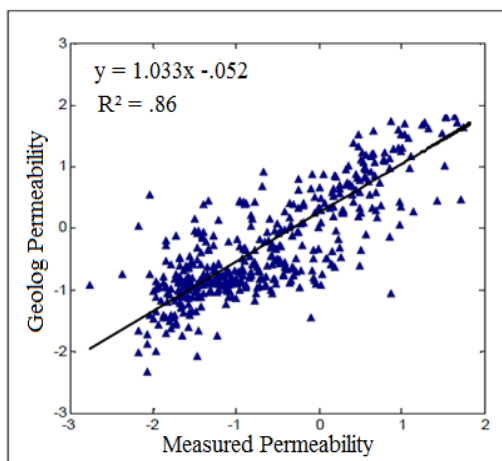
### ۷-۳ تعیین تخلخل و تراوایی با استفاده از تحلیل مولتی مین در محیط برنامه ای نرم افزار

#### Geolog

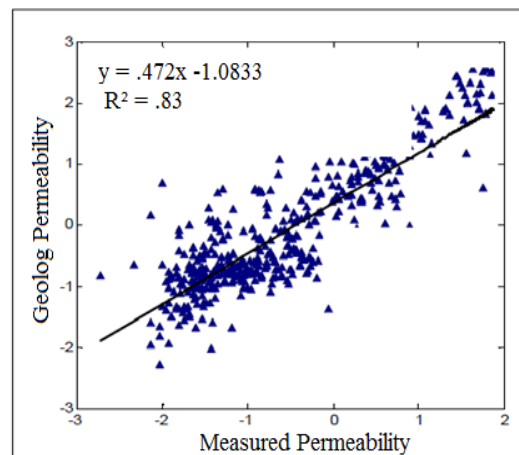
نرم افزار Geolog در نوع خود بهترین و کامل ترین نرم افزار ارزیابی پتروفیزیکی است که از دو روش عمده در بررسی پتروفیزیکی سازند استفاده می کند. روش نخست روش سنتی قدم به قدم محاسبه پارامترهای پتروفیزیکی است که تحت عنوان روش قطعی شناخته می شود روش دوم بیشتر مبتنی بر روش های نوین و احتمالات آماری است و آنالیز مولتی مین نام دارد و به این صورت به پاسخ های پتروفیزیکی نزدیک می شود. در این مطالعه از آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری استفاده شده است. همان طور که قبلا هم ذکر شد ورودی نرم افزار Geolog، همان نگارهای متداولی است که برای شبکه عصبی به کار بردیم. برای ارائه یک آنالیز موفق یک سری مراحل مشخص باید طی گردند. فهرست زیر نشان دهنده مراحل مختلف انجام آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری می باشد.

- محاسبات اولیه
- بسط دادن مدل اولیه
- تعریف عدم قطعیت ها (اختیاری)
- مرحله آنالیز توسط نرم افزار
- رسم پلات و گزارش نهایی

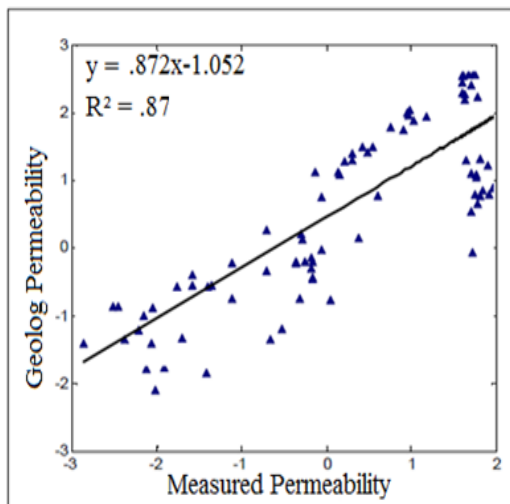
مراحل بالا به منظور تعیین تخلخل و تراوایی در چاه‌ها SP1, SP2, SP5, SP6, SP7 میدان پارس جنوبی انجام شده است. پلات تخلخل حاصل از مغزه در مقابل تخلخل محاسبه شده از نرم‌افزار Geolog و همچنین پلات‌های تراوایی حاصل از مغزه در مقابل تراوایی محاسبه شده در آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته است در شکل‌های (۲۶-۳) تا (۳۰-۳) نشان داده شده است.



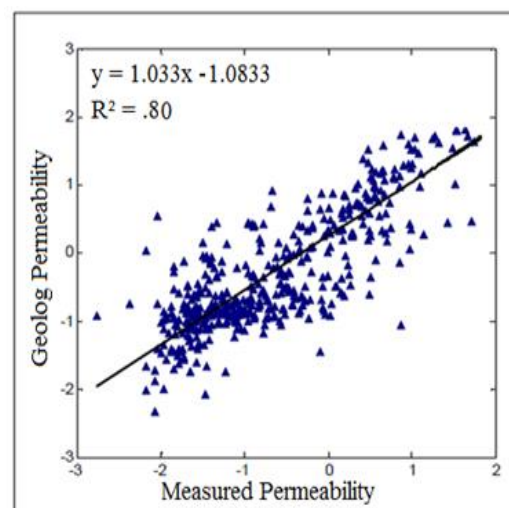
شکل (۲۷-۳) مقایسه تراوایی نرم‌افزار Geolog با داده-های مغزه در چاه sp2.



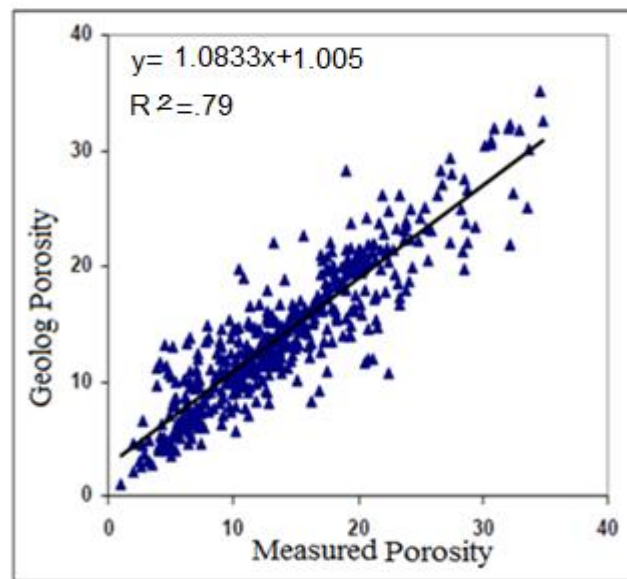
شکل (۲۶-۳) مقایسه تراوایی نرم‌افزار Geolog با داده-های مغزه در چاه sp1.



شکل (۲۹-۳) مقایسه تراوایی نرم‌افزار Geolog با داده-های مغزه در چاه Sp7



شکل (۲۸-۳) مقایسه تراوایی نرم‌افزار Geolog با داده-های مغزه در چاه sp5.



شکل (۳-۳۰) مقایسه تخلخل نرم افزار Geolog با داده های مغزه در چاه sp2.

همانطور که از شکل های (۳-۲۶) تا (۳-۳۰) دیده می شود ضریب همبستگی بین مقادیر تراوایی به دست آمده از آنالیز مولتی مین که با استفاده از روش های آماری در محیط برنامه ای نرم افزار Geolog به دست آمده اند و تراوایی مغزه در چاه های SP1, SP2, SP5, SP6, SP7 به ترتیب برابر ۰/۸۳ و ۰/۸۶ و ۰/۸۰ و ۰/۸۷ می باشد. ضریب همبستگی بین مقادیر تخلخل به دست آمده از آنالیز مولتی مین که با استفاده از روش های آماری در محیط برنامه ای نرم افزار Geolog به دست آمده اند و تخلخل مغزه در چاه SP2 برابر ۰/۷۹ است. این نتایج نشان می دهد که آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام گرفته، روش خوبی برای پیش بینی تخلخل و تراوایی می باشد. در جدول (۳-۶) ضریب همبستگی بین داده های آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام شده و داده های مغزه در چاه های SP1, SP5, SP6 و sp2 مقایسه شده است. در جدول (۳-۷) ضریب همبستگی (R) و RMS به دست آمده از شبکه عصبی برای چاه های SP1, SP5, SP6 و SP2 مقایسه شده است.

جدول (۶-۳) مقایسه ضریب همبستگی (R) بین داده‌های آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری توسط نرم‌افزار Geolog و داده‌های مغزه برای چاه‌های SP1, SP5, SP6 و SP2.

| پارامتر محاسبه شده | اسم چاه | R بین داده‌های مغزه و دست آمده از نرم‌افزار |
|--------------------|---------|---------------------------------------------|
| تراوایی            | SP1     | ۰/۸۳                                        |
| تراوایی            | SP5     | ۰/۸۰                                        |
| تراوایی            | SP6     | ۰/۸۷                                        |
| تراوایی            | SP2     | ۰/۸۶                                        |
| تخلخل              | SP2     | ۰/۷۹                                        |

جدول (۷-۳) مقایسه ضریب همبستگی (R) و RMS به دست آمده از شبکه عصبی برای چاه‌های SP1, SP5, SP6 و sp2

| پارامتر محاسبه شده | اسم چاه       | روش                                  | R آموزش | R تست | RMS آموزش | RMS تست |
|--------------------|---------------|--------------------------------------|---------|-------|-----------|---------|
| تراوایی            | SP1, SP5, SP6 | شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع | ۰/۹۵۶   | ۰/۹۱۹ | ۰/۴۵۶     | ۰/۶۲۳   |
| تراوایی            | SP1, SP5, SP6 | شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی | ۰/۹۴۶   | ۰/۹۱۱ | ۰/۴۷۶     | ۰/۶۴۳   |
| تراوایی            | SP2           | شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع | ۰/۹۷۹   | ۰/۹۰۳ | ۰/۳۵۲     | ۰/۶۰۶   |
| تخلخل              | SP2           | شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع | ۰/۹۵۶   | ۰/۹۱۱ | ۰/۴۴۹     | ۰/۶۷۱   |

نتایج به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی با آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری که توسط نرم‌افزار Geolog انجام گرفته است، در جدول‌های (۶-۳) و (۷-۳) مشاهده می‌شود که، مقدار ضریب همبستگی در شبکه عصبی بالاتر از ضریب همبستگی آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری در نرم‌افزار Geolog می‌باشد. در نتیجه برای پیش‌بینی خواص مخزن بهتر است از شبکه عصبی استفاده نماییم. و نتایج به دست آمده از شبکه عصبی را به عنوان ورودی نرم‌افزار Geolog مورد استفاده قرار دهیم. تا ضریب همبستگی افزایش یابد و درصد خطا کاهش یابد. از

مقایسه نتایج حاصل از جدول (۷-۳) استنباط می‌شود که شبکه عصبی پس انتشار خطا به روش توقف سریع، با توجه به سرعت همگرایی بالاتر و ضریب همبستگی بیشتر نسبت به روش منظم‌سازی ارجح‌تر می‌باشد. در نتیجه بهتر است که شبکه عصبی با روش توقف سریع به دست آمده را به قسمت‌های از میدان پارس جنوبی که داده مغزه آن‌ها در دسترس نیست تعمیم دهیم و سپس نتایج به دست آمده را به عنوان ورودی نرم‌افزار Geolog به کار ببریم.



## فصل چهارم

### جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

#### ۴-۱ نتیجه‌گیری

تراوایی و تخلخل از خواص بسیار مهم مخازن نفت می‌باشند که قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب را در آن مشخص می‌کنند. برای تعیین تراوایی و تخلخل سنگ مخزن در این پایان‌نامه از دو روش شبکه عصبی و آنالیز مولتی‌مین با استفاده از روش‌های آماری که توسط نرم‌افزار Geolog انجام شده، استفاده شده است. مهمترین مسئله در روش شبکه عصبی، انتخاب مناسب الگوهای آموزشی، آماده‌سازی داده‌ها و تنظیم پارامترهای شبکه می‌باشد.

در شروع مدل‌سازی شبکه مصنوعی داشتن درک صحیح از صورت مسئله و در نتیجه انتخاب درست تعداد نرون‌های لایه ورودی بسیار مهم می‌باشد. در نتیجه در این پایان‌نامه با ورودی‌های مختلف به طراحی شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا پرداخته شد که نتایج عملی حاصل شده به قرار زیر است.

برای مدل‌سازی شبکه پس انتشار در این مطالعه از دو روش توقف سریع و منظم‌سازی استفاده گردید. در روش توقف سریع چون آموزش بر اساس داده‌های اعتبارسنجی انجام می‌گیرد، سریعتر به جواب می‌رسد. فقط مسئله تنظیم پارامترهای شبکه است که در این مطالعه به صورت سعی و خطا انجام گرفت. در انتخاب تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های آن‌ها، باید به صورتی عمل گردد که شبکه توانایی تشخیص الگوها را داشته باشد، و از طرفی شبکه دچار حفظ الگو نگردد و ضریب همبستگی و مجموع مربعات خطا در تمام مراحل مختلف یادگیری (آموزش، اعتبارسنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند، که این عمل نیز به صورت سعی و خطا صورت گرفت. در حالت کلی تعداد الگوهای ورودی بیشتر و تعداد کمتر لایه‌های میانی و نرون‌های داخل آن‌ها بهتر می‌باشد. در این مطالعه برای چاه‌های sp1, sp2, sp5, sp6 از شبکه‌ای با دو لایه پنهان، با تعداد ۸ نرون در لایه اول و ۵ نرون در لایه دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک در همه نرون‌های هر دو لایه و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی استفاده گردید. با توجه به نتایج به دست آمده، الگوریتم

آموزش لورنبرگ مارکوارت (روشی است برای یافتن کمینه یک تابع غیر خطی چند متغیره که به عنوان یک روش استاندارد برای حل مسئله کمینه مربعات برای توابع غیرخطی درآمده است. الگوریتم لورنبرگ-مارکارد (LMA) بین الگوریتم گاوس-نیوتون (GNA) و روش نزول گرادیانی درونیابی می‌کند. LMA از GNA مقاوم‌تر است، که یعنی در بسیاری مواقع، حتی اگر بسیار دورتر از کمینه نهایی شروع کرده باشد، جوابی را پیدا می‌کند. از دیگر سو، برای تابع‌های خوش‌رفتار و پارامترهای آغازین معقول، LMA کمی کندتر از GNA است. LMA پرتعدادترین الگوریتم برازش خم است و کاربران کمی ممکن است به روش‌های دیگر برازش خم نیاز پیدا کنند) نسبت به دیگر الگوریتم‌ها ترجیح داده می‌شود. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه با این شبکه در چاه‌های sp1, sp5, sp6 برای سه سری داده آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب برابر با ۹۵٪، ۹۰٪، ۹۲٪ است و برای چاه sp2 برای تعیین تخلخل برای سه سری داده آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب برابر با ۹۵٪، ۸۹٪، ۹۱٪ است اما در چاه sp2 برای تخمین تراوایی از شبکه‌ای با یک لایه پنهان با تعداد ۱۰ نرون در لایه پنهان با تابع محرک تانزانت هایپربولیک استفاده گردید، که ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه برای سه سری داده آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب، برابر با ۸۹٪، ۹۰٪ و ۹۰٪ است.

در روش منظم‌سازی، آموزش با توجه به مجموع مربعات خطا، وزن‌ها و تابع ارزیابی اصلاح شده (MSEREG) انجام می‌گیرد. در این مطالعه از روش منظم‌سازی اتوماتیک بیزین برای طراحی شبکه استفاده گردید. با افزایش تعداد لایه‌های میانی و نرون‌ها، زمان همگرایی شبکه طولانی‌تر می‌گردد. در نتیجه شبکه‌ای با یک لایه پنهان و تعداد کافی نرون در آن، از قابلیت تعمیم مناسبی برخوردار خواهد بود. در این روش نیز تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های داخل آن‌ها به صورت سعی و خطا انجام گرفت. ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب ۹۵٪ و ۹۱٪ است. از مقایسه نتایج به دست آمده از روش توقف

سریع و روش منظم سازی استنباط می شود که روش توقف سریع به دلیل ضریب همبستگی بالاتر و سرعت همگرایی بیشتر نسبت به روش منظم سازی بهتر است.

در آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام می گیرد به یکسری داده ورودی نیاز داریم که ورودی این روش همان نگارهای متداولی است که برای شبکه عصبی به کار بردیم. در این مطالعه با استفاده از آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری مقدار تخلخل و تراوایی تخمین زده شد. سپس برای اعتبار سنجی با داده های مغزه نتایج مقایسه گردید، که نتایج آن به صورت زیر است. ضریب همبستگی بین تراوایی به دست آمده از آنالیز مولتی مین با که استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام شده با داده های مغزه در چاه های sp5, sp6, sp2, sp1 به ترتیب برابر با ۰/۸۳، ۰/۸۶، ۰/۸۰، ۰/۸۷، و ضریب همبستگی بین تخلخل آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام شده با داده های مغزه در چاه sp2 برابر ۰/۷۹ است. مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی با نتایج آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام شده، نشان می دهند که توانایی شبکه عصبی برای تخمین در مقابل آنالیز مولتی مین با استفاده از روش های آماری که توسط نرم افزار Geolog انجام گرفته، بالاتر است.

#### ۴-۲ پیشنهادات

✓ با استفاده از نرم افزار Geolog می توان پس از زون بندی و ارزیابی پارامترهای پتروفیزیکی، تطابق بین چاه ها را توسط آن نشان داد. لذا خروجی که با این نرم افزار پیشرفته بدست می آید، ظاهراً می بایستی جواب دقیقی ارائه دهد. ولی هنگامی که خروجی این نرم افزار با خروجی شبکه مقایسه شد به این نتیجه رسیدیم که، این نرم افزار نسبت به شبکه عصبی از دقت کمتری برخوردار است. بنابراین پیشنهاد می شود از شبکه خواص پتروفیزیکی (تخلخل و تراوایی) پیدا

شود، و به عنوان ورودی به نرم افزار Geolog استفاده شود. تا ارزیابی های بهتری را بتوان انجام داد.

- ✓ می توان با در دست داشتن داده های نگار و مغزه مربوط به حداقل ۸ تا ۱۰ چاه از یک میدان گازی یا نفتی شبکه طراحی شده برای خواص مخزن را به کل میدان تعمیم داد و در نهایت نقشه توزیع خواص را در میدان ترسیم نمود. در نتیجه پیشنهاد می گردد برای حصول به نتایج بهتر، در این میدان از داده های چاه های بیشتری برای طراحی شبکه استفاده گردد.
- ✓ با توجه به بازه وسیع تغییرات تراوایی و تخلخل، برای بهبود نتایج داده های تراوایی و تخلخل، به زیر گروه های تقسیم گردند و سپس برای هر زیر گروه شبکه ای طراحی شده و شبکه نهایی از ترکیب این شبکه های زیر گروه حاصل گردد.

## منابع و مراجع

### منابع فارسی

آخوندی، ح.، کمالی، م. ر.، کدخدائی، ع.، راهداری، م.، (۱۳۸۸)، "توصیف هوشمند پارامترهای پتروفیزیکی مخزن آسماری، میدان نفتی اهواز"، فصلنامه زمین شناسی کاربردی، شماره ۳، ص ۱۶۵-۱۷۷.

رحیمی، م.، (۱۳۸۱)، "تعبیر و تفسیر لرزه ای ناحیه پارس جنوبی در افق های آسماری، جهرم، سروک، داریان، فهلیان، سورمه، کنگان، نار و فراقون"، مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران.

روکی، ر.، (۱۳۹۰)، "برآورد تراوایی میدان گازی پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی"، پایان نامه دکتری، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک.

موحد، ع.، مسیحی، م.، هاشمی، ع. ن.، (۱۳۹۲)، "ارزیابی خواص مخزنی سازند سروک بالایی با استفاده از داده های پتروفیزیکی در یکی از میادین نفتی جنوب ایران"، فصلنامه زمین شناسی کاربردی، شماره ۲، ص ۱۴۹-۱۶۱

## منابع انگلیسی

- Abdideh, M, (2012), "Estimation of permeability using artificial neural networks and regression analysis in an Iran oil field", International Journal of the Physical Sciences, 7(34), 5308-5313.
- Al-Qahtane, F.A., (2000), "Porosity distribution prediction using Artificial Neural Network", M. Sc. Thesis, Morganton Virginia University.
- Berry, M.J.A., and Linoff, G., (1997), "Data Mining Techniques", Jhon Willy & Sons Publishing, Vol.1.P.454.
- Bhatt, A., (2002), "Reservoir properties from well log neural networks", W, Norwegian University of Science and Technology.
- Bishop, C., (1995), "neural networks for pattern recognition", Oxford University Press.
- Demuth, H., Beale, M., (2002), "Neural Network Tool BOX For Use With Matlab", Users Guide Version 4.
- Foster, J., (1993), "Starting SPSS/PC+ and SPSS Windows (a beginners guide to data analysis)". England, Jhon Wiley & Sons Pub. 2nd edition.
- Hamada, G. M., and Elshafei, M. A, (2010), "Neural network prediction of porosity and permeability of heterogeneous gas sand reservoirs using NMR and conventional logs", Nafta, 61(10), 451-460.
- Helle, H. B., Bhatt, A., & Ursin, B. (2001). Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study. Geophysical Prospecting, 49(4), 431-444.
- Huang, Z., and Williamson, M.A., (1997), "Determination of porosity and permeability in reservoir intervals by artificial neural network modeling offshore eastern Canada", petroleum Geoscience, Vol.3, p.245-258.
- Iturrarán-Viveros, U., and Parra, J. O, (2014), "Artificial Neural Networks applied to estimate permeability, porosity and intrinsic attenuation using seismic attributes and well-log data, "Journal of Applied Geophysics, 107, 45-54.
- Kumar, N., Hughes, N., and Scott, M., (2000), "Using well log to infer permeability", Center for Applied Petrophysical Studies, Texas Tech University.
- Mohaghegh, S., (2000), "Virtual Intelligence Application in Petroleum Engineering: Part I –Artificial Neural Networks-", Journal of Petroleum Science and Engineering, P.40-46.

Pereira, J., (2004), "Permeability Prediction from Well Log Data Using Multiple Regression Analysis", M. Sc Thesis. West Virginia.

Poulton, M., (2001), "Computational neural networks for Geophysical data processing (hand book of Geophysical Exploration: Science Exploration)", Pergamon publisher.

Rolon, L., (2004), "Developing Intelligent Synthetic Logs: Application to Upper Devonian Units in PA", M.Sc. Thesis, Morgantown, West Virginia University.

Rouquerol, J. Rouquerol, K. S. W. Sing, "Adsorption by Powder and Porous Solids", Academic press, 1-25, (1999).

Singh, S., Kanli, A. I., & Sevgen, S, (2016), "A general approach for porosity estimation using artificial neural network method" a case study from Kansas gas field, *Studia Geophysica et Geodaetica*, 60 (1), 130.

Tiab, D., and Donaldson, E.C., (2004), "Petrophysics. Theory and practice of measuring reservoir rock and fluid properties", Gulf Publishing Co.

Verma, A. K., Cheadle, B. A., Routray, A., Mohanty, W. K., and Mansinha, L, (2012), "Porosity and permeability estimation using neural network approach from well log data", In SPE Annual Technical Conference and Exhibition (pp. 1-6).

پیوست الف

نتایج حاصل از طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع

جدول (الف-۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودی‌های مختلف برای  
چاه‌های SP1, SP5, SP6

| Train Function | Performance function | n1 | n2 | R1    | R2    | R3    | RMS1  | RMS2  | Var |
|----------------|----------------------|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| Trainbfg       | Mse                  | ۹  | ۱۷ | ۰/۹۳۰ | ۰/۸۸۰ | ۰/۸۸۲ | ۰/۶۴۳ | ۱/۰۰۲ | Kh3 |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۰ | ۹  | ۰/۹۰۶ | ۰/۸۸۳ | ۰/۸۹۲ | ۶۲۵/۰ | ۱/۱۸۰ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۸  | ۰  | ۰/۹۰۵ | ۰/۹۰۵ | ۰/۹۰۵ | ۰/۶۲۶ | ۱/۱۷۰ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۴ | ۱  | ۰/۸۹۰ | ۰/۸۷۸ | ۰/۸۸۲ | ۰/۶۰۸ | ۰/۸۸۹ |     |
| Trainidx       | Mse                  | ۱۷ | ۵  | ۰/۹۰۳ | ۰/۸۷۶ | ۰/۸۹۷ | ۰/۶۳۲ | ۰/۸۶۸ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۳ | ۱۰ | ۰/۹۲۳ | ۰/۹۱۵ | ۰/۹۰۷ | ۰/۵۶۵ | ۰/۶۱۹ | Kh4 |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۷ | ۱۰ | ۰/۹۱۳ | ۰/۹۱۵ | ۰/۸۷۳ | ۰/۵۹۲ | ۰/۶۱۷ |     |
| Naimm          | Mse                  | ۱۸ | ۶  | ۰/۹۱۹ | ۰/۹۱۴ | ۰/۹۰۹ | ۰/۵۴۴ | ۰/۶۲۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۵  | ۰/۹۱۹ | ۰/۹۱۴ | ۰/۹۱۲ | ۰/۵۹۴ | ۰/۶۲۹ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۰ | ۱  | ۰/۹۲۷ | ۰/۹۱۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۵۴ | ۰/۶۲۱ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۴ | ۱۱ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۱۳ | ۰/۷۲۸ | ۰/۵۲۷ | ۰/۶۲۳ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۵ | ۱۳ | ۰/۹۳۵ | ۰/۸۸۵ | ۰/۸۷۳ | ۰/۵۲۴ | ۰/۶۲۷ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۳ | ۴  | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۰۹ | ۰/۵۳۳ | ۰/۵۶۱ | Kh6 |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۱۴ | ۰/۹۲۳ | ۰/۹۳۳ | ۰/۸۹۸ | ۰/۵۶۷ | ۰/۵۶۵ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۹  | ۰/۹۲۹ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۴۵ | ۰/۵۶۸ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۹  | ۷  | ۰/۹۳۵ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۲۷ | ۰/۵۷۷ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۱۰ | ۰/۹۴۶ | ۰/۹۳۲ | ۰/۸۸۸ | ۰/۴۹۱ | ۰/۵۶۸ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۷ | ۲  | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۳۰ | ۰/۸۹۰ | ۰/۵۳۰ | ۰/۵۷۵ |     |
| Nainsng        | Mse                  | ۱۰ | ۸  | ۰/۹۳۲ | ۰/۹۳۰ | ۰/۸۸۶ | ۰/۵۳۳ | ۰/۵۷۲ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۰ | ۱  | ۰/۹۳۵ | ۰/۹۳۰ | ۰/۸۹۸ | ۰/۵۲۱ | ۰/۵۶۷ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۸  | ۵  | ۰/۹۵۶ | ۰/۹۲۲ | ۰/۸۹۰ | ۰/۴۵۶ | ۰/۶۲۳ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۱۲ | ۰/۹۲۹ | ۰/۹۴۲ | ۰/۹۰۶ | ۰/۵۴۴ | ۰/۵۱۹ | Kh9 |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۶ | ۱۱ | ۰/۹۲۵ | ۰/۹۴۲ | ۰/۸۸۰ | ۰/۵۷۳ | ۰/۵۴۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۳  | ۰/۹۳۶ | ۰/۹۴۲ | ۰/۸۸۸ | ۰/۵۲۲ | ۰/۵۳۵ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۴ | ۴  | ۰/۹۴۲ | ۰/۹۴۱ | ۰/۹۰۳ | ۰/۴۹۴ | ۰/۵۲۶ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۷ | ۱۱ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۳۹ | ۰/۹۰۴ | ۰/۵۳۱ | ۰/۵۴۵ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۵  | ۰/۹۳۱ | ۰/۹۳۹ | ۰/۹۰۴ | ۰/۵۶۹ | ۰/۵۴۹ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۰ | ۴  | ۰/۹۲۷ | ۰/۹۳۸ | ۰/۹۱۶ | ۰/۵۵۱ | ۰/۵۳۶ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۳ | ۶  | ۰/۹۴۰ | ۰/۹۳۷ | ۰/۹۱۶ | ۰/۵۰۷ | ۰/۵۴۲ |     |
| Trainsog       | Mse                  | ۹  | ۷  | ۰/۹۱۸ | ۰/۸۷۹ | ۰/۸۵۳ | ۰/۵۴۶ | ۰/۷۱۸ | Kv3 |
| Rainbfg        | Mse                  | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۲۰ | ۰/۸۷۰ | ۰/۸۶۴ | ۰/۵۴۴ | ۰/۷۱۹ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۸  | ۴  | ۰/۹۰۶ | ۰/۸۶۷ | ۰/۸۶۳ | ۰/۶۰۷ | ۱/۲۵۹ |     |
| Trainidx       | Mse                  | ۱۸ | ۱۵ | ۰/۷۸۵ | ۰/۸۶۴ | ۰/۷۶۹ | ۰/۸۵۲ | ۱/۴۴۲ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۲ | ۱  | ۰/۹۰۲ | ۰/۸۶۲ | ۰/۸۳۷ | ۰/۶۱۰ | ۰/۸۱۲ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۴ | ۱۳ | ۰/۹۱۰ | ۰/۸۵۷ | ۰/۸۴۷ | ۰/۵۸۱ | ۰/۸۷۵ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۳ | ۷  | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۵۵ | ۰/۸۳۶ | ۰/۵۱۱ | ۱/۲۷۸ |     |
| Rainbfg        | Mse                  | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۲۰ | ۰/۸۷۰ | ۰/۸۶۴ | ۰/۵۴۴ | ۰/۷۱۹ |     |

ادامه جدول (الف - ۱)

| Train Function | Performance function | n1 | n2 | R1    | R2    | R3    | RMS1  | RMS2  | Var |
|----------------|----------------------|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۱۲ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۰۱ | ۰/۸۶۰ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۴۰ | Kv4 |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۱۰ | ۰/۹۴۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۷۹۱ | ۰/۴۵۷ | ۰/۶۴۰ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۲  | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۹۸ | ۰/۸۵۵ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۴۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۳  | ۰/۹۲۳ | ۰/۸۹۷ | ۰/۸۴۷ | ۰/۵۴۱ | ۰/۶۵۲ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۱۶ | ۰/۹۴۷ | ۰/۸۹۷ | ۰/۷۷۴ | ۰/۴۴۰ | ۰/۶۴۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۶ | ۶  | ۰/۹۴۰ | ۰/۸۹۶ | ۰/۸۲۳ | ۰/۴۶۸ | ۰/۶۵۰ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۴ | ۶  | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۹۵ | ۰/۸۵۸ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۵۰ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۷ | ۱۶ | ۰/۹۴۱ | ۰/۸۹۳ | ۰/۸۵۱ | ۰/۴۶۷ | ۰/۶۵۶ |     |
| Naimm          | Mse                  | ۱۷ | ۰  | ۰/۹۴۰ | ۰/۸۹۲ | ۰/۷۸۴ | ۰/۴۷۷ | ۰/۶۶۱ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۴ | ۹  | ۰/۹۳۲ | ۰/۹۲۲ | ۰/۸۷۷ | ۰/۴۹۹ | ۰/۵۶۸ | Kv6 |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۷ | ۲  | ۰/۹۵۰ | ۰/۹۲۱ | ۰/۸۷۷ | ۰/۴۴۳ | ۰/۵۷۱ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۸ | ۸  | ۰/۹۶۱ | ۰/۹۱۹ | ۰/۸۵۷ | ۰/۳۸۵ | ۰/۵۷۷ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۹  | ۴  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۱۹ | ۰/۸۸۹ | ۰/۳۳۹ | ۰/۵۷۴ |     |
| Traingdx       | Mse                  | ۱۸ | ۹  | ۰/۹۵۷ | ۰/۹۱۸ | ۰/۸۸۳ | ۰/۴۰۱ | ۰/۵۸۰ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۸  | ۵  | ۰/۹۵۵ | ۰/۹۱۲ | ۰/۸۹۱ | ۰/۴۰۷ | ۰/۶۰۳ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۵۲ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۷۶ | ۰/۴۲۱ | ۰/۶۱۲ |     |
| Naimm          | Mse                  | ۱۱ | ۵  | ۰/۹۳۷ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۷۰ | ۰/۴۸۱ | ۰/۶۰۲ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۹  | ۹  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۲۳ | ۰/۳۴۴ | ۰/۶۰۶ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۵  | ۰/۹۵۸ | ۰/۹۳۹ | ۰/۸۹۴ | ۰/۳۹۳ | ۰/۵۱۲ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۴ | ۸  | ۰/۹۵۹ | ۰/۹۳۸ | ۰/۸۷۹ | ۰/۳۹۷ | ۰/۵۱۶ | Kv9 |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۷ | ۱۲ | ۰/۹۶۲ | ۰/۹۳۷ | ۰/۸۶۵ | ۰/۳۹۳ | ۰/۵۲۷ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۵۰ | ۰/۹۳۲ | ۰/۸۹۰ | ۰/۴۳۱ | ۰/۵۲۹ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۸ | ۸  | ۰/۹۷۹ | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۷۷ | ۰/۲۸۱ | ۰/۵۳۳ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۸ | ۶  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۸۵ | ۰/۳۴۲ | ۰/۵۴۱ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۱۰ | ۰/۹۴۸ | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۸۷ | ۰/۴۳۷ | ۰/۵۴۷ |     |

جدول (الف-۲) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش در چاه‌های SP1, SP5, SP6

| تعداد ورودی‌ها | نوع نگارهای انتخاب شده                 |
|----------------|----------------------------------------|
| ۳              | DT,NPHI,RHOB                           |
| ۴              | DT, NPHI,RHOB, MSFL                    |
| ۶              | X,Y,z,DT,NPH1,RHoB                     |
| ۹              | X,Y, z , DT, GR ,NPHI , RHOB ,PEF,MSFL |

در جدول (الف-۱) به ترتیب n1, n2 تعداد نرون‌های لایه اول و دوم، R1, R2, R3 ضریب

همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه در مرحله آموزش، تست و اعتبارسنجی

می باشد. RMS1 و RMS2 به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می باشند. منظور از kv تراوایی قائم می باشد. منظور از kh3, kh4, kh6 و kh9 این است که برای پیش بینی تراوایی افقی به ترتیب از ۳، ۴، ۶ و ۹ ورودی استفاده شده و بهترین نتایج حاصل در جدول (الف-۲) آورده شده است. ترتیب ورودی های انتخاب شده به صورت جدول (الف-۲) می باشد. برای متغیرهای kh3, kh4, kh6 و kh9 نیز نتایج فوق برای پیش بینی تراوایی قائم صادق است.

جدول (الف-۳) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودی های مختلف برای چاه SP2

| Train function | Performance Function | n1 | n2 | R1    | R2    | R3    | RMS1  | RMS2  | Var |
|----------------|----------------------|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| Trainbfg       | Mse                  | ۹  | ۱۷ | ۰/۹۳۰ | ۰/۸۸۰ | ۰/۸۸۲ | ۰/۶۴۳ | ۱/۰۰۲ | K3  |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۰ | ۹  | ۰/۹۰۶ | ۰/۸۸۳ | ۰/۸۹۲ | ۶۲۵/۰ | ۱/۱۸۰ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۸  | ۰  | ۰/۹۰۵ | ۰/۹۰۵ | ۰/۹۰۵ | ۰/۶۲۶ | ۱/۱۷۰ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۴ | ۱  | ۰/۸۹۰ | ۰/۸۷۸ | ۰/۸۸۲ | ۰/۶۰۸ | ۰/۸۹۹ |     |
| Traingdx       | Mse                  | ۱۷ | ۵  | ۰/۹۰۳ | ۰/۸۷۶ | ۰/۸۹۷ | ۰/۶۳۲ | ۰/۸۶۸ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۳ | ۱۰ | ۰/۹۲۳ | ۰/۹۱۵ | ۰/۹۰۷ | ۰/۵۶۵ | ۰/۶۱۹ | K4  |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۷ | ۱۰ | ۰/۹۱۳ | ۰/۹۱۵ | ۰/۸۷۳ | ۰/۵۹۲ | ۰/۶۱۷ |     |
| Naimm          | Mse                  | ۱۸ | ۶  | ۰/۹۱۹ | ۰/۹۱۴ | ۰/۹۰۹ | ۰/۵۴۴ | ۰/۶۲۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۵  | ۰/۹۱۹ | ۰/۹۱۴ | ۰/۹۱۲ | ۰/۵۹۴ | ۰/۶۲۹ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۰ | ۱  | ۰/۹۲۷ | ۰/۹۱۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۵۴ | ۰/۶۲۱ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۴ | ۱۱ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۱۳ | ۰/۷۲۸ | ۰/۵۲۷ | ۰/۶۲۳ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۵ | ۱۳ | ۰/۹۳۵ | ۰/۸۸۵ | ۰/۸۷۳ | ۰/۵۲۴ | ۰/۶۲۷ |     |
| Trainrp        | Mse                  | ۱۳ | ۴  | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۰۹ | ۰/۵۳۳ | ۰/۵۶۱ | K5  |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۱۴ | ۰/۹۲۳ | ۰/۹۳۳ | ۰/۸۹۸ | ۰/۵۶۷ | ۰/۵۶۵ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۹  | ۰/۹۲۹ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۴۵ | ۰/۵۶۸ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۹  | ۷  | ۰/۹۳۵ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۰۰ | ۰/۵۲۷ | ۰/۵۷۷ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۱۰ | ۰/۹۴۶ | ۰/۹۳۲ | ۰/۸۸۸ | ۰/۴۹۱ | ۰/۵۶۸ |     |
| Trainscg       | Mse                  | ۱۶ | ۱۲ | ۰/۹۲۹ | ۰/۹۴۲ | ۰/۹۰۶ | ۰/۵۴۴ | ۰/۵۱۹ | K7  |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۶ | ۱۱ | ۰/۹۲۵ | ۰/۹۴۲ | ۰/۸۸۰ | ۰/۵۷۳ | ۰/۵۴۴ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۸ | ۳  | ۰/۹۳۶ | ۰/۹۴۲ | ۰/۸۸۸ | ۰/۵۲۳ | ۰/۵۳۵ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۴ | ۴  | ۰/۹۴۲ | ۰/۹۴۱ | ۰/۹۰۳ | ۰/۴۹۴ | ۰/۵۲۶ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۷ | ۱۱ | ۰/۹۳۳ | ۰/۹۳۹ | ۰/۹۰۴ | ۰/۵۳۱ | ۰/۵۴۵ |     |
| Trainlm        | Mse                  | ۱۲ | ۵  | ۰/۹۳۱ | ۰/۹۳۹ | ۰/۹۰۴ | ۰/۵۶۹ | ۰/۵۴۹ |     |
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۰ | ۴  | ۰/۹۲۷ | ۰/۹۳۸ | ۰/۹۱۶ | ۰/۵۵۱ | ۰/۵۳۶ |     |

ادامه جدول (الف-۳)

| Train Function | Performance function | n1 | n2 | R1    | R2    | R3    | RMS1  | RMS2  | Var |
|----------------|----------------------|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| Trainbfg       | Mse                  | ۱۳ | ۶  | ۰/۹۴۰ | ۰/۹۳۷ | ۰/۹۱۶ | ۰/۵۰۷ | ۰/۵۴۲ | K7  |
| Trainsog       | Mse                  | ۹  | ۷  | ۰/۹۱۸ | ۰/۸۷۹ | ۰/۸۵۳ | ۰/۵۴۶ | ۰/۷۱۸ | Ø3  |

|          |     |    |    |       |       |       |       |       |    |
|----------|-----|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|----|
| Trainbfg | Mse | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۲۰ | ۰/۸۷۰ | ۰/۸۶۴ | ۰/۵۴۴ | ۰/۷۱۹ |    |
| Trainscg | Mse | ۸  | ۴  | ۰/۹۰۶ | ۰/۸۶۷ | ۰/۸۶۳ | ۰/۶۰۷ | ۱/۲۵۹ |    |
| Traingdx | Mse | ۱۸ | ۱۵ | ۰/۷۸۵ | ۰/۸۶۴ | ۰/۷۶۹ | ۰/۸۵۲ | ۱/۴۴۲ |    |
| Trainbfg | Mse | ۱۲ | ۱  | ۰/۹۰۲ | ۰/۸۶۲ | ۰/۸۳۷ | ۰/۶۱۰ | ۰/۸۱۲ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۳ | ۷  | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۵۵ | ۰/۸۳۶ | ۰/۵۱۱ | ۱/۲۷۸ |    |
| Trainrp  | Mse | ۱۴ | ۱۳ | ۰/۹۱۰ | ۰/۸۵۷ | ۰/۸۴۷ | ۰/۵۸۱ | ۰/۸۷۵ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۲ | ۱۲ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۰۱ | ۰/۸۶۰ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۴۰ | Ø4 |
| Trainlm  | Mse | ۱۲ | ۱۰ | ۰/۹۳۴ | ۰/۹۰۰ | ۰/۷۹۱ | ۰/۴۵۷ | ۰/۶۴۰ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۲ | ۲  | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۹۸ | ۰/۸۵۵ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۴۴ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۸ | ۳  | ۰/۹۲۳ | ۰/۸۹۷ | ۰/۸۴۷ | ۰/۵۴۱ | ۰/۶۵۲ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۸ | ۱۶ | ۰/۹۴۷ | ۰/۸۹۷ | ۰/۷۷۴ | ۰/۴۴۰ | ۰/۶۴۴ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۶ | ۶  | ۰/۹۴۰ | ۰/۸۹۶ | ۰/۸۲۳ | ۰/۴۶۸ | ۰/۶۵۰ |    |
| Trainbfg | Mse | ۱۴ | ۶  | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۹۵ | ۰/۸۵۸ | ۰/۵۰۳ | ۰/۶۵۰ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۷ | ۱۶ | ۰/۹۴۱ | ۰/۸۹۳ | ۰/۸۵۱ | ۰/۴۶۷ | ۰/۶۵۶ |    |
| Naimm    | Mse | ۱۷ | ۰  | ۰/۹۴۰ | ۰/۸۹۲ | ۰/۷۸۴ | ۰/۴۷۷ | ۰/۶۶۱ |    |
| Trainbfg | Mse | ۱۴ | ۹  | ۰/۹۳۲ | ۰/۹۲۲ | ۰/۸۷۷ | ۰/۴۹۹ | ۰/۵۶۸ | Ø5 |
| Trainrp  | Mse | ۱۷ | ۲  | ۰/۹۵۰ | ۰/۹۲۱ | ۰/۸۷۷ | ۰/۴۴۶ | ۰/۵۷۱ |    |
| Trainscg | Mse | ۱۸ | ۸  | ۰/۹۶۱ | ۰/۹۱۹ | ۰/۸۵۷ | ۰/۳۸۵ | ۰/۵۷۷ |    |
| Trainrp  | Mse | ۹  | ۴  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۱۹ | ۰/۸۸۹ | ۰/۳۳۹ | ۰/۵۷۴ |    |
| Traingdx | Mse | ۱۸ | ۹  | ۰/۹۵۷ | ۰/۹۱۸ | ۰/۸۸۳ | ۰/۴۰۱ | ۰/۵۸۰ |    |
| Trainbfg | Mse | ۸  | ۵  | ۰/۹۵۵ | ۰/۹۱۲ | ۰/۸۹۱ | ۰/۴۰۷ | ۰/۶۰۳ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۵۲ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۷۶ | ۰/۴۲۱ | ۰/۶۱۲ |    |
| Naimm    | Mse | ۱۱ | ۵  | ۰/۹۳۷ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۷۰ | ۰/۴۸۱ | ۰/۶۰۲ |    |
| Trainlm  | Mse | ۹  | ۹  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۱۱ | ۰/۸۲۳ | ۰/۳۴۴ | ۰/۶۰۶ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۸ | ۵  | ۰/۹۵۸ | ۰/۹۳۹ | ۰/۸۹۴ | ۰/۳۹۳ | ۰/۵۱۲ | Ø7 |
| Trainlm  | Mse | ۱۴ | ۸  | ۰/۹۵۹ | ۰/۹۳۸ | ۰/۸۷۹ | ۰/۳۹۷ | ۰/۵۱۶ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۷ | ۱۲ | ۰/۹۶۲ | ۰/۹۳۷ | ۰/۸۶۵ | ۰/۳۹۳ | ۰/۵۲۷ |    |
| Trainrp  | Mse | ۱۰ | ۶  | ۰/۹۵۰ | ۰/۹۳۲ | ۰/۸۹۰ | ۰/۴۳۱ | ۰/۵۲۹ |    |
| Trainscg | Mse | ۱۸ | ۸  | ۰/۹۷۹ | ۰/۹۳۱ | ۰/۸۷۷ | ۰/۲۸۱ | ۰/۵۳۳ |    |
| Trainscg | Mse | ۱۸ | ۶  | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۸۵ | ۰/۳۴۲ | ۰/۵۴۱ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۲ | ۱۰ | ۰/۹۴۸ | ۰/۹۲۹ | ۰/۸۸۷ | ۰/۴۳۷ | ۰/۵۴۷ |    |
| Trainlm  | Mse | ۱۵ | ۷  | ۰/۹۴۶ | ۰/۹۲۸ | ۰/۸۸۸ | ۰/۳۶۶ | ۰/۵۴۴ |    |
| Trainlm  | Mse | ۹  | ۳  | ۰/۹۵۱ | ۰/۹۲۸ | ۰/۸۷۶ | ۰/۴۲۹ | ۰/۵۴۶ |    |
| Nainsng  | Mse | ۱۸ | ۶  | ۰/۹۴۳ | ۰/۹۲۸ | ۰/۸۷۴ | ۰/۴۵۷ | ۰/۵۵۰ |    |

در جدول (الف-۳) توضیح متغیرها مشابه جدول (الف-۱) می باشد. و ترتیب ورودی های انتخاب شده به صورت جدول (الف-۴) و (الف-۵) می باشد. متغیر Ø نیز تخلخل می باشد، که به ترتیب با ۳، ۴، ۵ و ۷ ورودی شبکه عصبی برای این متغیر طراحی شده است.

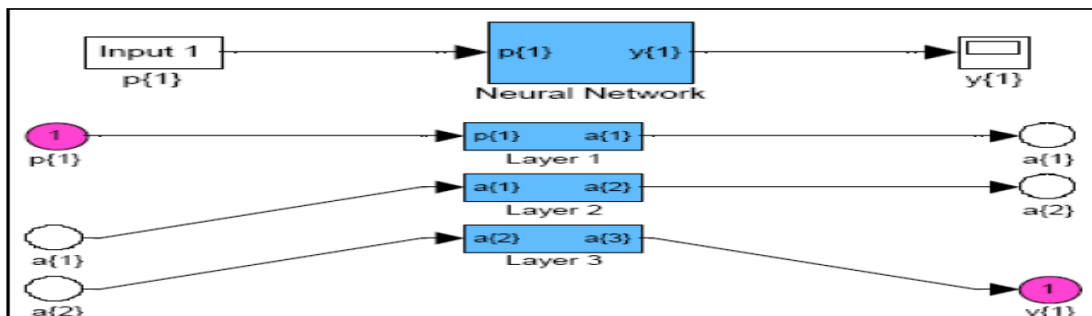
جدول (الف-۴) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش (برای تعیین تراوایی) در چاه SP2

| نوع نگارهای انتخاب شده | تعداد ورودی‌ها |
|------------------------|----------------|
| PEP, NPHL,RHOB         | ۳              |
| RT, NPHI,RHOB,PEP      | ۴              |
| GR ,PEF,NPHI,RHOB,RT   | ۵              |
| LLS,GR,NPH1,RHoB,LLD   | ۷              |

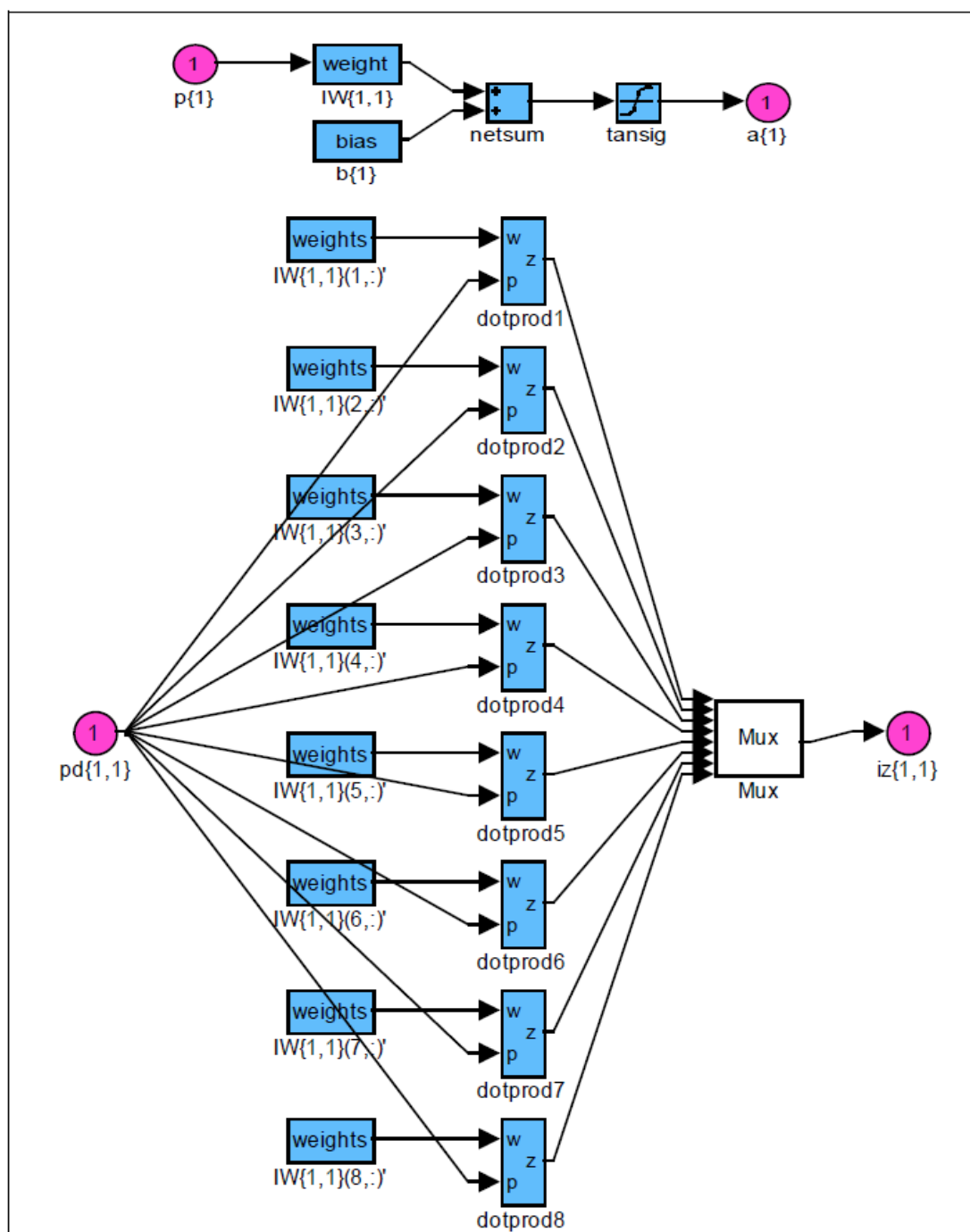
جدول (الف-۵) تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش (برای تعیین تخلخل) در چاه SP2

| نوع نگارهای انتخاب شده | تعداد ورودی‌ها |
|------------------------|----------------|
| PEP, NPHL,RHOB         | ۳              |
| RT, NPHI,RHOB,PEP      | ۴              |
| GR ,PEF,NPHI,RHOB,RT   | ۵              |
| RT,GR,NPH1,RHOB,LLD    | ۷              |

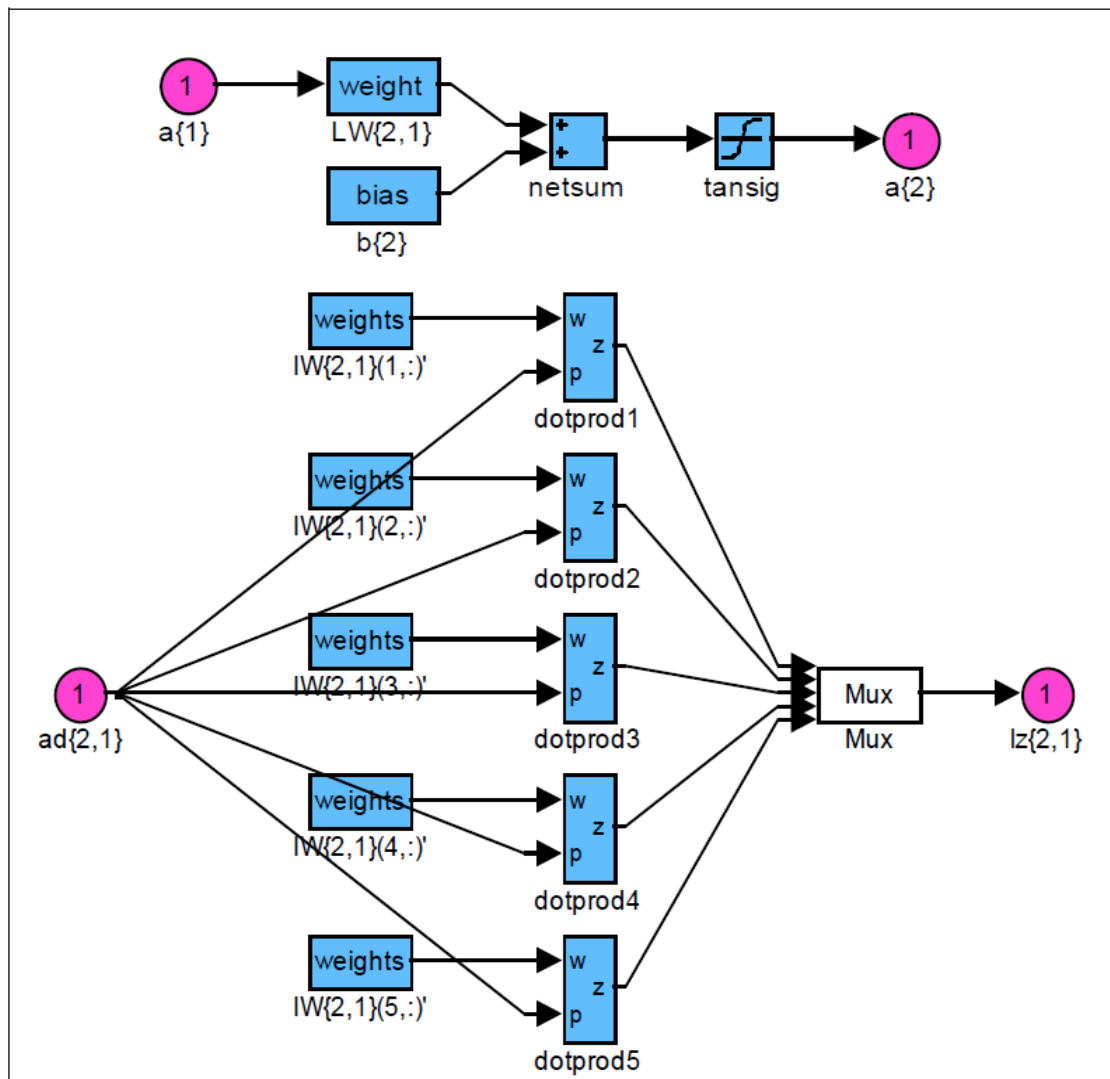
در شکل الف-۱ نحوه تحویل یکی از ورودی‌ها ( $p\{1\}$ ) به ( $y\{1\}$ ) در لایه‌های مختلف آورده شده است که برای بقیه ورودی‌های دیگر نیز همچنین ساختاری وجود دارد. در شکل الف-۲ نحوه وزن‌دهی به هر ورودی در لایه پنهان اول و در شکل الف-۳ نحوه وزن‌دهی در لایه پنهان دوم و در شکل الف-۴ ارتباط نحوه وزن‌دهی در لایه خروجی شبکه پس انتشار خطا با روش توقف سریع آمده است.



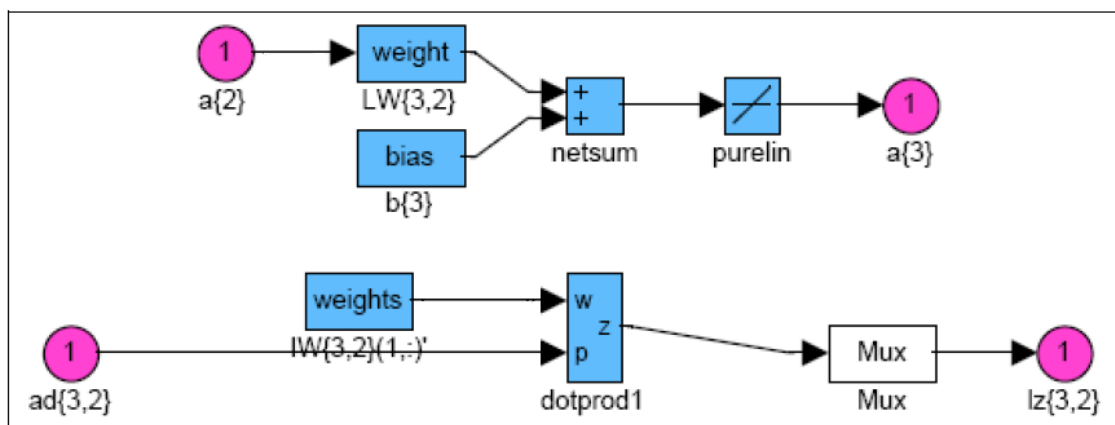
شکل (الف-۱) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودی‌ها با خروجی در لایه‌های مختلف



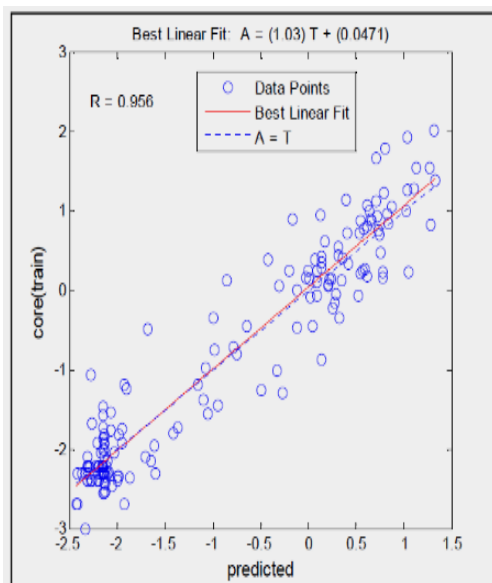
شکل (الف-۲) مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودی‌ها با خروجی



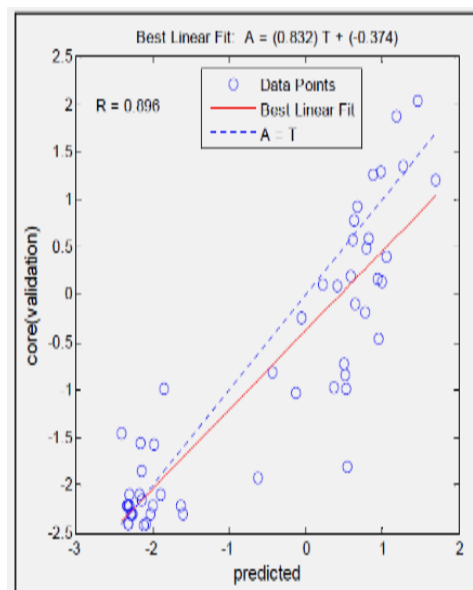
شکل (الف-۳) مشخصات لایه پنهان دوم شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودی‌ها با خروجی



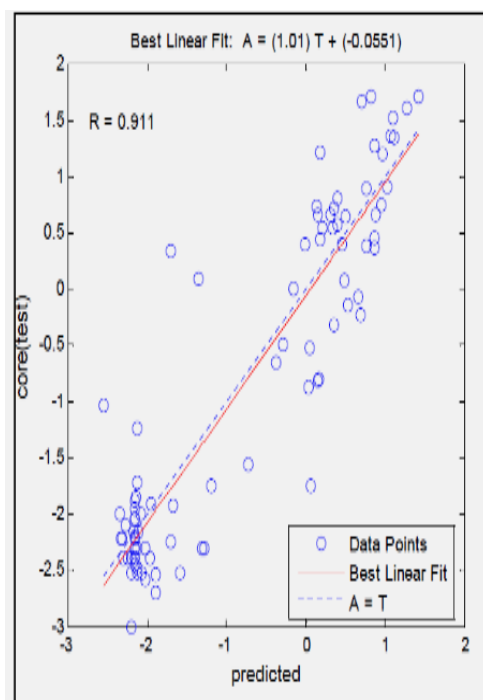
شکل (الف-۴) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار با روش توقف سریع



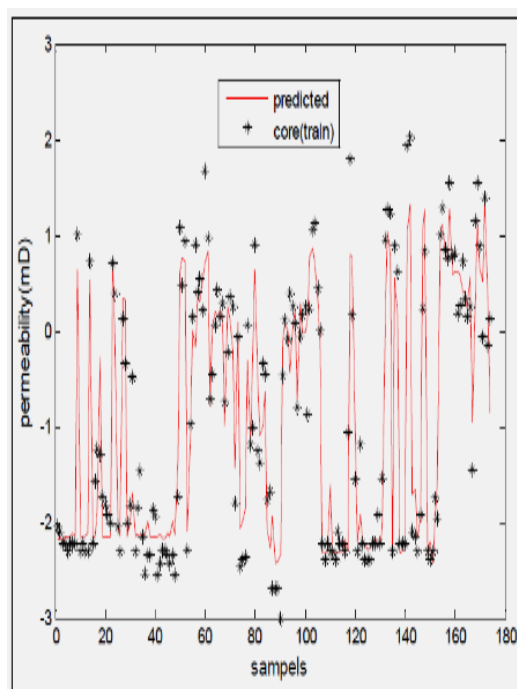
شکل (الف-۶) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های SP1, SP5, SP6 با شش ورودی



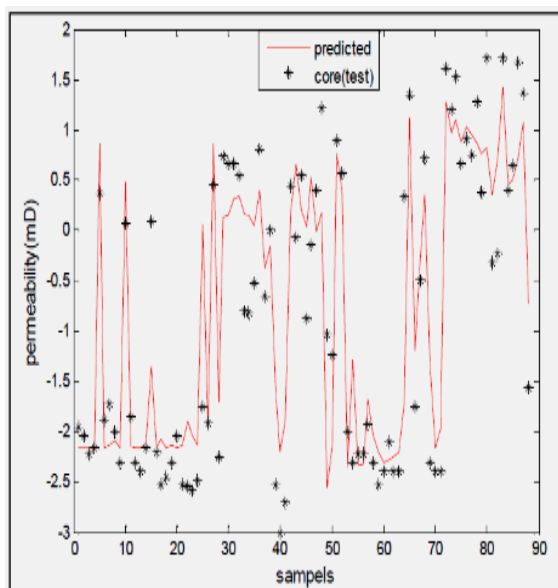
شکل (الف-۵) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه-های SP1, SP5, SP6



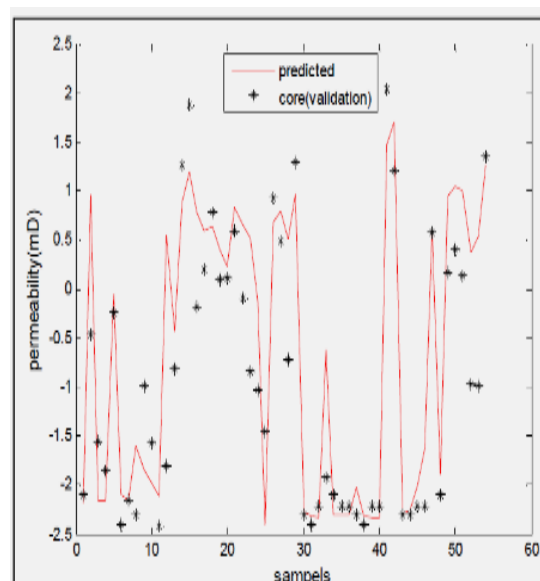
شکل (الف-۸) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های SP1, SP5, SP6



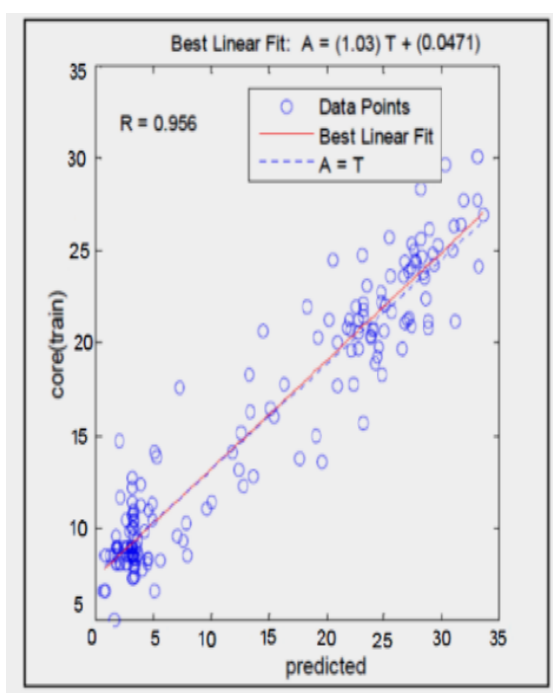
شکل (الف-۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های SP1, SP5, SP6



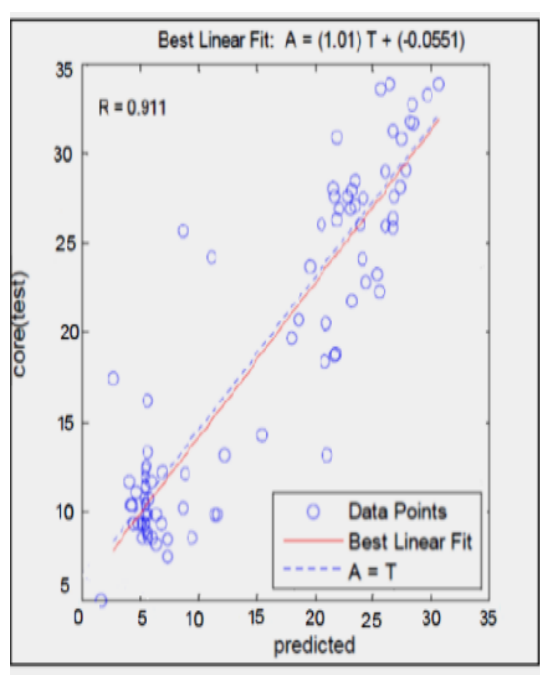
شکل (الف-۱۰) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های SP1, SP5, SP6



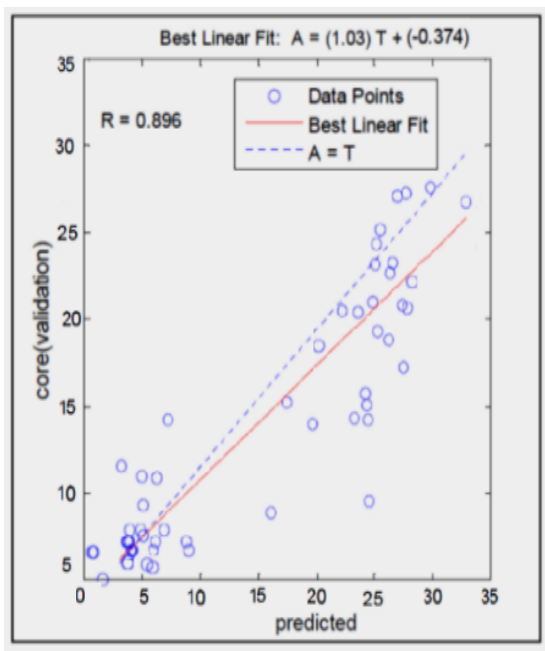
شکل (الف-۹) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه‌های SP1, SP5, SP6



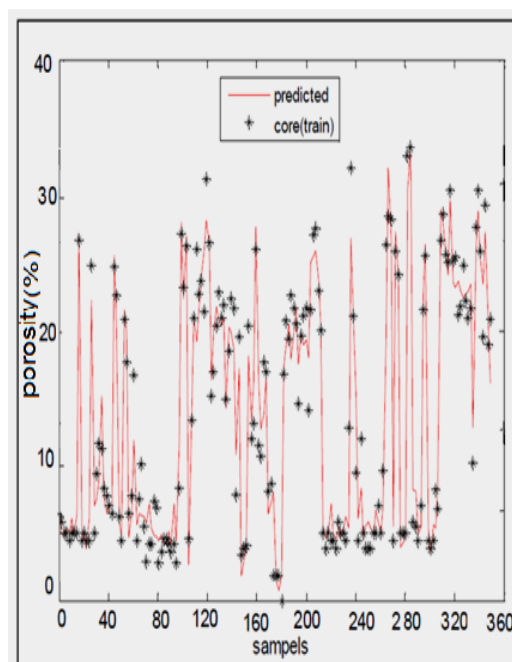
شکل (الف-۱۲) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های آموزش در چاه SP2 با شش ورودی



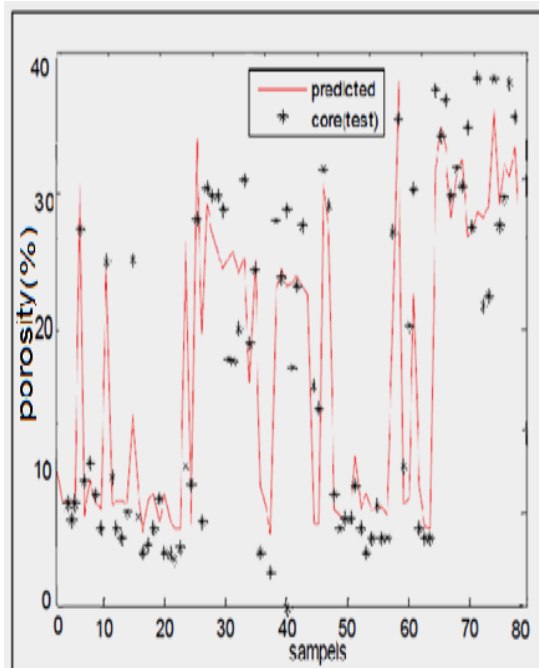
شکل (الف-۱۱) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های تست در چاه SP2



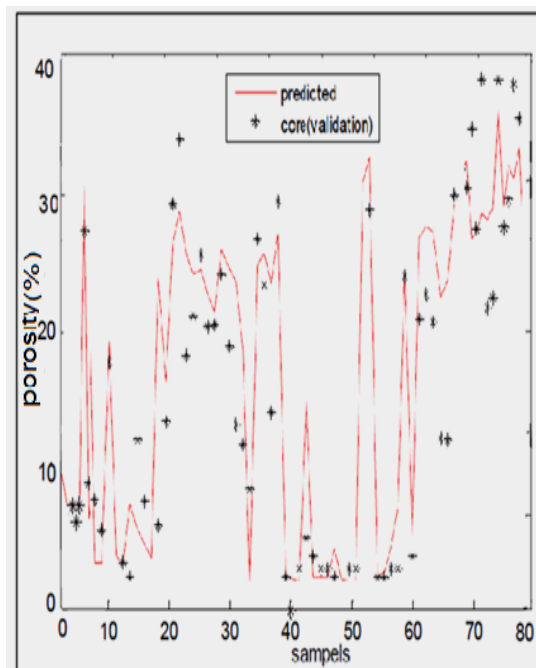
شکل (الف-۱۴) همبستگی بین تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه SP2



شکل (الف-۱۳) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های آموزش در چاه SP2



شکل (الف-۱۶) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های تست در چاه SP2



شکل (الف-۱۵) مقایسه بین منحنی تخلخل شبکه با تخلخل مغزه در داده‌های اعتبارسنجی در چاه SP2

پیوست ب

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش

منظم سازی

جدول (ب-۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش منظم سازی با ورودی‌ها و نرون‌های متفاوت

برای چاه‌های SP1, SP5, SP6

| تابع آموزش | n1 | n2 | R1     | R2     | R3     | RMS1   | RMS2   | Var |
|------------|----|----|--------|--------|--------|--------|--------|-----|
| Trainbr    | ۱۴ | ۸  | ۰/۹۳۸۴ | ۰/۷۵۸۶ | ۰/۸۰۳۷ | ۰/۵۰۹۰ | ۳/۴۷۹۸ | Kh3 |
| Trainbr    | ۱۴ | ۰  | ۰/۹۲۸۱ | ۰/۷۲۵۵ | ۰/۷۶۸۱ | ۰/۵۴۸۳ | ۵/۸۸۴۰ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۰  | ۰/۹۲۷۹ | ۰/۷۲۵۴ | ۰/۷۷۳۲ | ۰/۵۴۹۳ | ۴/۳۸۴۶ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۲۷۹ | ۰/۷۲۵۱ | ۰/۷۷۳۱ | ۰/۵۴۹۳ | ۴/۴۷۵۲ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۲۷۹ | ۰/۷۲۴۵ | ۰/۷۷۳۸ | ۰/۵۴۹۳ | ۴/۵۶۴۱ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۲۷۸ | ۰/۷۲۱۲ | ۰/۷۷۲۹ | ۰/۵۴۹۳ | ۴/۶۵۲۹ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۰  | ۰/۹۲۷۸ | ۰/۷۲۱۱ | ۰/۷۷۳۳ | ۰/۵۴۹۴ | ۴/۵۹۱۵ |     |
| Trainbr    | ۱۴ | ۱  | ۰/۹۳۰۶ | ۰/۹۱۵۲ | ۰/۷۱۵۶ | ۰/۵۳۹۲ | ۰/۶۱۵۴ | Kh4 |
| Trainbr    | ۱۴ | ۱۱ | ۰/۹۳۷۶ | ۰/۹۱۴۶ | ۰/۷۹۹۳ | ۰/۵۱۲۲ | ۰/۶۱۷۱ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۱۱ | ۰/۹۳۷۶ | ۰/۹۱۴۳ | ۰/۷۹۸۳ | ۰/۵۱۲۱ | ۰/۶۱۸۲ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۹  | ۰/۹۳۷۳ | ۰/۹۱۴۳ | ۰/۷۹۶۵ | ۰/۵۱۳۴ | ۰/۶۱۸۴ |     |
| Trainbr    | ۱۵ | ۸  | ۰/۹۳۶۴ | ۰/۹۱۳۹ | ۰/۸۰۲۶ | ۰/۵۱۷۰ | ۰/۶۲۰۴ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۷  | ۰/۹۳۷۶ | ۰/۹۱۳۵ | ۰/۸۰۶۳ | ۰/۵۱۲۰ | ۰/۶۲۱۶ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۱  | ۰/۹۳۰۳ | ۰/۹۱۳۴ | ۰/۷۲۰۴ | ۰/۵۴۰۱ | ۰/۶۲۰۳ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۲۷۱ | ۰/۹۱۳۳ | ۰/۷۵۸۹ | ۰/۵۵۲۰ | ۰/۶۲۵۶ | Kh6 |
| Trainbr    | ۱۴ | ۰  | ۰/۹۴۶۰ | ۰/۹۱۱۸ | ۰/۸۲۵۴ | ۰/۴۷۷۵ | ۰/۶۳۸۷ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۴۶۲ | ۰/۹۱۱۵ | ۰/۸۲۵۰ | ۰/۴۷۶۷ | ۰/۶۴۱۴ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۴۶۴ | ۰/۹۱۰۹ | ۰/۸۲۵۶ | ۰/۴۷۶۰ | ۰/۶۴۳۱ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۰  | ۰/۹۴۶۴ | ۰/۹۱۰۷ | ۰/۸۲۵۷ | ۰/۴۷۵۷ | ۰/۶۴۳۶ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۴۶۳ | ۰/۹۱۰۷ | ۰/۸۲۵۹ | ۰/۴۷۶۴ | ۰/۶۴۳۳ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۰  | ۰/۹۴۶۴ | ۰/۹۱۰۷ | ۰/۸۲۵۶ | ۰/۴۷۵۷ | ۰/۶۴۳۸ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۴۶۴ | ۰/۹۱۰۷ | ۰/۸۲۵۶ | ۰/۴۷۵۷ | ۰/۶۴۳۸ | Kh9 |
| Trainbr    | ۱۵ | ۰  | ۰/۹۴۳۸ | ۰/۹۱۰۷ | ۰/۸۲۵۶ | ۰/۴۷۵۷ | ۰/۶۴۳۸ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۱  | ۰/۹۴۹۵ | ۰/۹۰۱۷ | ۰/۷۴۰۳ | ۰/۴۶۲۱ | ۰/۶۶۳۳ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۴۹۷ | ۰/۹۳۲۱ | ۰/۸۸۱۳ | ۰/۴۶۱۴ | ۰/۵۶۶۴ |     |
| Trainbr    | ۱۴ | ۰  | ۰/۹۴۸۸ | ۰/۹۳۲۱ | ۰/۸۸۴۷ | ۰/۴۶۵۴ | ۰/۵۶۲۲ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۴۸۷ | ۰/۹۳۲۱ | ۰/۸۸۵۹ | ۰/۴۶۵۸ | ۰/۵۶۲۶ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۰  | ۰/۹۴۹۹ | ۰/۹۳۱۴ | ۰/۸۸۳۳ | ۰/۴۶۰۶ | ۰/۵۶۹۰ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۰  | ۰/۹۵۶۳ | ۰/۹۲۴۸ | ۰/۸۶۳۴ | ۰/۴۳۱۰ | ۰/۵۹۸۴ | Kh9 |
| Trainbr    | ۹  | ۱  | ۰/۹۵۲۰ | ۰/۹۲۴۰ | ۰/۸۶۶۶ | ۰/۴۵۱۱ | ۰/۶۱۳۳ |     |
| Trainbr    | ۱۵ | ۰  | ۰/۹۵۳۵ | ۰/۹۲۲۷ | ۰/۸۵۲۶ | ۰/۴۴۴۱ | ۰/۶۰۳۱ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۵۹۴ | ۰/۹۲۲۶ | ۰/۸۶۲۷ | ۰/۴۱۵۹ | ۰/۶۰۱۰ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۵۷۴ | ۰/۹۲۱۴ | ۰/۸۶۳۱ | ۰/۴۲۵۶ | ۰/۶۰۷۱ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۱  | ۰/۹۳۱۸ | ۰/۹۰۵۶ | ۰/۸۲۲۰ | ۰/۴۰۳۶ | ۰/۶۷۰۲ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۱  | ۰/۹۳۱۸ | ۰/۹۰۵۶ | ۰/۸۲۲۰ | ۰/۴۰۳۶ | ۰/۶۷۰۲ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۴  | ۰/۹۶۸۵ | ۰/۹۰۱۳ | ۰/۸۳۵۴ | ۰/۳۶۶۸ | ۰/۶۸۵۶ | Kv3 |
| Trainbr    | ۱۱ | ۷  | ۰/۹۶۶۷ | ۰/۸۶۸۸ | ۰/۷۵۲۱ | ۰/۳۵۱۶ | ۲/۸۹۵۸ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۳  | ۰/۹۶۰۰ | ۰/۸۵۰۴ | ۰/۶۴۲۸ | ۰/۳۸۴۷ | ۱/۱۱۲۷ |     |

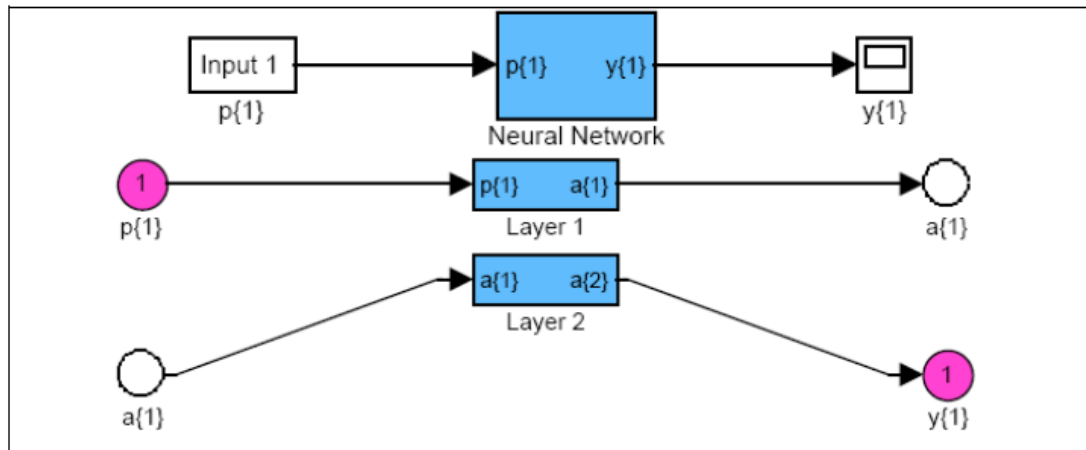
ادامه جدول (ب-۱)

| تابع آموزش | n1 | n2 | R1     | R2     | R3     | RMS1   | RMS2   | Var |
|------------|----|----|--------|--------|--------|--------|--------|-----|
| Trainbr    | ۸  | ۵  | ۰/۹۶۵۵ | ۰/۸۴۸۶ | ۰/۷۵۵۴ | ۰/۳۵۸۱ | ۱/۴۹۳۲ | Kv3 |
| Trainbr    | ۱۳ | ۱۰ | ۰/۹۶۸۰ | ۰/۸۴۰۷ | ۰/۶۶۹۹ | ۰/۳۴۴۹ | ۱/۷۱۰۴ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۳  | ۰/۹۶۰۱ | ۰/۸۴۰۲ | ۰/۶۷۸۵ | ۰/۳۸۴۲ | ۱/۷۱۵۸ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۵  | ۰/۹۶۴۵ | ۰/۸۲۴۷ | ۰/۷۱۵۷ | ۰/۳۶۳۱ | ۱/۱۵۱۹ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۷  | ۰/۹۶۵۵ | ۰/۸۱۸۸ | ۰/۷۴۶۳ | ۰/۳۵۷۸ | ۵/۸۸۰۴ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۱۱ | ۰/۹۷۱۲ | ۰/۸۰۱۸ | ۰/۷۰۲۲ | ۰/۳۲۷۴ | ۲/۴۹۳۹ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۱۲ | ۰/۹۶۶۴ | ۰/۸۰۰۵ | ۰/۷۱۳۳ | ۰/۳۵۳۲ | ۲/۳۰۰۹ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۹  | ۰/۹۷۲۶ | ۰/۷۸۴۴ | ۰/۶۷۷۸ | ۰/۳۱۹۶ | ۱/۷۰۴۹ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۱  | ۰/۹۵۱۳ | ۰/۸۹۳۹ | ۰/۷۷۱۵ | ۰/۴۲۳۵ | ۰/۶۵۳۷ | Kv4 |
| Trainbr    | ۱۴ | ۱  | ۰/۹۵۱۴ | ۰/۸۹۳۳ | ۰/۴۲۳۵ | ۰/۴۲۳۳ | ۰/۶۵۵۴ |     |
| Trainbr    | ۱۵ | ۰  | ۰/۹۵۲۲ | ۰/۸۹۲۵ | ۰/۷۷۲۹ | ۰/۴۱۹۸ | ۰/۶۵۸۲ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۵۱۷ | ۰/۸۹۱۵ | ۰/۷۶۴۹ | ۰/۴۲۱۹ | ۰/۶۶۰۹ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۱۰ | ۰/۹۶۵۱ | ۰/۸۸۹۷ | ۰/۷۸۴۲ | ۰/۳۵۹۸ | ۰/۶۶۹۵ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۲  | ۰/۹۶۰۲ | ۰/۸۸۹۳ | ۰/۷۶۳۹ | ۰/۳۸۳۹ | ۰/۶۶۸۹ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۵۲۲ | ۰/۸۸۸۴ | ۰/۷۴۹۵ | ۰/۴۱۹۶ | ۰/۶۶۹۸ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۵۲۳ | ۰/۸۸۷۲ | ۰/۷۴۸۵ | ۰/۴۱۹۵ | ۰/۶۷۳۴ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۵۲۳ | ۰/۸۸۷۱ | ۰/۷۴۸۴ | ۰/۴۱۹۴ | ۰/۶۷۳۶ | Kv6 |
| Trainbr    | ۱۳ | ۸  | ۰/۹۶۰۶ | ۰/۸۸۷۱ | ۰/۷۹۸۹ | ۰/۳۸۲۰ | ۰/۶۷۴۷ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۷۱۷ | ۰/۹۱۱۸ | ۰/۸۴۲۷ | ۰/۳۲۴۶ | ۰/۶۰۰۰ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۰  | ۰/۹۶۷۷ | ۰/۹۰۷۹ | ۰/۸۵۰۴ | ۰/۳۴۶۷ | ۰/۶۱۵۲ |     |
| Trainbr    | ۱۴ | ۰  | ۰/۹۶۷۷ | ۰/۹۰۷۷ | ۰/۸۴۹۴ | ۰/۳۴۶۷ | ۰/۶۱۵۱ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۰  | ۰/۹۷۲۷ | ۰/۹۰۶۵ | ۰/۸۳۰۰ | ۰/۳۱۹۲ | ۰/۶۱۷۳ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۶۸۹ | ۰/۹۰۵۸ | ۰/۸۳۴۳ | ۰/۳۴۰۳ | ۰/۶۲۰۶ |     |
| Trainbr    | ۱۵ | ۰  | ۰/۹۶۸۲ | ۰/۹۰۳۳ | ۰/۸۳۸۹ | ۰/۳۴۴۱ | ۰/۶۲۷۱ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۲  | ۰/۹۷۷۴ | ۰/۸۹۵۸ | ۰/۸۴۷۳ | ۰/۲۹۰۶ | ۰/۶۵۰۱ | Kv9 |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۷۳۰ | ۰/۸۹۴۰ | ۰/۸۰۵۰ | ۰/۳۱۷۲ | ۰/۶۶۵۲ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۱  | ۰/۹۷۸۴ | ۰/۸۹۱۶ | ۰/۷۷۸۷ | ۰/۲۸۳۹ | ۰/۶۶۲۶ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۱  | ۰/۹۷۶۳ | ۰/۸۸۲۴ | ۰/۷۷۲۸ | ۰/۲۹۷۴ | ۰/۶۹۶۷ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۰  | ۰/۹۷۷۳ | ۰/۹۲۰۶ | ۰/۸۶۱۷ | ۰/۲۹۱۶ | ۰/۵۶۸۹ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۷۱۳ | ۰/۹۱۶۸ | ۰/۸۳۵۶ | ۰/۳۲۷۱ | ۰/۵۹۲۹ |     |
| Trainbr    | ۱۳ | ۰  | ۰/۹۷۱۳ | ۰/۹۱۶۸ | ۰/۸۳۵۶ | ۰/۳۲۷۱ | ۰/۵۸۲۹ |     |
| Trainbr    | ۱۲ | ۰  | ۰/۹۷۶۸ | ۰/۹۱۴۱ | ۰/۸۲۳۱ | ۰/۲۹۴۴ | ۰/۵۹۲۹ |     |
| Trainbr    | ۱۱ | ۰  | ۰/۹۷۶۸ | ۰/۹۱۴۰ | ۰/۸۲۲۹ | ۰/۲۹۴۳ | ۰/۵۹۳۴ | Kv9 |
| Trainbr    | ۸  | ۲  | ۰/۹۷۸۸ | ۰/۹۱۰۶ | ۰/۸۴۴۰ | ۰/۲۸۱۵ | ۰/۶۰۳۰ |     |
| Trainbr    | ۱۰ | ۰  | ۰/۹۸۶۳ | ۰/۹۰۹۶ | ۰/۸۰۴۰ | ۰/۲۲۷۳ | ۰/۶۱۴۹ |     |
| Trainbr    | ۸  | ۳  | ۰/۹۹۱۰ | ۰/۹۰۱۳ | ۰/۸۰۱۸ | ۰/۱۸۴۴ | ۰/۶۳۴۰ |     |
| Trainbr    | ۱۵ | ۰  | ۰/۹۹۰۱ | ۰/۸۹۳۰ | ۰/۸۲۴۹ | ۰/۱۶۳۶ | ۰/۶۵۸۲ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۰  | ۰/۹۸۴۵ | ۰/۸۸۹۲ | ۰/۸۴۶۱ | ۰/۲۴۱۲ | ۰/۶۷۳۴ |     |
| Trainbr    | ۹  | ۳  | ۰/۹۹۲۸ | ۰/۸۸۷۶ | ۰/۸۰۱۲ | ۰/۱۶۴۵ | ۰/۷۰۴۲ |     |

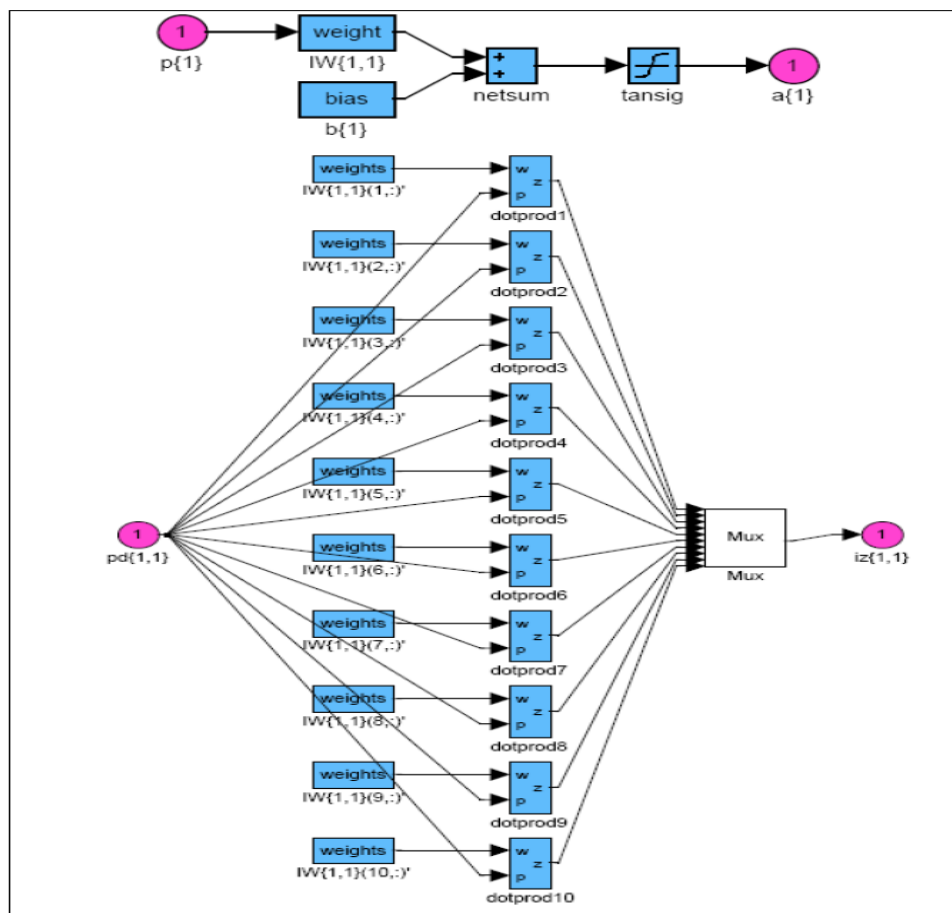
در جدول (ب-۱) به ترتیب n1, n2 تعداد نرون‌های لایه اول و دوم، R1, R2 و R3 ضریب همبستگی

بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های مغزه در مرحله آموزش و تست می‌باشد. RMS1 و RMS2

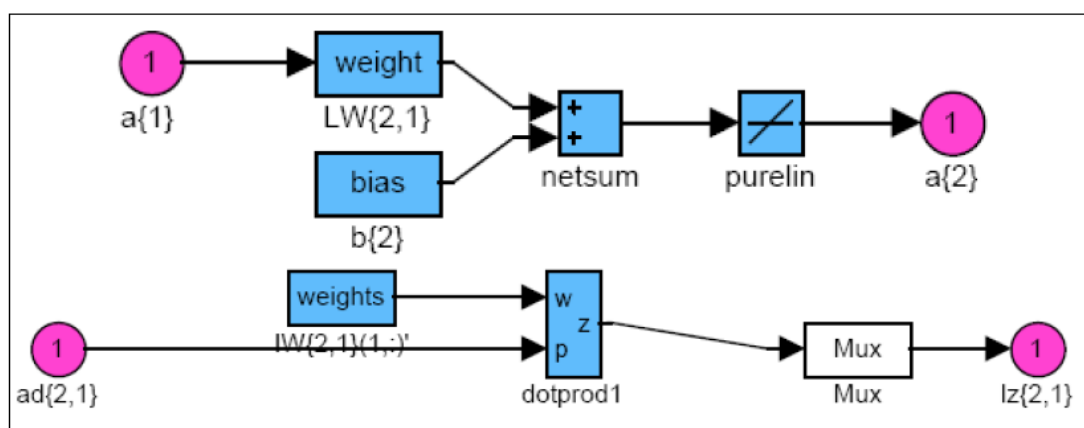
به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند. منظور از  $kh$  تراوایی افقی می‌باشد. منظور از  $kh3, kh4, kh6$  و  $kh9$  این است که برای پیش‌بینی تراوایی افقی به ترتیب از ۳، ۴، ۶ و ۹ ورودی مشابه پیش‌بینی تراوایی افقی در حالت توقف سریع می‌باشد. در شکل‌های ب-۱ تا ب-۴ نیز مشابه روی توقف سریع می‌باشد.



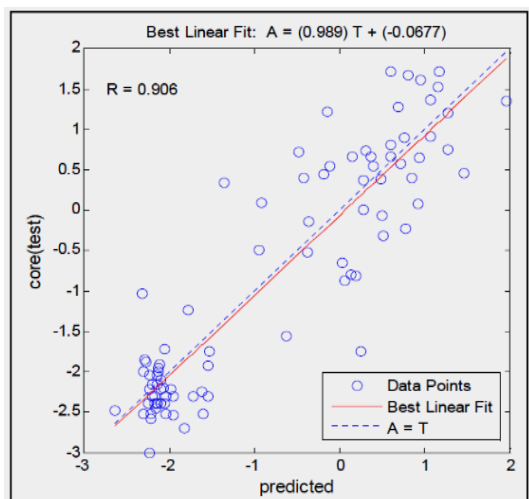
شکل (ب-۱) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودی‌ها با خروجی در لایه‌های مختلف شبکه پس انتشار به روش منظم سازی.



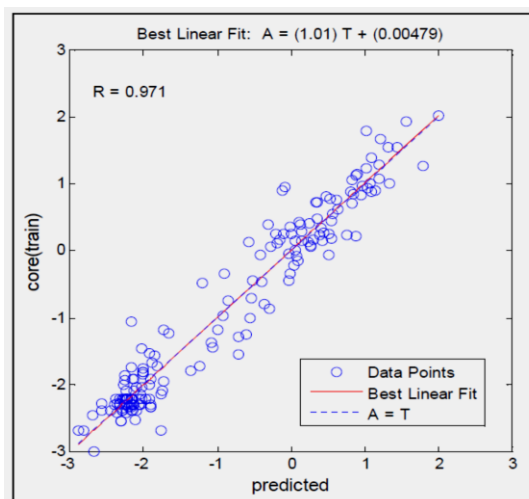
شکل (ب-۲) مشخصات لایه پنهان شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی برای ارتباط یکی از ورودی‌ها با خروجی.



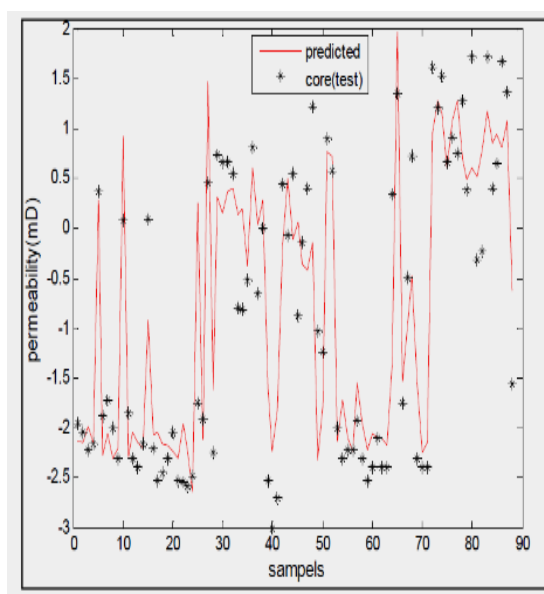
شکل (ب-۳) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی.



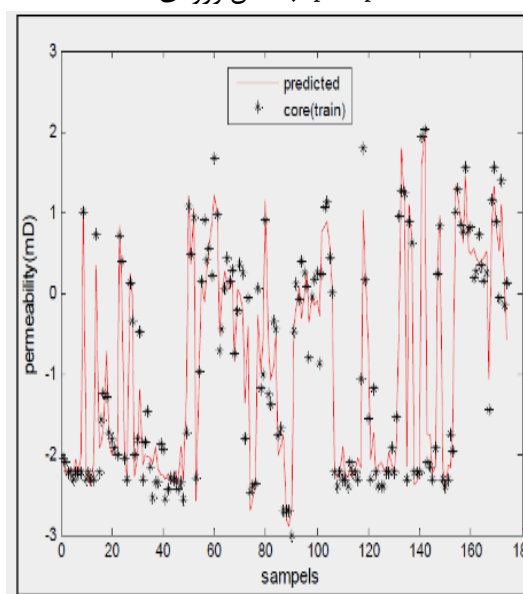
شکل (ب-۵) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های SP1, SP5, SP6.



شکل (ب-۴) همبستگی بین لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه‌های sp1, sp5, sp6 با شش ورودی.



شکل (ب-۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های تست در چاه‌های SP1, SP5, SP6.



شکل (ب-۶) مقایسه بین منحنی لگاریتم تراوایی قائم شبکه با تراوایی مغزه در داده‌های آموزش در چاه-های SP1, SP5, SP6.

## **Abstract**

Porosity and permeability oil reservoirs are very important properties. Permeability shows the ability of rocks in the conduct such as oil, gas or water through the pore space of reservoirs will determine the porosity of the rock is said to pore volume. The void may be related or unrelated.

The determination of porosity and permeability is a crucial in reserve estimation, production and development of oil reservoirs. The conventional methods for permeability and porosity determination are core analysis and well test. These methods are however very expensive and time consuming. Furthermore, one or more well in an oil field may have no core samples. So, there is a need to use a method could appropriately measure the petrophysical properties of reservoir using available well logs.

This study attempts to use artificial neural network and Geolog software for prediction of well logs permeability and porosity of a hydrocarbon field from Persian Gulf. The ANN methods contain Early Stopping (ES) back propagation network, Regularization back propagation network approaches. Using ES method correlation coefficients between core data and predicted permeability in wells sp1, sp5, sp6 are 0.95 and 0.92 and in wells sp2 are 0.98 and 0.90 for train and test data respectively. In the case ES method correlation coefficients between core data and predicted porosity in wells sp2 are 0.95 and 0.91 for train and test data respectively. In the case regularization method, the correlation coefficients in wells sp1, sp5, sp6 are 0.95 and 0.91 for train and test data respectively.

Using Geolog software method correlation coefficient between permeability Geolog software and core data in wells sp6, sp5, sp2, sp1 are 0.83 and 0.86 and 0.80 and 0.87 respectively and the correlation coefficient between the porosity Geolog software and the core data in the wells sp2 is 0.79. The results obtained from this investigation showed that the ANN method is superior to Geolog software to predict reservoir permeability and porosity.

**Key Words:** Porosity, Permeability, Artificial Neural network, Geolog software, core analysis, well test



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

M.Sc. Thesis in Petroleum Engineering – Exploration

Carbonate reservoir characterization using Neuro-Fuzzy methods with well logs data

By: Somayeh Mahmoodvand

Supervisor:

Dr Mehrdad Soleimani Monfared

Dr Ali Moradzadeh

january 2018